

REEPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8Mai 1945 – Guelma
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrotechnique et Automatique

Réf:...../2023



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme de Master Académique**

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Electrotechnique

Spécialité : Réseaux électriques

Par :

BOUREBIA Lotfi

BOUKHDENA Nabil

Thème

Prédiction des paramètres de la décharge couronne des mélanges gazeux en haute tension.

Soutenu publiquement, le 19 /juin/2023,

M. BOULOUEH Messaoud Professeur
Mme. GEROUÏ Assia MCB
M. FERAGA Chams-Eddine Professeur

Univ.Guelma Président
Univ.Guelma Encadreur
Univ.Guelma Examineur

Remerciements

Il est venu le temps de mettre un point final à ce travail et a toutes ces années effectuées de recherche du l'université **8 mai 1945 Guelma**.

Tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et miséricordieux qui nous donné la force et la patience durant ces années d'étude, et nous tenons à remercier nos parents, nos frères et sœur, et fournir des conseils et des encouragements qu'ils nous ont apporté un soutien moral et financier toujours.

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude et nos sincères remerciements à notre encadreur **Dr. ASSIA GUERROUI**, pour ses précieux conseils et son aide.

Je voudrais remercier très vivement monsieur le professeur **BOUKOUH Messaoud** de l'université 8 mai 1945 de Guelma pour avoir bien voulu me faire l'honneur de présider le jury d'examen de ma soutenance.

Je tiens à exprimer ma gratitude professeurs **FERAGA Chams-Eddine** de l'université 8 mai 1945 de Guelma pour le grand plaisir qu'ils ma fait en acceptant de juger ce travail.

Nous tenons tout particulièrement à remercier monsieur **Pr. AHCENE LEMZADMI** chef de **LGEG** et les enseignants du département de **Génie Electrotechnique et automatique** de l'université **8 mai 1945 Guelma** et monsieur **TAWFIQ BOURENEB** ingénieur a **Promech Annaba** pour leurs orientations et leurs conseil.

Liste des Figure

Figure	Page
Figure I.1 : Structure moléculaire de l'hexafluorure de soufre (SF ₆).	4
Figure I.2 : F : Evolution du champ réduit critique (E/P) Lim (courbes construites de et tension de claquage en champ uniforme (résultats expérimentaux) de mélanges de SF ₆ avec N ₂ , CO ₂ et air en fonction du taux de SF ₆ . [3]	6
Figure II.1 : zones d'ionisation et de dérive dans la décharge couronne électrode	12
Figure II.2 : configuration d'électrodes pour la génération de décharges couronnes [5]	12
Figure II.3 : Caractéristique courant-tension d'une décharge couronne dans l'air (Configuration pointe-plan).[3]	14
Figure II.4 : Descriptif de la décharge positive	16
Figure II.5 : Descriptif de la décharge couronne négative [7]	17
Figure II.6 : électron germe et L'avalanche électronique	20
Figure II.7 : Loi de Paschen pour différents gaz	22
Figure II.8 : Courbes de courant de décharge en fonction de la tension appliquée $I=f(U)$ pour le mélange SF ₆ -N ₂ à 5% de SF ₆ en polarité positif avec $r_p = 50 \mu\text{m}$ et $d = 7,5\text{mm}$ à différentes valeurs de pressions.	24
Figure II.9 : Courbes de courant de décharge en fonction de la tension appliquée $I=f(U)$ pour le mélange SF ₆ -N ₂ à 10% de SF ₆ en polarité positif avec $r_p = 50 \mu\text{m}$ et $d = 7,5\text{mm}$ à différentes valeurs de pressions.	24
Figure II.10 : Courbes de courant de décharge en fonction de la tension appliquée $I=f(U)$ pour le mélange SF ₆ -N ₂ à 10% de SF ₆ avec $r_p = 50 \mu\text{m}$ et $d = 7,5\text{mm}$ à différentes valeurs de pressions.	25
Figure II. 11 : Courbes de courant de décharge en fonction de la tension appliquée $I=f(U)$ pour le mélange SF ₆ -N ₂ à 5% de SF ₆ en polarité négative avec $r_p = 50 \mu\text{m}$ et $d = 7,5\text{mm}$ à différentes valeurs de pressions.	25
Figure II.12 : Tensions seuils d'apparition de la décharge dans le mélange SF ₆ -N ₂ avec 5% de SF ₆ pour les deux polarités.	26
Figure II. 13 : Tensions seuils d'apparition de la décharge dans le mélange SF ₆ -N ₂ avec 10% de SF ₆ pour les deux polarités.	26
Figure II.14 : Les tensions seuils en fonction de la variation de la pression pour des mélanges SF ₆ -N ₂ avec différents taux de SF ₆ en polarité négative.	27
Figure II.15 : Les tensions seuils en fonction de la variation de la pression pour des mélanges SF ₆ -N ₂ avec différents taux de SF ₆ pour la polarité positive.	27

Figure II.16 : Valeurs des tensions seuils en fonction de la pression déduites du modèle de Quershi et celui de Kline et nos résultats de mesures pour un mélange de 5% de SF ₆ .	29
Figure II.17 : Valeurs des tensions seuils en fonction de la pression déduites du modèle de Quershi et celui de Kline et nos résultats de mesures pour un mélange de 10% de SF ₆ .	29
Figure III.1 : Illustration de l'accroissement d'intérêt pour les réseaux de neurones : évolution du nombre de participants au congrès Neuro-Nîmes [11]	34
Figure III.2 : Représentation schématique d'un neurone biologique. [9]	35
Figure III.3 : Représentation d'un neurone. [9]	37
Figure III.4 : Topologies des réseaux de neurones artificiels.[9]	38
Figure III.5 : Le réseau mono couche. [9]	39
Figure III.6 : Réseaux de neurones multicouches.	40
Figure III.7 : Types de connexions, (a) Connexions directes &(b) Connexions récurrentes.	40
Figure III.8 : Connexions entre deux couches, (a) Partielles, (b) Totales.	41
Figure III.9 : Apprentissage supervisé.	43
Figure III.10 : Apprentissage non supervisé.[9]	43
Figure III.11 : Organigramme de conception d'un réseau de neurones. [3]	44
Figure IV.1 : Interface graphique « nntool ».	46
Figure IV.2 : Création des données.	47
Figure IV.3 : Paramètres du RNA dans le cas d'utilisation deux couches cachées et 10 neurones par couche.	47
Figure IV.4 : Fenêtre de l'apprentissage de l'outil " nntool" dans le cas d'utilisation d'une seule couche cachée et 2 neurones par couche	49
Figure IV.5 : Structure de RNA dans le cas d'utilisation 10 couches cachées et 2 neurones par couche.	50
Figure IV.6 : courbes de régression	51
Figure IV.7 : Courbes des tensions seuils mesurées et prédites en utilisant les réseaux Neurons ANN pour des mélanges de SF ₆ -N ₂ et à des pressions variables en polarité égative	52
Figure IV.8 : Tensions seuils prédites par ANN pour des mélanges de SF ₆ -N ₂ et à des pressions non couvertes par l'expérimentation	53
Figure IV.9 : Evolution de l'erreur de prédiction	53

Liste des tableaux

Tableau	page
Tableau I.1 : Principales caractéristiques physico- chimiques du SF ₆	4
Tableau I.2 : Principaux produits issus de la décomposition du SF ₆ sous décharge étincelle	5
Tableau I.3 : présentés quelques produits de décomposition et leurs degrés de toxicité [2]	6
Tableau I.4 : Principales propriétés du N ₂	7
Tableau II.1 : Valeurs de $(E/P)_{lim}$ à différents concentrations de SF ₆ dans le mélange SF ₆ -N ₂ d'après les modèles de Malik et al et Kline.	28
Tableau II. 2 : Les valeurs de C déterminées pour des valeurs de $(E/P)_{lim}$ données par Malik et Qureshi et par Kline.	28
Tableau III.1 : Transition entre le neurone biologique et le neurone formel.	36
Tableau IV.1 : Paramètre finaux de la structure et d'apprentissage de RNA	48

Sommaire

Introduction générale.....	1
CHAPITER I : GENERALITES SUR LES GAZ	
I- 1 Introduction	3
I-2 Historique sur le SF6.....	3
I-3 Propriétés physico - chimiques du SF6.....	3
I.3.1 Principales propriétés physico -chimiques du SF6	4
I.4 Décomposition du SF6 dans les différents types de décharges électriques	5
I.4.1 Décomposition dans une décharge d'arc	5
I.4.2 Décomposition dans une décharge étincelle.....	5
I.4.3 Décomposition dans une décharge couronne.....	5
I.4.4 Décomposition thermique	5
I. 4.5 Toxicité des produits de décomposition du SF6	5
I.6 Propriétés de l'azote (N2).....	7
I.6.1 Propriétés physico-chimiques	7
I.7 Facteurs influençant la tenue diélectrique du SF6	8
I.7.1 Les particules métalliques	8
I.7.2 Le matériau des électrodes	8
I.8 Facteurs influençant la tenue diélectrique de l'azote	9
I.9 Propriétés du mélange SF6-N2	9
Chapitre II : Etude de la décharge couronne	
II.1 Introduction	12
II.2 La décharge couronne.....	12
II.3 Domaine d'existence de la décharge couronne	14
II.4 Mécanisme de la décharge couronne	14
II.5 Effet de la polarité sur le processus de développement de la décharge couronne	15
II.5.1 Décharge positive.....	15
II.5.2 Décharge négative.....	16
II.6 Avantage de la décharge couronne dans un réseau.....	17
II.7 Problèmes liés aux décharges couronne	17
II.8 Décharge électrique dans le mélange SF₆-N₂	18
II.9 Décharges couronne et claquage	19
II.10 DECHARGE DE TOWNSEND	20

II.10.1 Décharge de Townsend et critère d'auto entretien de la décharge	20
II.10.2 Limite du critère de Townsend	21
II.11 Loi de Paschen	22
II.12 Phénoménologie de la décharge	23
II.13 Résultats expérimentaux.....	23
II.13.1 Tensions seuils des décharges couronnes	23
II.13.2 Evolution des tensions seuils en fonction de la pression	27
II.13.3 : Calcul de la tension d'amorçage de la décharge couronne.....	28
II.14.Conclusion.....	30
CHAPITRE III : RESEAU DE NEURONE	
III.1 Historique	32
III.1.1 Les débuts	32
III.1.2 Les premiers succès	32
III.1.3 L'ombre	33
III.1.4 Le renouveau.....	33
III.1.5 La levée des limitations.....	34
III.1.6 La situation actuelle (1992)	34
III.2 Introduction.....	35
III.3 Neurone formel (Artificiel)	35
III.5 Fonctionnement.....	37
III.6 Architecture du réseau de neurone	38
III.6.1 Réseau de neurones monocouches.....	39
III.6.2 Réseaux de neurones multicouches	39
III.6.3 Connexions du réseau de neurones	40
III.7 Méthode 1: Feed Forward-Back Propagation.....	41
III.7.1 La couche d'entrée	42
III.7.2 La couche de sortie	42
III.7.3 Les couches cachées	42
III.7.4 Le nombre de couches cachées	42
III.8 Propriétés des réseaux de neurones	42
III.8.1 Apprentissage supervisé.....	43
III.8.2 Apprentissage semi-supervisé.....	43
III.8.3 Apprentissage non supervisé.....	43
III.9 Validation et Tests	44
Chapitre IV : Résultats et validation	
IV.1 Introduction.....	46

IV.2 Implémentation et simulation	46
IV.2.1 Création des données	46
IV.2.2 Création du réseau	47
IV.2.3 Méthodes d'apprentissage	48
IV.2.4 Application du RNA	48
IV.3 Conclusion	54
Conclusion général	55

Introduction générale

D'innombrables études, tant expérimentales que numériques, se sont penchées sur les décharges électriques dans les gaz électronégatifs, et plus particulièrement dans le SF₆. Ces études ont donné lieu à plusieurs modèles mathématiques élaborés dans le but d'analyser les phénomènes de claquage dans ce gaz. Ces modèles visent à reproduire soit une phase spécifique de la décharge, soit son évolution globale dans le SF₆ ou d'autres gaz similaires. Ces modèles mathématiques permettent de simuler et d'étudier le comportement du SF₆ soumis à diverses conditions électriques, ce qui contribue à améliorer la conception des équipements électriques, à prévenir les défaillances et à optimiser leur durée de vie.

Le présent travail consiste essentiellement à la détermination des tensions seuils du SF₆ dans le mélange SF₆-N₂ en utilisant les techniques des réseaux neurones. Les données expérimentales utilisées sont ceux du laboratoire électrostatique et des matériaux diélectriques LEMD du centre national de la recherche scientifique CNRS de Grenoble en France. La base de donnée consiste des caractéristiques courant-tension de la décharge couronne en configuration pointe-plan pour le SF₆ et le mélange SF₆-N₂. Les pressions utilisées varient entre 3 et 15 bars, les mesures sont effectuées pour la polarité négative et positive.

Nous avons scindé notre travail en quatre chapitres.

Le premier chapitre est consacré aux généralités sur le SF₆, ses avantages dans les systèmes d'isolation et ses inconvénients.

Dans le deuxième chapitre :

- Une étude rétrospective sur la théorie des décharges électriques dans les gaz avec une attention particulière aux phénomènes de conceptions électriques.
- Résultats expérimentaux de mesures des caractéristiques courant-tension I(V) pour la détermination les tensions seuils en polarité positive et négative dans les différents mélanges et sous haute pression.

Le troisième chapitre traiter les différents aspects de la technique des réseaux neurones.

Le chapitre quatre est consacré a réalisé. Application et discussion des résultats de simulations par réseaux de neurones pour la prédiction des tensions seuils dans les mélanges SF₆-N₂

Finalement on se termine par une conclusion générale.

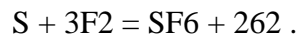
CHAPITER I
GENERALITES SUR LES GAZ

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 [1].

I-2 Historique sur le SF6

Le SF6 fut fabriqué pour la première fois en 1900 par H. Moissan et P. Lebeau à partir du fluor et du soufre par la réaction suivante :



Fondu gaz gaz kcal

Les premières recherches d'envergure furent menées en 1939 par H.G. Pollak et F.S. Cooper qui étudièrent le comportement électrique du SF 6 en champ divergent sous tension continue. Au cours des années suivantes les recherches portèrent principalement sur la stabilité chimique du gaz soumis à des décharges électriques. Ce n'est qu'aux années cinquante qu'on s'est intéressé au SF6 comme un gaz isolant dans le domaine de l'électrotechnique de haute tension.

I-3 Propriétés physico - chimiques du SF6

La représentation de la molécule du SF6 sur la figure I.1, montre une structure dans laquelle l'atome de soufre occupe le centre d'un octaèdre régulier dont chaque sommet est occupé par un atome de fluor. C'est une configuration parfaitement stable, avec des liaisons saturées, qui confèrent à la molécule une grande inertie chimique. Les liaisons soufre - fluor sont fortement covalentes.

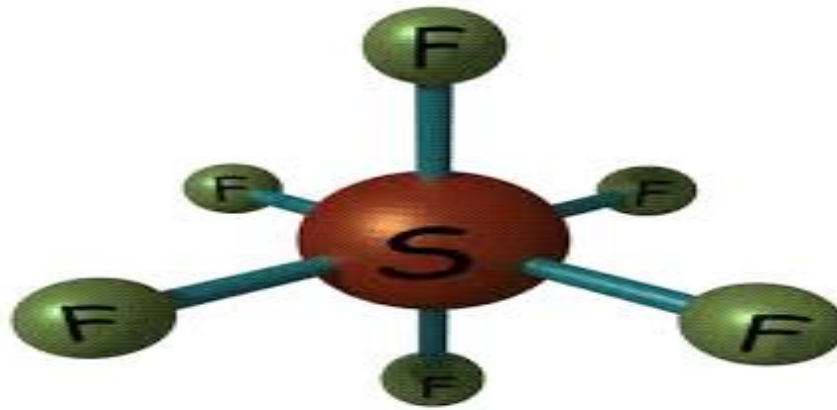


Figure I.1 : Structure moléculaire de l'hexafluorure de soufre (SF₆).

La structure moléculaire du SF₆ est à l'origine de l'excellente stabilité thermique, son électronégativité lui permet de neutraliser les électrons libres présents dans le milieu. Dans son état normal il est chimiquement neutre, non-toxique, et il est non inflammable. Le SF₆ a une capacité remarquable des "auto-cicatriser après une rupture de l'intervalle, il est incolore, inodore et il est très compatible avec les matériaux utilisés dans l'industrie de l'électrotechnique

I.3.1 Principales propriétés physico -chimiques du SF₆

Sur le tableau I.1 sont représentées les principales propriétés du SF₆

Tableau I.1 : Principales caractéristiques physico- chimiques du SF₆

Constante diélectrique ϵ	1.002 à 25°C et à 1 bar
Masse spécifique	6.14 kg/m; à 20°C et à 1 bar
Dimension moléculaire	4.77A
Poids moléculaire	146,08 g
Point triple	- 50,8 °C; à 2.6 bar; 9.5 kcal/kg
Point de sublimation	- 63 8°C ; Lf= 38.6kcal/kg
Point critique	45.5°C ; p = 37.6 bar; ρ = 736 kg/m ³
Facteur de compressibilité Z (PV/RT)	0.9372 à 15°C et à 5 bars 0.9588 à 50°C et à 5 bars
Conductivité thermique	0.131 (mW/cm. °C) à 15°C et à 1 bar 0.159 (mW/cm. °C) à 50°C et à 1 bar

Le SF₆ est facilement liquéfié sous pression et à température ambiante, permettant ainsi son stockage dans des cylindres métalliques. Il est très disponible et jusqu'à 1994 son prix est resté très bas de l'ordre de \$3 par livre (0,4536 Kg), pour atteindre le prix de \$30 en 1997[2].

I.4 Décomposition du SF₆ dans les différents types de décharges électriques

I.4.1 Décomposition dans une décharge d'arc

Les principaux produits issus de la décomposition en présence d'une décharge d'arc sont : SOF₂, SF₄ et SF₂

I.4.2 Décomposition dans une décharge étincelle

Les produits détectés par différents travaux sont rassemblés dans le tableau I.2

Tableau I.2 : Principaux produits issus de la décomposition du SF₆ sous décharge étincelle

Produits	Concentration en % de volume
SOF ₂ (SF ₄)	0.5
SOF ₄	0.085
S ₂ F ₁₀	0.026
SO ₂ F ₂	0.006
SO ₂	0.002
HF	

I.4.3 Décomposition dans une décharge couronne

Le SOF₂ a été fortement détecté ainsi que le SOF₄ et le SO₂F₂. Le S₂F₁₀

I.4.4 Décomposition thermique

Est un produit très toxique a été aussi détecté sous décharge couronne.

Le taux de décomposition du SF₆ augmente avec l'augmentation de la température et les Composés qui peuvent apparaître sont : SOF₂, SO₂F₂, SO₂ (à 650°C).

I. 4.5 Toxicité des produits de décomposition du SF₆

Pur, le SF₆ est non toxique et inerte. Il peut cependant être asphyxiant lorsque sa concentration est élevée dans l'air. Le taux maximal conventionnellement admis est de 12mg.m⁻³ sur le tableau I. 3 sont présentés quelques produits de décomposition et leurs degrés de toxicité

Tableau I.3 : présentés quelques produits de décomposition et leurs degrés de toxicité [2]

Sous-produits	Degré de toxicité	Quantité admissible (mg/m3)
SOF _e	Peu toxique	2.5
SOF ₂	Peu toxique	2.5
SF ₄	Moyennement toxique	0.1
SO ₂ F ₂	Moyennement toxique	5
SO ₂	Moyennement toxique	2
HF	Moyennement toxique	3
S ₂ F ₁₀	Très toxique	0.025

I.5 Utilisation des mélanges de SF6

Le remplacement du SF6 a fait l’objet de nombreuses recherches depuis les années 1970. Il a été montré qu’il est très difficile, voire impossible, de trouver un gaz « vert » capable de remplacer universellement le SF6. Les solutions pour son remplacement dépendent fortement de l’application envisagée. Un autre axe de réflexion consiste à réduire la quantité de ce gaz en utilisant des mélanges SF6 autre gaz compatible avec l’environnement, avec une teneur en SF6 la plus faible possible. Ceci consiste à ajouter un faible taux de SF6 dans un autre gaz comme N2, CO2, air ou encore hélium, argon [ou hydrogène. Le mélange SF6-H2 est inutilisable à cause du danger d’explosion en cas de décharge électrique. Les mélanges SF6-Ar et SF6-He ont un champ critique réduit nettement inférieur à celui du mélange SF6, et ils n’ont pas d’intérêt industriel sauf éventuellement le mélange SF6-He pour la coupure d’arc. En conclusion pour l’isolation électrique, seuls les mélanges SF6 avec N2, CO2 ou air sont Intéressants, car un effet de synergie est observé avec ces trois mélanges pour des concentrations faibles en SF6.

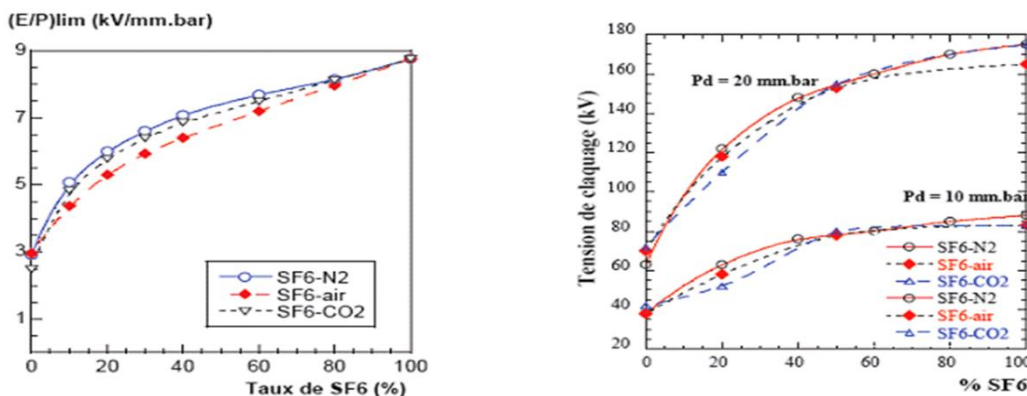


Figure I.2 : Evolution du champ réduit critique (E/P) Lim (courbes construites de et tension de claquage en champ uniforme (résultats expérimentaux) de mélanges de SF6 avec N2, CO2 et air en fonction du taux de SF6[3].

I.6 Propriétés de l'azote (N₂)

I.6.1 Propriétés physico-chimiques

L'azote est le constituant majoritaire de l'atmosphère terrestre, environ 78 % en volume. Il est incolore, inodore, inflammable, non corrosif et non toxique. Toutefois, lorsqu'il est en très grande quantité, il peut être asphyxiant (par déplacement de l'oxygène). Les propriétés physico-chimiques de l'azote sont résumées dans le tableau ci-dessous.

Tableau I.4 : Principales propriétés du N₂

Paramètres	Valeur	Conditions
Masse molaire moléculaire	28,0134 g.mol ⁻¹	/
Masse volumique de gaz	1,25053 kg.m ⁻³ [Ja-1]	T.P.N.
Point de fusion	63 K	P=101,3 kPa
Point d'ébullition	77,347 K	P=101,3 kPa
Energie de première ionisation	E _i = 15,58 eV	
Constante diélectrique	1	à T = 25°C et p = 1bar
Facteur de perte diélectrique tan (δ)	= 0 (inférieure à 2.10 ⁻⁵)	
Masse spécifique	1,18 kg/m ³	à p= 1 bar et T = 20°C
Dimension moléculaire	3 à 4 Å°	
Point triple	T = -210 °C; p = 0,12 bars; L _f = 6,15 kcal/kg	
Point critique	T = -146,4 °C; p = 33,99 bars ; ρ = 314 kg/m ³	
Facteur de compressibilité Z(pV/RT)	0,9984	à T = 27 °C et p = 10 bars
	0,9965	à T = 7 °C et p = 10 bars
	0,9991	à T = 27 °C et p = 5 bars
Conductivité thermique (mW/cm.°C)	0,258	à T = 27°C et p = 1 bars
	0,244	à T = 7°C et p = 1 bars
	0,262	à T = 27°C et p = 10 bars

Sous forme gazeuse, l'azote ne se liquéfie qu'à de très basse températures : - 196°C pour une pression de 1 bar. Cette propriété lui confère un avantage indéniable sur le SF₆ pour une utilisation dans les régions de climat très froid. La conductivité thermique de l'azote est plus élevée que celle du SF₆. Ce gaz isolant est effectivement adapté pour une éventuelle utilisation sur une très grande échelle de température. La rigidité diélectrique de l'azote est 2 à 3 fois plus faible que celle du SF₆[2].

I.7 Facteurs influençant la tenue diélectrique du SF₆

Le comportement du SF₆ est tributaire des phénomènes tendant à modifier le champ car le coefficient d'ionisation effectif augmente très rapidement en fonction du champ. Parmi les facteurs influents sur la tenue diélectrique, nous examinons l'effet des particules métalliques et la nature des matériaux des électrodes.

I.7.1 Les particules métalliques

La présence des particules peut réduire de manière notable la tension d'amorçage de l'intervalle. Cette réduction est fonction de leur dimension, de leur matériau, de leur position dans l'intervalle, ainsi que de la nature du gaz et de celle de la tension appliquée. La réduction de la tension d'amorçage due à la présence des particules est plus importante sous tension continue que sous tension alternative. Les phénomènes de charge d'espace en continue et les alternances en alternative provoquent le va et vient des particules entre les électrodes. Toutefois, la probabilité qu'elles atteignent à chaque fois une des électrodes est beaucoup plus réduite en alternative qu'en continue, du fait de la durée relativement courte des alternances. En onde de choc, les particules ont encore moins de temps pour atteindre les électrodes.

Sommairement l'influence des particules conductrices sur la tenue diélectrique des systèmes isolés par le SF₆ s'explique par le fait, qu'en raison justement de leur caractère conducteur, les lignes de champ électrique convergent à leur proximité. L'augmentation consécutive de l'intensité du champ favorise le développement de décharge à leur niveau.

Un des moyens classiques pour s'affranchir des effets des particules est de les entraîner dans une région à champ faible voir nul et de les piéger. Ainsi, dans la plupart des équipements au SF₆, on trouve des pièges à particules permettant de maintenir les particules dans des poches ou elles ont été isolées par le champ.

I.7.2 Le matériau des électrodes

Le matériau des électrodes, particulièrement celui de la cathode, influe sur la décharge à travers l'émission électronique par les ions positifs et par les photons, surtout dans les configurations où la pression et le champ sont élevés. La rugosité de la surface des électrodes, en particulier les protubérances (aspérités), génère des champs locaux nettement supérieurs au champ appliqué. La diminution de la tension d'amorçage dépend

de la hauteur de l'aspérité (h) et de la pression (P). En effet, Pederson a fait mention d'une diminution de la tension d'amorçage à partir de $Ph > 0.04 \text{ bar.cm}$ [2].

I.8 Facteurs influençant la tenue diélectrique de l'azote

A l'instar du SF₆, le comportement de l'azote est assujéti aux facteurs qui modifient le champ ou les phénomènes photoniques dans l'intervalle. Toutefois, la croissance du coefficient primaire d'ionisation en fonction du champ est relativement moins rapide dans l'azote que dans le SF₆. Les effets des facteurs agissant sur le champ sont comparativement moins prononcés dans un intervalle d'azote que dans celui de SF₆. C'est entre autres le cas des particules métalliques fixes et libres. Les matériaux des électrodes, en intervenant dans la décharge par le biais des mécanismes.

secondaires démissions suite aux bombardements ioniques ou photoniques, auront une influence non négligeable à cause du rôle prépondérant de la photo ionisation dans l'azote. Quant aux impuretés gazeuses, leur impact sera lié à leur comportement vis à vis des phénomènes photoniques. La tenue de l'intervalle sera réduite par les molécules des impuretés si leur énergie d'ionisation et/ou leur énergie d'émission de photons sont inférieures à celles de la molécule d'azote (neutre ou excitée).

I.9 Propriétés du mélange SF₆-N₂

L'utilisation du SF₆ dans des quantités plus faibles en le mélangeant avec un autre composant a été envisagée afin de limiter ainsi ses rejets dans l'atmosphère qui contribuent à l'effet de serre. L'idéal serait de le remplacer par un gaz équivalent au niveau diélectrique mais sans conséquences sur l'environnement. Depuis quelques années, des diélectriques gazeux meilleurs ou équivalents ont été étudiés (perfluorocarbones et leurs mélanges par exemple) mais présentent d'autres inconvénients sérieux. Le meilleur compromis à ce jour a été de mélanger le SF₆ avec un gaz tel que le diazote car même avec de très faibles quantités hexafluorure de soufre, le mélange SF₆-N₂ présente une bonne tenue diélectrique. Le diazote transporte les électrons énergétiques dans les niveaux d'énergie les plus bas (on peut noter que le CO et le CO₂ jouent le même rôle que N₂. où le SF₆ les capture avec une très forte probabilité. La création d'autres électrons dans le gaz est ainsi évitée de même que le phénomène d'ionisation et par la suite le claquage. A long terme, l'élimination totale du SF₆ est à prévoir même si cette solution n'est pas encore envisageable aujourd'hui pour des raisons

techniques et économiques. Les mélanges SF₆-N₂ à faible concentration en SF₆ (5 à 15 %) sont destinés au domaine des lignes de transmission comme gaz isolant sous des pressions comprises entre 500 et 900 kPa . Leur utilisation va évidemment impliquer une augmentation du coût puisque le recyclage requiert une adaptation nécessaire des installations mais ceci est déjà envisagé par plusieurs pays. Dans l'industrie, les tendances actuelles sont l'utilisation du SF₆ pur pour les disjoncteurs mais de plus en plus de soins et d'attention sont apportés à la réduction des fuites ainsi qu'à la récupération et au recyclage du gaz, alors que pour l'isolation on s'oriente vers les mélanges gazeux comme SF₆-N₂ (\cong 10%-90%) surtout dans des conditions de température extrêmes où le SF₆ pur n'est plus adapté[3].

I.10 Conclusion

Le remplacement du sf₆ par gaz équivalent est pratiquement impossible dans le cours terme, le meilleur compromis est de mélanger le SF₆ avec un gaz tel que le diazote avec de très faibles quantités hexafluorure de soufre. Le mélange SF₆ –N₂ présente une bonne tenue diélectrique au niveau diélectrique mais sans conséquences sur l'environnement.

Chapitre II

Etude de la décharge couronne

II.1 Introduction

Les phénomènes de décharge électrique, étudiés pourtant depuis près de deux siècles, font toujours l'objet de recherche active auprès des scientifiques. On pourrait s'étonner de cet état de fait mais on comprendrait vite que cela n'est dû qu'à la très grande complexité du phénomène et des mécanismes qui le constituent. Cependant de grandes avancées ont été faites ces dernières décennies dans l'amélioration des moyens de diagnostic des premiers instants de la décharge et donc dans l'étude des mécanismes d'initiation. 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 chapitre, nous élaborerons quelques grandes théories sur les mécanismes d'initiation d'une décharge électrique dans les gaz, en élaborant sommairement les théories allant des électrons primaires en passant par les avalanches jusqu'à la rupture de l'intervalle.

II.2 La décharge couronne

Les décharges couronnes, également appelées décharges à effet corona, apparaissent généralement à pression atmosphérique. On peut définir la décharge couronne comme une décharge électrique autoentretenu non destructive dans un gaz, qui peut apparaître entre deux électrodes asymétriques, dont l'une à un faible rayon de courbure reliée à une haute tension, appelée « électrode active », et l'autre électrode, généralement plane, et reliée à la terre, appelée « électrode passive ». La dissymétrie des électrodes conduit à un champ électrique inhomogène dans l'espace inter-électrodes qui comporte deux zones : une zone active (zone d'ionisation) et une zone de dérive (Figure II.1).

Au voisinage de l'électrode à faible rayon de courbure (zone active ou zone ionisée) le champ est suffisamment élevé, ainsi une ionisation du gaz se produit et les phénomènes d'avalanche sont limités dans l'espace par la décroissance du champ électrique. Autour de cette zone on retrouve la zone de dérive ou unipolaire où les ions du même signe que l'électrode à faible rayon de courbure dérivent jusqu'à l'autre électrode[4].

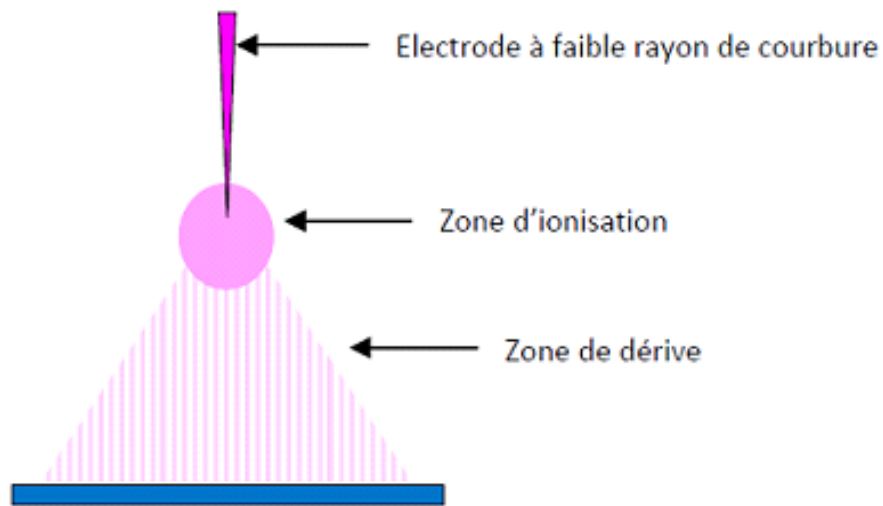


Figure II.1 : zones d'ionisation et de dérive dans la décharge couronne électrode

Il existe différentes configurations d'électrodes permettant de créer des décharges couronnes. La Figure I.2 montre les configurations les plus communément utilisées qui sont de types : fil/plan, pointe/plan, couteau/plan, et fil/cylindre.

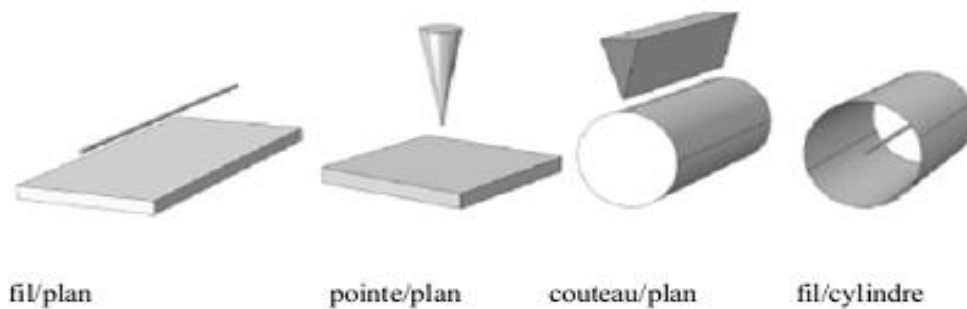


Figure II.2 : configuration d'électrodes pour la génération de décharges couronnes [5].

II.3 Domaine d'existence de la décharge couronne

Au départ, une simple collecte de charges puis une multiplication électronique seront effectuées pour atteindre une troisième phase qui correspond au domaine d'existence de la décharge couronne. En effet, lors d'un certain haut potentiel, le champ sera d'envergure pour ioniser le gaz qui est au voisinage. A ce niveau, la décharge est auto-entretenu où peuvent apparaître des dards où ce qu'on appelle les streamers. Ces derniers font l'objet de la composante impulsionnelle du courant et de sa transition vers l'arc électrique, (Figure II.3)[6].

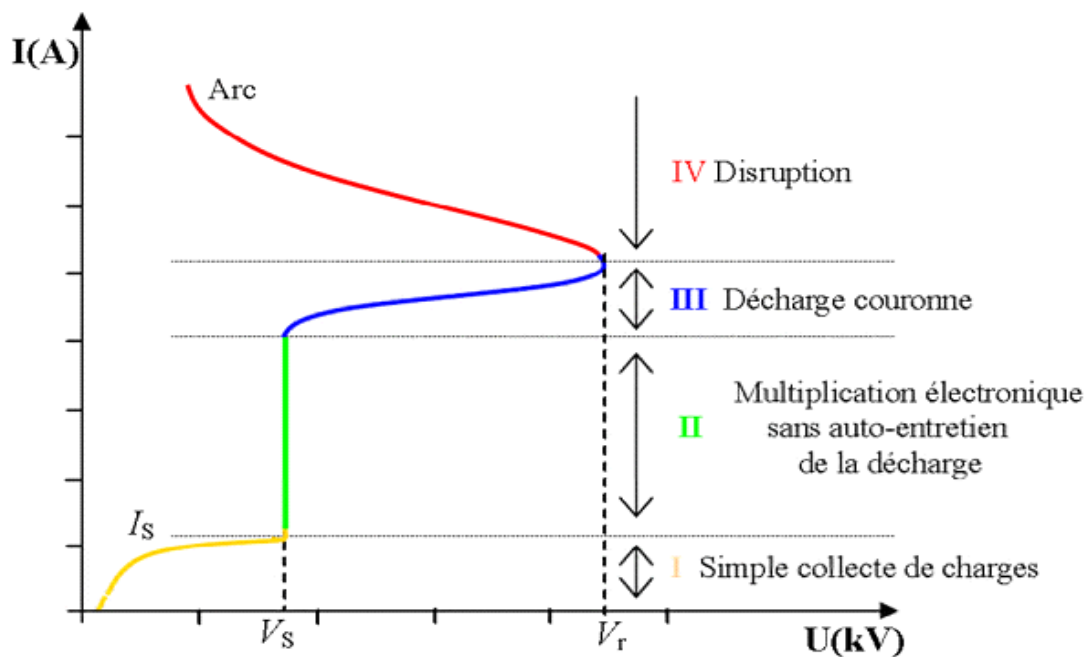


Figure II.3 : Caractéristique courant-tension d'une décharge couronne dans l'air (Configuration pointe-plan)[3].

II.4 Mécanisme de la décharge couronne

Les décharges sont interprétées sur la base de deux modèles :

- Le premier concerne les décharges à long rayon d'action faisant intervenir l'intervalle de décharge tout entier et notamment les effets secondaires à la cathode : c'est la décharge de Townsend.
- Le deuxième modèle est mis au point pour expliquer la rapidité des phénomènes

concernant les décharges à court rayon d'action, faisant intervenir la situation locale : c'est la décharge par Streamers[7].

II.5 Effet de la polarité sur le processus de développement de la décharge couronne

La décharge couronne peut être positive ou négative selon la polarité de l'électrode de faible rayon de courbure. Si elle est positive, on parle d'une décharge couronne positive, sinon, d'une décharge couronne négative. Du fait de la différence de masse entre les électrons (négatifs) et les ions (positifs), la physique de ces deux types de décharge couronne est radicalement différente. La décharge couronne négative se produit beaucoup plus qu'une décharge couronne positive par contre la décharge complète intervient à des tensions plus faibles en polarité positive qu'en polarité négative.

Pour la décharge couronne négative, l'avalanche électronique prend naissance autour de la pointe et se dirige vers l'électrode plane. Par contre en polarité positive, les électrons libres naturels et ceux créés lors des avalanches électroniques se déplacent vers l'anode dans la zone où le champ électrique est le plus intense. De plus la décharge couronne apparaît à des tensions plus faibles en pointe négative qu'en pointe positive. Mais la décharge complète intervient à des tensions plus faibles en polarité négative. Du point de vue de l'isolation, les décharges couronne positives sont plus néfastes que celles des couronnes négatives.

II.5.1 Décharge positive

La décharge couronne positive est celle qui se produit quand la pointe est portée à un potentiel positif et la plaque à la terre. Dans ce cas, dans la zone de champ intense autour de la pointe, des électrons sont produits par photo-ionisation et sont accélérés vers l'anode. Autour de celle-ci, se développe alors une région de forte ionisation : zone en pointillé à la Figure II.4. Les ions positifs ainsi créés sont repoussés par l'anode, sous l'effet des forces de Coulomb, jusqu'à une distance de la pointe (inférieure au millimètre) au-delà de laquelle le champ électrique trop faible (< 30 kV/cm dans l'air à pression atmosphérique) ne permet plus la création d'ions positifs. Les ions positifs migrent donc vers la cathode (la plaque). Cette zone unipolaire, puisqu'il n'y a que des ions positifs, est appelée région de dérive.

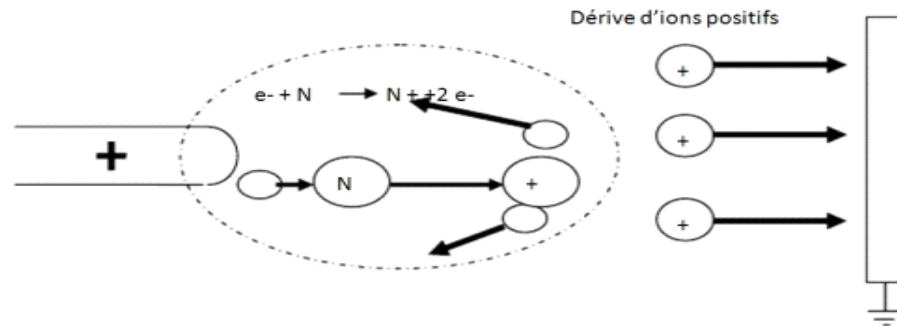


Figure II.4 : Descriptif de la décharge positive

Pour cette décharge, il y a avancement de streamers, qui se propage en quelque sorte comme une extension de l'anode. D'après les modélisations de la décharge est composée d'une phase de propagation du streamer (durée de la propagation de 50 ns à la vitesse de 2×10^5 m/s) et d'une phase de restauration pendant laquelle les ions dérivent. Ces deux phases forment un cycle de fréquence 10 kHz. Le courant de décharge n'est donc pas continu, mais correspond à une succession de phénomènes transitoires.

II.5.2 Décharge négative

Dans le cas où la pointe est portée à un potentiel négatif, il y a toujours création d'électrons par photo-ionisation et apparition de la zone d'ionisation autour de la pointe. Goldman et Sigmund expliquent que les ions positifs alors créés reviennent rapidement à la cathode (Figure II.5). Seuls les ions négatifs créés par attachement dans une zone où le champ est plus faible peuvent migrer vers la plaque. De plus, lorsque la haute tension dépasse un seuil, il y a passage à l'arc.

Le courant de cette décharge est dû à des impulsions de Trichel à une fréquence qui dépend de la tension appliquée. Ces impulsions sont régulières et sont dues au champ électrique qui s'affaiblit au voisinage de la cathode. Les ions négatifs empêchent en effet la multiplication des avalanches électroniques. Une fois ces ions migrés vers l'anode, de nouvelles avalanches apparaissent. L'intervalle entre deux pics de courant, impulsions de Trichel, dépend donc du temps nécessaire aux ions négatifs à atteindre l'anode[7].

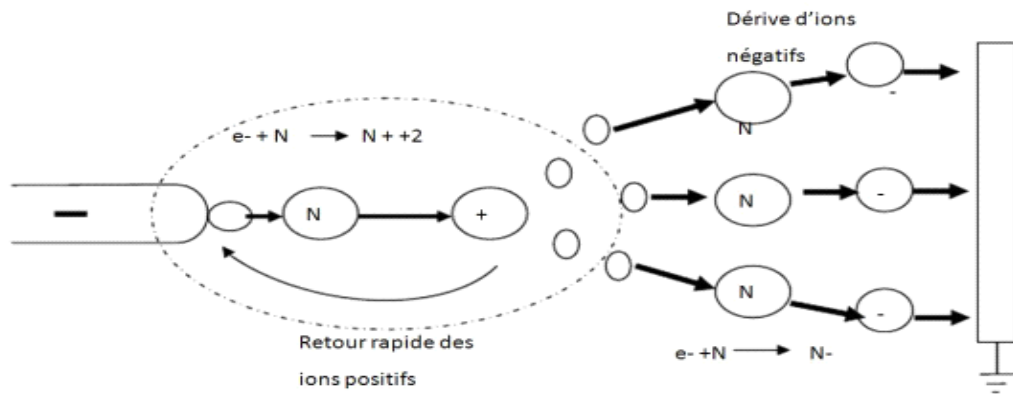


Figure II.5 : Descriptif de la décharge couronne négative [7].

II.6 Avantage de la décharge couronne dans un réseau

Quand le champ superficiel dépasse le seuil critique, les charges créées par effet couronne éliminent par neutralisation une partie des charges du conducteur. Ceci provoque la diminution du champ superficiel et du potentiel du conducteur. On dit que l'effet couronne est un régulateur de tension. Donc la décharge couronne amortit les surtensions sur les lignes surtout les surtensions dues à la foudre. Lorsque l'effet couronne se produit autour du conducteur dans l'air environnant celui-ci acquiert une grande conductivité et le diamètre du conducteur tend à augmenter, ce qui paradoxalement réduit le champ électrique. Des calculs récents effectués sur des modèles simulés d'une ligne de 220 kV soumise à une onde de choc 1,2/50 μ s simulant une surtension atmosphérique, l'atténuation de la surtension atteint 60% quand on s'éloigne de 7 km du point d'impact de cette surtension [7].

II.7 Problèmes liés aux décharges couronne

Les décharges couronnes peuvent produire des bruits audibles et des perturbations sur les fréquences radio, en particulier à proximité des lignes à haute tension. Elles représentent également une perte de puissance. Enfin, les réactions qu'elles provoquent dans l'atmosphère pourraient avoir un impact sur la santé. C'est pourquoi les installations de transport d'énergie sont conçues pour minimiser la formation des décharges couronne. Les décharges de couronne sont particulièrement à éviter dans :

- Les installations de transmission électrique où elles provoquent une perte d'énergie et du bruit.

- La plupart des équipements électriques : transformateurs, machines électriques (aussi bien générateurs que moteurs), etc. Où elles endommagent progressivement les isolants amenant à une détérioration prématurée dans équipements.
- Toutes les situations nécessitant une tension importante mais où la production d’ozone doit être minimale[7].

II.8 Décharge électrique dans le mélange SF₆-N₂

L’association de N₂ et de SF₆ permet d’utiliser au maximum les qualités de chacun des gaz. En effet, le SF₆ est un gaz électronégatif dont les capacités d’attachement sont particulièrement efficaces. L’azote, quant à lui, a de bonnes qualités de ralentissement des électrons énergiques.

Ainsi dans le mélange les électrons aptes à ioniser les atomes et à déclencher une avalanche électronique, sont ralentis par les molécules d’azote et arrivent dans des domaines d’énergie où le SF₆ a les capacités d’attachement les plus grandes.

Le coefficient d’ionisation effectif pour le mélange SF₆-N₂ est donné par l’expression suivante :

$$\left(\frac{\bar{\alpha}}{P}\right)_{\text{lim}} = z \cdot (\bar{\alpha} / P)_{\text{SF}_6} + (1 - z) \cdot (\alpha / P)_{\text{N}_2} \quad \text{II.1}$$

Avec $z =$ le taux du SF₆ dans le mélange : $z = P(\text{SF}_6) / P$.

$$\frac{\bar{\alpha}}{P} = .z\beta[(E/P) - (E/P)_{\text{lim}}] + (1 - z)A \exp\left(\frac{-B}{(E/P)}\right) \quad \text{II.2}$$

(E/P)_{lim} diminue avec la diminution de la quantité de SF₆ dans le mélange et l’expression précédente prendra la forme suivante :

$$\left(\frac{\bar{\alpha}}{P}\right)_{\text{mél}} = .\beta_m[(E/P) - (E/P)_{\text{lim}}] \quad \text{II.3}$$

Malik et Qureshi ont calculé (E/P)_{lim} pour le mélange SF₆-N₂ en supposant que l’azote et le SF₆ ne réagissent pas avec les électrons de même énergie.

Cependant cette supposition n'est pas rigoureusement correcte. Kline et al. ont utilisé l'expression empirique suivante pour déterminer $(E/N)_{lim}$ et qui semble donner des résultats plutôt satisfaisant.

$$\left(\frac{E}{N}\right)_{lim} = \left(\frac{E}{N}\right)_{SF6} \cdot (\%SF_6)^{0.18} \quad \text{II.4}$$

N est la densité.

La détermination de la tension seuil de la décharge dans les mélanges prend la même forme que celle décrite par Nitta et Shibuya, avec le changement de $(E/P)_{lim}$ et de C_m .

$$U_s = \left(\frac{E}{P}\right)'_{lim} \cdot u \cdot P \cdot d \left(1 + \frac{C_m}{\sqrt{P \cdot r_p}}\right) \quad \text{II.5}$$

La constante C_m est déterminé par la relation suivante:

$$C_m = \sqrt{\frac{4K}{\beta_m * \left(\frac{E}{P}\right)'_{lim}}} \quad \text{II.6}$$

K est le coefficient représentant le critère d'apparition des streamers[2].

II.9 Décharges couronne et claquage

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.

Les décharges couronne ou partielles sont visibles en champ non uniforme ; en champ uniforme, les tensions d'apparition de l'effet couronne et de claquage sont identiques.

II.10 DECHARGE DE TOWNSEND

II.10.1 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'électron obtenu par ionisation est alors accéléré par le champ électrique et peut à son tour ioniser de nouvelles molécules.

Townsend a proposé 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-il lustré sur la figure II-6

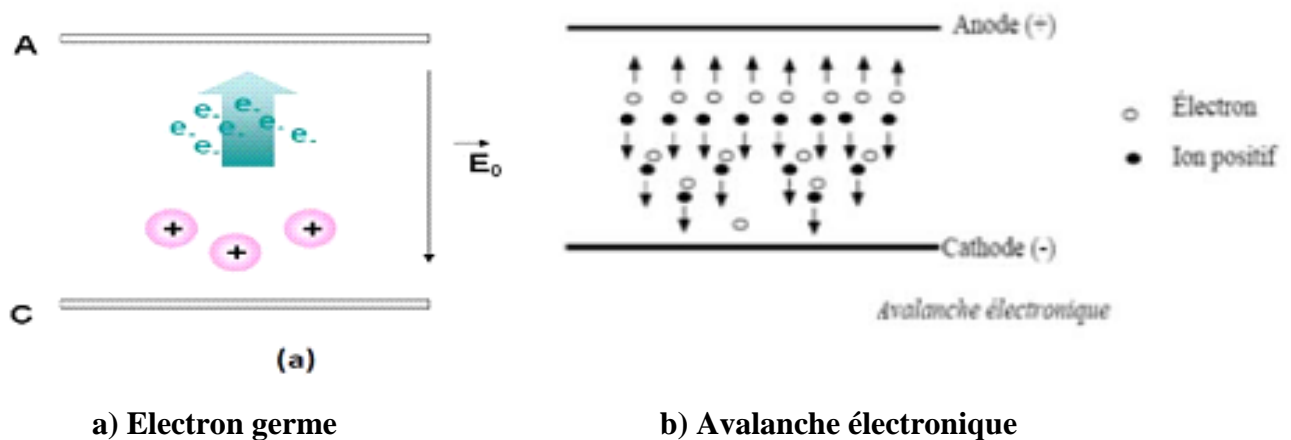


Figure II.6 : électron germe et L'avalanche électronique

La relation de Townsend s'écrit alors :

$$I = I_0 \exp(\alpha d)$$

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 électron que. 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] :

$$\gamma \cdot (\exp(\alpha d) - 1) = 1 \quad \text{II.7}$$

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]:

$$I = I_0 \cdot \exp(\alpha - \eta)d \quad \text{II.8}$$

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

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

Et par conséquence on a [1] :

⚡ **exp ad Si <1** : La décharge est dite non autonome car elle ne peut se maintenir d'elle-même.

⚡ **exp ad Si =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.

⚡ **exp ad Si <1** : Le processus des avalanches successives est cumulatif et le courant de décharge croit d'autant plus rapidement que dépasse l'unité [1].

II.10.2 Limite du critère de Townsend

Le mécanisme d'avalanche décrit par Townsend ne conserve sa validité que pour des valeurs de produits «p.d» inférieures à 200 torrs. 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] [10]

II.11 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] :

$$V_s = f(p \cdot d) \quad \text{II.10}$$

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

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

Avec :

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

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

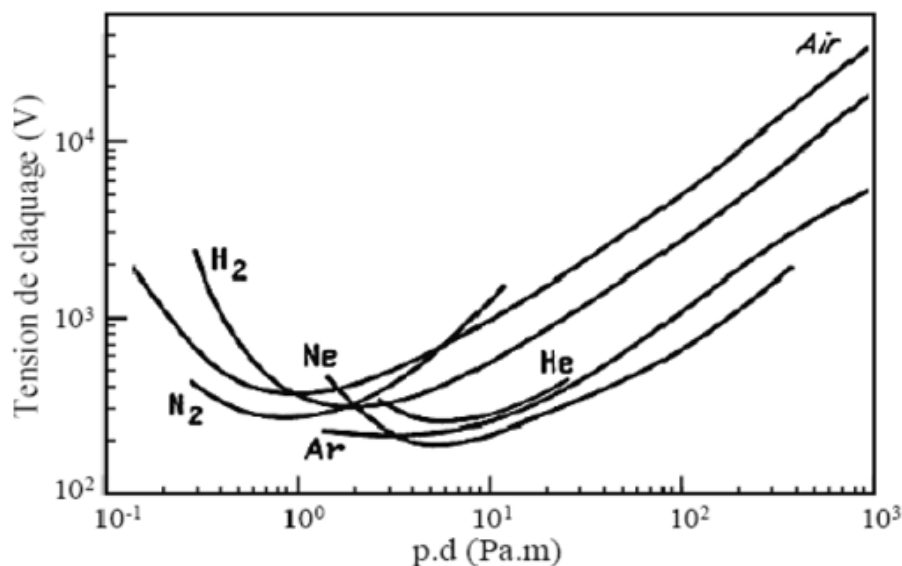


Figure II.7 : Loi de Paschen pour différents gaz

II.12 Phénoménologie de la décharge

Pour qu'une véritable décharge puisse se produire, il faut qu'une succession d'avalanches puisse avoir lieu. Pour Townsend [10, 15], la cause de ce phénomène est le bombardement de la cathode décrit comme suit : Au niveau de la cathode, les ions positifs formés au cours des collisions ionisantes bombardent la cathode et peuvent en extraire des électrons [7]. Figure II.7.

II.13 Résultats expérimentaux

Les résultats de mesures électriques des tensions seuils des décharges couronnes dans le SF₆ et les mélanges SF₆-N₂ seront largement présentés dans ce chapitre.

II.13.1 Tensions seuils des décharges couronnes

II.13.1.1 Caractéristiques courant-tension des décharges couronnes des mélanges SF₆-N₂

Une attention particulière est donnée pour les mélanges SF₆-N₂ avec des concentrations de 10% et 5% de SF₆ dans le gaz. Nous pensons que ce sont ces deux mélanges qui peuvent éventuellement remplacer le SF₆ comme gaz isolant.

Les caractéristiques courant-tension $I=f(U)$ des décharges couronnes des mélanges SF₆-N₂ sont mesurées à des pressions élevées (de 0.1 à 1.5 MPa) pour les polarités négative et positive. Les mesures sont réalisées en appliquant une tension continue ascendante et descendante sur l'électrode active (pointe) et en collectant le courant à partir de l'électrode plane. Cette opération est répétée pour différentes pressions et pour différents mélanges (SF₆-N₂). Les courbes obtenues sont utilisées pour mesurer les tensions seuils d'apparition de la décharge. Des mesures directes des tensions seuils de la décharge couronne sont réalisées en mesurant directement la tension de la première apparition du courant sur l'électromètre (première déviation de l'aiguille de l'électromètre).

- **Cas d'une pointe anodique.**

Sur les figures 8 et 9, sont représentées les courbes du courant de décharge en fonction de la tension d'alimentation et en fonction de la pression relative du gaz e mélange SF₆-N₂ avec une taux de 10% de SF₆, le mélange SF₆-N₂ avec une taux de 5% de SF₆. Ces caractéristiques montrent que le courant suit une croissance exponentielle en fonction de l'augmentation de la

tension appliquée. On peut voir que l'allure des courbes a la même tendance pour les différents mélanges. Il a été remarqué que le courant mesuré en décharge positive est très instable. La pente des courbes pour des pressions relativement faibles est très raide, ayant pratiquement une allure de droite. Tandis qu'avec l'augmentation de la pression les courbes perdent leurs linéarités, ce qui laisse penser que d'autres paramètres influent sur le comportement de la décharge.

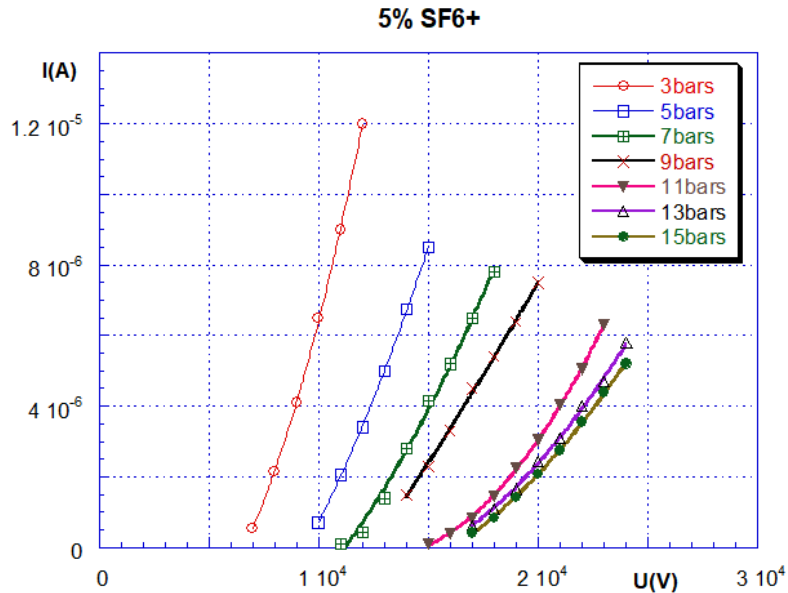


Figure II.8: Courbes de courant de décharge en fonction de la tension appliquée $I=f(U)$ pour le mélange SF₆-N₂ à 5% de SF₆ en polarité positif avec $r_p = 50 \mu\text{m}$ et $d = 7,5\text{mm}$ à différentes valeurs de pressions.

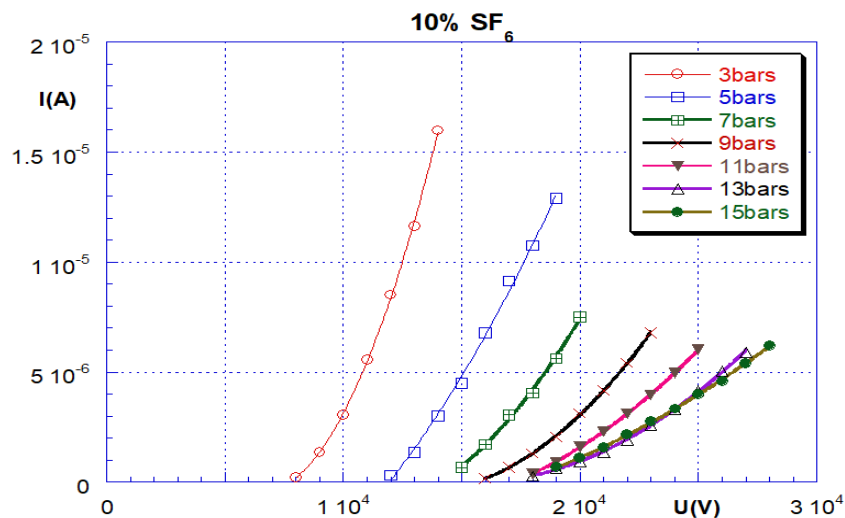


Figure II.9 : Courbes de courant de décharge en fonction de la tension appliquée $I=f(U)$ pour le mélange SF₆-N₂ à 10% de SF₆ en polarité positif avec $r_p = 50 \mu\text{m}$ et $d = 7,5\text{mm}$ à différentes valeurs de pressions.

- Cas d'une pointe cathodique

Les courbes des courants-tensions les mélanges SF₆-N₂ avec un taux de 10% et de 5% de SF₆ sont montrés sur les figures 10 et 11 respectivement. On peut constater le même comportement avec le cas des pointes anodiques bien que les tensions seuils sont relativement inférieures et que le courant de la décharge est relativement stable.

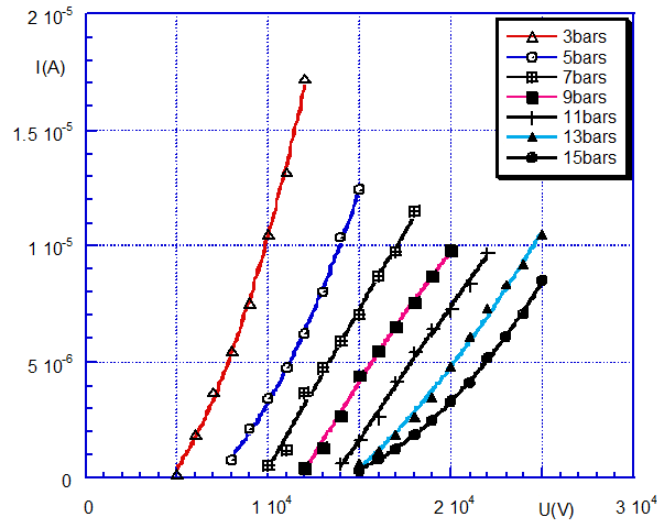


Figure II.10 : Courbes de courant de décharge en fonction de la tension appliquée $I=f(U)$ pour le mélange SF₆-N₂ à 10% de SF₆ avec $r_p = 50 \mu\text{m}$ et $d = 7,5\text{mm}$ à différentes valeurs de pressions.

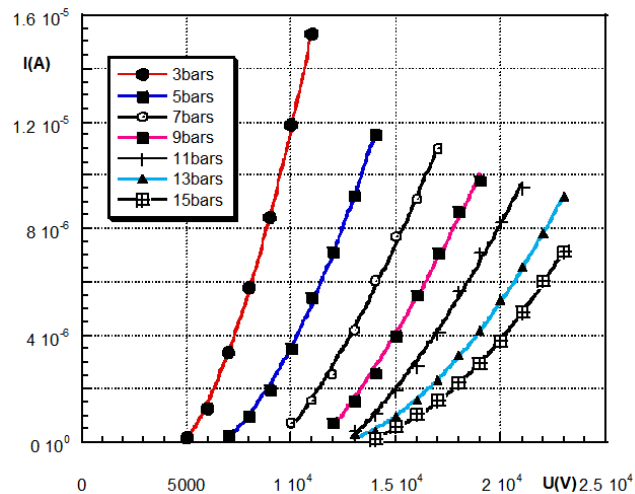


Figure II. 11 : Courbes de courant de décharge en fonction de la tension appliquée $I=f(U)$ pour le mélange SF₆-N₂ à 5% de SF₆ en polarité négative avec $r_p = 50 \mu\text{m}$ et $d = 7,5\text{mm}$ à différentes valeurs de pressions.

Sur les figures 12, 13, sont tracées les caractéristiques des tensions seuils pour les deux polarités en fonction de la pression pour les mélanges SF₆-N₂ à 5%, 10% de SF₆ Les valeurs

déterminées perdent leur linéarité avec l'augmentation de la pression surtout pour les mélanges, ce qui présage que d'autres phénomènes provoquent un changement du comportement du gaz.

Il est intéressant de voir que l'écart entre les tensions seuils de la pointe positive et celles de la pointe négative croît avec l'accroissement du taux de SF₆ dans le mélange.

On peut dire que l'effet de la polarité est plus important pour les mélanges à concentration de SF₆ élevées.

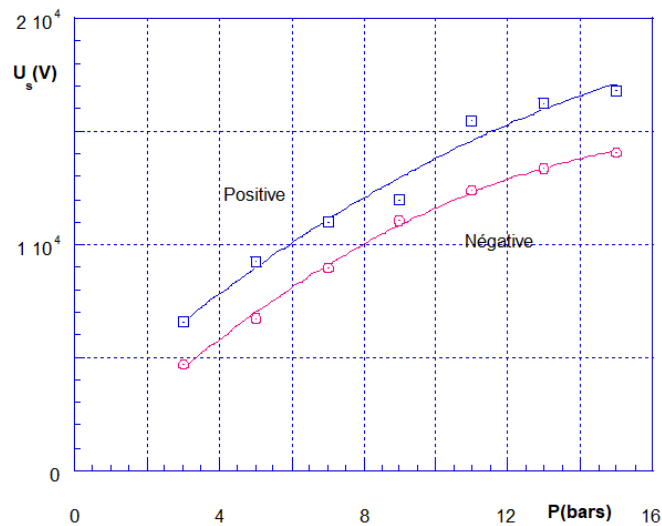


Figure II.12 : Tensions seuils d'apparition de la décharge dans le mélange SF₆-N₂ avec 5% de SF₆ pour les deux polarités.

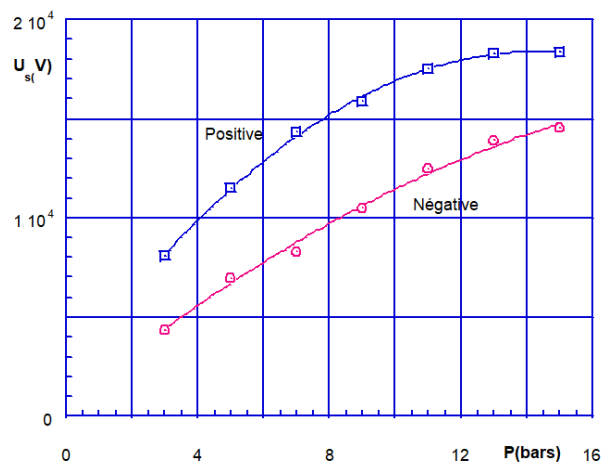


Figure II. 13 : Tensions seuils d'apparition de la décharge dans le mélange SF₆-N₂ avec 10% de SF₆ pour les deux polarités.

II.13.2 Evolution des tensions seuils en fonction de la pression

Les tensions seuils en fonction de la variation de la pression pour des mélanges SF₆-N₂ avec différents taux de SF₆ sont montrées sur la Figure II.14, pour la polarité négative. Hormis le SF₆ qui présente une courbe plus au moins rectiligne tous les autres mélanges ont leurs courbes présentant une tendance vers la saturation pour les pressions élevées.

L'écart entre les tensions seuils des différents mélanges est relativement réduit pour les faibles pressions et tend à s'accroître avec l'augmentation de densité du gaz. Les écarts entre les mélanges à 5%, et 10% SF₆ sont très réduits et peuvent être confondus.

Concernant la polarité positive représentée sur la Figure II.15, l'évolution des courbes suit pratiquement la même tendance qu'en polarité négative, par contre les écarts entre les différents mélanges sont beaucoup plus importants.

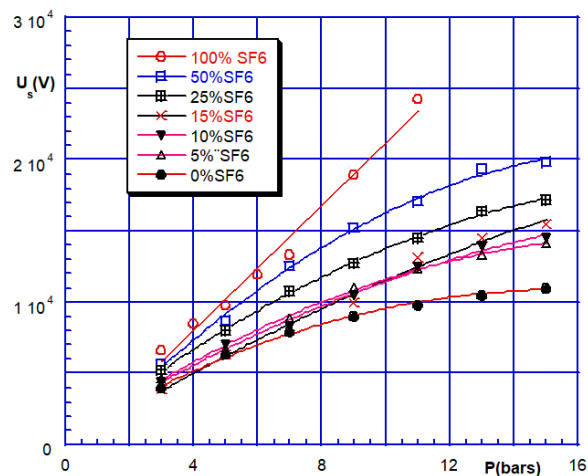


Figure II.14 : Les tensions seuils en fonction de la variation de la pression pour des mélanges SF₆-N₂ avec différents taux de SF₆ en polarité négative.

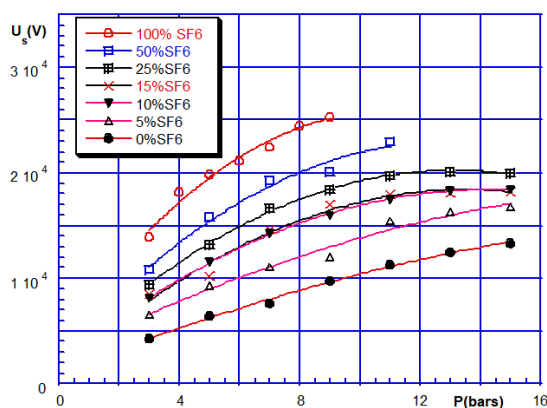


Figure II.15 : Les tensions seuils en fonction de la variation de la pression pour des mélanges SF₆-N₂ avec différents taux de SF₆ pour la polarité positive.

II.13.3 : Calcul de la tension d’amorçage de la décharge couronne

Un modèle théorique a été proposé par Nitta et-al pour le calcul de la tension de la décharge couronne en présence d’un champ fortement divergent et qui est basé sur le critère des Streamers. Malik et Qureshi ont proposé un modèle empirique pour calculer $(E/P)_{lim}$ dans les mélanges SF₆-N₂. Ce modèle a été amélioré par Kline et al.

Les valeurs de $(E/P)_{lim}$ des mélanges SF₆-N₂ calculées par Malik et Qureshi et celles obtenues en utilisant la formule de Kline et al, sont présentées dans le Tableau II.1.

Tableau II.1 : Valeurs de $(E/P)_{lim}$ à différents concentrations de SF₆ dans le mélange SF₆-N₂ d’après les modèles de Malik et al et Kline.

%SF ₆	$(E/P)_{lim}$ en kV.cm ⁻¹ .bar ⁻¹ (Malik et Qureshi)	$(E/P)_{lim}$ en kV.cm ⁻¹ .bar ⁻¹ (Kline et-al)
100%	87.75	89
50%	74.2	78.6
25%	63.2	69.3
15%	56.6	63.2
10%	52.1	58.8
5%	43.9	51.9

La constante C’est aussi déterminée en utilisant la formule II-14. Sur le tableau 2, sont présentées les valeurs de C en utilisant les valeurs de $(E/P)_{lim}$ données par Malik et Qureshi et celles données par Kline.

Tableau II. 2 : Les valeurs de C déterminées pour des valeurs de $(E/P)_{lim}$ données par Malik et Qureshi et par Kline.

%SF ₆	C (Malik, Qureshi)	C (Kline)
100%	1.33	1.32
50%	1.64	1.61
25%	1.96	2
15%	2.29	2.3
10%	2.56	2.6
5%	3.1	3.2

Comme on peut le voir sur le Tableau II. 2, cette constante est peu sensible à la façon de calculer $(E/P)_{lim}$. En utilisant les valeurs de C et E/P_{lim} les tensions seuils de la décharge couronne

peuvent donc être déterminées pour les différents mélanges considérés nous avons comparé les variations des tensions seuils à différentes valeurs de concentration du SF₆. On constate que les valeurs expérimentales des tensions seuils de la décharge couronne U_s, augmentent linéairement avec l'augmentation de la pression jusqu'à une certaine limite qui se situe entre 9 et 11 bars, puis tendent à s'écarter par rapport aux valeurs calculées. Cette déviation est suivie d'une saturation vers des pressions élevées. De telles déviations sont souvent attribuées aux effets des surfaces, qui sont très importants à haute pression.

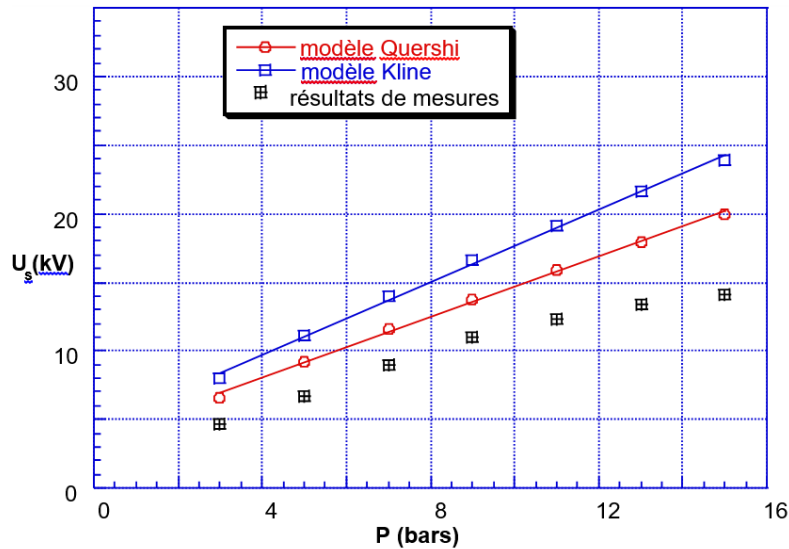


Figure II.16 : Valeurs des tensions seuils en fonction de la pression déduites du modèle de Quershi et celui de Kline et nos résultats de mesures pour un mélange de 5% de SF₆.

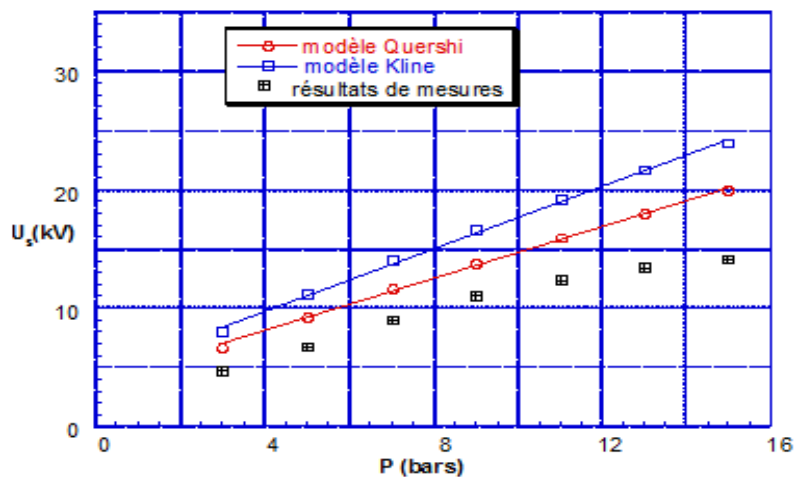


Figure II.17 : Valeurs des tensions seuils en fonction de la pression déduites du modèle de Quershi et celui de Kline et nos résultats de mesures pour un mélange de 10% de SF₆.

L'approche de Malik et Quershi et celle de Kline permettent une bonne estimation pour le cas du SF₆ pur. Par contre, pour les mélanges on constate une surestimation par rapport aux valeurs mesurées au fur et à mesure que la concentration du SF₆ diminue. On remarque aussi qu'il y a des écarts entre les deux approches empiriques.

II.14.Conclusion

Les caractéristiques courant-tension ($I = f(U)$) montrent que le courant augmente exponentiellement et ont la même tendance pour les différents mélanges SF₆-N₂. Ces courbes sont linéaires pour des pressions faibles. Tandis qu'avec l'augmentation de la pression les courbes perdent leurs linéarités. La pente des courbes pour des pressions relativement faibles est très prononcée. Il a été remarqué que le courant mesuré en décharge positive est très instable.

En effet les valeurs des tensions de la décharge couronne obtenues pour la polarité positive sont supérieures à celles de la polarité négative.

CHAPITRE III

RESEAU DE NEURONE

III.1 Historique

III.1.1 Les débuts

. 1890 : W. James, célèbre psychologue américain introduit le concept de mémoire associative, et propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de loi de Hebb[12].

. 1943 : J. Mc Culloch et W. Pitts laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ceux sont les premiers à montrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes (tout au moins au niveau théorique)[13].

. 1949 : D. Hebb, physiologiste américain explique le conditionnement chez l'animal par les propriétés des neurones eux-mêmes. Ainsi, un conditionnement de type pavlovien tel que, nourrir tous les jours à la même heure un chien, entraîne chez cet animal la sécrétion de salive à cette heure précise même en l'absence de nourriture. La loi de modification des propriétés des connexions entre neurones qu'il propose explique en partie ce type de résultats expérimentaux[13].

III.1.2 Les premiers succès

. 1957 : F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cet époque les moyens à sa disposition sont limités et c'est une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes[14].

. 1960 : B. Widrow, un automaticien, développe le modèle Adaline (Adaptative Linéaire Élément). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente [15]. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de rétropropagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches. Les réseaux de type Adaline restent utilisés de nos jours pour certaines applications particulières. B. Widrow a créé dès cette époque une des premières firmes proposant neuro-ordinateurs et neuro-composants, la "Memistor Corporation". Il est aujourd'hui le président de l'International Neural Network Society (INNS) sur laquelle nous reviendrons au chapitre Informations pratiques.

. 1969 : M. Minsky et S. Papert publient un ouvrage qui met en exergue les limitations théoriques du perceptron. Limitations alors connues, notamment concernant l'impossibilité de traiter par ce modèle des problèmes non linéaires. Ils étendent implicitement ces limitations à tous modèles de réseaux de neurones artificiels. Leur objectif est atteint, il y a abandon financier des recherches dans le domaine (surtout aux U.S.A.), les chercheurs se tournent principalement vers l'IA et les systèmes à bases de règles [16].

III.1.3 L'ombre

. 1967-1982 : Toutes les recherches ne sont, bien sûr, pas interrompues. Elles se poursuivent, mais déguisées, sous le couvert de divers domaines comme : le traitement adaptatif du signal, la reconnaissance de formes, la modélisation en neurobiologie, etc. De grands noms travaillent durant cette période tels : S. Grossberg, T. Kohonen, [17] [18] dont nous reparlerons.

III.1.4 Le renouveau

. 1982 : J. J. Hopfield est un physicien reconnu à qui l'on doit le renouveau d'intérêt pour les réseaux de neurones artificiels. A cela plusieurs raisons : Au travers d'un article court, clair et bien écrit, il présente une théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones. Il faut remarquer la présentation anticonformiste de son article. Alors que les auteurs s'acharnent jusqu'alors à proposer une structure et une loi d'apprentissage, puis à étudier les propriétés émergentes ; J. J. Hopfield fixe préalablement le comportement à atteindre pour son modèle et construit à partir de là, la structure et la loi d'apprentissage correspondant au résultat escompté. Ce modèle est aujourd'hui encore très utilisé pour des problèmes d'optimisation.

D'autre part, entre les mains de ce physicien distingué, la théorie des réseaux de neurones [19] devient respectable. Elle n'est plus l'apanage d'un certain nombre de psychologues et neurobiologistes hors du coup. Enfin, une petite phrase, placée en commentaire dans son article initial, met en avant l'isomorphisme de son modèle avec le modèle d'Ising (modèle des verres de spins). Cette idée va drainer un flot de physiciens vers les réseaux de neurones artificiels. Notons qu'à cette date, l'IA est l'objet d'une certaine désillusion, elle n'a pas répondu à toutes les attentes et s'est même heurtée à de

sérieuses limitations. Aussi, bien que les limitations du Perceptron mise en avant par M. Minsky ne soient pas levées par le modèle d'Hop Field, les recherches sont relancées.

III.1.5 La levée des limitations

. 1983 : La Machine de Boltzmann est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables) [19].

. 1985 : La rétro propagation de gradient apparaît. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches (aussi appelés Perceptrons multicouches). Sa découverte réalisée par trois groupes de chercheurs indépendants indique que "la chose était dans l'air". Dès cette découverte, nous avons la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. De nos jours, les réseaux multicouches et la rétro propagation de gradient reste le modèle le plus étudié et le plus productif au niveau des applications.

III.1.6 La situation actuelle (1992)

En France, elle est à l'image du congrès Neuro-Nîmes qui a pour thème les réseaux neuro mimétiques et leurs applications. Créé en 1988, le chiffre de ses participants croît chaque année et reflète bien l'intérêt que le monde scientifique et industriel (50% des participants) porte au connexionnisme [3].

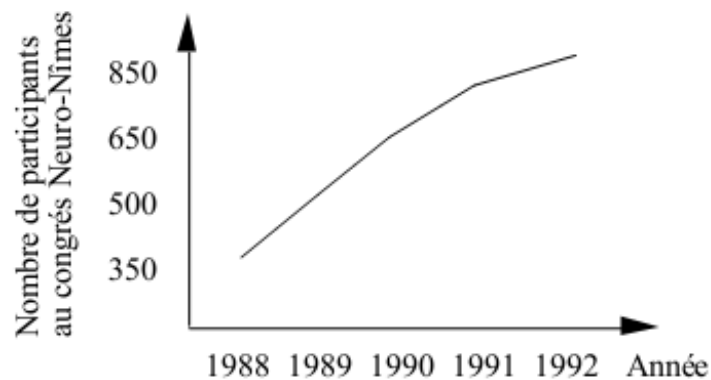


Figure III.1 : Illustration de l'accroissement d'intérêt pour les réseaux de neurones : évolution du nombre de participants au congrès Neuro-Nîmes [11] .

III.2 Introduction

Depuis une vingtaine d'années, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) s'est étendue dans des domaines très divers de l'industrie et des services.

En géophysique les RNA ont été utilisés pour plusieurs méthodes, par exemples pour détecter les premières arrivées d'ondes sismiques, classifier les différents signaux par l'inversion, transformer un problème de dé convolution sismique dans un réseau de Hopfield afin de réduire le temps de calcul, pour caractériser la distribution de résistivité du sous- sol par l'inversion de données magnétotelluriques et électromagnétiques.

Ils sont particulièrement utilisés pour résoudre des problèmes de classification, de prédiction, de reconnaissance des formes, de catégorisation, de mémoire associative et d'optimisation, par l'entrainement d'un système non linéaire de multiples variables, les RNA peuvent prédire la variable indépendante[8].

III.3 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 III.2)[9].

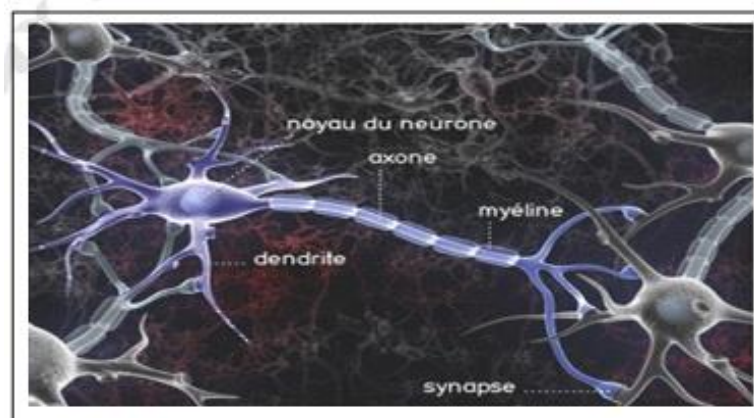


Figure III.2 : Représentation schématique d'un neurone biologique[9].

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

Tableau III.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

III.4 Structure d'un neurone artificiel

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

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

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.

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 e 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 [8].

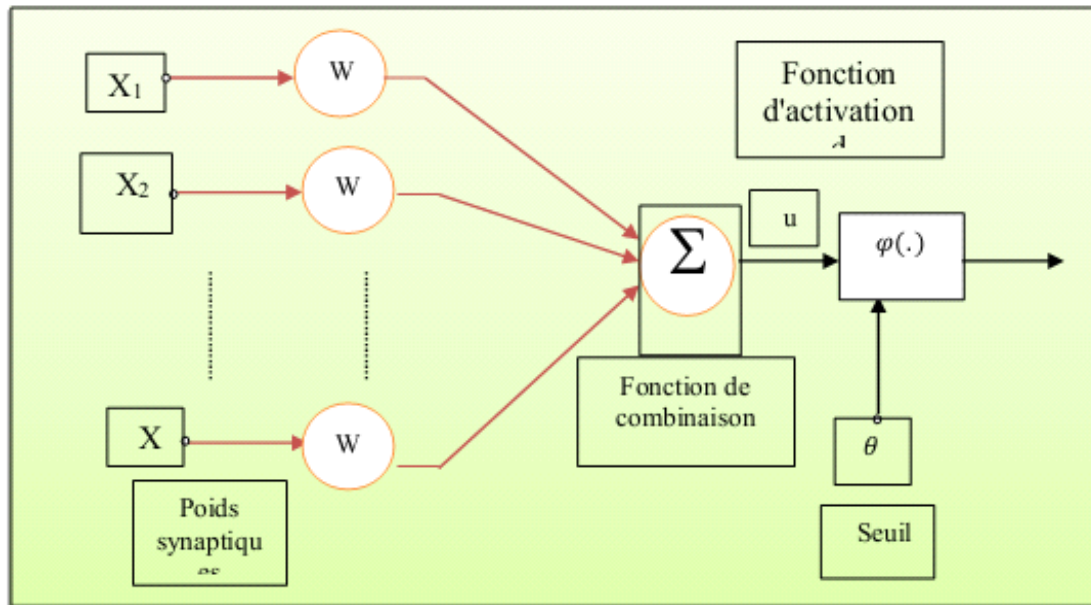


Figure III.3 : Représentation d'un neurone [9].

III.5 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 [9].

III.6 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.

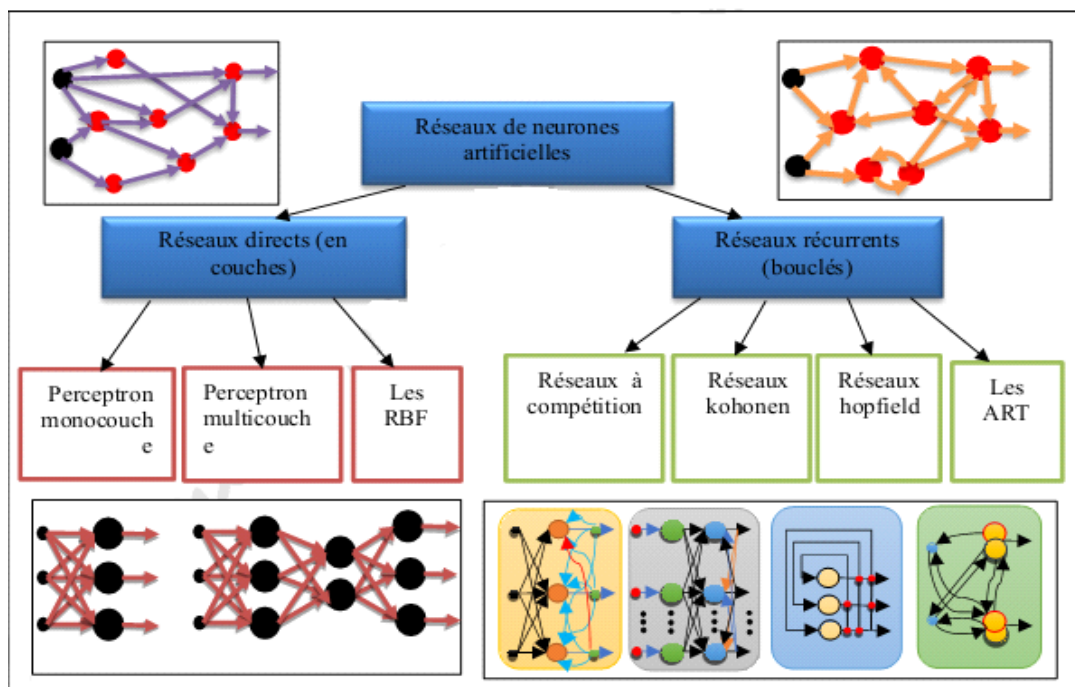


Figure III.4 : Topologies des réseaux de neurones artificiels[9].

La figure précédente (figure III.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. [9]

III.6.1 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 [8]. La figure III.5 représente le réseau monocouche.

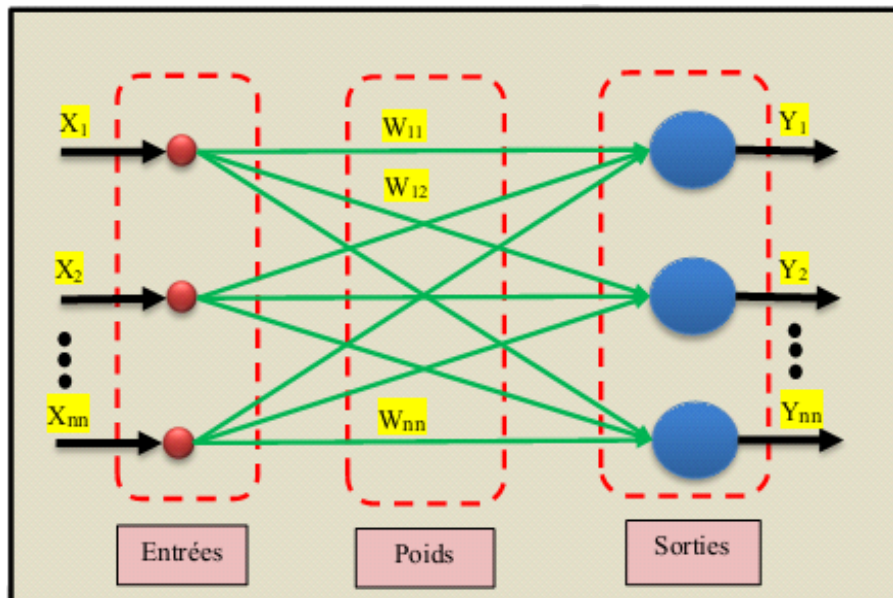


Figure III.5 : Le réseau mono couche [9].

III.6.2 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 organisée 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[8].

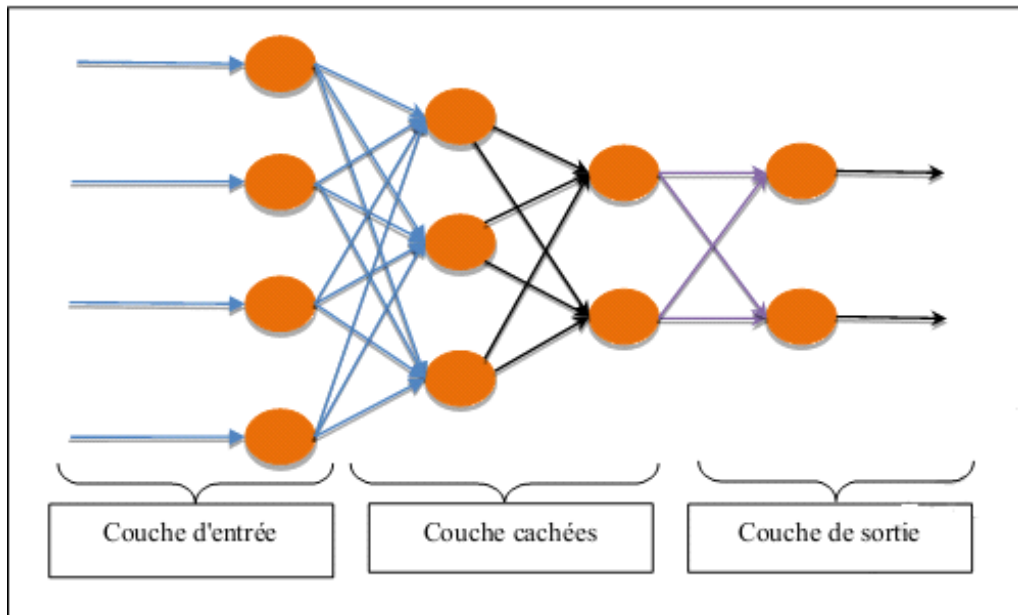


Figure III.6 : Réseaux de neurones multicouches.

III.6.3 Connexions du réseau de neurones

La nature connexion 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 III.7(a)).

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

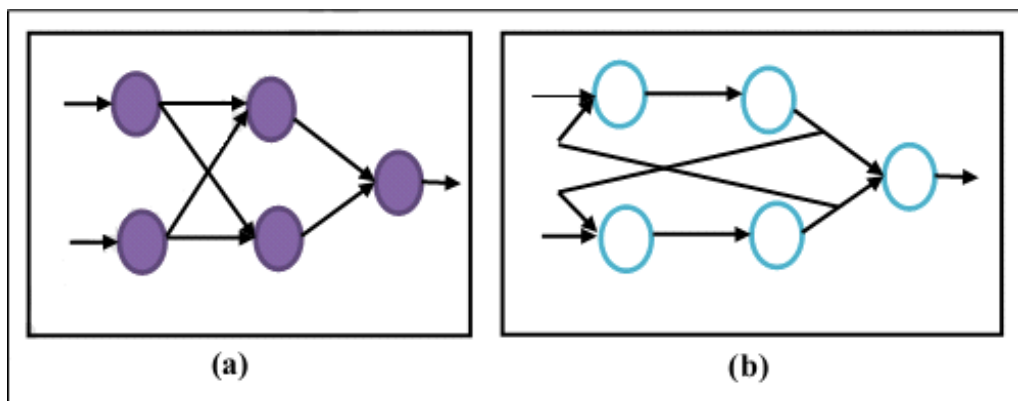


Figure III.7 : Types de connexions, (a) Connexions directes &(b) Connexions récurrentes.

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

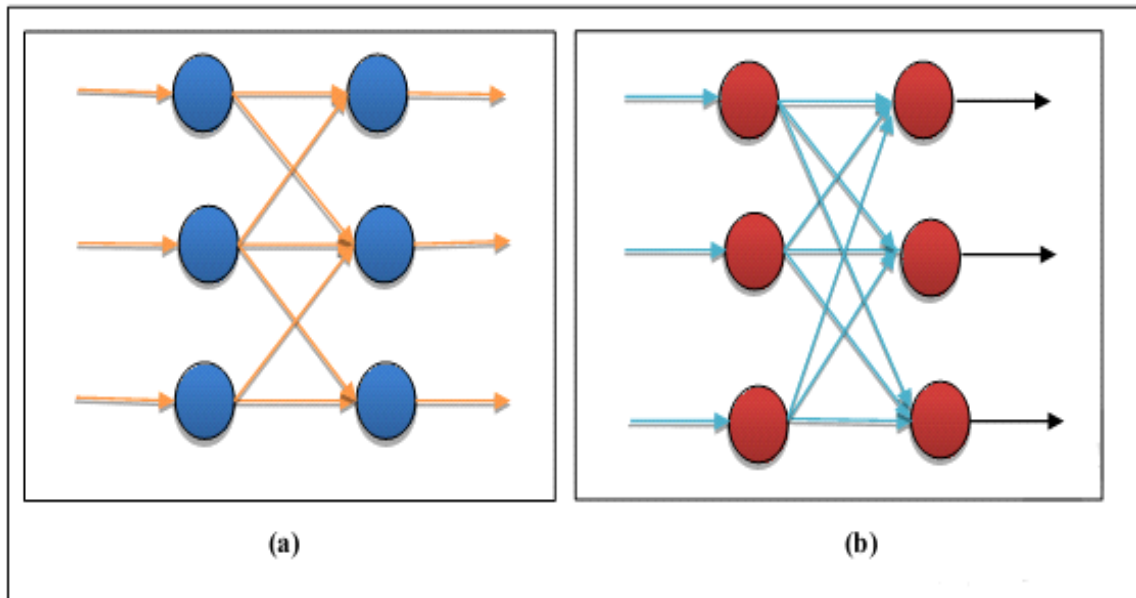


Figure III.8 : Connexions entre deux couches, (a) Partielles, (b) Totales.

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)[8].

III.7 Méthode 1: Feed Forward-Back Propagation

La technique d'apprentissage back propagation est utilisée pour entrainer 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.

III.7.1 La couche d'entrée

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

III.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.

III.7.3 Les couches cachées

Il y a deux décisions à prendre concernant les couches cachées. La première concerne le nombre de couches cachées à utiliser et la deuxième concerne le nombre de neurones dans chaque couche cachée [8].

III.7.4 Le nombre de couches cachées

Les réseaux de neurones à deux couches cachées représentent des fonctions avec n'importe quelle forme. Il n'y a aucune utilité théorique à l'utilisation de réseaux à plus de deux couches cachées. Plusieurs problèmes pratiques n'ont pas besoin de plus d'une couche cachée [8].

III.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 :

III.8.1 Apprentissage supervisé

Pour lequel il est nécessaire de disposer d'une correspondante). (Figure III.9),

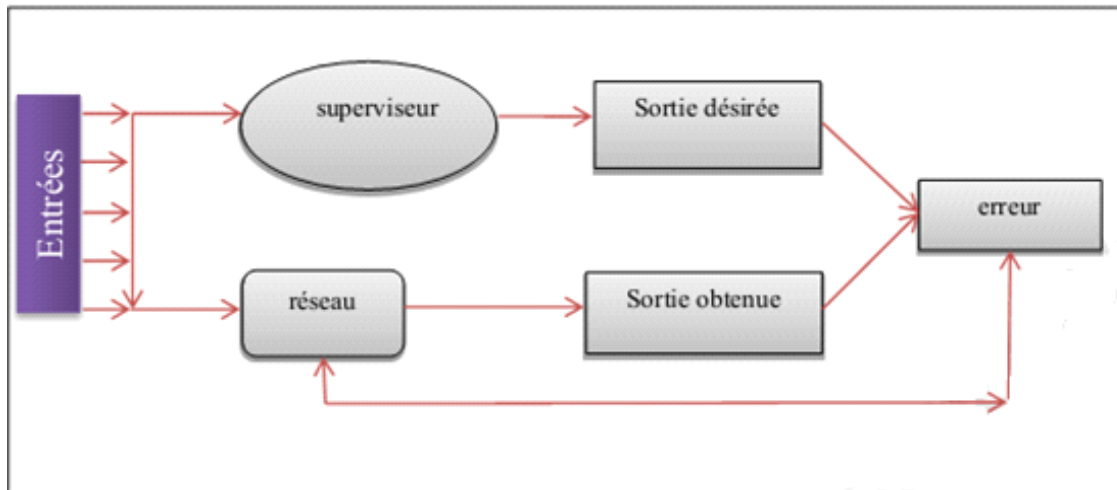


Figure III.9 : Apprentissage supervisé.

III.8.2 Apprentissage semi-supervisé

Ou par renforcement pour lequel seule une mesure d'erreur qualitative est disponible.

III.8.3 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 [9].

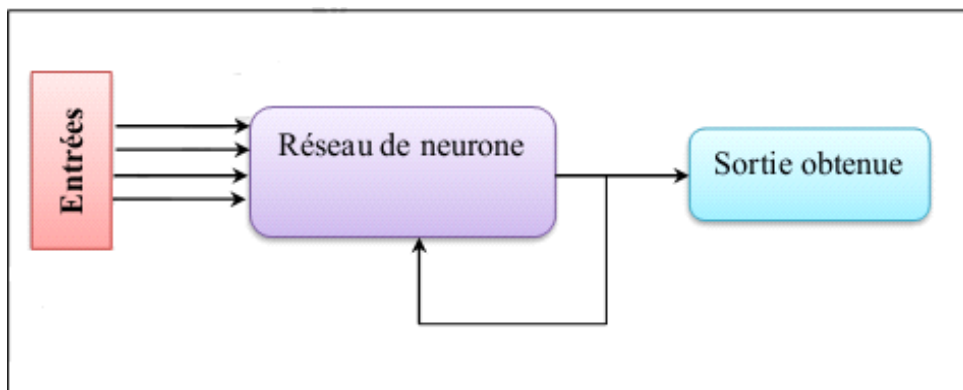


Figure III.10 : Apprentissage non supervisé[9].

III.9 Validation et Tests

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

Cette dernière étape doit permettre d'estimer la qualité du réseau obtenu en lui présentant des exemples qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage. Une validation rigoureuse du modèle développé se traduit par une proportion importante de prédictions exactes sur l'ensemble de la validation. Si les performances du réseau ne sont pas satisfaisantes, il faudra, soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier la base d'apprentissage[3].

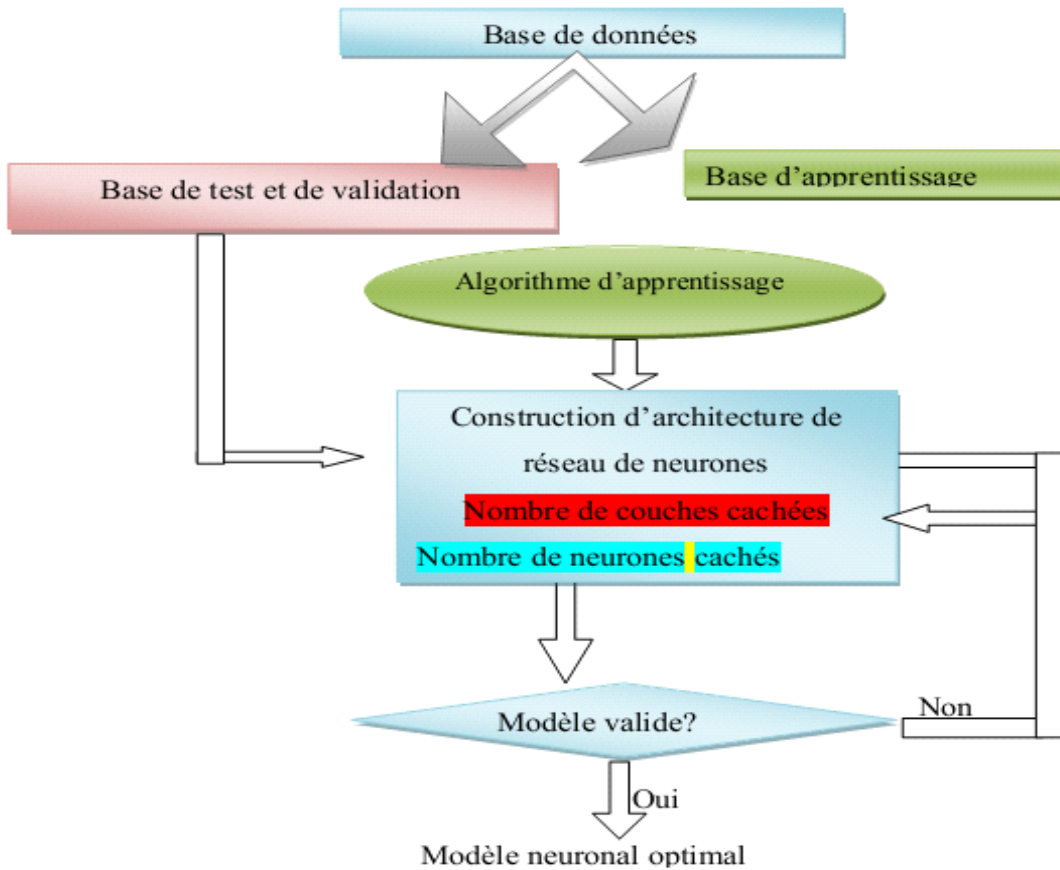


Figure III.11 : Organigramme de conception d'un réseau de neurones [3].

Chapitre IV

Résultats et validation

IV.1 Introduction

Dans le dernier chapitre nous avons appliqué technique des réseaux neurones en exploitant des données expérimentales réalisées au sein du laboratoire LEMD/CNRS Grenoble, France par le **professeur Lemzadmi Ahcèn**

IV.2 Implémentation et simulation

Pour la prédiction de la tension de seuils nous avons utilisé le logiciel de calcul Matlab dans sa version 20015a. 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 IV.1).

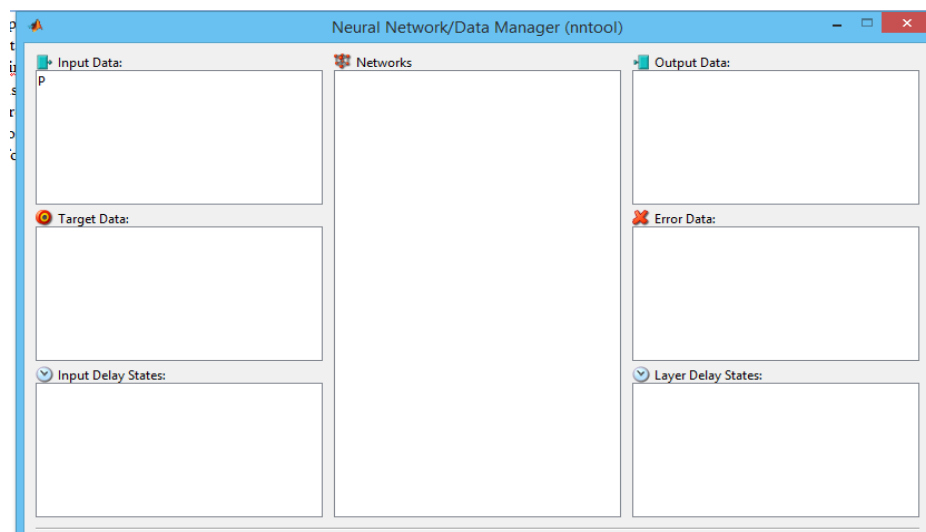


Figure IV.1 : Interface graphique « nntool ».

IV.2.1 Création des données

Avant de créer un réseau, il faut d'abord introduire les entrées qui sont dans notre cas la pression les taux de SF6 dans le mélange et les tensions de seuils qui doivent être atteinte par le réseau.

Pour cela on clique sur import (figure IV.2), une interface graphique apparaît (Figure IV.2), elle nous permet d'introduire les entrées (input) et les valeurs qui doivent être atteinte par le réseau.

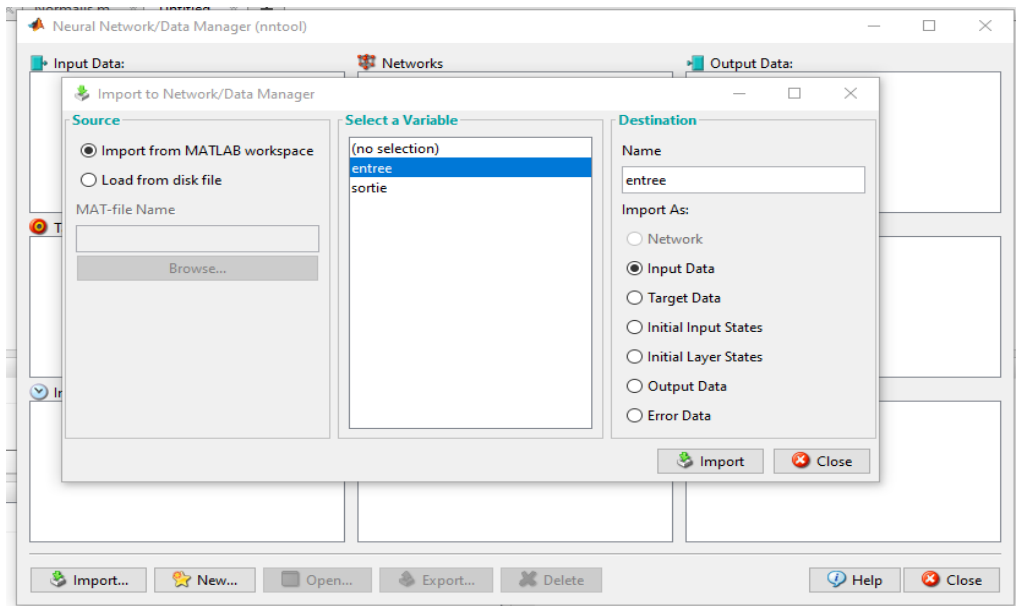


Figure IV.2 : Création des données.

IV.2.2 Création du réseau

Pour générer un nouveau réseau, on clique sur New, une nouvelle fenêtre apparaît (figure IV.3), on choisie le type de réseau préprogrammé. Le feed-foward Back propagation et tout désigner pour ses propriétés de convergence et ses capacités d'approximation) dix neurones par couche cachées (b)Un seul neurone par couche cachées

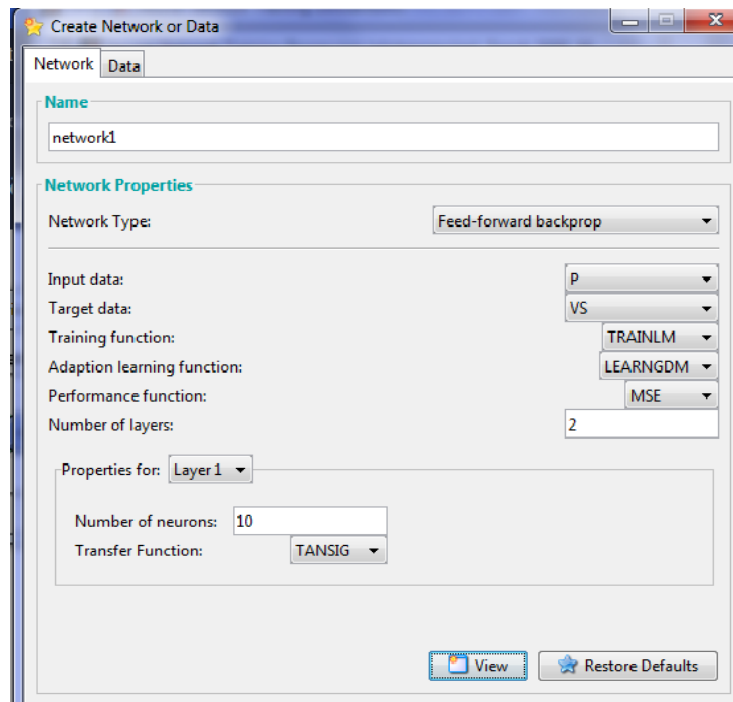


Figure IV.3 : Paramètres du RNA dans le cas d'utilisation deux couches cachées et 10 neurones par couche.

IV.2.3 Méthodes d'apprentissage

L'utilitaire nntool sous MATLAB contient plusieurs variantes de l'algorithme de Rétro-propagation du gradient de l'erreur, la variante la plus intéressante étant l'algorithme de Levenberg-Marquardt communément appelé «faster-propagation». 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).

IV.2.4 Application du RNA

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

IV.2.4.1 Modèle de réseau de neurone

Un réseau de type propagation vers l'avant « FEED-FORWARD » est choisi. Les paramètres utilisés dans le modèle RNA sont montrés dans le tableau (). Il est à noter, que nous disposons de deux bases de données différentes l'une est utilisée pour l'apprentissage du RNA, d'entrée (r (densité de gaz, Pression) t sorties (Vs tension de seuil) correspondantes (valeurs "V" choisies qui est constituée de) et l'autre formée d'utilisée pour tester le RNA pour la prédiction de la tension de contournement (voir le Tableau IV.1).

Tableau IV.1 : Paramètre finaux de la structure et d'apprentissage de RNA

Paramètres	choix
Modèle utilisé	Perceptron multicouches (MLP)
Entrée	Pression, densité du gaz
Algorithme d'apprentissage	Levenberg-Marquardt
Nombre de couches	10
Fonction d'activation au niveau de la couche cachée	Sigmoïde (logsig)
Durée d'apprentissage	5000 epochs
Critère de performance	10^{-10}

IV.2.4.2 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 IV.4 donne la fenêtre d'apprentissage pour le test effectué (nombre d'itération =5000, nombre de couche cachée=10 et nombre de neurone par couche cachée =2). Après avoir procédé à l'apprentissage. L'ensemble de la base de données totale (entrées et sorties) sera déviée aléatoirement comme suit : (75%) pour l'apprentissage, (15%) pour tests et (10%) 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.
- Paramètres de la structure et de l'apprentissage
 Nombre d'entrées 2 Nombre de sortie 1
 Algorithme d'apprentissage Levenberg-Marquardt (TRAINLM) Fonction d'ajustement des poids et seuils LEARNGDM Fonction de Performance Erreur quadratique moyenne (MSE) Fonctions de Transfert Fonction de transfert sigmoïde (LOGSIG) pour les couches cachées. Fonction de transfert linéaire (PURELIN) pour la couche de sortie.

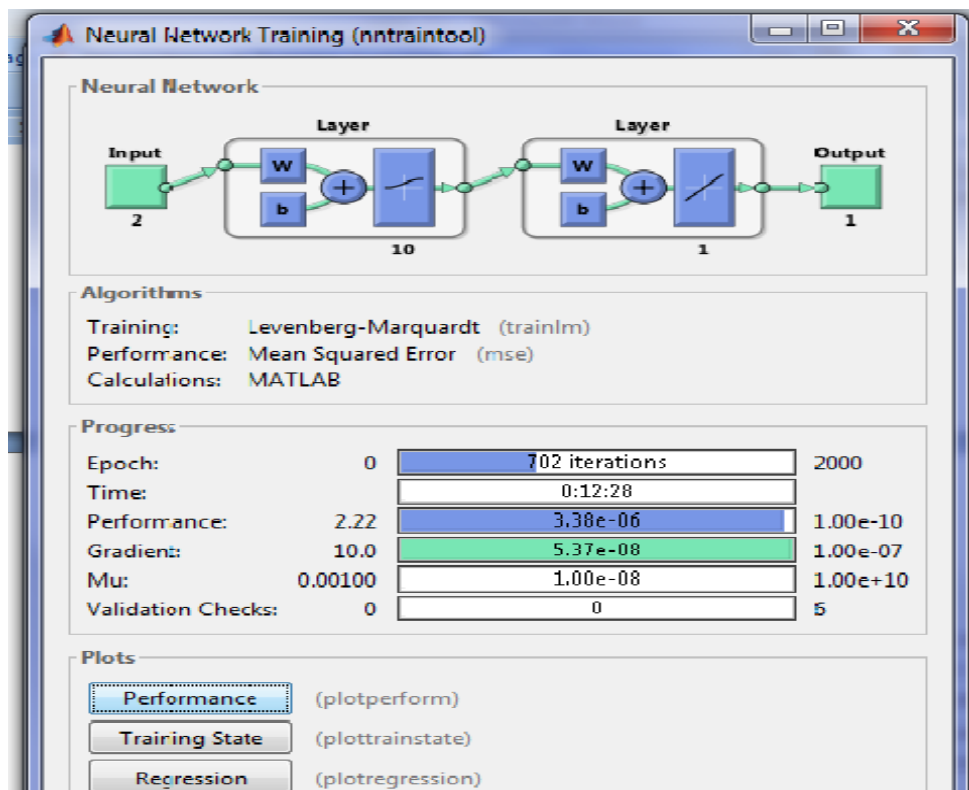


Figure IV.4 : Fenêtre de l'apprentissage de l'outil " nntool" dans le cas d'utilisation d'une seule couche cachée et 2 neurones par couche

IV.2.4.3 Création du RNA en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire nntool

La figure IV.5 présente la structure du RNA (RP) dans le cas d'utilisation d'une seule couche cachée et 2 neurones par couche pour chercher le meilleur nombre de couches cachées et neurones par couche. L'organigramme présenté par la figure. Présente la démarche pour déterminer le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche. La figure IV.5 donne l'interface nntool utilisé pour introduire les paramètres du RNA donnés par le tableau est à noter que le nombre des neurones par couche et le nombre de couches cachées utilisés dans notre travail est celui obtenu.

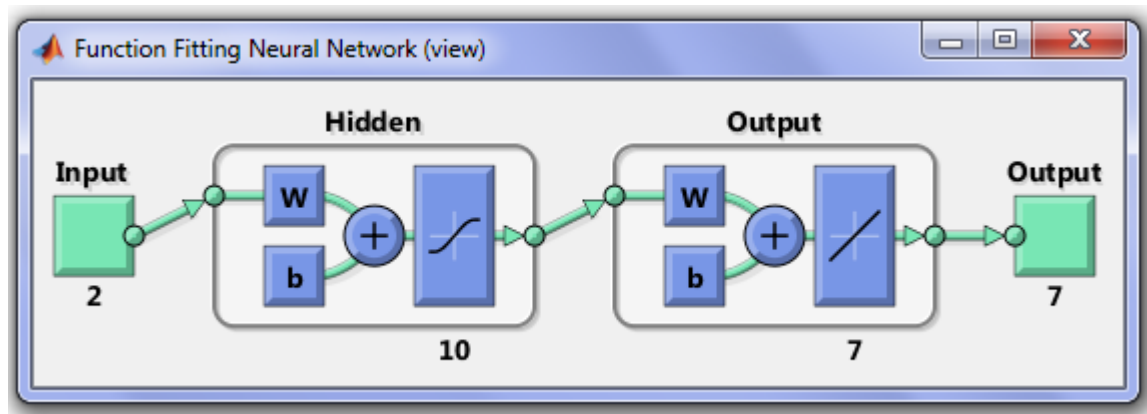


Figure IV.5 : Structure de RNA dans le cas d'utilisation 10 couches cachées et 2 neurones par couche.

IV.2.4.4 Performance du réseau

Les ordonnées de chaque courbe de la figure IV.6 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 IV.6 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). Lorsque ces deux droites se confondent presque, ou se confondent totalement, nous parlons alors, d'une meilleure performance.

La valeur de "R" représente le rapport entre les sorties du réseau calculées et les cibles. Si R=1, ceci implique que les sorties calculées (output) sont égales aux cibles (Target).

Dans ce cas, les droites tracées en pointillé (régression parfaite) et en continue (régression calculée) se coincident totalement et une performance parfaite est obtenue. Alors, nous pouvons dire, qu'un meilleur apprentissage donne des valeurs de R très proche de 1.

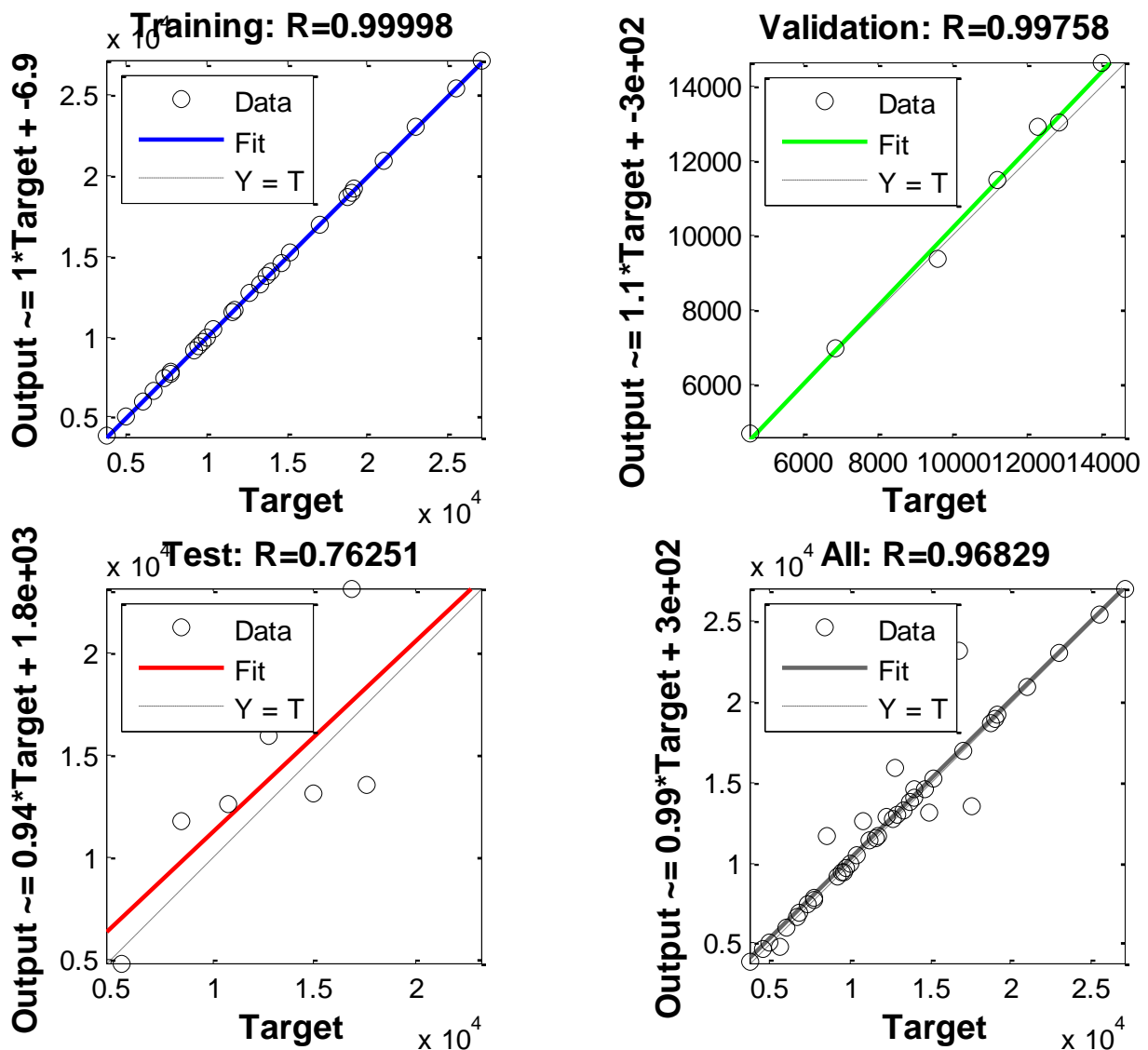


Figure IV.6 : courbes de régression

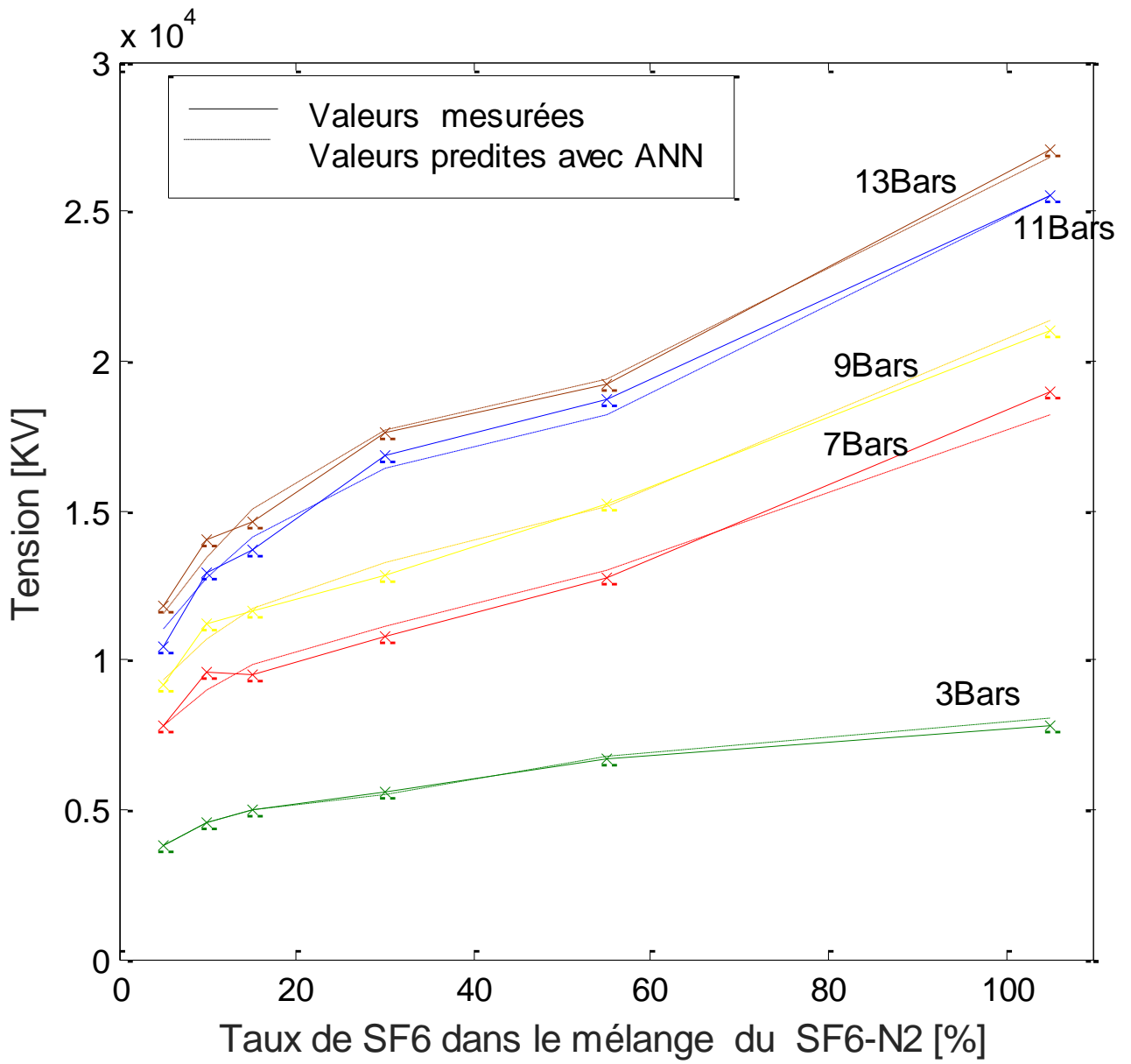


Figure IV.7 : Courbes des tensions seuils mesurées et prédites en utilisant les réseaux Neurones ANN pour des mélanges de SF6–N2 et à des pressions variables en polarité négative

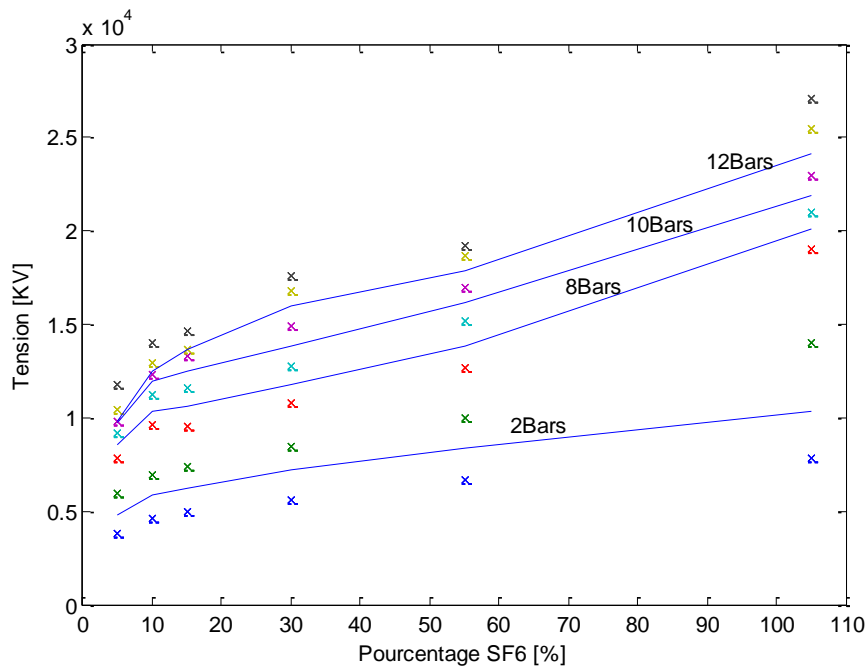


Figure IV.8 : Tensions seuils prédites par ANN pour des mélanges de SF6–N2 et à des pressions non couvertes par l’expérimentation

Sur les figure IV.7 et IV.8 la comparaison entre les valeurs prédites par les réseaux de neurones et celles mesurées expérimentalement sont en parfait accord

Nous remarquons aussi que le (RNA) a pu prédire les tensions de seuils en fonction de taux de SF6–N2 pour les valeurs qui ne sont pas utilisé pour l’entrainement du (RNA)

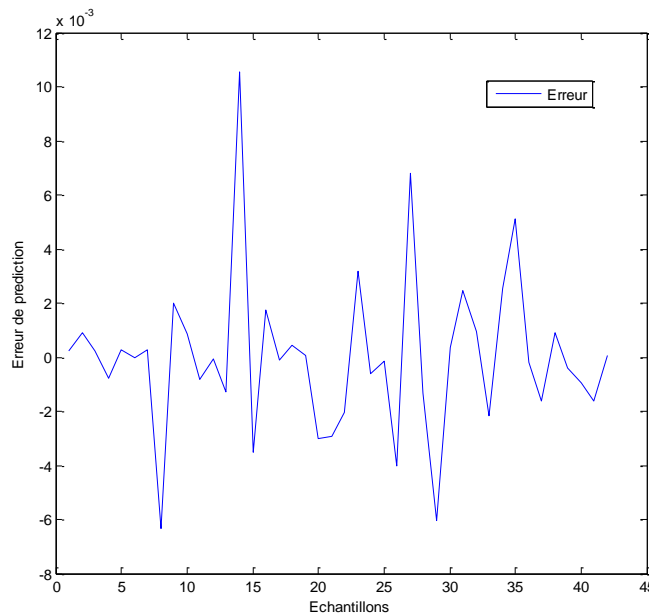


Figure IV.9 : Evolution de l’erreur de prédiction

Selon la courbe d’évolution de l’erreur de prédiction donnée dans la figure, la variance est sensiblement égale à sa valeur maximale en valeur absolue est de l’ordre de à 10%.

IV.3 Conclusion

Les résultats obtenus montre que cette méthode d'intelligence artificielle qui est le réseau de neurone (RNA) pour la prédiction de la tension de seuils dans un mélange gazeux sf6 n2 en haute tension à des pressions élevées soumis a de champs fortement divergent a été appliquée avec succès. Il y a un bon accord entre les résultats calculés et les résultats expérimentaux

Conclusion général

L'étude des mécanismes d'initiation des premiers instants de la décharge. Cela a permis d'accroître les connaissances sur le phénomène global et plus particulièrement sur le curieux phénomène désigné par « Effet couronne » ou « Corona », qui est utilisé dans de nombreuses applications (Dépollution, séparation électrostatique, Neutralisations, etc.), sous de la configuration point/plan, Les caractéristiques courant-tension ($I = f(U)$) montrent que le courant augmente suivant une loi exponentielle. Il a été remarqué que le courant mesuré en décharge positive est très instable. Pour les faibles pressions ces courbes sont linéaires, tandis qu'avec l'augmentation de la pression elles perdent leurs linéarités.

Les résultats obtenus en utilisant le modèle empirique de Malik et Quershi et celui de Kline sont en concordance avec ceux déterminés par les réseaux de neurones pour les SF₆ pur, par contre, pour les mélanges des écarts sont de plus en plus importants avec la diminution de la concentration du SF₆ entre les trois approches.

Les résultats obtenus des tensions seuils en utilisant le modèle empirique sont en concordance avec ceux déterminés par le modèle neuronal pour les mélanges SF₆-N₂.

Parmi les conditions à satisfaire pour réaliser un apprentissage raisonnable du modèle neuronal de prédiction, on peut citer :

- ✓ la sortie du modèle doit être proche de celle du processus réel.
- ✓ l'erreur de prédiction finale doit être la plus faible possible.

L'outil de modélisation utilisé, en l'occurrence les réseaux de neurones, semble être un outil très efficace pour la prédiction des mobilités ionique dans le SF₆ et les mélanges SF₆-N₂.

L'avantage réel de l'utilisation des RNA pour la prédiction est la facilité d'implémentation. Une fois le bon choix effectué, il ne reste que la vérification de la reproductibilité du modèle établi par un test de généralisation.

Les RNA ne demandent aucun prétraitement ni simplification des valeurs d'entrée : Flexibilité et parcimonie vérifiées. Mais, sans une base de données bien homogène et dense les avantages des RNA peuvent être affectés.

Avec les résultats ainsi obtenus, nous espérons aboutir au but de ce travail :

- Construction d'un réseau de neurone à une couche cachée type feed-forward ayant les capacités de prédire des Mobilités des porteurs de charges pour les mélanges SF₆-N₂
- Apprendre à programmer avec le MATLAB : Dans MATLAB, l'élaboration d'un modèle neuronal semble être aisée du moment où l'application est claire (choix de l'échantillon d'apprentissage, type du RNA, nombre de neurones dans la couche cachée.
- Bien que le modèle empirique sont en accord avec les valeurs mesurés et ce pour les faibles pressions, il est remarqué leurs insuffisance pour les pressions élevés, ce qui justifie l'emploi des modèles de prédictions neuronaux qui sont performants pour le cas des pressions faibles et pression élèves.

Bibliographie

[1] H. TERBAGOU, H. BOUKEFFOUSSA ELGHOUL, "DETERMINATION DE LA TENSION DECLAQUAGE DU GAZ ELECTRONEGATIFS SF_6 EN UTILISANT LES RESEAUXNEURONES ARTIFICIELS ", Mémoire de master académique, université Kasdi Merbah, Ouargla, 2017.

[2] AHCÈNE, LEMZADMI"ETUDE DES PROPRIETES DIELECTRIQUES DES GAZ ISOLANTS SOUSPRESSION EN VUE DE NOUVELLES APPLICATIONS", thèse de doctorat d'état, Université Badji Mokhtar, Annaba, 2006.

[3] A. GUERROUI, " Prédiction des paramètres des décharges couronnes dans le mélange SF_6-N_2 ", thèse de doctorat, Université 08 mai 1945, Guelma, 2016.

[4] S. MIHOUBI, H. KERDOUSSI, " Décharge Couronne en Configuration Coaxiale Application à la neutralisation des charges "

Mémoire de master, Université 08 mai 1945, Guelma, 2020.

[5] A. MOISSAOUI, " Etudes des phénomènes de charge et de neutralisation des milieux diélectriques granulaires en utilisant la décharge à barrière diélectrique ", Thèse de Doctorat, université de Guelma, Juin 2019.

[6] M.Bacha "Étude de la décharge couronne en géométrie Fil-Plan" Mémoire de master, Université Abderrahmane Mira,Bejaia.

[7] D. TIFAOU, A. LADJEL, "Etude de la décharge couronne en géométrie pointe-plan sous tension continue", Mémoire de master, TIZI-OUZOU, 2016.

[8] CH. ABD ELKEBIR, S. BARKAT, "Implémentation de méthode d'intelligence artificielle pour la prédiction de la tension de contournement d'un isolateur de haute tension artificiellement polluée sous MTLAB/Simulink », Mémoire de Master Académiques, Université Mohamed Boudiaf, M'sila, 2018.

[9]M, Daoudi, Y, Kharchi, "Prédiction de la tension de claquage d'une configuration pointe-barrière-plan polluée par l'approche basée sur l'intelligence artificielle" Mémoire de master, Université Mohamed Boudiaf, M'sila, 2020.

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

2011.

[11] Gas discharge physics, Y.P. Raizer, ed. Springer-Verlag, 1991.

[12] Fausset L, Fundamentals of Neural Networks. Architecture - Algorithms and Applications, 1st Edition, Printice Hall, Inc., 1994

[13] McCulloch W. and W. Pitts, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, Bulletin of Mathematical Biophysics, Vol. 5, 1943, pp.115-133.

[14] Rosenblatt F., The Perceptron: a Perceiving and Recognizing Automaton, Project PARA, Report 85-460-1, Cornell Aeronautical Lab., 1957.

[15] Rosenblatt F., The Perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain, Psychological Review, Vol. 65, 1958, pp.386-408.

[16] Widrow B. and Hoff M., Adaptive switching circuits, WESCON Convention Record, New York : IRE, Vol. 4, 1960, pp.96-104.

[17] MinskyM., et Papert S., Perceptrons, MIT Press, Cambridge, MA, 1969.

[18] Grosberg S., Adaptive Pattern Classification and Universal recoding, I : Parallel Development and coding of neural features detectors, Biological Cybernetics, Vol. 23, 1976, pp.121-134.

[19] Wu J. K., Neural Networks and Simulation Methods, 1st Edition, Marcel Dekker, Inc., 1994.