

**RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE**

**UNIVERSITÉ DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE D'ORAN
MOHAMED BOUDIAF**



**FACULTE DE GÉNIE ÉLECTRIQUE
DÉPARTEMENT D'ELECTROTECHNIQUE**



Pour obtenir le grade de

DOCTEUR EN SCIENCES

SPÉCIALITÉ: Electrotechnique

OPTION: Haute Tension et Décharges Electriques

Présentée par

M^r Sid Ahmed Bessedik

Contournement des isolateurs pollués

Soutenu le 28 juin 2015 devant le jury composé de :

M ^r Samir Flazi	Professeur	USTO-MB, Oran, Algérie	Président
M ^r Hocine Hadi	Professeur	USTO-MB, Oran, Algérie	Rapporteur
M ^r Abdelhalim Taieb Brahim	Professeur	USTO-MB, Oran, Algérie	Examineur
M ^r Djillali Mahi	Professeur	UATL, Laghouat, Algérie	Examineur
M ^r Abdelaouahab Mekhaldi	Professeur	ENP, Alger, Algérie	Examineur
M ^r Madjid Tegar	Professeur	ENP, Alger, Algérie	Examineur

Année 2015

Remerciements

Pour commencer je remercie الله de m'avoir donné le courage et la patience durant l'élaboration de ce modeste travail.

Je tiens tout particulièrement à remercier monsieur **Hadi Hocine**, Professeur à l'Université des Sciences et de la Technologie d'Oran (USTO) et mon directeur de thèse, de m'avoir dirigé tout au long de ce travail. Qu'il veuille trouver ici toute la reconnaissance que je lui témoigne et mon profond respect pour sa vision et son objectivité.

Je suis très reconnaissant à monsieur **Flazi Samir**, Professeur à l'Université des Sciences et de la Technologie d'Oran (USTO) pour l'honneur qu'il me fait de présider le jury de cette thèse. Je remercie monsieur **Abdelhalim Taieb Brahimi**, Professeur à l'Université des Sciences et de la Technologie d'Oran (USTO), monsieur **Djillali Mahi**, Professeur à l'Université Amar Telidji de Laghouat (UATL), monsieur **Abdelaouahab Mekhaldi** Professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger (ENP), et monsieur **Madjid Tegar**, Professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger (ENP) d'avoir accepté de participer au jury de cette thèse.

Je remercie également monsieur **Christophe Volat**, Professeur à l'Université du Québec à Chicoutimi (UQAC) de m'avoir accueilli au sein de son équipe et pour ses expériences, ainsi que monsieur **Marouane Jebbari**, Etudiant en post graduation (PhD) à l'Université du Québec à Chicoutimi (UQAC) pour leur aides.

Je voudrais également remercier tous les personnes du laboratoire de Haute Tension et décharges électriques de l'USTO Oran.

J'associe à mes remerciements mes collègues du département de génie électrique de l'Université Amar Telidji-Laghouat et mes collègues du département de physique de l'USTO-Oran.

Je tiens à exprimer mes plus sincères sentiments à ma Femme, pour son support et pour son encouragement, ainsi de m'avoir donné un adorable petit fils Issam (en attendant la suite). Finalement, j'aimerais remercier de tout cœur mes Parents, mes Sœurs et mes Frères qui m'ont offert la possibilité de mener à bien toutes mes études et m'ont encouragé jusqu'à l'accomplissement de ce travail. Qu'ils trouvent ici ma reconnaissance et mon affection.

« Il n'y a pas de réussite facile ni d'échecs définitifs ». Marcel Proust, écrivain français.

تحايل العوازل الملوثة

ملخص

يهدف هذا العمل إلى اقتراح صيغة جديدة لمقاومة التلوث من اجل تحسين النماذج الديناميكية للتحايل، تقييم خصائص القوس الكهربائي بطريقة سرب الجسيمات PSO و التنبؤ لشدة الجهد الحرج للتحايل باستعمال طريقة نظام الاستدلال العصبي الغامض ANFIS والطريقة الهجينة التي تعتمد على الآلات ذات الحامل الشعاعي LS-SVM وسرب الجسيمات. لقد تبيننا في عملنا هذا على النموذج الرياضي لتوباليس والذي يعتمد أساسا على الخصائص الهندسية للعازل من اجل اختبار عدة طرق ذكية. أولا، قمنا باستعمال طريقة PSO لإيجاد خصائص القوس الكهربائي. ففعالية هذه الطريقة أثبتت بأجراء مقارنة بين نتائجها ونتائج الخوارزميات الجينية. ثانيا، قمنا بعرض طريقتين تنبؤيتين، هما طريقة الاستدلال العصبي الغامض من نوع تاكاجي سيجينو و الطريقة التي تركز على الآلات ذات الحامل الشعاعي ذات الدالة RBF والمساعدة على الكشف PSO وذلك لغرض التنبؤ لشدة الجهد الحرج للتحايل. بالاعتماد على قياسات الكفاءات RMSE، MAPE و R^2 . الطريقة الهجينة LSSVM-PSO قد بينت قدرتها على التنبؤ لشدة الجهد للتحايل مقارنة مع الشبكات العصبية الاصطناعية ANN، المنطق الغامض FL و نظام الاستدلال العصبي الغامض ANFIS.

لقد تم عرض صيغة جديدة لمقاومة التلوث من اجل تحسين النموذج الديناميكي ذو التيار المستمر. هذه الأخيرة تأخذ بعين الاعتبار الشكل المفتوح للعازل الحقيقي و تأثير انقباض تدفق التيار داخل الطبقة الملوثة. كما تم التحقق من صحة تحسين النموذج الديناميكي باستخدام النتائج التجريبية والنظرية المقترحة في المراجع.

الكلمات المفتاحية: التوتر العالي و التفريغ الكهربائي، تحايل العوازل الملوثة، مقاومة التلوث، تقنيات الذكاء الاصطناعي (ANN, ANFIS و LS-SVM), تقنيات التحسين (PSO و GA).

Contournement des isolateurs pollués

Résumé

Ce travail porte sur la proposition d'une nouvelle formulation de la résistance de la couche de pollution permettant d'améliorer les modèles dynamiques de contournement, l'estimation des paramètres de l'arc par la méthode d'optimisation par essaim de particules (PSO) et la prédiction de la tension critique de contournement par l'approche neuro-floue (ANFIS) et l'approche hybride basée sur les machines à vecteurs de support à moindres carrés (LS-SVM) et l'heuristique PSO.

Un modèle mathématique de Topalis basé essentiellement sur les caractéristiques géométriques de l'isolateur est adopté pour tester les performances de plusieurs approches intelligentes. Dans un premier temps, nous proposons l'approche PSO pour trouver les paramètres de l'arc de contournement. L'efficacité de l'approche proposée a été justifiée en comparant les résultats fournis par cette dernière et ceux trouvés par la méthode des algorithmes génétiques (GA). Dans un second temps, nous proposons deux approches hybrides prédictives, à savoir l'approche neuro-floue de type Takagi Sugeno (TK) appelée également système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS) et l'approche basée sur LS-SVM avec la fonction noyau à base radiale (RBF) et l'heuristique PSO pour la prédiction de la tension critique de contournement. En se basant sur les indices de validation RMSE, MAPE et R^2 , l'approche hybride LSSVM-PSO a montré sa capacité de prédiction en le comparant aux réseaux de neurones, la logique floue et le système neuro-flou ANFIS.

Une nouvelle formulation de la résistance de la couche de pollution est proposée pour améliorer un modèle dynamique en courant continu (DC). Cette dernière tient en compte la forme ouverte de l'isolateur réel et l'influence de la constriction des lignes de courant dans la couche de pollution.

Le modèle dynamique amélioré est validé en utilisant des résultats expérimentaux et théoriques proposés dans la littérature.

Mots-Clés : Haute tension et décharge électrique, Contournement des isolateurs pollués, Résistance de la couche de pollution, Techniques de l'intelligence artificielle (ANN, ANFIS, LS-SVM), Méthodes d'optimisation (GA, PSO).

Flashover of polluted insulators

Abstract

This work aimed on the proposal a new formulation of the resistance of pollution layer allowing to improve the dynamic models, the estimate of the parameters of the arc by particle swarm optimization (PSO) and the prediction of the critical flashover voltage by neural fuzzy approach named adaptive neural-fuzzy inference systems (ANFIS) and the hybrid approach based on the least squares support vector machine (LS-SVM) and the heuristics PSO.

A mathematical model of Topali based primarily on the geometrical characteristics of the insulator is adopted to test the performances of several intelligent approaches. Firstly, we propose the PSO approach to find the parameters of the arc. The validation of the approach was justified by comparing the results provided by this latter and those found by the genetic algorithms (GA) method. Secondly, we propose two predictive hybrid approaches, namely neural-fuzzy approach (ANFIS) of the type Takagi Sugeno (TK) and the hybrid approach based on LS-SVM with radial basis function (RBF) kernel and PSO for the prediction of the critical flashover voltage. Basing on the indices of validation RMSE, MAPE and R^2 , satisfactory and more accurate results are obtained by using LSSVM-PSO to estimate the critical flashover voltage for the considered conditions compared with the artificial neural networks (ANN), fuzzy logic (FL) and ANFIS.

A new formulation of the resistance of pollution layer is proposed to improve a direct current (DC) dynamic model. This latter take into account the open shape of the real insulator and the influence of the constriction of the current lines in the pollution layer.

The improved dynamic model is validated by using experimental and theoretical results suggested in the literature.

Keywords: High voltage insulator, Flashover of polluted insulators, Resistance of pollution layer, Artificial intelligences techniques (ANN, ANFIS, LS-SVM), Optimization methods (GA, PSO).

Sommaire

Résumé	
Liste des abréviations et des symboles	
Liste des figures et des tableaux	
Introduction générale	01

CHAPITRE I REVUE DE LITTERATURE

Introduction	05
I.1 Phénomène de contournement des isolateurs pollués	06
I.1.1 Processus de contournement électrique	06
I.1.2 Diamètre de la décharge	06
I.1.3 Profil de l'isolateur	07
I.1.4 Diamètre moyen d'un isolateur réel	08
I.2 Modélisation théorique et expérimentale du phénomène de contournement	11
I.2.1 Modèles électriques	11
I.2.1.1 Modèle d'Obenaus	11
I.2.1.2 Modèle de Wilkins	13
I.2.1.3 Modèle de Zhicheng et Renyu	14
I.2.1.4 Modèle de Dhahbi et Béréal	15
I.2.1.5 Modèle d'Aydogmus et Cebeci	16
I.2.2 Modèles de laboratoire	18
I.2.2.1 Modèle développé (2D)	18
I.2.2.2 Modèle ouvert (2D)	19
I.3 Mécanisme de propagation	25
I.3.1 Propagation par ionisation	25
I.3.2 Propagation par force électrostatique	26
I.4 Critères de propagation de la décharge	27
I.4.1 Critère d'Hampton	28
I.4.2 Critère d'Hesketh	28
I.4.3 Critère de Wilkins	28
I.4.4 Critère d'Anjana et Lakshminarasimha	29
I.4.5 Critère de Ghosh	29
Conclusion	29

CHAPITRE II ESTIMATION DES PARAMETRES DE L'ARC DE CONTOURNEMENT PAR L'APPROCHE PSO

Introduction	32
II.1 Algorithme Génétique (GA)	33
II.1.1 Opérateurs de l'algorithme génétique	34
II.2 Optimisation par Essaim de Particules (PSO)	38

II.2.1 Concept de base de PSO	38
II.2.2 Algorithme de principe	40
II.3 Estimation des paramètres de l'arc de contournement	42
II.3.1 Modèle mathématique	42
II.3.2 Résultats et discussion	48
Conclusion	55

CHAPITRE III

PREDICTION DE LA TENSION DE CONTOURNEMENT PAR L'APPROCHE NEURO-FLOUE

Introduction	58
III.1 Réseaux de neurones et systèmes flous	59
III.1.1 Réseaux de neurones	59
III.1.1.1 Réseaux non bouclés	60
III.1.1.2 Réseaux bouclés	61
III.1.1.3 Apprentissage dans les réseaux de neurones	62
III.1.1.4 Algorithme de rétro-propagation du gradient	63
III.1.1.5 Conception d'un réseau de neurones	65
III.1.1.5.1 Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones	65
III.1.1.5.2 Choix et préparation des échantillons	66
III.1.1.5.3 Elaboration de la structure du réseau	66
III.1.1.5.4 Apprentissage	67
III.1.1.5.5 Validation et tests	67
III.1.1.6 Avantages des réseaux de neurones	68
III.1.1.7 Inconvénients des réseaux de neurones	68
III.1.2 Systèmes flous	69
III.1.2.1 Ensembles flous	69
III.1.2.2 Variables linguistiques	70
III.1.2.3 Règles et opérateurs flous	72
III.1.2.4 Structure interne d'un système flou	73
III.1.2.5 Avantages de la logique floue	73
III.1.2.6 Inconvénients de la logique floue	74
III.1.3 Système d'inférence flou basé sur les réseaux de neurones adaptatifs	74
III.1.3.1 Structure d'ANFIS	74
III.1.4 Prédiction de la tension de contournement par l'approche Neuro-Floue	77
III.1.4.1 Elaboration des bases de données	77
III.1.4.2 Normalisation des données	77
III.1.4.3 Prédiction de la tension critique par l'approche ANN	78
III.1.4.3.1 Résultats et discussions	80
III.1.4.4 Prédiction de la tension critique par l'approche ANFIS	82
III.1.4.4.1 Résultats et discussions	84
Conclusion	87

CHAPITRE IV
PREDICTION DE LA TENSION DE CONTOURNEMENT PAR L'APPROCHE
HYBRIDE LSSVM-PSO

Introduction	89
IV.1 Principe des machines à vecteur support	90
IV.1.1 Machines à vecteur support pour la classification	90
IV.1.1.1 Cas linéairement séparable	90
IV.1.1.2 Cas non linéairement séparable	92
IV.1.2 Machines à vecteur support pour la régression	95
IV.1.3 Machines à vecteurs de support à moindres carrés	97
IV.2 Sélection des hyper-paramètres du LS-SVM	99
IV.3 Prédiction de la tension de contournement par LSSVM-PSO	100
IV.3.1 Résultats et discussion	103
Conclusion	109

CHAPITRE V
UNE NOUVELLE FORMULATION DE LA RESISTANCE DE LA COUCHE DE
POLLUTION

Introduction	111
V.1 Modèle proposé	112
V.1.2 Conception du modèle dynamique	114
V.2 Dispositif expérimental	117
V.2.1 Mesure de la résistance de l'électrolyte	118
V.2.2 Mesure de la tension critique de contournement	118
V.3 Modèle numérique	119
V.3.1 Description du logiciel-COMSOL Multiphysics	120
V.3.2 Description du modèle numérique	120
V.4 Résultats et discussions	121
V.4.1 Résistance de la couche de pollution	121
V.4.1.1 Résistance de pollution en absence de la décharge électrique	123
V.4.1.2 Résistance de pollution en présence de la décharge électrique	125
V.5 Validation de la formule corrigée de la résistance	129
V.5.1 Validation du modèle dynamique de contournement	129
Conclusion	131

Conclusion générale
Bibliographie
Annexes

Liste des abréviations et des symboles

2D	Deux dimensions
3D	Trois dimensions
HV	High Voltage
DC	Direct Current
AC	Alternative Current
CV	Cross-Validation
GS	Grid Search
GA	Genetic Algorithms
EA	Evolutionary Algorithms
PSO	Particle swarm optimisation
ANN	Artificial Neural Networks
FL	Fuzzy Logic
FEM	Finite Element Method
ANFIS	Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
SVM	Support Vector Machine
SVR	Support Vector Regression
LS-SVM	Least Squares Support Vector Machine
LSSVM-PSO	Least Squares Support Vector Machine with Particle Swarm Optimization
LS-SVM-GS	Least Squares Support Vector Machine with Grid Search
RBF	Radial Basis Function
RMSE	Root Mean Square Error
R^2	Coefficient of determination
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
MFs	Membership function
trimf	Fonction triangulaire
gaussmf	Fonction gaussienne
gbellmf	Fonction bell-shaped
trapmf	Fonction trapé-zoïdale
TSK	Takagi Sugeno
ESDD	Equivalent Salt Deposit Density
d_d	Diamètre de la décharge
I	Courant de fuite
a_p et b_p	Constantes dépendant de la polarité de la tension appliquée
r_d	Rayon de la décharge
w_r	Largeur de la rainure
d_r	Hauteur de la rainure
r_r	Distance sépare la rainure et l'axe de symétrie de l'isolateur
ζ_r	Paramètre caractérise l'efficacité de la longueur de fuite
k_r	Constante dépend du niveau de contamination
k_c	Paramètre dépend du niveau de contamination

$F_r(X)$	Fonction de répartition de la couche de pollution
L_f	Ligne de fuite
L_{eff}	Longueur de fuite effective
R_p	Résistance de la couche polluante
ρ	Résistivité volumique de la couche polluante
$F(x)$	Fonction de répartition de la couche de pollution
ϕ	Diamètre moyen d'un isolateur réel
e	Épaisseur de la couche polluante
S	Surface latérale d'un cylindre
F	Facteur de forme
L	Longueur d'un cylindre
U	Tension appliquée
V_e	Chute de tension totale aux bornes des électrodes
V_{arc}	Tension d'arc
X	Longueur de l'arc
r_p	Résistance linéique de la pollution
A et n	Constantes de l'arc
I_c	Courant critique
X_c	Longueur de l'arc critique
U_c	Tension critique de contournement
b	Largeur de l'isolateur
σ_S	Conductivité surfacique de la couche de pollution
σ_e	Conductivité superficielle effective
k_r	Rapport entre la longueur de l'arc et la ligne de fuite
k_t	Nombre de couches de pollutions en série
ε	Permittivité de la couche polluée
S_p	Section de la couche polluée
R_d	Résistance de la décharge
Z_b	Impédance équivalente
$r(x)$	Rayon d'un isolateur réel
θ	Angle correctif
E_p	Champ électrique dans la pollution
E_d	Champ électrique dans la décharge
P_s	Puissance fournie par la source
W_{tot}	Énergie totale fournie par la source
W_{th}	Énergie thermique
P_c	Probabilité de croisement
P_m	Probabilité de mutation
w	Fonction de pondération (poids)
c_1 et c_2	Coefficients d'accélération
N_b	Nombre de bits
D_m	Diamètre maximal de l'isolateur
C_p	Densité de dépôt de sel équivalente

H	Pas de l'isolateur
v_i	Vélocité ou la vitesse des particules
A et n	Constantes de l'arc
F_g	Fonction objectif (fitness)
b_i	Seuil interne du neurone
η	Taux d'apprentissage
$J(t)$	Valeur du critère à l'instant t
$d_i(t)$	$i^{\text{ème}}$ sortie désirée à l'instant t
U_f	Univers de discours
X_f, X_{f1}, X_{f2} et Y_f	Variables linguistiques
A_f, A_{f1}, A_{f2} et B_f	Sous ensembles flous
$\mu(x)$	Degré d'appartenance
O_i^k	Nœud i de la couche k
a_n et b_n	Valeurs de la variable normalisée
a_i, b_i et c_i	Ensemble des paramètres de sortie de la règle i
$y_{pre,k}$ et $y_{tes,k}$	Valeurs prédites et testés de point de données k
a_t, b_t, c_t, d_t et σ_t	Paramètre des fonctions d'appartenances
$r_{max,j}$ et $r_{min,j}$	Valeurs maximales et minimales d'un variable
KKT	Karush-Kuhn-Tucker
$k(x,z)$	fonction noyau
n_n, c_n, σ^2, a_k et b_k	paramètres du noyau
C	Paramètres de régularisation
μ_a	Mobilité de l'arc

Liste des figures

- Figure I.1 Exemple de profil réel d'un isolateur
- Figure I.2 Assimilation théorique d'un isolateur à un cylindre
- Figure I.3 Diamètre moyen des isolateurs IEEE et EPDM
- Figure I.4 Circuit électrique équivalent d'après Obenaus
- Figure I.5 Modèle de Wilkins
- Figure I.6 Modèle de Zhicheng et Renyu
- Figure I.7 Schéma d'un isolateur pollué et son modèle électrique équivalent
- Figure I.8 Isolateur étudié (1) et son modèle discrétisé par la MEF (2)
- Figure I.9 Surface dépliée correspondante à l'isolateur étudié
- Figure I.10 Isolateur disque (3D) et son modèle développé (2D)
- Figure I.11 Model ouvert (2D)
- Figure I.12 Isolateur réel U40
- Figure I.13 Modèle ouvert d'un isolateur réel
- Figure I.14 Transformation d'une nervure en surface plate
- Figure I.15 Espace entre deux nervures (1) et surface supérieure coté Capot (2)
- Figure I.16 Isolateur réel et son modèle ouvert (plat)
- Figure I.17 Modèles étudiés par Hamza
- Figure I.18 Mécanisme de propagation par ionisation
- Figure I.19 Mécanisme de propagation par force électrostatique
- Figure II.1 Croisement à un point
- Figure II.2 Croisement à deux points
- Figure II.3 Mutation d'un gène d'un individu
- Figure II.4 Organigramme des algorithmes génétiques
- Figure II.5 Mouvement de chaque particule

Figure II.6 Organigramme de principe de PSO

Figure II.7 Circuit équivalent pour l'évaluation de la tension de contournement

Figure II.8 Organigramme des approches AG et PSO

Figure II.9 Evolution de la fonction fitness Fg en fonction du nombre d'itérations

Figure II.10 Tension de contournement en fonction de la conductivité surfacique (profil 1 : Capot et tige 1)

Figure II.11 Tension de contournement en fonction de la conductivité surfacique (profil 2 : Capot et tige 2)

Figure II.12 Tension de contournement en fonction de la conductivité surfacique (profil 3 : Antibrouillard)

Figure II.13 Evolution de la fonction fitness en fonction du nombre de générations en utilisant les deux méthodes

Figure II.14 Convergence des constantes de l'arc (A, n)

Figure III.1 Modèle de base d'un neurone formel

Figure III.2 Perceptron à une couche cachée

Figure III.3 Réseaux de neurones récurrents

Figure III.4 Organigramme de conception d'un réseau de neurones

Figure III.5 Représentation de la température d'un corps par les ensembles classiques et flous

Figure III.6 Différents types de fonctions d'appartenance utilisées

Figure III.7 Variable linguistique

Figure III.8 Partition ininterprétable en termes linguistiques

Figure III.9 Structure interne d'un système flou

Figure III.10 Architecture équivalente d'ANFIS

Figure III.11 Architecture de l'approche ANN

Figure III.12 Performance de l'approche ANN proposée pour l'apprentissage

Figure III.13 Performance de l'approche ANN proposée pour le test

Figure III.14 Corrélation entre les valeurs mesurées et estimées de la tension critique

Figure III.15 Structure de l'approche ANFIS proposée

Figure III.16 Performance de l'approche ANFIS proposée pour l'apprentissage

- Figure III.17 Performance de l'approche ANFIS proposée pour le test
- Figure III.18 Corrélation entre les valeurs mesurées et estimées de la tension critique
- Figure IV.1 Illustration du concept de SVM sur un problème linéairement séparable
- Figure IV.2 Illustration du concept de SVM sur un problème non-linéairement séparable
- Figure IV.3 Application des SVMs à la régression
- Figure IV.4 Organigramme de PSO pour l'optimisation des hyper-paramètres
- Figure IV.5 Organigramme d'estimation de la tension de contournement par l'approche LSSVM-PSO
- Figure IV.6 Evolution de la fonction fitness (RMSE) à travers les générations
- Figure IV.7.a Convergence de la valeur optimale C
- Figure IV.7.b Convergence de la valeur optimale σ^2
- Figure IV.8 Performance de l'approche LSSVM-PSO pour l'apprentissage
- Figure IV.9 Performance de l'approche LSSVM-PSO pour le test
- Figure IV.10 Corrélation entre les valeurs mesurées et estimées de la tension critique
- Figure V.1 Modèle proposé
- Figure V.2 Modèle de laboratoire (isolateur disque)
- Figure V.3 Organigramme du modèle dynamique [42, 44]
- Figure V.4 Dispositif expérimental
- Figure V.5 Mesure de la résistance de l'électrolyte
- Figure V.6 Montage expérimental
- Figure V.7 Modèle numérique
- Figure V.8 Isolateurs utilisés dans le calcul
- Figure V.9 Résistance de la couche de pollution en fonction de la conductivité volumique (Isolateur U40)
- Figure V.10 Résistance de la couche de pollution en fonction de la conductivité volumique pour différents types d'isolateurs
- Figure V.11 Propagation de l'arc le long de la surface polluée pour (a) rayon de l'arc constant $r_a = 3\text{mm}$ et (b) rayon de l'arc variable (équation V.14)

Figure V.12 Comparaison de la résistance de la couche de pollution en fonction de la longueur de l'arc

Figure V.13 Comparaison des résultats expérimentaux et théoriques de la tension de contournement

Figure V.14 Comparaison des tensions de contournement (pour sept unités de l'isolateur 7K3)

Figure V.15 Comparaison des tensions de contournement (pour neuf unités de l'isolateur BSFT-9336)

Figure B.1 Maillage surfacique et géométrie de l'isolateur U40 sous COMSOL

Figure B.2 Maillage surfacique et géométrie de l'isolateur 7K3 sous COMSOL

Figure B.3 Maillage surfacique et géométrie de l'isolateur U120 sous COMSOL

Figure B.4 Maillage surfacique et géométrie de l'isolateur U160 sous COMSOL

Figure B.5 Maillage surfacique et géométrie de l'isolateur BSFT9336 sous COMSOL

Liste des tableaux

Tableau I.1 Caractéristiques du modèle ouvert (plat) de l'isolateur U40

Tableau II.1 Caractéristiques géométriques des isolateurs utilisés

Tableau II.2 Valeur des constantes de l'arc selon plusieurs auteurs

Tableau II.3 Paramètres de l'algorithme PSO

Tableau II.4 Estimation des paramètres de l'arc par l'approche PSO

Tableau II.5 Paramètres de l'algorithme GA

Tableau II.6 Comparaison entre les résultats trouvés par PSO et GA

Tableau III.1 Indices statistiques pour l'évaluation de la performance de l'approche ANFIS

Tableau III.2 Validation des approches ANN et ANFIS proposées en termes des indices statistiques

Tableau IV.1 Aperçu des différents types de noyaux couramment utilisés

Tableau IV.2 Validation de l'approche LSSVM-PSO en termes des indices statistiques

Tableau V.1 Paramètres géométriques des isolateurs utilisés

Tableau A.1 Paramètres géométriques de plusieurs isolateurs utilisés dans le modèle mathématique

Tableau A.2 Données expérimentales de la tension de contournement

INTRODUCTION GENERALE

Les lignes aériennes et les postes des réseaux de transport d'énergie électrique sont exposés à diverses contraintes. Parmi celles-ci, la pollution des isolateurs constitue l'un des facteurs de première importance dans la qualité et la fiabilité du transport d'énergie. En effet, par temps de pluie ou de brouillard, les dépôts polluants se fixant sur les surfaces isolantes réduisent considérablement la résistivité superficielle d'un isolateur et le contournement peut alors survenir. Les conséquences de contournement vont de la détérioration de la surface de l'isolateur à la mise hors service de la ligne haute tension; une des caractéristiques principales d'un isolateur haute tension sera donc sa tenue au contournement en fonction de l'environnement dans lequel il est placé.

Le processus le plus fréquemment invoqué pour l'amorçage de la décharge électrique est celui dans lequel l'association d'une couche de pollution solide avec l'humidité donne naissance à un dépôt plus ou moins conducteur, provoquant ainsi le passage d'un courant de fuite. En raison de la forme compliquée des isolateurs, ce courant présente une densité superficielle variable d'un point à un autre, ce qui se traduit par un échauffement non homogène de la couche conductrice et par la création éventuelle de zones sèches par évaporation. Lorsque, localement au niveau de la zone sèche, le champ électrique de rupture est atteint, une décharge apparaît qui, si les conditions électriques le permettent, conduit rapidement à la mise en court-circuit de l'isolateur.

En vue de pouvoir dimensionner correctement les isolateurs haute tension (HV) et très haute tension sous des conditions sévères de pollution, il importe de développer des modèles prédictifs fiables pour estimer la tension critique de contournement.

L'établissement d'un tel modèle dynamique ou statique de contournement des isolateurs pollués pourrait permettre de réduire significativement le nombre d'expériences laborieuses et dispendieuses requises. En outre, le modèle serait d'une grande utilité que ce soit pour les sociétés manufacturières des isolateurs ou encore pour les compagnies productrices et distributrices de l'énergie électrique puisque le modèle leur permettrait de dimensionner adéquatement les isolateurs des lignes haute tension.

Deux paramètres sont très importants pour calculer la tension critique de contournement, les caractéristiques de la décharge (l'arc électrique) et la résistance de la couche de pollution. Slama [1] dans sa thèse de doctorat, a donné des informations détaillées sur les caractéristiques de la décharge. L'auteur note du fait que les valeurs constantes de l'arc sont dynamiques et dépendent des éléments du système de circuit électrique équivalent et les paramètres thermiques de la décharge.

La résistance de la couche de pollution est indispensable dans la modélisation du phénomène de contournement, 80% des chercheurs l'ont utilisé dans leurs modèles pour prédire la tension ou le courant de contournement. Plusieurs méthodes ont été proposées pour déterminer la résistance de la couche de pollution. Mais des difficultés subsistent encore.

Woodson et McElroy [2] montrent que la résistance superficielle de la couche de pollution humide peut s'exprimer en fonction du rayon de l'électrode externe et de la résistivité superficielle du polluant. En utilisant la méthode des fonctions conjuguées pour résoudre un problème de champ Laplacien en deux dimensions, Wilkins [3] a obtenu comme expression la résistance de la couche de pollution en tenant compte de la constriction des lignes de courant au niveau des points formant la base de l'arc. Zhicheng et Renyu [4] remplacent l'isolateur de structure complexe par un modèle plan. Si ce dernier est assez large, la résistance de la couche polluée entre les deux racines d'arc peut être exprimée comme la résistance entre deux petites électrodes circulaires. Les autres modèles qu'on trouve dans la littérature ont utilisé l'expression de la résistance de pollution basée sur le facteur de forme ou encore sur le modèle de Rumeli [5].

Récemment, les modèles numériques basés sur la méthode des éléments finis [6, 7] donnent de meilleurs résultats dans la modélisation du phénomène de contournement des isolateurs pollués par rapport aux modèles statiques et dynamiques. L'avantage de ces modèles qui peuvent bien simuler les modèles expérimentaux, est qu'ils permettent de calculer correctement la résistance de la couche de pollution au cours de la propagation de la décharge. Cependant, ces derniers ne peuvent pas fournir une formule théorique de la résistance de pollution à l'état dynamique au cours de l'évolution de la décharge. Cette particularité, nous a encouragé à déterminer l'expression analytique de la résistance de la couche de pollution durant la propagation de la décharge.

Au cours des dernières années, des méthodes d'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones artificiels (ANNs) [8-9], le système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS) [10], la logique floue (FL) [11] et la méthode des machines à vecteurs supports à moindres carrés (LS-SVM) [12-13] ont été utilisées dans les applications de haute tension, comme l'estimation de la sévérité de pollution et la prédiction de la tension ou le courant de contournement. De plus, la méthode des algorithmes génétiques (GA) a été aussi utilisée dans l'estimation des paramètres de l'arc [14] et la conception des isolateurs haute tension [15].

Selon la littérature, la technique d'optimisation par essaims de particules (PSO) n'a pas été utilisée dans la modélisation du phénomène de contournement. C'est dans ce cadre que cette

technique a été utilisée dans ce travail, afin de distinguer premièrement leurs performances par rapport à la méthode des algorithmes génétiques dans l'estimation des paramètres de l'arc et d'améliorer deuxièmement la précision de la méthode des machines à vecteurs de supports à moindres carrés dans la prédiction de la tension critique de contournement en sélectionnant ses paramètres nécessaires.

Le manuscrit de cette thèse comporte cinq chapitres qui sont organisés comme suit :

Le premier chapitre de cette thèse, présente les informations récoltées sur les différents modèles électriques rapportés dans la littérature ainsi que de façon générale le processus de contournement, le mécanisme et les critères de propagation de la décharge. De plus, un intérêt particulier a été porté sur les modèles récemment développés au sein du laboratoire de la haute tension et décharges électriques de l'USTO-BM.

Le second chapitre est consacré à la description des méthodes d'optimisation, les algorithmes génétiques (GA) et l'optimisation par essaim de particules (PSO), ainsi que leurs utilisations dans la modélisation du phénomène de contournement, notamment la détermination des paramètres de l'arc.

Le troisième chapitre regroupe les bases théoriques des différentes techniques de l'intelligence artificielle, à savoir, les réseaux de neurones artificiels (ANN) et le système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS), ainsi que leurs utilisations dans la prédiction de la tension critique de contournement.

Au quatrième chapitre, nous proposerons une nouvelle approche hybride d'estimation de la tension critique de contournement basée sur les machines à vecteurs de support à moindres carrés (LS-SVM) et l'heuristique (PSO). Cet outil de l'intelligence artificielle fondé sur la théorie de l'apprentissage statistique a été choisi pour sa grande capacité d'apprentissage et de généralisation.

Dans le cinquième et dernier chapitre, nous présenterons et discuterons une nouvelle formulation de la résistance de la couche de pollution en absence et en présence de la décharge électrique. Un modèle dynamique permettant la détermination de la tension critique de contournement sera également présenté, Celui-ci est basé sur le critère d'Hampton.

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

CHAPITRE I
REVUE DE LITTERATURE

Introduction

L'intérêt croissant vis-à-vis des phénomènes de contournement des isolateurs sous diverses conditions atmosphériques a donné lieu à un nombre exhaustif d'études, particulièrement sous des conditions de pollution. Certaines de ces études se sont intéressées tout spécifiquement au processus de propagation d'un arc électrique à la surface d'une couche d'électrolytique dans le but de comprendre les phénomènes complexes inhérents au contournement des isolateurs. De ces études, ont émergé plusieurs modèles mathématiques permettant de prédire la tension critique de contournement des isolateurs qui ont été appliqués aux isolateurs pollués.

L'objectif de ce chapitre est donc d'effectuer une revue succincte du phénomène de contournement des isolateurs pollués ainsi que les principaux modèles rapportés dans la littérature. De plus, un intérêt particulier a été porté sur les travaux récents faits au niveau du laboratoire de haute tension et des décharges électriques de l'USTO-MB-Oran.

I.1 Phénomène de contournement des isolateurs pollués

I.1.1 Processus de contournement électrique

La chronologie du processus qui mène au contournement est constituée essentiellement de quatre grandes phases : [1,16-19] :

- Dépôt d'une couche solide constituée de sels et de matériaux insolubles, sauf dans le cas d'une pollution marine ou la pollution est sous la forme d'embruns marins.
- Humidification de la couche de pollution et circulation d'un courant du a la dissolution des sels contenus dans le dépôt (formation d'un électrolyte).
- Apparition de bandes sèches dues à l'échauffement par effet Joule résultant de la circulation du courant et conduisant a l'amorçage de décharges locales.
- Élongation des décharges jusqu'a court-circuiter l'isolateur : contournement.

De manière générale, le contournement d'un isolateur pollué est précédé de l'apparition d'un courant de fuite accompagné de la formation d'une bande sèche et d'arc partiels, Un arc peut se propager en surface jusqu'au contournement total de l'isolateur.

I.1.2 Diamètre de la décharge

Le diamètre du canal de la décharge est un paramètre important dont sa connaissance est indispensable à la l'élaboration de modèles et la compréhension du phénomène. Sa mesure est cependant très délicate car il n'est pas défini de façon unique. La partie lumineuse n'est pas forcément identique à la partie qui assure la conductivité ou à la partie dans laquelle est répartie la charge d'espace. D'autre part, la décharge n'est pas un volume dont les frontières sont parfaitement nettes. Il est donc nécessaire de définir un diamètre équivalent.

Matsumoto et al. [20] ont développé un dispositif de mesures optiques composé d'un tableau de 512 photodiodes disposées à des intervalles de 28 mm. Ce dispositif leur a permis de mesurer avec une bonne précision le diamètre de la colonne de la décharge. Leurs observations montrent que le diamètre d_d (mm) de la décharge dépend de la polarité de la tension et du courant I (A) qui la parcourt. A cet effet, ils proposent une relation empirique liant le diamètre de la décharge et le courant :

$$d_d = a_p I^{b_p} \quad (I.1)$$

où I est le courant, d_d le diamètre. Les constantes a_p et b_p dépendant de la polarité appliquée à l'électrode haute tension avec :

$a_p = 14$ et $b_p = 0,78$ pour la polarité positive

et

$a_p = 22$ et $b_p = 0,78$ pour la polarité négative.

A partir de la mesure de la densité du courant pendant la propagation de la décharge, Wilkins [03] montre que le rayon de la décharge peut être estimé par :

$$r_d = \sqrt{\frac{I}{1,45\pi}} \quad (\text{I.2})$$

Cette relation a été confirmée récemment par Farokhi [21] en effectuant les mesures optiques pour le cas d'isolateurs pollués avec du givre et il montre que le diamètre qui assure la conduction peut être approximé par la relation donnée par Wilkins.

I.1.3 Profil de l'isolateur

Pour assurer sa fonction, le profil de l'isolateur doit satisfaire les conditions suivantes :

- Une longueur de fuite maximale
- Un nombre optimum de nervures (pour une taille donnée de l'isolateur) qui permet d'avoir une tension de contournement plus élevée.
- Une géométrie de l'isolateur permettant le nettoyage naturel de l'isolateur par le vent ou par la pluie.
- Des diamètres de l'isolateur différents assurant une contamination non uniforme et donc des tensions de contournement plus élevées.

Pour tenir compte des deux premières conditions, Cheng et Nour [19] ont défini un paramètre ζ qui caractérise l'efficacité de la longueur de fuite. Ils ont démontré que pour le cas d'une symétrie cylindrique, ce paramètre est généralement fonction de la largeur de la rainure w_r , sa hauteur d_r et la distance r_r qui sépare la rainure et l'axe de symétrie de l'isolateur (figure I.1).

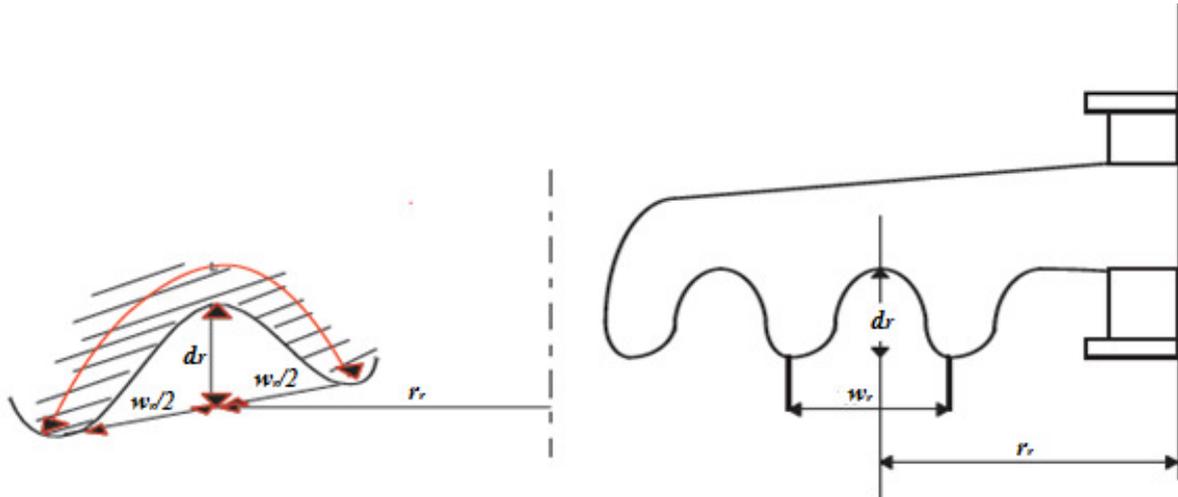


Figure I.1 Exemple de profil réel d'un isolateur

A partir de mesures expérimentales, ils ont déduit une relation empirique de la forme :

$$\xi_r = 1 - \exp\left(-\frac{k_c w_r}{d_r}\right) \quad (\text{I.1})$$

où k_c dépend uniquement du niveau de contamination. La longueur de fuite effective sera :

$$L_{ff} = L_f \xi_r \quad (\text{I.2})$$

Pour différentes formes d'isolateurs Claverie et Porcheron [22] ont donné des courbes de variation de R_p/ρ en fonction de la longueur de l'isolateurs et en on déduit une fonction $F_r(x)$ telle que :

$$R_p = \rho F_r(X) \quad (\text{I.3})$$

$F_r(X)$ est appelée fonction de répartition de la couche de pollution, R_p et ρ sont respectivement la résistance et la résistivité volumique de la couche polluante.

I.1.4 Diamètre moyen d'un isolateur réel

Par définition, le diamètre moyen φ d'un isolateur réel correspond au diamètre d'un isolateur qui serait cylindrique et qui posséderait la même ligne de fuite L_f et la même résistance lorsqu'il est recouvert de la même couche polluante e , que l'isolateur réel (figure I.2) [18].



Figure I.2 Assimilation théorique d'un isolateur à un cylindre

En effet, la longueur d'un cylindre est donné par :

$$L_f = \frac{S}{\pi\varphi} \quad (\text{I.4})$$

où S est la surface latérale du cylindre et φ est le diamètre.

D'autre part, si on intègre φ le long du profil de l'isolateur, on aura une approximation de son facteur de forme :

$$F = \int_0^{L_f} \frac{dl}{\pi\varphi} \quad (\text{I.5})$$

où dl est l'abscisse curviligne d'un point de l'isolateur mesuré le long de son profil. φ est le diamètre correspondant à un point quelconque sur la surface de l'isolateur.

En assimilant la couche polluante à un film régulier d'épaisseur e et de résistivité volumique ρ , la résistance de l'isolateur sera :

$$R_p = \rho \int_0^{L_f} \frac{dl}{\pi\varphi e} = \frac{\rho}{e} F \quad (\text{I.6})$$

où F est le facteur de forme de l'isolateur.

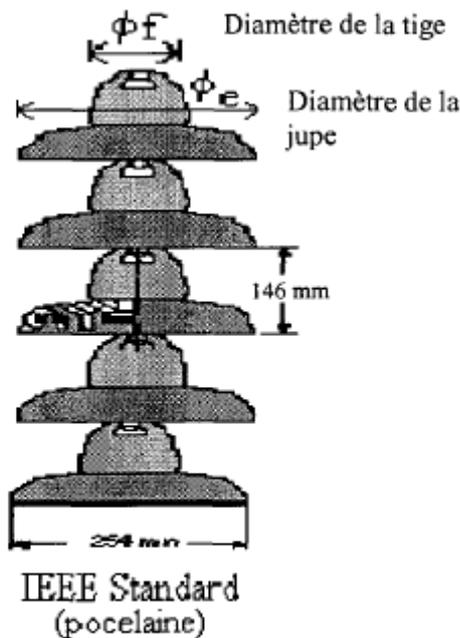
La résistance du cylindre équivalent est :

$$R_p = \rho \frac{L_f}{\pi \phi e} \tag{I.7}$$

En conclusion, en assimilant l'isolateur réel à un isolateur cylindrique (figure I.3) ayant une même ligne de fuite L_f et une même couche polluante, le diamètre moyen s'écrit [11]:

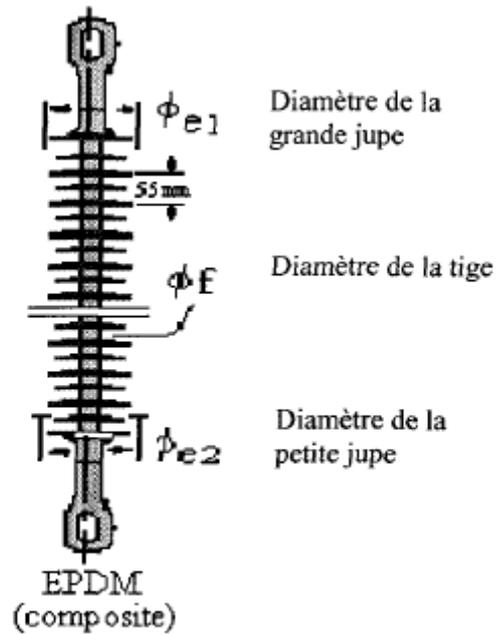
$$\phi = \frac{L_f}{\pi f} \tag{I.8}$$

Isolateurs à ailettes régulières



$$\phi_m = \frac{\phi_f + \phi_e}{2}$$

Isolateurs à ailettes alternées



$$\phi_m = \frac{2\phi_f + \phi_{e1} + \phi_{e2}}{4}$$

Figure I.3 Diamètre moyen des isolateurs IEEE et EPDM

Il a été démontré, que pour une certaine densité de contamination, la tension critique de contournement diminue au fur et à mesure que le diamètre augmente et ce, jusqu'à une certaine valeur où la tension de contournement cesse de diminuer [18]. Ce phénomène s'explique par le fait qu'un large diamètre ϕ signifie une plus grande exposition de la surface à la pollution, diminuant ainsi la résistance et réduisant par conséquent la tension de contournement. Par contre, une augmentation relative du diamètre peut causer un supplément

d'arcs locaux provoquant une baisse de tension aux bornes de l'électrode. Cette baisse de tension compense partiellement la baisse de la tension de contournement. De plus, l'augmentation du diamètre peut impliquer l'augmentation de la distance de fuite qui atténue la diminution de la tension de contournement.

I.2 Modélisation théorique et expérimentale du phénomène de contournement

En raison de la complexité des phénomènes de décharges électriques sur les surfaces isolantes, plusieurs travaux aussi bien théoriques [6,23-35] qu'expérimentaux [36-41], ont été entrepris depuis plusieurs décennies, en vue d'étudier leur comportement sous pollution. Ces travaux de recherche ont permis de développer des modèles mathématiques, établissant ainsi, les caractéristiques des décharges évoluant sur les surfaces polluées des isolateurs, et ce, jusqu'au contournement. Néanmoins, ces mécanismes restent insuffisamment compris, à cause d'un grand nombre de facteurs difficiles à cerner, qui interviennent simultanément dans la génération et la propagation des décharges électriques.

I.2.1 Modèles électriques

Pour adapter plus rationnellement les isolateurs d'un ouvrage à la sévérité de pollution d'un site, ou pour surveiller la qualité de l'isolement et donc d'éviter les éventuelles défaillances, il est impératif de disposer de modèles permettant de prévoir le contournement des isolateurs. C'est dans cette optique que de nombreux modèles théoriques ont été développés.

I.2.1.1 Modèle d'Obenaus

Partant des observations de laboratoire sur les phénomènes d'arcs se produisant sur les surfaces isolantes planes, recouvertes d'une couche de pollution, sous tension continue, Obenaus [30], dans un travail de pionnier, a essayé de donner les analyses quantitatives en utilisant un circuit électrique équivalent.

Son modèle (figure. I.4) est constitué d'un arc de longueur x en série avec une résistance R_p , représentant la résistance de la zone de pollution non encore court-circuité par l'arc.

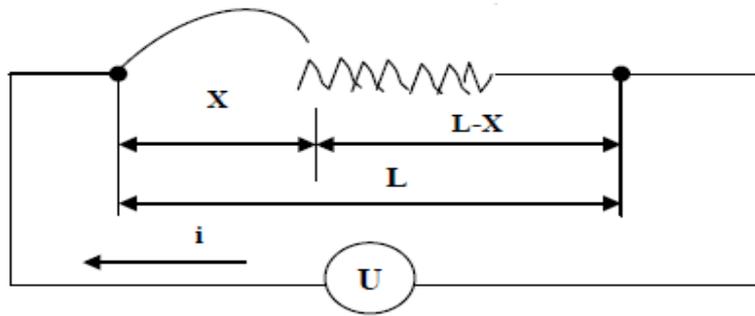


Figure I.4 Circuit électrique équivalent d'après Obenaus

L'équation électrique est telle que : La quasi-totalité

$$U = V_e + V_{arc} + R_p I \quad (\text{I.9})$$

où U , V_e et V_{arc} sont respectivement la tension appliquée, la chute de tension totale aux bornes des électrodes et la tension de l'arc, R_p est la résistance de la couche de pollution et I est le courant de fuite qui traverse la couche polluée.

L'équation de la tension d'arc est :

$$V_{arc} = A.X.I^{-n} \quad (\text{I.10})$$

où A et n , sont les constantes empiriques qui caractérisent l'état statique de l'arc. Ainsi, on obtient l'équation de la tension totale appliquée au système :

$$U = V_e + AXI^{-n} + R_p I \quad (\text{I.11})$$

En partant des travaux d'Obenaus, Neumarker [31] a ajouté l'hypothèse d'une couche de pollution de résistance r_p uniforme par unité de longueur de fuite. Il propose l'expression suivante pour calculer la résistance de la couche de pollution:

$$R_p = r_p (L_f - X) \quad (\text{I.12})$$

où L_f et r_p représentent respectivement la longueur de la ligne de fuite totale et la résistance moyenne par unité de longueur. En introduisant cette expression dans le modèle d'Obenaus, la tension V aux bornes de l'isolateur sera :

$$V = V_{arc} + (L_f - X)r_p I \quad (I.13)$$

ou encore

$$V = XAI^n + (L_f - X)rI \quad (I.14)$$

Ainsi, Neumarker déduit le courant et la longueur d'arc critiques :

$$I_c = \left(\frac{A}{r}\right)^{\frac{1}{n+1}} \quad (I.15)$$

et

$$X_c = \frac{L_f}{n+1} \quad (I.16)$$

D'où l'expression de la tension critique de contournement :

$$U_c = L_f A^{\frac{1}{n+1}} r_p^{\frac{n}{n+1}} \quad (I.17)$$

I.2.1.2 Modèle de Wilkins

Wilkins [3] a étudié l'effet de la concentration des lignes de courant au pied de la décharge sur la résistance de la couche de pollution (figure I.5). Il a ajouté un terme à la résistance de la couche de pollution représentant l'influence de la constriction des lignes de courant dans la couche au voisinage de la décharge. Cette correction s'exprime différemment selon le rapport entre la ligne de fuite L_f et la largeur b_w de l'isolateur. Ainsi, la résistance de la pollution pour une bande de pollution étroite sera :

$$R_p = \frac{1}{2\pi\sigma_s} \left[(L_f - X) + \frac{b_w}{2\pi} \ln\left(\frac{b_w^2}{4\pi r^2}\right) \right] \quad (I.18)$$

Pour le cas d'une bande large, la résistance de la couche de pollution sera :

$$R_p = \frac{1}{2\pi\sigma_s} \left[\ln\left(\frac{2L_f}{\pi r}\right) - \ln\left(\tan\left(\frac{\pi X}{L_f}\right)\right) \right] \quad (\text{I.19})$$

où σ_s , b_w sont respectivement la conductivité de la couche de pollution et la largeur de l'isolateur et r_d le rayon du pied de la décharge qui peut être estimé par la relation :

$$r_d = \sqrt{\frac{I}{1,45\pi}} \quad (\text{I.20})$$

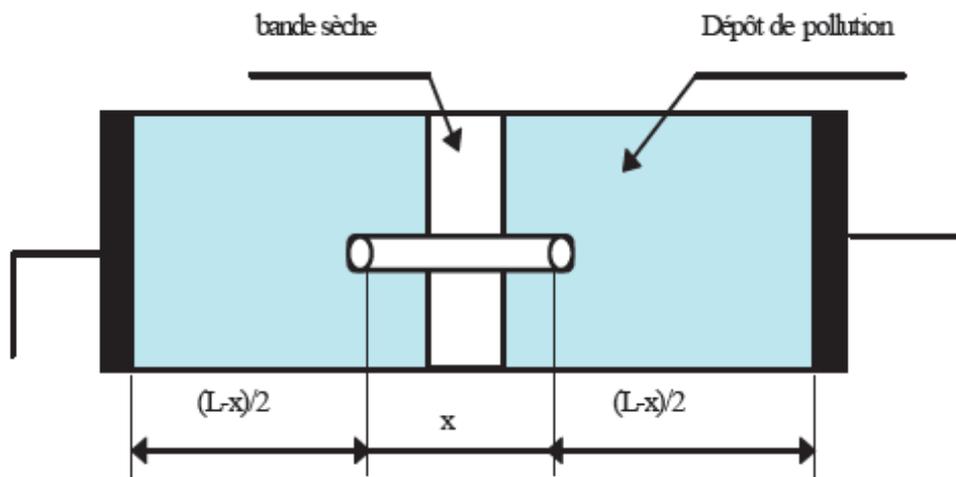


Figure I.5 Modèle de Wilkins

I.2.1.3 Modèle de Zhicheng et Renyu

Zhicheng et Renyu [4] ont démontré que la résistance de la couche de la pollution pour des isolateurs de formes complexes peut être ramenée à une résistance d'un isolateur plat (figure I.6). Ils proposent l'expression suivante :

$$R_p = \frac{1}{\pi\sigma_s} \ln\left(\frac{L_f - X}{r_d}\right) \quad (\text{I.21})$$

où L_f est la longueur de la ligne de fuite et r_d est le rayon du pied de l'arc [3].

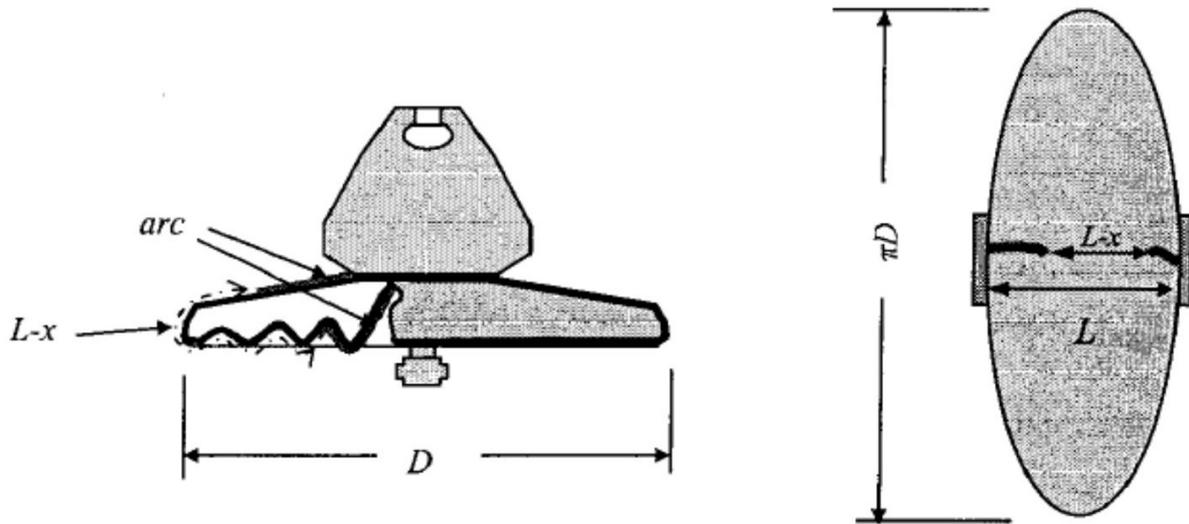


Figure I.6 Modèle de Zhicheng et Renyu

Les auteurs supposent que la tension de contournement dépend de la conductivité superficielle au moment critique et proposent l'idée de la conductivité superficielle effective σ_e tel que :

$$\sigma_e = 1.25\sigma_s \quad (I.22)$$

Sachant que le nombre d'arcs en série avant le contournement est aléatoire, ils proposent une nouvelle formule pour calculer la tension de contournement :

$$U_c = AXk_r i^{-n} + \left(\frac{k_t I}{\pi \sigma_e} \right) \ln \left(\frac{(L_f - X)}{k_t \sigma_s} \right) \quad (I.23)$$

avec k_r est le rapport entre la longueur de l'arc et la ligne de fuite sur la surface de l'isolateur.

k_t est le nombre de couches de pollutions en série.

I.2.1.4 Modèle de Dhahbi et Béréal

Dhahbi et Béréal [25] considèrent que la décharge se présente comme étant un canal cylindrique de résistance R_d en série avec une couche de pollution d'impédance Z_b (R_p , C_b) (figure I.7). Le choix de cette représentation est justifié par le fait que le phénomène de contournement dépend essentiellement des caractéristiques surfaciques de la couche de pollution. Cette couche de pollution peut à son tour être modélisée par une résistance R_p en parallèle avec une capacité C_b . Les expressions de R_p et C_b peuvent être déterminées par :

$$R_p = \rho \frac{(L_f - X)}{S_p} \quad (\text{I.24})$$

$$C_b = \varepsilon \frac{S_p}{(L_f - X)} \quad (\text{I.25})$$

où ρ , ε , et S_p sont respectivement la résistivité, la permittivité et la section de la couche polluée.

D'autre part, en considérant que l'arc est un canal cylindrique de section S , de longueur X et de résistivité ρ_d , sa résistance R_d sera :

$$R_d = \rho_d \frac{X}{S} \quad (\text{I.26})$$

D'où l'expression de l'impédance équivalente :

$$Z_b = R_d + \frac{R_p}{1 + j\omega R_p C_b} \quad (\text{I.27})$$

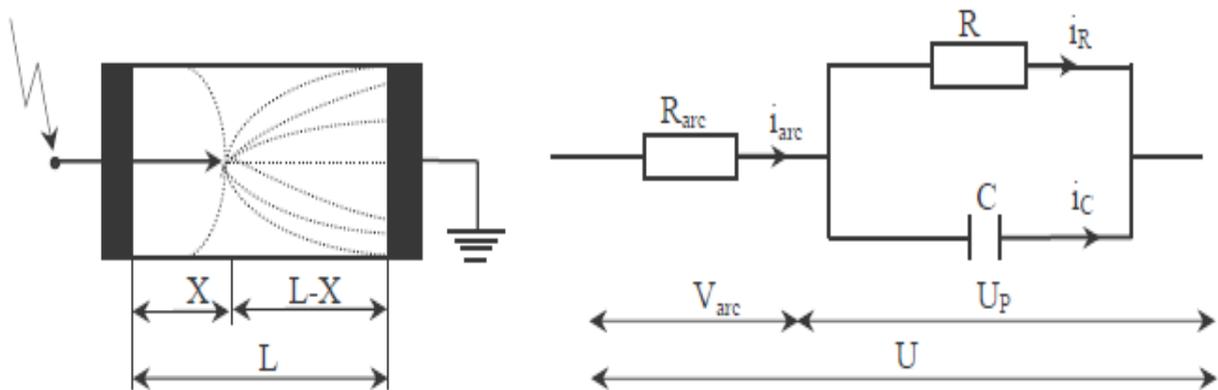


Figure I.7 Schéma d'un isolateur pollué et son modèle électrique équivalent

I.2.1.5 Modèle d'Aydogmus et Cebeci

Aydogmus et Cebeci [6] ont été les premiers à employer la méthode des éléments fins (MEF) dans le but d'élaborer un modèle dynamique de prédiction de la tension de contournement des isolateurs pollués. En effet, dans leur modèle, les auteurs se servent de la méthode des éléments fins (MEF) pour calculer le champ électrique le long de la ligne de fuite de

l'isolateur (figure I.8-1) et le courant de fuite circulant dans la couche de pollution qui le recouvre. Le calcul du champ électrique s'effectue sur un modèle axisymétrique de l'isolateur (figure I.8-2), tandis que la détermination du courant de fuite s'établit sur la surface de l'isolateur dépliée (voir figure I.9) qui est considérée comme une surface conductrice pour les besoins de la simulation.

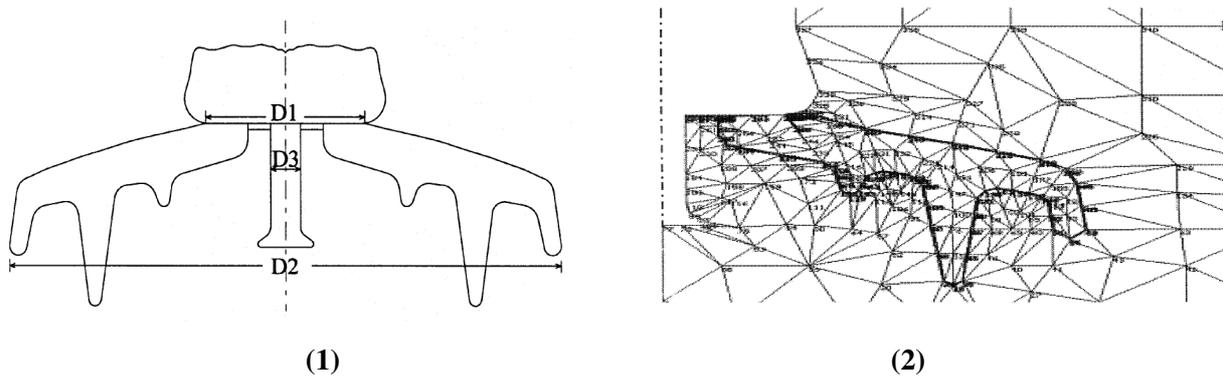


Figure I.8 Isolateur étudié (1) et son modèle discrétisé par la MEF (2)

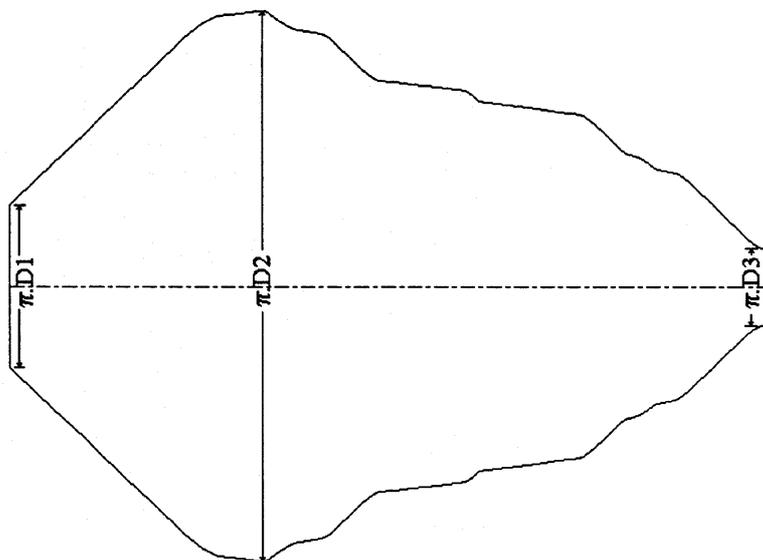


Figure I.9 Surface dépliée correspondante à l'isolateur étudié

Pour chaque niveau de tension appliquée, si le critère de Hampton est vérifié entre chaque deux nœuds voisins présents sur la ligne de fuite du modèle géométrique discrétisé par la MEF (figure I.9-2), un arc est créé entre ces deux nœuds.

Dans ces conditions, ces derniers sont alors au même potentiel, car de par leur proximité, la chute de tension dans l'arc peut être négligée, ce qui peut être critiquable en soi.

La phase suivante consiste à accroître la tension appliquée avec les nouvelles conditions aux limites imposées sur les nœuds et à recalculer, par la suite, le champ électrique entre deux nœuds voisins pour valider ou non le critère d'Hampton. Ce processus de calcul, qui est poursuivi jusqu'au contournement total de l'isolateur, c'est-à-dire lorsque la longueur de l'arc électrique est égale à la longueur de la ligne de fuite de l'isolateur.

I.2.2 Modèles de laboratoire

Plusieurs modèles ont été conçus au sein du laboratoire de la haute tension et décharges électriques de l'USTO-MB afin de trouver un modèle équivalent à un isolateur réel qui facilite l'étude des paramètres qui influent sur le contournement, parmi ces modèles :

I.2.2.1 Modèle développé (2D)

La détermination de la résistance de pollution sur la surface de l'isolateur devant la décharge électrique est essentielle pour modéliser le contournement électrique de l'isolateur dans son état dynamique pendant l'évolution de la décharge. Il est pratiquement difficile de calculer la résistance de la pollution qui couvre la surface complexe de l'isolateur. À cet effet, Hadi et al [41] ont proposé un nouveau modèle basée sur le développement de la géométrie extérieure d'un isolateur disque à une surface équivalente plate.

Les auteurs ont déplié la surface de l'isolateur disque (3D) de la figure I.10 qui ne possède aucune nervure en surface développée (2D). Les deux faces de l'isolateur disque ont été enveloppées avec des rubans minces. Les rubans ont été collés l'une à côté de l'autre et leurs extrémités se rencontrent sur le long du diamètre de la surface inférieure. Ces rubans se placent sur un plan se forment un modèle possède deux tiges sur les bouts et d'un capot.

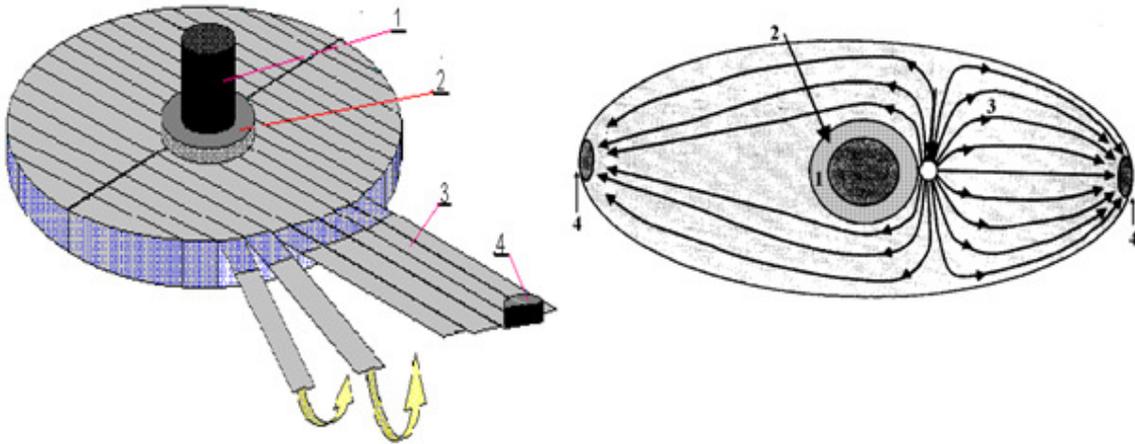


Figure I.10 Isolateur disque (3D) et son modèle développé (2D), avec :
1 : Capot, **2** : Zone sèche, **3** : Rubans (couche polluante), **4** : Tiges

I.2.2.2 Modèle ouvert (2D)

Une des difficultés principales dans la formulation du problème de contournement provient de la forme complexe des isolateurs. Cette difficulté est surmontée en remplaçant un isolateur pratique avec un modèle approprié qui tient compte de la forme de l'isolateur et préserve la nature physique du problème de contournement autant que possible.

Dans son travail de magister, Marich [42] a montré que le modèle ouvert (2D) (figure I.11) de l'isolateur disque (3D) peut être obtenu par [5]:

$$y(x) = 2\pi r(x) \quad (\text{I.28})$$

où $r(x)$ est le rayon d'un cercle correspondant à chaque point x le long de la ligne de fuite.

La longueur de la droite (ab) représente la ligne de fuite de l'isolateur, r_1 et r_2 sont respectivement le rayon de l'électrode basse tension et de l'électrode haute tension.

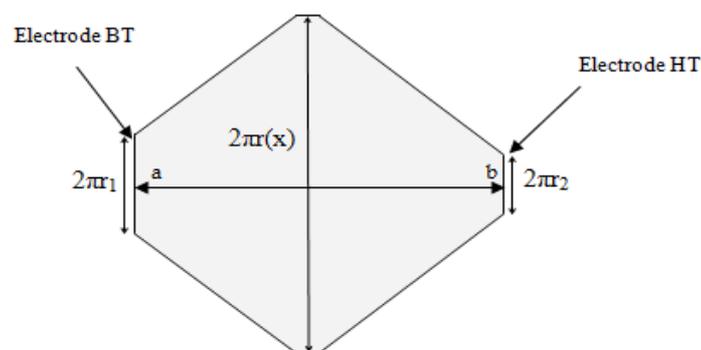


Figure I.11 Model ouvert (2D)

Pour calculer la longueur totale de la ligne de fuite, il faut déterminer l'ensemble des segments entre deux nœuds consécutifs qui constituent la ligne de fuite totale de l'isolateur disque (3D). Pour cela, Marich a utilisé la méthode d'interpolation cubique appelée 'Spline Cubique' entre deux nœuds de coordonnées (x_i, y_i) et (x_{i+1}, y_{i+1}) qui constituent la géométrie de l'isolateur réel [36].

En appliquant cette méthode, la longueur de chaque segment de la ligne de fuite entre les points i et $i + 1$ de la boucle de pollution est calculée par la relation suivante:

$$l_i = \sqrt{(y_{i+1} - y_i)^2 + (x_{i+1} - x_i)^2} \quad (\text{I.29})$$

et la longueur totale de la ligne de fuite de l'isolateur sera la somme de tous les segments calculés par la relation (I.29) :

$$L_f = \sum_{i=1}^n l_i \quad (\text{I.30})$$

En se servant du modèle ouvert de la figure I.12, la résistance élémentaire R_i et la résistance totale de la couche de pollution R_p sont calculées par les relations suivantes :

$$R_i = \frac{1}{\sigma_s} \int_{l_i}^{l_{i+1}} \frac{dl}{2\pi r(l)} \quad (\text{I.31})$$

$$R_p = \frac{1}{\sigma_s} \sum_{i=1}^n \int_{l_i}^{l_{i+1}} \frac{dl}{2\pi r(l)} \quad (\text{I.32})$$

où σ_s est la conductivité surfacique.

$r(l)$ est le rayon au point d'abscisse l .

De la même manière que l'isolateur disque, la procédure de conversion a ensuite été appliquée à un isolateur réel antibrouillard U40 (figure I.12). Ainsi le modèle ouvert d'un isolateur réel est représenté par la figure I.13

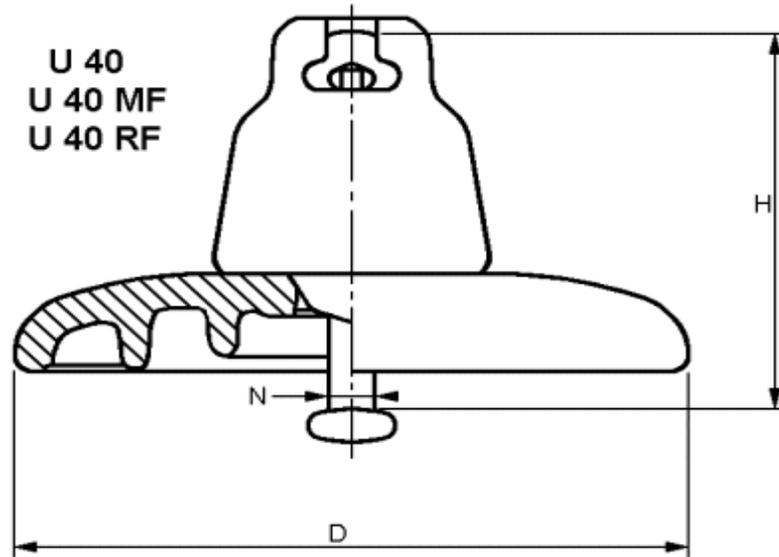


Figure I.12 Isolateur réel U40

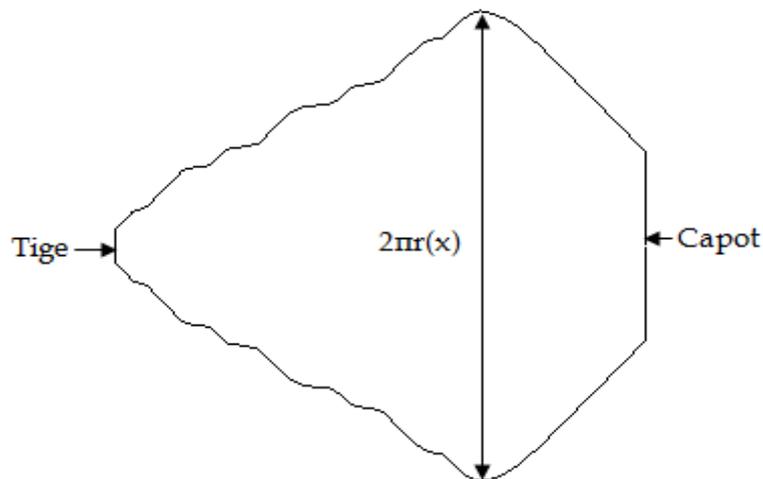


Figure I.13 Modèle ouvert d'un isolateur réel

Une autre technique de conversion de l'isolateur réel en modèle ouvert (plat) [43] a été utilisée par Bessedik [44], cette technique consiste premièrement à diviser l'isolateur réel en plusieurs sections (nervures, espace entre les nervures, surface supérieure/inférieure coté capot/tige) et ensuite déplier ces sections en surfaces plates comme indiquée dans les figures I.14 et I.15.

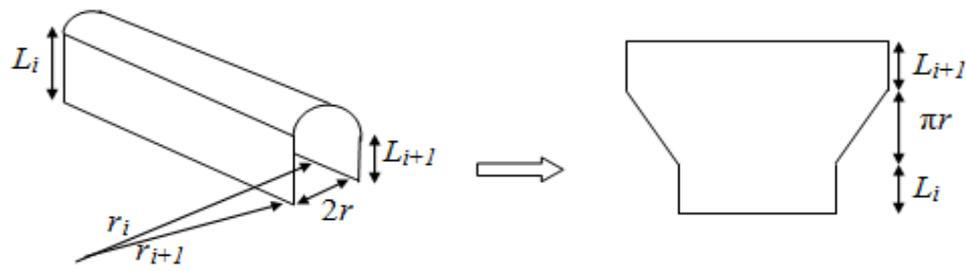


Figure I.14 Transformation d'une nervure en surface plate

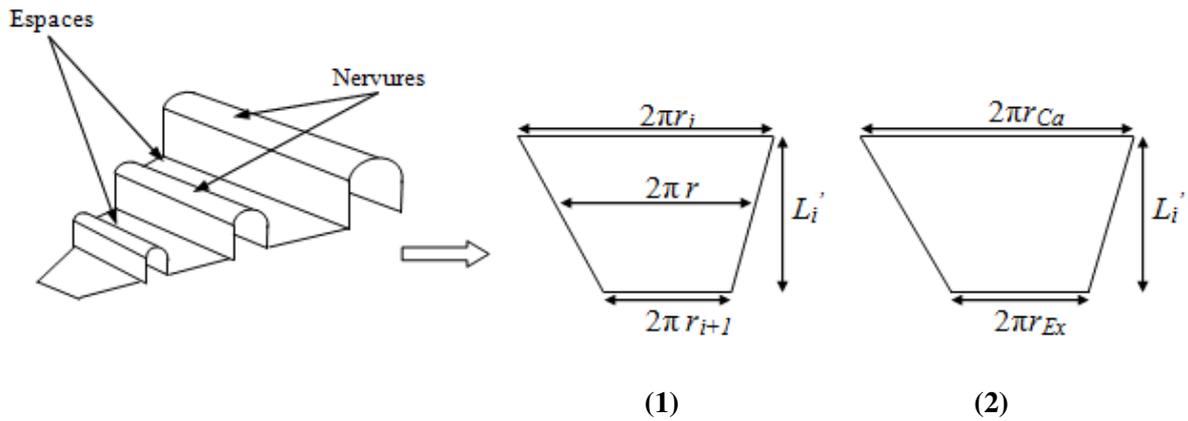


Figure I.15 Espace entre deux nervures (1) et surface supérieure coté Capot (2)

Le tableau ci-dessous résume les caractéristiques du modèle ouvert (plat) de l'isolateur U40 de la figure I.16 :

Tableau I.1 Caractéristiques du modèle ouvert (plat) de l'isolateur U40

	Capot	Ner 1			Esp 1	Ner 2			Esp 2	Ner 3			Esp 3	Sem_Ner	
	Sur-Sup	1			2	3			4	5			6	7	
Largeur 1	18,84	54,95			49,61	37,68			33,91	22,60			18,84	8,29	
Largeur 2	54,95	49,61			37,68	33,91			22,60	18,84			8,29	3,77	
Longueur	6,6	Cy	Tr	Cy	2,1	Cy	Tr	Cy	1,4	Cy	Tr	Cy	2	Cy	Tr
		0,7	1,1	0,4		0,8	0,7	1,4		0,8	0,7	0,3		05	1

Pour déterminer la résistance de la couche de pollution totale de l'isolateur réel, il suffit de calculer les résistances élémentaires de chaque section.

D'après la figure I.15 les nervures se prolongent entre deux rayons r_i et r_{i+1} et chaque nervure possède trois sections, deux cylindriques et une autre trapézoïdale.

Les résistances des sections cylindriques sont calculées par les relations suivantes :

$$R_{Cyi} = \frac{L_i}{\sigma_s 2\pi r_i} \tag{I.33}$$

$$R_{C_{yi+1}} = \frac{L_{i+1}}{\sigma_s 2\pi r_{i+1}} \quad (\text{I.34})$$

et pour la surface trapézoïdale sa résistance est donnée par :

$$R_{Tri} = \frac{1}{4\sigma_s} \ln\left(\frac{r_{i+1}}{r_i}\right) \quad (\text{I.35})$$

où L_i , et r_i sont respectivement le largeur de chaque section cylindrique et le rayon intérieur ou extérieur de chaque nervure.

et la résistance de pollution d'une nervure R_{ni} sera donc :

$$R_{ni} = R_{C_{yi}} + R_{Tri} + R_{C_{yi+1}} \quad (\text{I.36})$$

La résistance de l'espace entre deux nervures est donnée par l'expression suivante (figure I.16-1) :

$$R_{Esp_i} = \frac{1}{\sigma_s} \int_0^{L_f} \frac{dx}{2\pi r(x)} \quad (\text{I.37})$$

ou encore :

$$R_{Esp_i} = \frac{1}{2\pi\sigma_s} \ln\left(\frac{r_{i+1}}{r_i}\right) \quad (\text{I.40})$$

La résistance de la surface supérieure côté capot est donnée par :

$$R_{C_Esp} = \frac{1}{2\pi\sigma_s} \ln\left(\frac{r_{Ex}}{r_{Ca}}\right) \quad (\text{I.41})$$

avec r_{Ca} et r_{Ex} sont respectivement le rayon du capot et le rayon externe de l'isolateur.

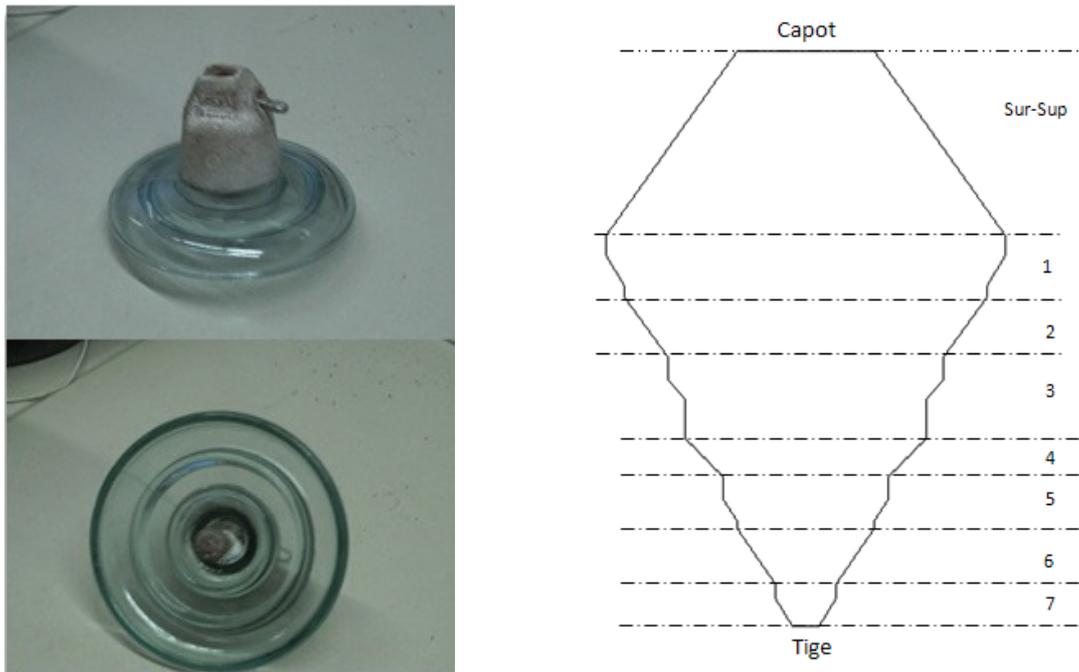


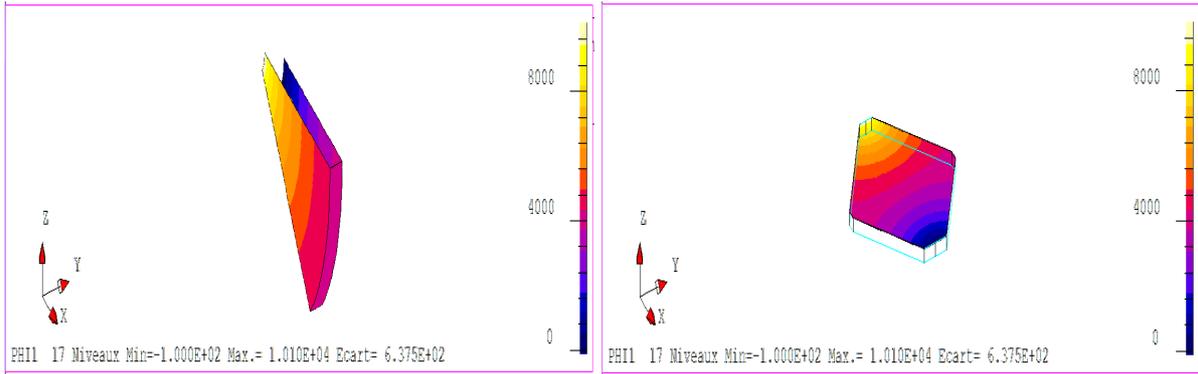
Figure I.16 Isolateur réel et son modèle ouvert (plat)

Revenant aux travaux de Marich, Bessedik a ensuite amélioré le modèle en proposant le modèle tranche dérivé du modèle ouvert pour améliorer la résistance de la couche de pollution calculée. Ce modèle est basé sur la zone d'influence de la concentration des lignes de courant qui définie par l'angle :

$$\theta = \frac{2\pi}{n} \quad (\text{I.42})$$

où θ représente un angle correctif ($\theta \leq 2\pi$).

Par la suite, Hamza [45] a étudié numériquement à l'aide du logiciel Flux 3D et expérimentalement la zone d'influence sur plusieurs types d'isolateurs dans le but de déterminer l'angle correctif de l'équation (I.42) qui vérifie l'égalité sur la détermination de la résistance de pollution entre le modèle disque (3D) et son modèle ouvert (2D) (figure I.17).



(1) Flux 3D : Zone d'influence (Modèle disque)

Zone d'influence (Modèle ouvert)



(2) Expérience : Zone d'influence (Modèle disque)

Zone d'influence (Modèle ouvert)

Figure I.17 Modèles étudiés par Hamza

I.3 Mécanisme de propagation

I.3.1 Propagation par ionisation

D'après Wilkins et Baghdadi [46], le mécanisme de l'élongation se ferait par ionisation et déplacement discontinue de la racine de la décharge. D'après ces auteurs, la probabilité d'ionisation dans la région précédant la racine de la décharge est grande, étant donné que la température ainsi que le gradient de potentiel électrique sont élevés dans cette région (figure I.18-a). Si l'ionisation dans cette région est suffisante, alors il y a circulation d'un courant électrique à travers celle-ci (figure I.18-b). La conductivité du nouveau trajet du courant augmente avec celui-ci, tandis que celle du trajet précédent dans l'électrolyte, reste constante. Par conséquent, le courant total change progressivement de trajet, entraînant ainsi une élongation d de la décharge (figure I.18-c).

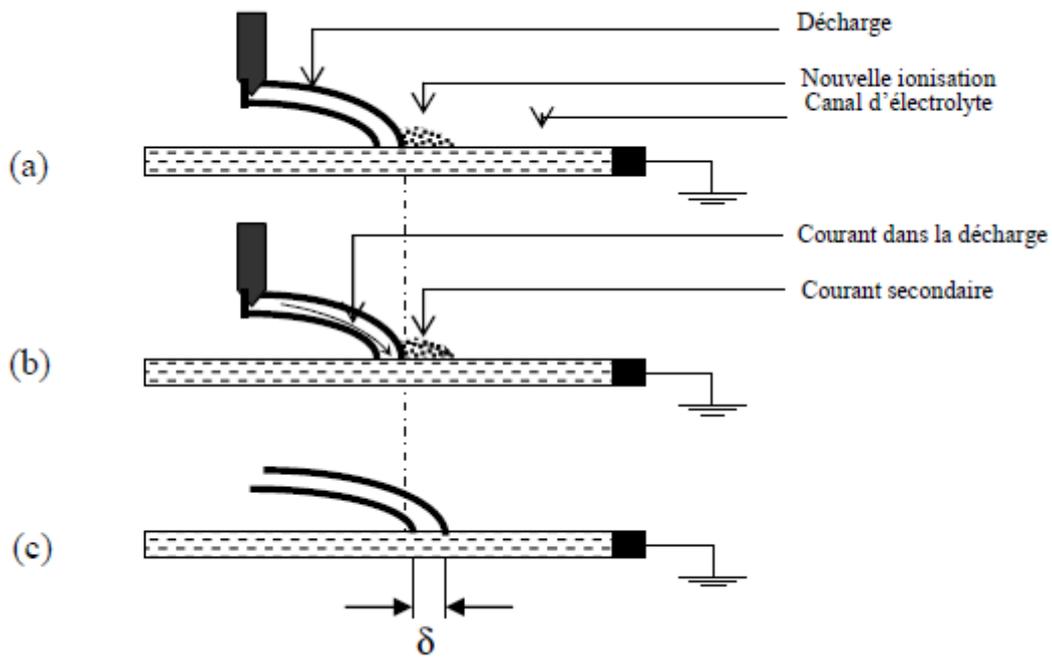


Figure I.18 Mécanisme de propagation par ionisation

I.3.2 Propagation par force électrostatique

A partir des observations faites sur un canal d'électrolyte, Rahal [47] a essayé de mettre en évidence l'existence d'une force électrostatique s'exerçant sur la décharge, responsable du déplacement de l'arc. Il a démontré que du point de vue électrique macroscopique, cette force était due à la dissymétrie de la distribution du potentiel, elle-même causée par le passage du courant dans le liquide couvrant la surface isolante. Cette force va provoquer la courbure de la décharge vers l'électrode de masse (figure I.19). Une fois les conditions critiques satisfaites, la décharge se déplacera alors vers l'électrode de masse.

D'après l'auteur, l'existence de cette force implique en effet, que l'on considère la décharge comme un élément de circuit doué d'une certaine auto-consistance macroscopique et susceptible de s'étirer de façon plus ou moins élastique.

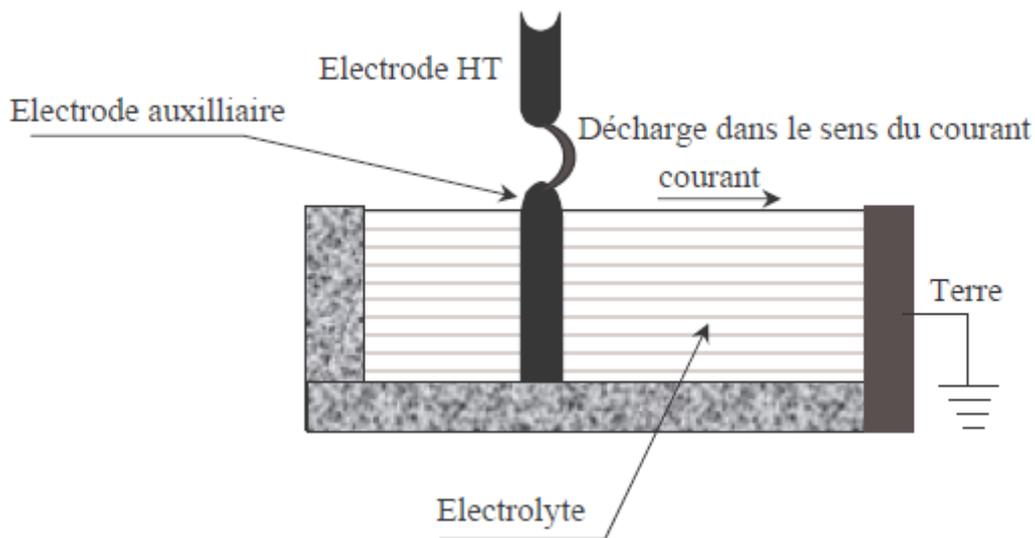


Figure I.19 Mécanisme de propagation par force électrostatique

Dans une analyse critique sur les différents mécanismes de propagation de la décharge présents dans la littérature, Flazi [37] ne pouvant pas identifier un phénomène élémentaire de rupture diélectrique d'un intervalle gazeux sur le trajet du contournement, au sens de la physique de la décharge, a dû se ramener à une approche plus globale du phénomène, à savoir le mécanisme de la propagation par ionisation progressive. Ainsi, il a déduit que l'augmentation du degré d'ionisation à l'intérieur de la décharge et le démarrage des processus d'ionisation devant elle, sont les facteurs responsables de l'allongement et du changement que subit la décharge, dans ses aspects et ses états dynamiques.

I.4 Critères de propagation de la décharge

À la différence des modèles statiques de prédiction de la tension critique de contournement qui permettent uniquement de calculer la tension, le courant et la longueur de l'arc critiques conduisant au contournement, les modèles dynamiques mis en œuvre au cours des dernières années prennent en compte la propagation du pied d'arc en se servant d'un critère spécifique de propagation. Parmi ces critères proposés dans la littérature, le critère d'Hesketkh [48] lié au courant dans l'arc ou encore le critère d'Hampton [49] déduit de la comparaison du champ électrique dans l'arc et dans la couche conductrice sont les plus souvent utilisés dans les modèles dynamiques prédictifs.

Les principaux critères de propagation rencontrés dans la littérature sont :

I.4.1 Critère d'Hampton

A partir d'une étude expérimentale, Hampton [49] a déterminé les conditions critiques de propagation de l'arc. En remplaçant la couche de pollution en série avec l'arc par une colonne d'eau uniforme présentant une résistance linéique constante, il a pu établir que la condition nécessaire pour que le contournement se produise, est que le champ E_p dans la colonne d'eau dépasse le champ à l'intérieur de l'arc E_a :

$$E_a < E_p \quad (\text{I.43})$$

I.4.2 Critère d'Hesketh

De la dérivée du courant de fuite dans l'arc I par rapport à sa longueur X , Hesketh [48] a établi de son côté, un autre critère de propagation de l'arc le long d'une surface polluée humide. Ce critère s'exprime mathématiquement comme suit :

$$\frac{di}{dX} > 0 \quad (\text{I.44})$$

En d'autres termes, cela signifie que l'arc se propage au fur et à mesure que l'intensité du courant I s'accroît. D'après l'auteur, le critère s'inscrit dans le concept que l'arc s'ajoute de manière à tirer un maximum de courant de la source.

I.4.3 Critère de Wilkins

En considérant qu'un système se place dans la configuration qui lui permet de dissiper le maximum d'énergie, Wilkins [3] a généralisé la condition énoncée par Hesketh et établi un critère de propagation utilisant la puissance fournie par la source :

$$\frac{dP_s}{dX} > 0 \quad (\text{I.45})$$

Pour Wilkins, le mouvement de la décharge se produit lorsque la puissance P_s augmente avec l'élongation de la décharge. Lorsque la tension appliquée au système est constante, le critère de Wilkins se réduit à la condition établie par Hesketh.

I.4.4 Critère d'Anjana et Lakshminarasimha

Anjana et Lakshminarasimha [27] proposent un critère énergétique dans lequel ils assimilent la décharge à une colonne de gaz en équilibre thermodynamique. La condition nécessaire à la propagation de la décharge serait que l'énergie totale fournie W_{tot} doit être supérieure ou égale à l'énergie thermique W_{th} nécessaire pour maintenir la décharge à sa température :

$$W_{tot} \geq W_{th} \quad (I.46)$$

I.4.5 Critère de Ghosh

En considérant une série de décharges multiples parallèles, Ghosh et al. [50] ont établi le critère de propagation selon lequel la décharge se propage si la résistance de la décharge diminue avec son allongement :

$$\frac{dR_p}{dX} > 0 \quad (I.47)$$

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fait un rappel sur l'état des connaissances du phénomène de contournement des isolateurs pollués ainsi que des paramètres physiques et électriques qui le caractérise. Nous avons également présenté les principaux modèles électriques et les mécanismes physiques proposés pour la description de la dynamique d'allongement de la décharge.

Pour conclure ce chapitre consacré en grande partie à la présentation des modèles actuels de prédiction de la résistance de la couche de pollution et les modèles développés au sein de notre laboratoire, il convient de souligner que :

- La majorité des modèles mathématiques, qu'ils soient statiques ou dynamiques, est basée sur le modèle d'Obenaus.
- La détermination de la résistance de la couche de pollution est indispensable dans la modélisation du phénomène de contournement.

- Les modèles numériques basés sur la méthode des éléments fins sont plus efficaces par rapport aux modèles statiques ou dynamiques dans le calcul de la résistance de la couche de pollution.
- Le modèle ouvert (2D) est un modèle représentatif des isolateurs réels car il préserve la nature physique du problème de contournement.
- Les principaux critères de propagation de la décharge rencontrés dans la littérature ont été établis sur la base de conditions faisant intervenir soit l'impédance vue des électrodes, soit le courant, soit le champ électrique, soit la puissance ou encore l'énergie fournie par la source. Le critère d'Hampton (critère de champ électrique) est le plus souvent utilisé dans les modèles dynamiques prédictifs.

CHAPITRE II

ESTIMATION DES PARAMETRES DE L'ARC
DE CONTOURNEMENT PAR
L'APPROCHE PSO

Introduction

Les algorithmes évolutionnaires (AE) représentent une classe de méthodes d'optimisation par recherche probabiliste de solution basée sur le modèle de l'évolution naturelle. Ils s'inspirent de la théorie naturelle de l'évolution des espèces animales, en vue de s'adapter à leurs environnements. Leur avantage principal est leur capacité à explorer très largement l'ensemble des solutions possibles dans l'espace de recherche. En effet, ils sont capables de localiser rapidement des solutions sous-optimales, lorsque l'espace de recherche possède une taille et une complexité suffisamment importantes pour détourner toute garantie d'optimalité [51]. De plus, ces algorithmes se font moins piéger par des optima locaux que les algorithmes d'optimisation classiques comme la descente de gradient, ou même le recuit simulé, ont du mal à contourner.

Les méthodes d'optimisation peuvent se diviser en deux classes : les approches déterministes et les approches stochastiques. Les méthodes déterministes utilisent des informations sur les valeurs aux points courants de la fonction à optimiser, sur les limitations, ainsi que sur leur gradient. À l'inverse, les méthodes stochastiques ne nécessitent aucune hypothèse de régularité (continuité, différentiabilité) portant sur la fonction à optimiser ou sur les limitations imposées. Les avantages et les inconvénients des deux méthodes sont bien connus : les méthodes déterministes garantissent une convergence robuste, mais souvent vers l'optimum local le plus proche du point de départ. Les méthodes stochastiques, en particulier les algorithmes génétiques (GA) et l'optimisation par essaim de particules (PSO), sont capables de localiser l'optimum global, en se basant sur une recherche probabiliste mais avec une vitesse de convergence généralement lente.

L'objectif principal de ce chapitre est d'utiliser l'approche d'optimisation par essaim de particules (PSO) pour estimer les paramètres de l'arc de contournement des isolateurs pollués et de distinguer leurs performances par rapport aux autres approches d'optimisation, notamment la méthode des algorithmes génétiques (GA), puisque cette dernière a été utilisée par plusieurs chercheurs dans le même but.

II.1 Algorithme Génétique (GA)

Introduit en 1975 [52] par John Holland, les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et des mécanismes d'évolution de la nature : croisement, mutation, sélection en se basant sur l'idée que seuls les plus forts subsistent dans une population.

Les algorithmes génétiques travaillent sur une population composée d'individus, tous différents, qui sont des solutions potentielles du problème à résoudre. Chaque individu (solution) est évalué. Cette évaluation permet de juger de la pertinence des solutions par rapport au problème considéré.

Ceci conduit à éliminer les solutions jugées inutiles ou très mauvaises (mettre à l'écart les individus les plus faibles pour favoriser les plus performants).

Une fois cette élimination effectuée, les gènes des solutions sélectionnés sont combinés pour obtenir une nouvelle population qui doit être, mieux adaptée à la résolution du problème que la population précédente.

La population initiale donne ainsi naissance à des générations successives, mutés et hybridés à partir de leurs 'parents'. Ce processus est réitéré jusqu'à ce que l'on obtienne une solution que l'on juge satisfaisante [53].

Le principe de base consiste à simuler le processus d'évolution naturelle dans un environnement hostile. Ces algorithmes utilisent un vocabulaire similaire à celui de la génétique. Cependant, les processus auxquels ils font référence sont beaucoup plus complexes [54,55]. On parlera ainsi d'une population composée d'*individus*, tel que :

- L'*individu* est composé d'un ou plusieurs *chromosomes*, représentant la solution potentielle du problème.
- Les *chromosomes* sont eux-mêmes constitués de *gènes*, et qui représentant la solution potentielle sous forme codée.
- Les *gènes* contiennent les caractères héréditaires de l'individu, et représentent la partie élémentaire d'un *chromosome*.
- La fonction *fitness* est l'évaluation d'un individu. Elle permet de définir le degré de performance de l'individu par rapport à la fonction à optimiser.

II.1.1 Opérateurs de l'algorithme génétique

Le principe de l'algorithme génétique consiste à faire évoluer, à partir de point de l'espace d'exploitation tiré initialement et aléatoirement, vers la solution optimale du problème à optimiser. Ce processus s'effectue à taille constante notée N , durant toute les générations successives.

Afin de passer de la génération K à la génération $K+1$ on procède par trois opérations effectuées pour tous les individus de la génération K :

- La **Sélection** : c'est la requête d'individus de la génération k avec un critère d'optimisation, c'est-à-dire l'adaptation au '**fitness**', formant ainsi une population intermédiaire, il existe plusieurs principes de sélection citons par exemple [54] :
 - **L'ordonnement** : c'est le principe de sélection le plus simple. Il consiste à attribuer chaque individu son classement par ordre d'adaptation. Le meilleur (c'est-à-dire celui qui possède le meilleur fitness) sera numéro un, et ainsi de suite. On tire ensuite une nouvelle population dans cet ensemble d'individus ordonnés.
 - **La roue de la fortune (roulette wheel)**: Le principe de la roue de la fortune consiste à associer à chaque individu i une probabilité P_i proportionnelle à sa fitness dans la population, puis on affecte à chaque individu une portion d'une roue dont la surface dépend uniquement de sa valeur fitness. Pour réaliser la sélection, il suffit de faire tourner la roue autant de fois que le nombre d'individus désiré.
- Le **croisement (crossover)** : c'est l'échange des informations entre deux individus, représentant un couple (parent), parmi les individus de la sélection née auparavant. Deux individus de la génération K sont croisés aléatoirement avec une probabilité P_c , donnant deux nouveaux éléments (enfants) pour remplacer leurs parents à la génération $K+1$.

Le but du croisement est d'enrichir la diversité de la population en manipulant ces chromosomes.

Le croisement associé au codage par chaînes de bits ou chromosomes, c'est le croisement à *découpage* de chromosome. Pour effectuer ce croisement, on tire aléatoirement une position P de découpage, puis on fait la permutation entre les deux sous chaînes découpées, ainsi on aura deux enfants issus des deux parents (figure II.1).

On peut généraliser ce principe en découpant le chromosome en $l-1$ points, l représente la taille du chromosome. Ce croisement est très rapide à mettre en œuvre, surtout lorsque le problème utilise des codages entiers (binaires ou autres) [54]. La figure II.2 illustre le croisement chromosome à deux points.

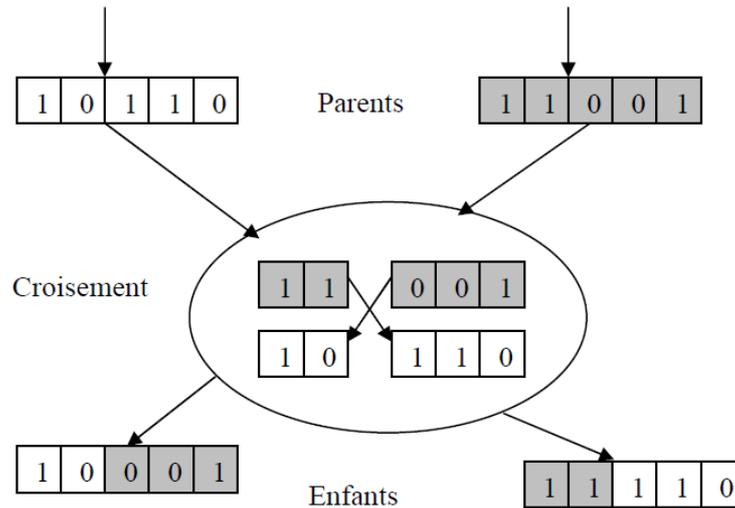


Figure II.1 Croisement à un point

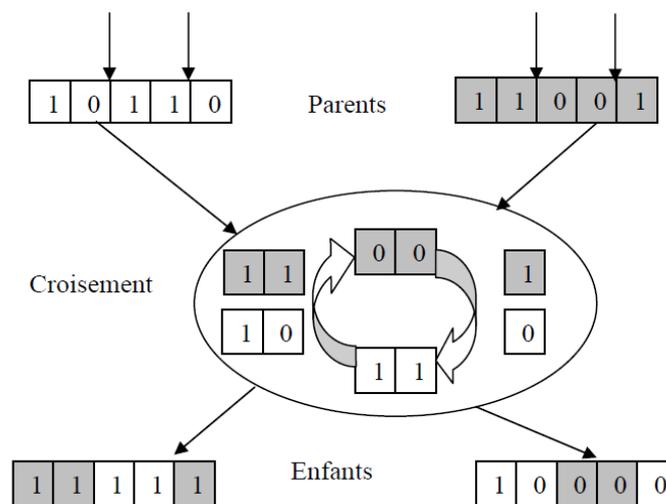


Figure II.2 Croisement à deux points

Le croisement se fait sous la condition suivante :

Si P est un nombre tiré aléatoirement dans l'intervalle $[0,1]$, on le compare à la probabilité de croisement P_c [56] :

- si $P > P_c$ il n'y a pas de croisement.
- si $P \leq P_c$ on effectuera un croisement.

La probabilité de croisement doit être choisie suffisamment grande, pour augmenter la vitesse de convergence, les valeurs classiques sont entre 0.6 et 0.95 [56].

- La **mutation** : cette opération a pour but l'exploitation efficace de l'espace de recherche. Elle joue un rôle clé dans la convergence de l'algorithme génétique [54]. La mutation s'applique pour chaque gène, de chaque individu avec une probabilité de mutation P_m , et de la même façon que le principe de croisement :
 - si $P > P_m$ il n'y a pas de croisement.
 - si $P \leq P_m$ on effectuera un croisement.

S'il y a mutation, les '0' des gènes à muter sont changés en '1' et vice versa (le complémentaire de gène).

La probabilité de mutation, doit être choisie suffisamment faible, pour favoriser la convergence de l'algorithme, les valeurs classiques sont entre 0.001 et 0.2 [56].

Généralement, un bit par gène est choisi aléatoirement pour la mutation. La figure suivante illustre l'opération de mutation :

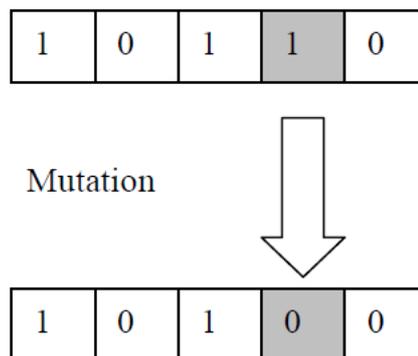


Figure II.3 Mutation d'un gène d'un individu

Notons que pour effectuer une mutation, on a besoin d'un seul individu, par contre le croisement nécessite deux individus. Les opérateurs de croisement et de mutation ne font pas intervenir la fonction à optimiser, ce sont des opérateurs stochastiques d'exploitation du domaine admissible. C'est l'opérateur de sélection qui guide la population vers les valeurs élevées de la fonction objectif [54].

- Le **codage** : Premièrement, il faut représenter les différents états possibles de la variable dont on cherche la valeur optimale sous une forme utilisable par un GA : c'est le codage. Cela permet d'établir une connexion entre les valeurs de la variable et les individus de la population de manière à imiter la connexion qui existe en biologie

entre le génotype et le phénotype. Il existe principalement deux types de codage : le codage binaire (représentation sous forme de chaîne binaire) et le codage réel (représentation directe des valeurs réelles de la variable). Nous pouvons facilement passer d'un codage à l'autre [51,52]. Le codage initialement retenu par John Holland est le codage binaire.

La figure II.4 présente l'organigramme de la méthode des algorithmes génétiques.

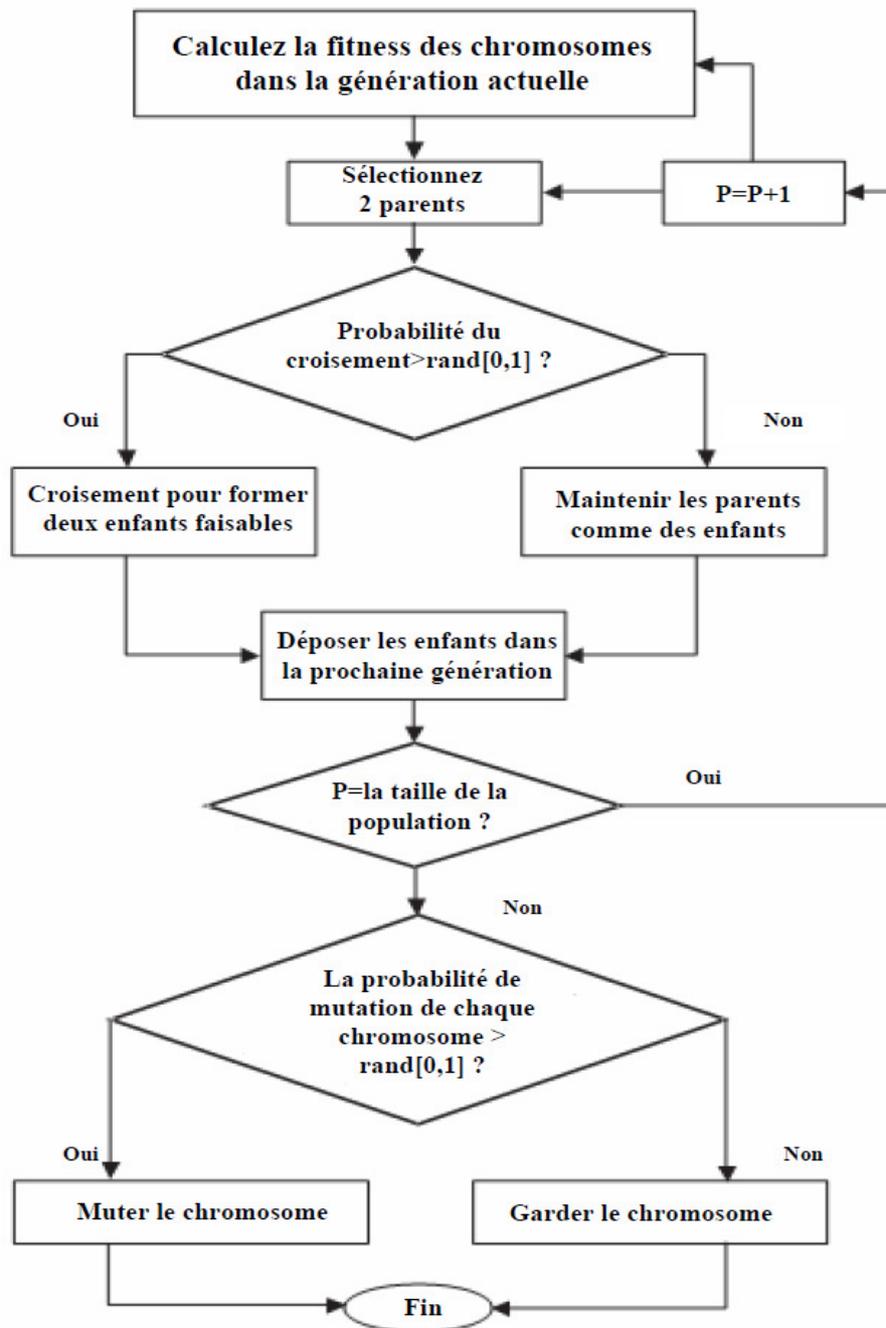


Figure II.4 Organigramme des algorithmes génétiques

II.2 Optimisation par Essaim de Particules (PSO)

L'optimisation par essaim de particules (PSO) a été proposée pour la première fois en 1995 par Kennedy et Eberhart [57]. Tout comme le gracieux mouvement d'une volée d'oiseaux, l'algorithme simule une population de particules qui se déplace doucement vers la solution optimale dans un espace de recherche multidimensionnel. La position d'une particule représente une solution possible et est initialisée aléatoirement. Chaque particule se déplace selon leur vecteur de vitesse unique. À chaque itération, cette vitesse est modifiée pour s'orienter vers la meilleure position déjà occupée par la particule (mémoire locale) et la meilleure position de la meilleure particule de l'essaim (mémoire sociale), tel qu'expliqué dans [57]. Cet ajustement tient compte de l'inertie de la particule et inclut une certaine influence stochastique.

II.2.1 Concept de base de PSO

La méthode met en jeu de larges groupes de particules sous forme de vecteurs se déplaçant sur l'espace de recherche. Chaque particule i est caractérisée par sa position x_i et par un vecteur de changement de position appelé vitesse v_i . La i ème particule est représentée comme $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$. Le cœur de la méthode consiste à choisir comment définir v_i . D'après la socio-psychologie, chaque individu est influencé par son comportement passé et par celui de ses voisins pour décider de son propre déplacement [58].

Autrement dit, à chaque itération, chaque particule se déplace en fonction des deux meilleures valeurs suivantes :

- La meilleure position passée de la particule, appelée $pbest$.
- La meilleure position obtenue parmi n'importe quel voisin (voisin dans le réseau social et non, nécessairement, dans l'espace), appelée $gbest$. Lorsqu'une particule considère une partie de la population comme ses voisins topologiques (voisins dans l'espace de recherche), la meilleure valeur est une meilleure position locale, appelée dans ce cas $lbest$.

À chaque itération, ces deux meilleures valeurs sont combinées afin d'ajuster la vitesse et calculer ainsi un nouveau mouvement pour la particule. $pbest$ est considéré comme étant le composant cognitif (*cognition component*) relatif à l'expérience individuelle et $gbest$ (ou $lbest$) est considéré comme étant le composant social (*social component*) relatif à la communication sociale. Notons qu'il semble être communément admis qu'un voisinage social $gbest$ (un individu x_2 ayant, par exemple, pour voisins les individus x_1 et x_3 , quelles que soient les localisations spatiales de x_1, x_2, x_3) donne de meilleurs résultats qu'un voisinage spatial

$lbest$ (fonction de la proximité des individus dans l'espace de recherche). La figure II.5 schématise le déplacement d'une particule selon ces informations.

Les équations de changement de position sont donc les suivantes [58] :

$$v_{i+1} = w.v_i + c_1.random(0,1)(pbest_i - x_i) + c_2.random(0,1)(gbest_i - x_i) \quad (II.1)$$

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1} \quad (II.2)$$

où $random(0, 1)$ est un nombre aléatoire tiré dans l'intervalle $[0, 1]$ et c_1 et c_2 sont deux paramètres qui ont pour rôle de pondérer les rôles relatifs de l'expérience individuelle (c_1) et de la communication sociale (c_2) (habituellement, on prend $c_1 = c_2 = 2$) [59].

Le tirage aléatoire uniforme est justifié si l'on ne considère aucun a priori sur l'importance de l'une ou l'autre source d'informations. Notons également qu'il est possible de considérer, à la place de ce tirage aléatoire et uniforme, un tirage basé sur la distribution de Lévy ou encore sur la distribution de Cauchy.

w est la fonction de pondération, elle est donnée par l'équation suivante [60] :

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}}.iter \quad (II.3)$$

Tel que :

- w_{max} : Poids initial.
- w_{min} : Poids final.
- $iter_{max}$: Nombre d'itérations maximum.
- $iter$: Itération courante.

Le facteur de pondération (inertie) w permet de définir la capacité d'exploration de chaque particule en vue d'améliorer la convergence de l'algorithme. Une grande valeur ($w > 1$) est synonyme d'une grande amplitude de mouvement et donc une capacité d'exploration globale, et à contrario, une faible valeur ($w < 1$) est synonyme de faible amplitude de mouvement, et donc une capacité d'exploration locale. Fixer ce facteur revient donc à trouver un compromis entre l'exploration locale et l'exploration globale.

Pour éviter que les particules ne se déplacent trop rapidement dans l'espace de recherche, passant éventuellement à côté d'une solution optimale, il est essentiel de saturer la vitesse de déplacement des particules v_{max} .

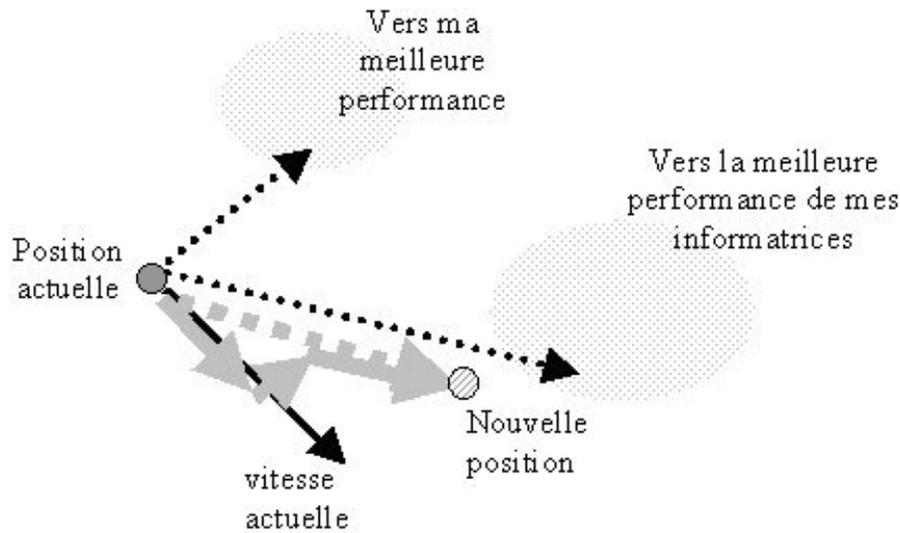


Figure II.5 Mouvement de chaque particule

$$v_i = \begin{cases} v_i = v_{\max} & \text{si } v_i \geq v_{\max} \\ v_i = v_{\min} & \text{si } v_i \leq v_{\min} \\ v_i & \text{si non} \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

Une fois la mise à jour terminée, l'algorithme réitère en mettant à jour à chaque étape d'une itération la vitesse et la position des particules et ce, jusqu'à atteindre un critère d'arrêt [61].

Les avantages de l'algorithme PSO est qu'il utilise très peu de paramètres. D'autre part, il converge très rapidement vers une solution optimale.

II.2.2 Algorithme de principe

L'algorithme de base est très simple : On note g la meilleure position connue de l'essaim et $f(x)$ la fonction qui calcule le critère de x .

Pour chaque particule :

On initialise sa position

On initialise sa meilleure position p connue comme étant sa position initiale

Si $f(p) < f(g)$, on met à jour la meilleure position de l'essaim

On initialise la vitesse de la particule.

Tant que l'on n'a pas atteint l'itération maximal ou une certaine valeur du critère :

Pour chaque particule i :

On tire aléatoire c_1 et c_2

On met à jour la vitesse de la particule suivant la formule vue précédemment

On met à jour la position x_i

Si $f(x_i) < f(p_i)$,

On met à jour la meilleure position de la particule

Si $f(p_i) < f(g)$, on met à jour la meilleure position de l'essaim

g est l'optimum.

Le principe de l'algorithme peut être plus facilement visualisé grâce à la figure suivante :

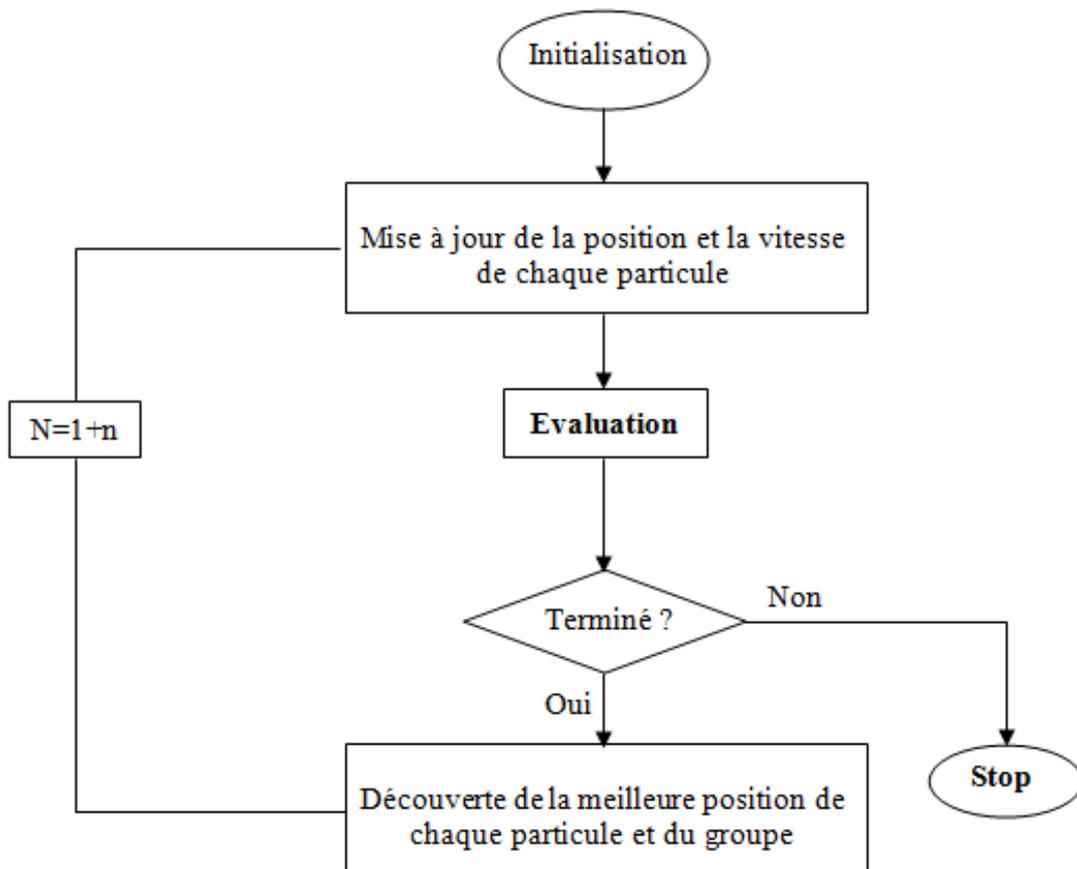


Figure II.6 Organigramme de principe de PSO

L'approche d'optimisation par essaim de particules possède des avantages certains sur la méthode des algorithmes génétiques qui se résument comme suite :

- Technique récente.
- Convergence plus rapide.
- Nombre réduit d'itérations, inférieur à celui de GA.
- Moins d'opérations que GA (sélection, croisement, mutation).

II.3 Estimation des paramètres de l'arc de contournement

La modélisation du phénomène de contournement a été un intérêt spécifique pour de nombreux chercheurs [6,25-27, 35, 62]. Le problème majeur dans toutes ces investigations est la définition de la valeur des constantes de l'arc qui influent sur le processus de contournement [63-75]. Malheureusement, les valeurs des constantes de l'arc ont été estimées par plusieurs investigations, ces investigations sont basées soit de façon générale sur les spécificités des conditions expérimentales proposées par les auteurs, soit sur la méthode des algorithmes génétiques [14, 76], soit sur la méthode des moindres carrés [67] ou encore sur la méthode de l'analyse dimensionnelle [77].

Ce chapitre vise la détermination précise des paramètres de l'arc en utilisant l'approche d'optimisation par essaim de particules, nous essayons donc d'appliquer cette approche d'optimisation pour construire un modèle mathématique qui permet d'estimer la tension critique de contournement à l'aide des résultats expérimentaux et théoriques de plusieurs chercheurs.

II.3.1 Modèle mathématique

Le modèle le plus simple [30, 35] pour l'explication et l'évaluation du processus de contournement des isolateurs pollués se compose d'un arc partiel s'étend sur une zone sèche en série avec une résistance caractérisant la couche polluante (figure II.7).

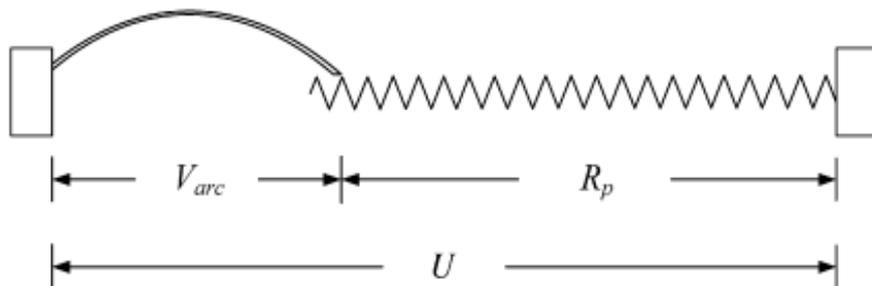


Figure II.7 Circuit équivalent pour l'évaluation de la tension de contournement

La tension appliquée U aux bornes de l'isolateur est exprimée par :

$$U = XAI^{-n} + (L_f - X)R_p I \quad (\text{II.6})$$

où

- XAI^{-n} : la tension de l'arc.
- $(L_f - X)r_p I$: la tension dans la couche de pollution.
- X : la longueur de l'arc.

- L_f : la ligne de fuite de l'isolateur (en cm).
- R_p : la résistance par unité de longueur de la couche de pollution.
- I : le courant de fuite.
- A et n : les constantes de l'arc.

La mesure de la résistance R_p de la zone humide est très compliquée. Donc, elle peut être substituée par la conductivité de la couche de pollution σ_s (en Ω^{-1}) :

$$\sigma_s = \frac{1}{R_p} F \quad (\text{II.7})$$

où F est le facteur de forme de l'isolateur et qui s'exprime par :

$$F = \int_0^{L_f} \frac{l}{\pi D(l)} dl \quad (\text{II.8})$$

Le critère de propagation de la décharge le long de la surface de l'isolateur pour provoquer le contournement est [48] :

$$\frac{dI}{dx} > 0 \quad (\text{II.9})$$

La tension dans cette condition critique devient :

$$U_c = X A I_c^{-n} + (L_f - X_c) K r_p I_c \quad (\text{II.10})$$

Ici le coefficient K a été ajouté pour valider l'équation II-6 à l'instant critique du contournement. Wilkins [3] a introduit ce coefficient pour modifier la résistance de la couche de pollution R_p en tenant compte la concentration des lignes de courant au pied de la décharge. La formule simplifiée pour calculer K est [65] :

$$K = 1 + \frac{L_f}{2\pi F (L_f - X_c)} \ln \left(\frac{L_f}{2\pi F \sqrt{\frac{(\pi D_m \sigma_s A)^{\frac{1}{n+1}}}{1,45 \pi}}} \right) \quad (\text{II.11})$$

A l'état critique, la longueur de l'arc prend la valeur [3] :

$$X_c = \frac{L_f}{n + 1} \quad (\text{II.12})$$

Le courant critique sera calculé par la relation suivante:

$$I_c = (\pi D_m \sigma_s A)^{\frac{1}{n+1}} \quad (\text{II.13})$$

et la tension critique par:

$$U_c = \frac{A}{n+1} (L_f + \pi D_m F K n) (\pi D_m \sigma_s A)^{\frac{-n}{n+1}} \quad (\text{II.14})$$

où D_m est le diamètre maximal de l'isolateur et σ_s est la conductivité surfacique qui est donnée en fonction de la densité de dépôt de sel équivalente C_p en (mg/cm²) par [66] :

$$\sigma_s = (369,05 C_p + 0,42) 10^{-6} \quad (\text{II.15})$$

L'équation II.14 représente la valeur critique de la tension de contournement en fonction des paramètres de l'isolateur (D_m , F , K et L_f), les constantes de l'arc A , n et de la conductivité surfacique. La tension critique de contournement peut être calculée après la détermination des constantes de l'arc (A , n). Ces derniers ce sont les paramètres inconnus de l'équation II.14.

Pour les besoins de notre étude, nous avons utilisé les données expérimentales de la tension de contournement disponibles dans la littérature pour trois différents types d'isolateurs. Les deux premiers types d'isolateur capot et tige ont été testés par Topalis [67], tandis que le troisième type antibrouillard a été testé par Zhicheng [4].

Les caractéristiques géométriques de ces isolateurs sont données dans le tableau II.1

Tableau II.1 Caractéristiques géométriques des isolateurs utilisés

	Capot et tige 1	Antibrouillard	Capot et tige 2
Diamètre maximal D_m	254	254	254
Pas H	146	146	146
Ligne de fuite L_f	305	431	279
Facteur de forme F	0.696	0.916	0.684

Les données expérimentales de la tension critique de contournement U_i en fonction de la conductivité σ_s et les caractéristiques géométriques de l'isolateur D_m , L_f , F et H du tableau II.1 sont appliquées à l'équation II.14 pour un ensemble d'équations à deux inconnues (A et n).

Le problème d'optimisation peut s'écrire sous la forme suivante :

$$F_g = \sum_{i=1}^m (U_i - U_c(A, n)) \quad (\text{II.16})$$

Cet ensemble d'équations doit être minimisé sur A et n .

Au début de l'algorithme GA, A et n sont convertis en un nombre binaire et considérés comme des parties d'un chromosome. La recherche commence avec une population générée aléatoirement. Chaque constante (A , n) est convertie en un nombre binaire de bits, ces bits sont nécessaires pour le chromosome de A et n .

Pour la mise en œuvre de l'algorithme GA pour l'estimation des caractéristiques électriques de l'arc, nous avons suivi les étapes suivantes :

- Etape 1: Représenter le problème du domaine variable comme un chromosome de longueur fixe, choisir la taille de la population de chromosome N , la probabilité de croisement P_c et la probabilité de mutation P_m .
- Etape 2: Définir la fonction objectif pour mesurer la performance d'un chromosome particulier dans le domaine du problème. La fonction objectif constituée la base pour la sélection des chromosomes qui sera accouplés pendant la reproduction.
- Etape 3 : Générer aléatoirement une population initiale de taille $N : x_1, x_2, \dots, x_N$.
- Etape 4 : Calculer la fitness de chaque chromosome individuel : $f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_N)$.
- Etape 5 : Sélectionner une paire de chromosomes pour l'accouplement à partir de la population actuelle. Chromosomes parents sont sélectionnés avec une probabilité liée à leur fitness. Chromosomes les plus convenables ont une probabilité plus élevée d'être sélectionnés pour l'accouplement que les chromosomes moins aptes.
- Etape 6 : Créer une paire des chromosomes enfants (off-spring) en appliquant les opérateurs génétiques.
- Etape 7 : Placer les chromosomes enfants créés dans la nouvelle population.
- Etape 8 : Répéter l'étape 5 jusqu'à ce que la taille de la nouvelle population soit égale à celle de la population initiale N .
- Etape 9 : Remplacer le (parent) de la population initiale de chromosome avec la nouvelle population (enfants).
- Etape 10 : Passer à l'étape 4, et répéter le processus jusqu'à ce que le critère d'arrêt est satisfait.

Ces étapes sont résumées dans l'organigramme de la figure II.8

Pour l'algorithme de PSO la vitesse et la position sont créées de façon aléatoire. F_g (la fonction objectif ou fitness) est l'objectif du groupe des particules. Avec les particules de recherche, nous pouvons obtenir le minimum de F_g , ainsi les valeurs de A et n .

Le processus de calcul pour estimer les paramètres électriques de la décharge (A , n) par l'algorithme PSO peut être décrit dans les étapes suivantes (figure II.8):

- Etape 1 : Initialisation : La vitesse (vélocité) et la position de toutes les particules sont fixées de façon aléatoire à l'intérieur de l'intervalle prédéterminé.
- Etape 2 : Mettre à jour la vitesse : A chaque itération, les vitesses de toutes les particules sont mises à jour suivant l'équation II.1.
- Etape 3 : Mettre à jour la position : A chaque itération, les positions de toutes les particules sont mises à jour suivant l'équation II.2.
- Etape 4 : Mettre à jour la mémoire : Mettre à jour p_{best} et g_{best} lorsque la condition est remplie.

$$\begin{cases} p_{besti} = p_i & \text{if } f(p_i) < f(p_{besti}) \\ g_{i,besti} = g_i & \text{if } f(g_i) < f(g_{besti}) \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

où $f(x)$ est la fonction objectif soumise à la minimisation.

- Etape 5 : Critère d'arrêt : Répéter les étapes 2 à 4 jusqu'à ce que le critère d'arrêt est satisfait (nombre maximum de générations atteint).

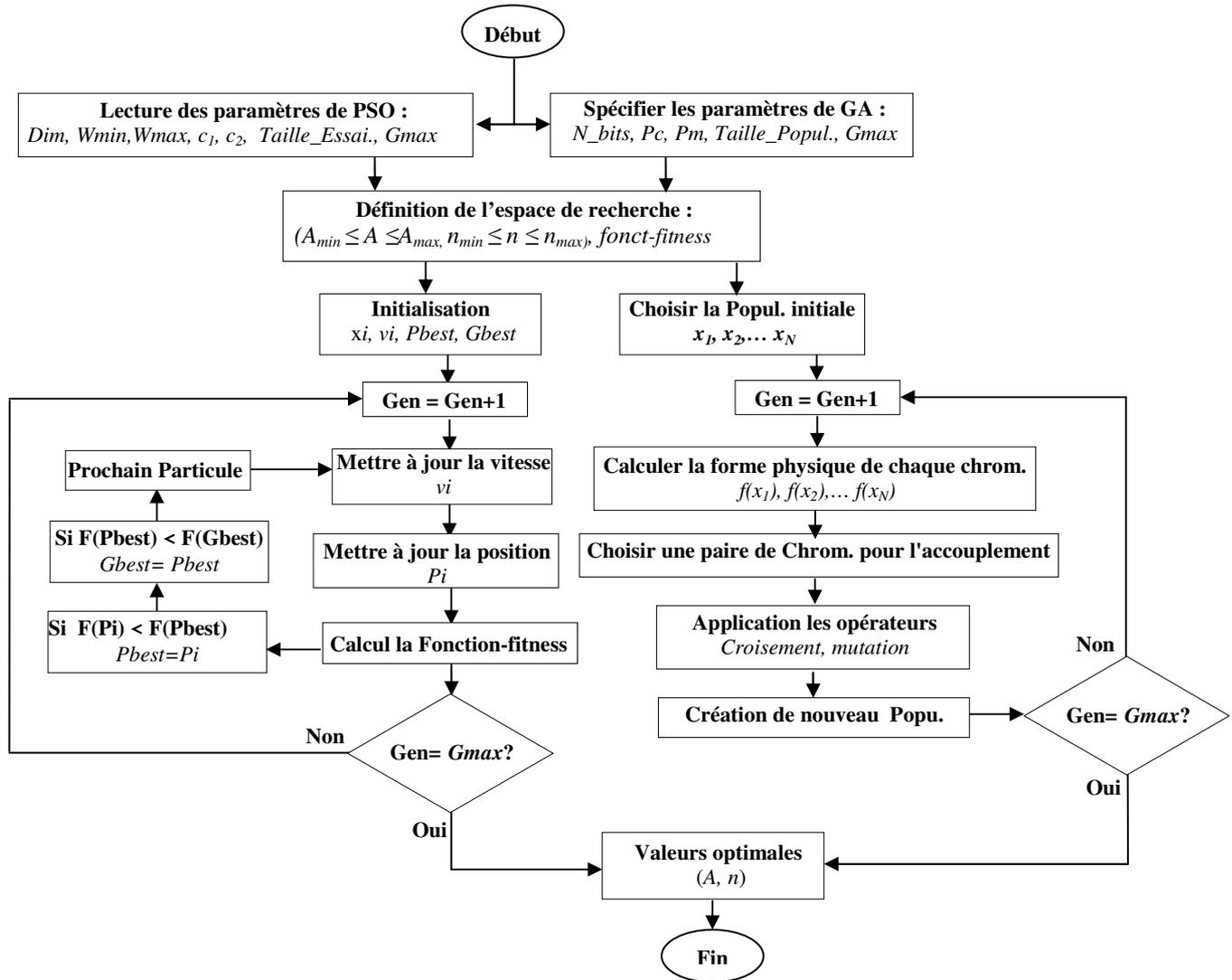


Figure II.8 Organigramme des approches GA et PSO

Les données disponibles dans la littérature montrent que les valeurs des constantes de l'arc A et n pour les couches faibles de pollution dépendent de la nature du milieu où brûle la décharge, ces constantes varient selon les auteurs en respectant les conditions expérimentales (tableau II.2) [1].

De façon générale, les valeurs des constantes de l'arc A et n varient respectivement dans les intervalles $[0, 500]$ et $[0, 1]$. Ainsi, les valeurs optimales des paramètres de l'arc qui rendent la fonction fitness F_g minimale en utilisant les approches GA et PSO sont sélectionnées comme des paramètres les plus appropriés.

Tableau II.2 Valeur des constantes de l'arc selon plusieurs auteurs

<i>Auteurs</i>	<i>A</i>	<i>n</i>	<i>Source de tension</i>	<i>Milieu</i>
Wilkins [3]	63	0,76	dc	air
Rumeli [5]	518	0,273	NS	vapeur
Claverie et al [22]	100	0,5	ac	air
R. Sundararajan et al [26]	60 à 63	0,8 à 0,5	dc	air
Obenaus et al. [30]	100	0,7	ac	air
F. A. M. Rizk [35]	130 à 210,6	0,45 à 1,3	dc	air
Hampton [49]	530	0,24	NS	vapeur
P.S.Ghosh et al [50]	360	0,59	ac	air
L. Alston et al. [68]	63	0,76	ac	air
Jolly et al [69]	296	0,397	ac	air
Rahal [70]	220	0,31	dc	air
G. Zhanga et al.[71]	138	0,69	dc	air
	140	0,67		
D. A. Swift [72]	60 et 80	0,5	dc	air
H. G. Gopal et al [73]	60 à 100	0,25 à 1,2	NS	air
Chen et Farzaneh [74,74]	84	0,77	dc-	Air
	209	0,45	dc+	et
	205	0,56	ac	givre

II.3.2 Résultats et discussion

L'optimisation par essaim de particules (PSO) est une jeune méta-heuristique. Elle a prouvé sa simplicité, son efficacité et sa convergence très rapide dans plusieurs domaines. Cependant, l'algorithme original du PSO n'opère que dans des espaces continus. En outre, la sélection et l'adaptation du nombre important des paramètres de l'algorithme PSO (la taille de l'essaim, le coefficient d'inertie ω , les coefficients d'accélération c_1 et c_2 ...) jouent un rôle primordial dans l'efficacité et la performance de l'algorithme. D'autre part, le PSO peut être facilement tombé dans la vallée de l'optimum local si la meilleure position globale et la meilleure position locale sont égales à la position de la particule durant plusieurs itérations.

Dans le but de bénéficier des avantages de l'algorithme d'optimisation par essaim de particules, nous avons choisis ces paramètres soigneusement après plusieurs essais en se basant sur des paramètres conseillés par plusieurs chercheurs.

Dans notre cas, nous avons adopté les paramètres de l'approche PSO qui sont résumés dans le tableau II.3 ci-dessous :

Tableau II.3 Paramètres de l'algorithme PSO

Taille de l'essaim	Coefficients d'accélération	coefficient d'inertie	Nb de générations
$N=20$	$c_1=c_2= 2$	$W_{min}=0,2$ & $W_{max}=0,9$	$G_{max}=200$

Une première investigation dans cette section consiste à appliquer l'approche PSO pour estimer les paramètres de l'arc de contournement en utilisant les données expérimentales de trois profils d'isolateurs disponible dans la littérature (tableau II.1) [78]. Les valeurs des paramètres de l'arc A et n des trois profils obtenues par la présente investigation sont présentés au tableau II.4. Ce tableau montre le processus de recherche et d'optimisation entreprise par l'approche PSO.

Tableau II.4 Estimation des paramètres de l'arc par l'approche PSO

Génération	10	20	40	80	100	140	200
A	122.6607	127.9749	126.401	124.8183	124.8183	124.8183	124.8183
n	0.43752	0.39049	0.40883	0.41347	0.41347	0.41347	0.41347
Fg	7882.7451	7329.2682	6836.5437	6521.7834	6521.7834	6521.7834	6521.7834

Pour mieux voir l'évolution du processus d'optimisation, nous avons tracé la variation de la fonction fitness en fonction du nombre de générations (figure II.9).

Au cours des générations, nous approchons de plus en plus de la solution optimale (paramètres de l'arc optimaux). En effet, on remarque sur la figure II.9 que la valeur de la fonction fitness Fg de la meilleure solution est une fonction décroissante au cours des générations. Au moment où l'algorithme converge (dans notre cas ~ 80 générations), la valeur de la fonction fitness est très minimale. À ce moment-là, on considère la meilleure solution de la dernière génération comme étant la valeur optimale des paramètres de l'arc recherchés.

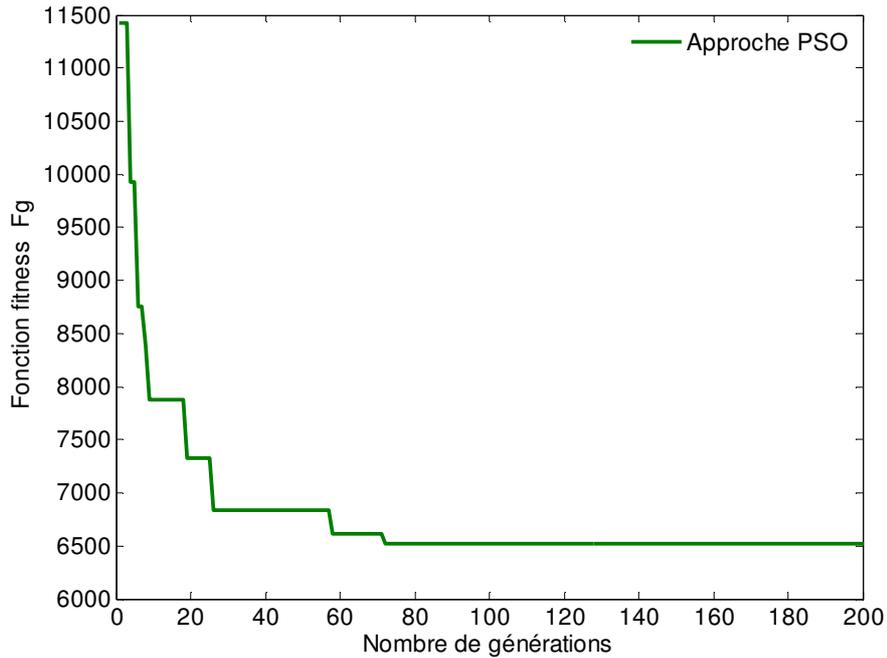


Figure II.9 Evolution de la fonction fitness F_g en fonction du nombre d'itérations

Les paramètres de l'arc optimaux trouvés par l'approche proposée seront par la suite utilisés dans le modèle mathématique de l'équation II.14, afin de prédire la tension critique de contournement. Nous représentons, par la suite, sur les figures II.10, II.11 et II.12 respectivement la variation de la tension de contournement calculée pour chaque profil de l'isolateur en fonction de la conductivité surfacique, de plus, nous avons effectué sur les mêmes figures une comparaison entre ces valeurs calculées et celles mesurées par Zhicheng [4] et Topalis [67]. Ces valeurs expérimentales sont introduites pour but de comparaison et de validation de la présente approche.

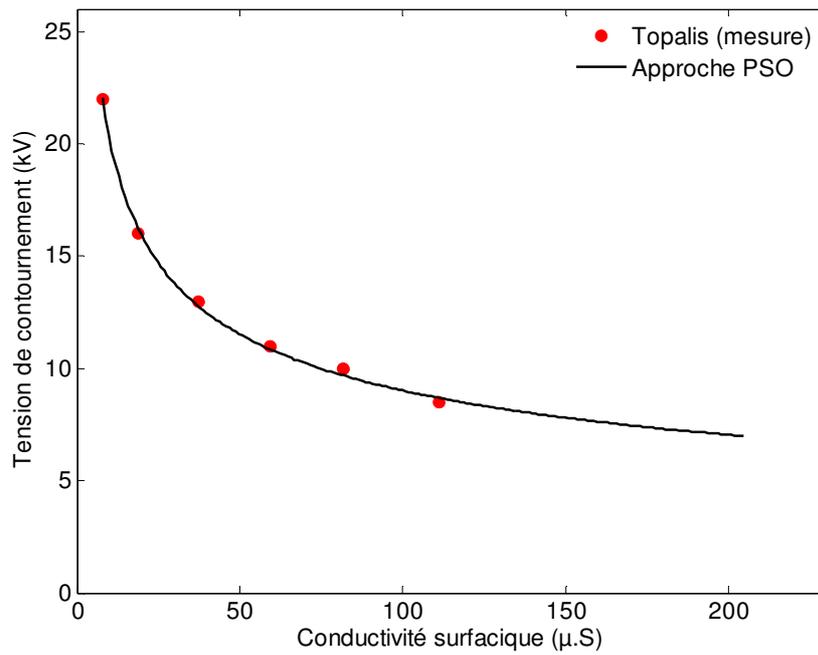


Figure II.10 Tension de contournement en fonction de la conductivité surfacique (profil 1 : Capot et tige 1)

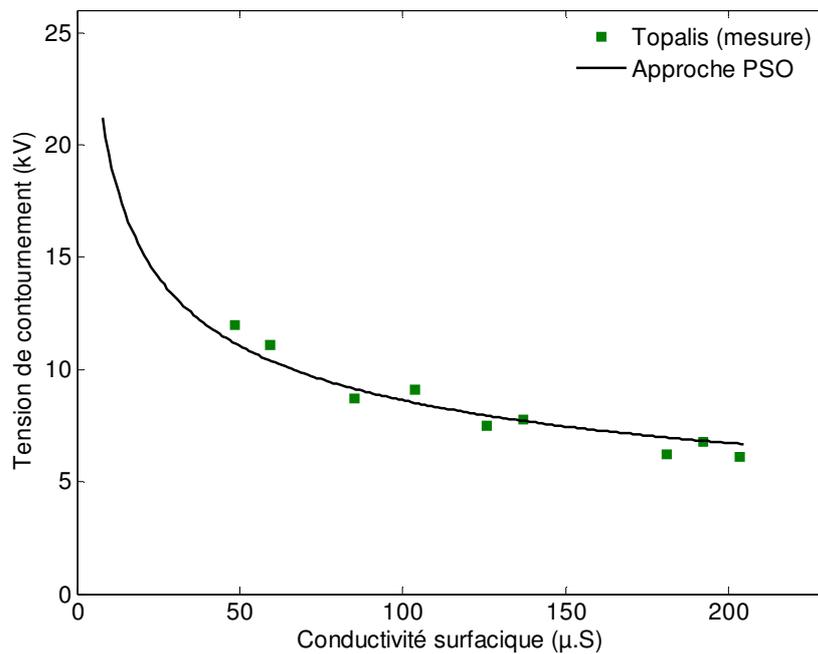


Figure II.11 Tension de contournement en fonction de la conductivité surfacique (profil 2 : Capot et tige 2)

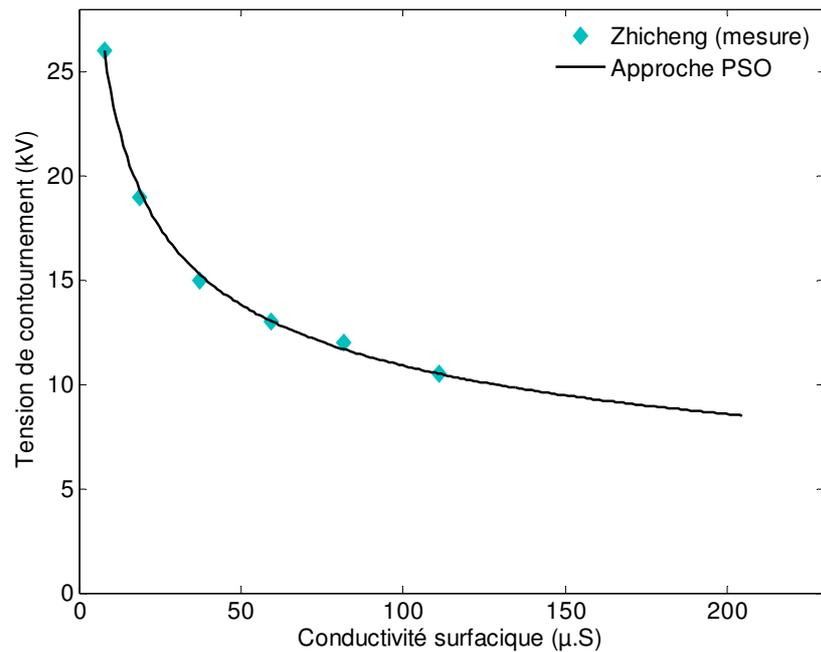


Figure II.12 Tension de contournement en fonction de la conductivité surfacique (profil 3 : Antibrouillard)

D'après les trois figures représentant la variation de la tension de contournement en fonction de la conductivité surfacique, nous remarquons clairement que les valeurs calculées par le modèle mathématique combiné avec PSO pour chaque profil de l'isolateur sont en bon accord avec les valeurs expérimentales.

Une seconde investigation dans cette section consiste en une étude comparative entre la présente méthode et la méthode des algorithmes génétiques proposée dans le même but [79].

Les paramètres de l'algorithme GA que nous avons utilisé sont résumés dans le tableau II.5.

Tableau II.5 Paramètres de l'algorithme GA

Taille de la pop.	Prob. de mutation	Prob. de croisement	Nb de bits	Nb de générations
$N=20$	$P_m=1\%$	$P_c=0.9$	$N_b=20$	$G_{max}=200$

Comme proposé, la méthode GA a été utilisée pour évaluer l'efficacité et la performance de l'approche proposée. Les résultats d'optimisation par PSO ainsi que ceux obtenus par GA nous permettent de faire une étude comparative des deux méthodes de manière à déterminer la méthode qui produit la meilleure optimisation des paramètres de l'arc de contournement. Le tableau II.6 présente les paramètres de l'arc optimisés par les deux méthodes étudiées et la méthode GA proposée par Gonos [14].

Tableau II.6 Comparaison entre les résultats trouvés par PSO et GA

Génération		10	20	40	80	100	140	200
PSO	A	122,6607	127,9749	126,401	124,8183	124,8183	124,8183	124,8183
	n	0,43752	0,39049	0,40883	0,41347	0,41347	0,41347	0,41347
	Fg	7882,7451	7329,2682	6836,5437	6521,7834	6521,7834	6521,7834	6521,7834
GA	A	127,2155	125,5753	125,5753	124,9894	124,9353	124,9353	124,9353
	n	0,41135	0,40719	0,40719	0,40979	0,41244	0,41244	0,41244
	Fg	7431,9265	6672,0271	6672,0271	6591,331	6514,6619	6514,6619	6514,6619
GA [14]	A	-	122,259	124,239	124,802	124,738	124,802	124,802
	n	-	0.4188	0.4213	0.4104	0.4104	0.4091	0.4091
	Fg	-	-	-	-	-	-	-

D'après le tableau II.6, Nous pouvons remarquer que les méthodes PSO, GA et GA [14] aboutissent aux mêmes résultats, cependant, l'approche PSO possède moins de nombre de générations que les algorithmes génétiques, en effet, PSO converge à l'itération 80 et les valeurs de A et n sont stables à partir de cette itération, par contre, GA converge à l'itération 100 ou encore à l'itération 140 d'après Gonos [14]. De plus, Pour un nombre de générations égale à 200, le temps de calcul consommé par la méthode GA proposée est de l'ordre de 16 secondes (Elapsed time is 15.865297 seconds) pour arriver aux résultats exposés dans le tableau II.6, tandis qu'il ne dépasse pas 3 secondes (Elapsed time is 2.598779 seconds) pour l'approche PSO, ce qui signifie que l'optimisation par essaim de particules est donc moins coûteuse en temps de calcul que les algorithmes génétiques.

La comparaison de la variation de la fonction fitness Fg en fonction du nombre de générations en utilisant les deux algorithmes PSO et GA est donnée par la figure II.13 illustrant les processus d'optimisation entreprise par les deux méthodes.

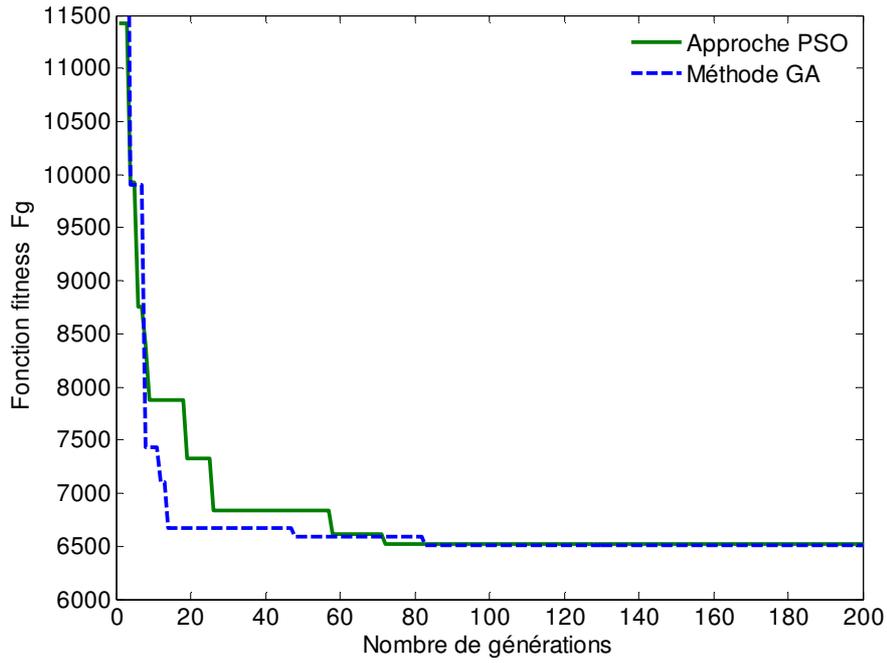
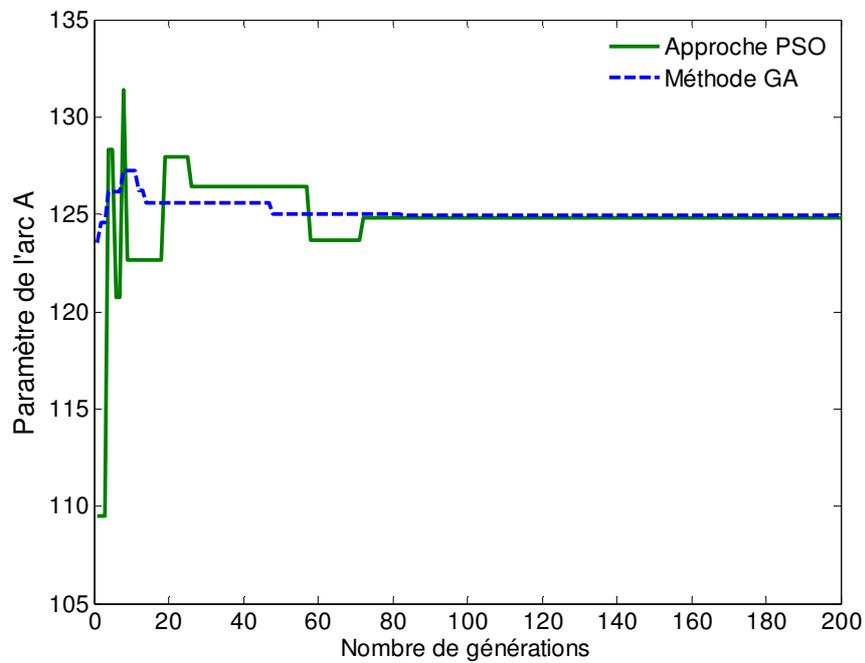


Figure II.13 Evolution de la fonction fitness en fonction du nombre de générations en utilisant les deux méthodes

La convergence des paramètres de l'arc de contournement est présentée dans la figure. II.14. où il devient évident que les algorithmes proposés convergent rapidement à ces valeurs.



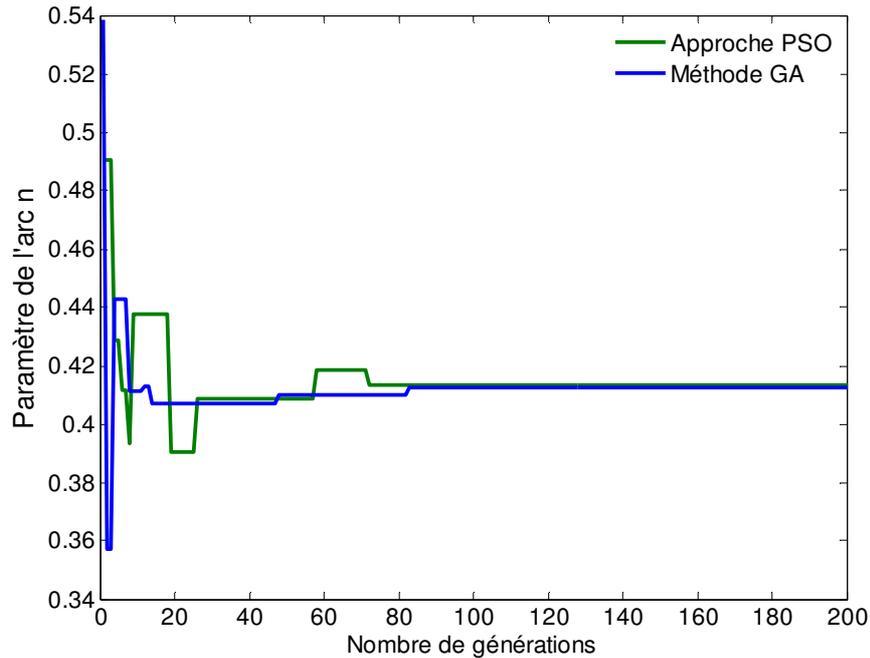


Figure II.14 Convergence des constantes de l'arc (A, n)

Le tableau II.6 et la figure II.14 montrent que les valeurs optimales de A et n estimées par GA et PSO sont semblables, donc il est inutile d'utiliser les valeurs estimées par GA dans le modèle mathématique pour comparer leurs performances par rapport au PSO dans l'estimation de la tension critique de contournement.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé l'approche d'optimisation par essaim de particules afin d'estimer les paramètres de l'arc de contournement, et ainsi prédire la tension critique de contournement en se basant sur le modèle mathématique de Topalis, ce dernier ne nécessite que les caractéristiques géométriques de l'isolateur, la sévérité de pollution et les paramètres de l'arc que nous avons optimisé par l'approche proposée. Les résultats de simulation montrent que l'approche PSO a été appliquée avec succès dans l'estimation des paramètres de l'arc. De plus, des valeurs expérimentales de la tension de contournement disponible dans la littérature sont introduites pour but de valider le modèle mathématique basé sur l'approche proposée, ces valeurs mesurées sont en bon accord avec celles calculées par ce dernier.

Nous avons effectué une comparaison entre les résultats obtenus par l'approche proposée et ceux issus de la méthode des algorithmes génétiques pour montrer l'efficacité et la performance de cette dernière.

Les résultats de comparaison montrent que les méthodes PSO et GA donnent des mêmes valeurs des paramètres de l'arc. Cependant, l'approche PSO possède moins de nombre de générations et moins coûteuse en temps de calcul que les algorithmes génétiques.

CHAPITRE III

PREDICTION DE LA TENSION DE CONTOURNEMENT PAR L'APPROCHE NEURO-FLOUE

Introduction

Le présent chapitre est organisé en quatre parties. La première partie fait l'objet d'une synthèse bibliographique sur la théorie des réseaux de neurones artificiels. Après une brève présentation de quelques notions générales sur les réseaux de neurones artificiels (ANN), nous présentons l'une des grandes familles de structures neuronales les plus utilisées. Nous abordons également le problème d'apprentissage des paramètres de cette structure, nous nous intéressons particulièrement à l'algorithme de rétro-propagation. La deuxième partie sera consacrée aux systèmes flous (FL). Nous rappelons d'abord les notions de bases sur lesquelles reposent ses systèmes puis nous décrivons leur principe de fonctionnement et leurs différentes composantes. Dans la troisième partie, nous aborderons la technique d'hybridation entre ces deux paradigmes (FL et ANN), appelée aussi système d'inférence flou à base de réseaux de neurones adaptatifs (ANFIS). Enfin, la quatrième partie sera consacrée à l'utilisation des approches ANN de perceptron multicouche (MLP) et ANFIS de type Takagi Sugeno (TK) pour la prédiction de la tension critique de contournement des isolateurs pollués des lignes haute tension.

III.1 Réseaux de neurones et systèmes flous

III.1.1 Réseaux de neurones

Un neurone formel est un automate très simple imitant grossièrement la structure et le fonctionnement d'un neurone biologique. La première version de ce dernier est celle de McCulloch et W. Pitts et date de 1943 [80]. S'inspirant de leurs travaux sur les neurones biologiques, ils ont proposé le neurone formel qui se voit comme un opérateur effectuant une somme pondérée de ses entrées suivie d'une fonction d'activation (ou de transfert) comme indiqué par la figure III.1.

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

$$U_i = \sum_j w_{ij} x_j + b_i \quad (\text{III.1})$$

où: x_j représente l'entrée j connectée au neurone i . b_i le seuil interne du neurone.

w_{ij} désigne le poids de la connexion reliant l'entrée j au neurone.

$O_i = g(U_i)$ est la sortie du neurone et g sa fonction d'activation.

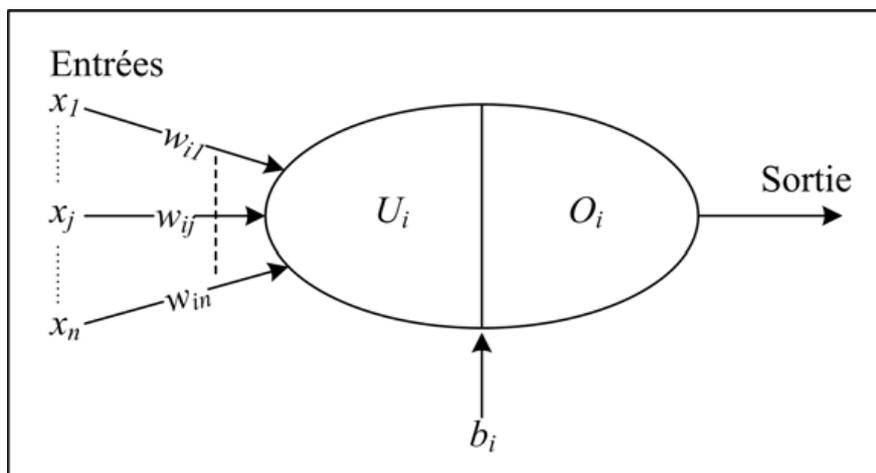


Figure III.1 Modèle de base d'un neurone formel

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

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

Un réseau de neurones est un système informatique qui a des caractéristiques semblables aux réseaux de neurones biologiques. Il est constitué de plusieurs unités (neurones) organisées sous forme de niveaux différents appelés couches du réseau. Les neurones appartenant à la même couche possèdent les mêmes caractéristiques et utilisent le même type de fonction d'activation. Entre deux couches voisines les connexions se font par l'intermédiaire de poids qui jouent le rôle des synapses. L'information est portée par la valeur de ses poids, tandis que la structure du réseau de neurones ne sert qu'à traiter l'information et l'acheminer vers la sortie. La structure ou la topologie d'un réseau de neurones est la manière dont les neurones sont connectés. Les structures résultantes peuvent être très variées mais elles sont souvent réparties en deux grandes familles à savoir : les réseaux de neurones non bouclés et les réseaux de neurones bouclés [81].

III.1.1.1 Réseaux non bouclés

Dans ce type de structure dite feedforward, la propagation de l'information se fait uniquement de l'entrée vers la sortie. Les neurones de la même couche peuvent se connecter uniquement avec les neurones de la couche suivante. L'architecture la plus utilisée est le Perceptron multicouches. Les neurones composant ce réseau s'organisent en N_c couches successives ($N_c \geq 3$). Dans l'exemple suivant (figure III.2), nous présentons un perceptron à trois couches. Les neurones de la première couche, nommée couche d'entrée, voient leur activation forcée à la valeur d'entrée. La dernière couche est appelée couche de sortie. Elle regroupe les neurones dont les fonctions d'activation sont généralement de type linéaire. Les couches intermédiaires sont appelées couches cachées. Elles constituent le cœur du réseau. Les fonctions d'activation utilisées sont de type sigmoïde.

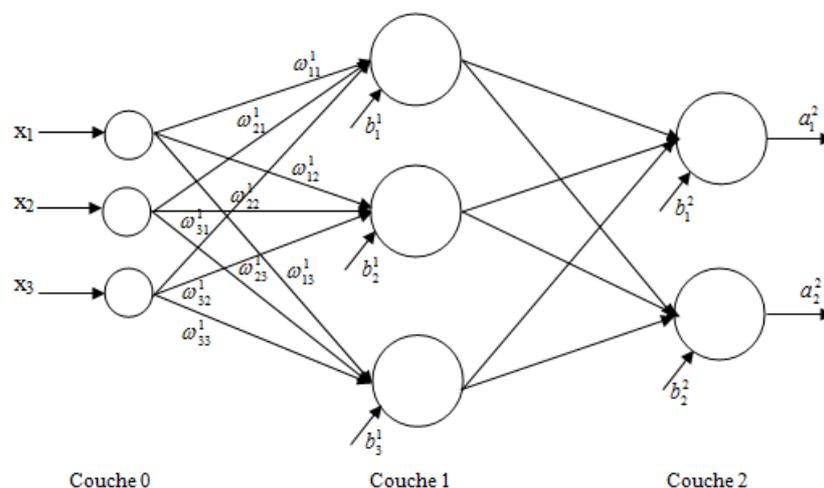


Figure III.2 Perceptron à une couche cachée

Sur la figure 2, les termes b_i^l et w_{ij}^l désignent respectivement le biais du neurone i de la couche l et le poids de connexion entre le neurone j de la couche $l-1$ et le neurone i de la couche l . Tenant compte de ces notations, la sortie du neurone i dans la couche l est peut être donnée par :

$$U_i^l = \sum_j^{N_{l-1}} w_{ij}^l O_j^{l-1} + b_i^l \quad (\text{III.2})$$

$$O_i^l = g^l(U_i^l) \quad l = 1, 2 \quad (\text{III.3})$$

où $g^l(.)$ est la fonction d'activation des neurones de la couche l .

Le perceptron multicouche présente une alternative prometteuse pour la modélisation des systèmes complexes. Avec une seule couche cachée, il constitue un approximateur universel. Les études menées dans [82, 83] montrent qu'il peut être entraîné de manière à approximer n'importe quelle fonction sous réserve de mettre suffisamment de neurones dans la couche cachée et d'utiliser des sigmoïdes comme fonctions d'activation.

III.1.1.2 Réseaux bouclés

Un réseau dynamique ou récurrent possède la même structure qu'un réseau multicouche muni de rétroactions. Les connexions rétroactives peuvent exister entre tous les neurones du réseau sans distinction, ou seulement entre certains neurones (les neurones de la couche de sortie et les neurones de la couche d'entrée ou les neurones de la même couche par exemple). La figure III.3 montre deux exemples de réseaux récurrents. Le premier est un simple multicouche qui utilise un vecteur d'entrée qui contient les copies des activations de la couche de sortie du réseau et le deuxième est un réseau à mémoire se distingue du premier par la présence des unités mémoires [84].

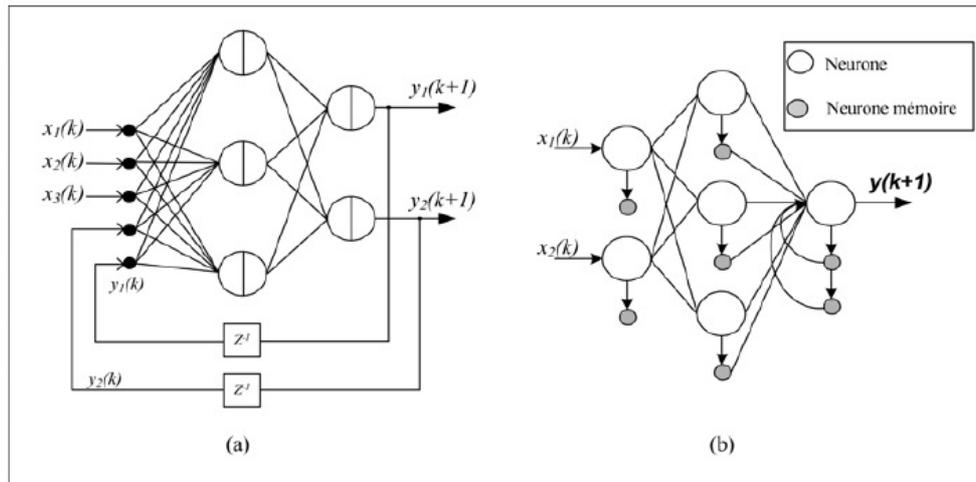


Figure III.3 Réseaux de neurones récurrents

III.1.1.3 Apprentissage dans les réseaux de neurones

L'apprentissage dans le contexte des réseaux de neurones, est le processus de modification des poids de connexions (y compris les biais) ou plus rarement du nombre de couches et de neurones [85], afin d'adapter le traitement effectué par le réseau à une tâche particulière.

On distingue trois familles d'apprentissage :

- **apprentissage supervisé**: Dans ce cas, un superviseur (ou expert humain) fournit une valeur ou un vecteur de sortie (appelé cible ou sortie désirée), que le réseau de neurones doit associer à un vecteur d'entrée. L'apprentissage consiste dans ce cas à ajuster les paramètres du réseau afin de minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la sortie réelle du réseau.
- **apprentissage semi-supervisé ou apprentissage par renforcement**: Ce mode d'apprentissage, suppose qu'un comportement de référence n'est pas possible, mais en revanche, il est possible d'obtenir des indications qualitatives (vrai, faux, ...) sur les performances du réseau.
- **apprentissage non supervisé**: Dans cet apprentissage, les données ne contiennent pas d'informations sur la sortie désirée. Il n'y a pas de superviseur. La tâche du réseau consiste, par exemple dans ce cas, à créer des regroupements de données selon des propriétés communes (classification).

III.1.1.4 Algorithme de rétro-propagation du gradient

L'algorithme de rétro-propagation (backpropagation) est l'un des algorithmes supervisés les plus utilisés pour l'apprentissage des réseaux de neurones. C'est d'ailleurs à sa découverte au début des années 80 [86] que l'on doit le renouveau d'intérêt pour les réseaux de neurones. L'objectif de cet algorithme est de modifier les poids du réseau dans le sens contraire du gradient du critère de performance. Dans ce qui suit, nous allons présenter les équations constituant l'algorithme en utilisant un réseau multicouche. Une mise sous forme matricielle sera aussi faite afin de faciliter l'implantation de l'algorithme sous un logiciel bien adapté aux calculs matriciels. Considérons le réseau multicouche décrit précédemment. Pour alléger l'exposé, on suppose que l'apprentissage se fait à chaque présentation d'un couple entrée/sortie de l'ensemble d'apprentissage. Le critère de performance à minimiser peut être alors exprimé par :

$$J(t) = 0,5 \sum_{i=1}^{N_L} (O_i^L(t) - d_i(t))^2 \quad (\text{III.4})$$

avec:

$J(t)$ est la valeur du critère à l'instant t .

$d_i(t)$ est la $i^{\text{ème}}$ sortie désirée à l'instant t .

Les paramètres du réseau sont modifiés suivant la règle du gradient comme suit:

$$w_{ij}^l(t+1) = w_{ij}^l(t) - \eta \frac{\partial J(t)}{\partial w_{ij}^l(t)} \quad (\text{III.5})$$

$$b_i^l(t+1) = b_i^l(t) - \eta \frac{\partial J(t)}{\partial b_i^l(t)} \quad (\text{III.6})$$

avec η est une constante positive appelée taux d'apprentissage.

Le calcul des quantités $\frac{\partial J}{\partial w_{ij}}$ et $\frac{\partial J}{\partial b_i}$ fait intervenir les décompositions ci-dessous:

$$\frac{\partial J(t)}{\partial w_{ij}^l(t)} = \frac{\partial J(t)}{\partial U_i^l(t)} \frac{\partial U_i^l(t)}{\partial w_{ij}^l(t)} \quad (\text{III.7})$$

$$\frac{\partial J(t)}{\partial b_i^l(t)} = \frac{\partial J(t)}{\partial U_i^l(t)} \frac{\partial U_i^l(t)}{\partial b_i^l(t)} \quad (\text{III.8})$$

De l'équation III.2, on déduit que:

$$\frac{\partial U_i^l(t)}{\partial w_{ij}^l(t)} = O_j^{l-1} \quad (\text{III.9})$$

$$\frac{\partial U_i^l(t)}{\partial b_i^l(t)} = 1 \quad (\text{III.10})$$

En posant, $\delta_i^l(t) = \frac{\partial J(t)}{\partial U_i^l(t)}$, on obtient:

$$\frac{\partial J(t)}{\partial w_{ij}^l(t)} = \delta_i^l(t) O_j^{l-1} \quad (\text{III.11})$$

$$\frac{\partial J(t)}{\partial b_i^l(t)} = \delta_i^l(t) \quad (\text{III.12})$$

La quantité δ_i^l exprime la sensibilité du critère de performance aux changements du potentiel U_i^l du neurone i de la couche l . Dans le cas où i est l'indice d'un neurone de sortie ($l = L$), on obtient :

$$\delta_i^L(t) = \frac{\partial J(t)}{\partial U_i^L(t)} = \frac{\partial J(t)}{\partial O_i^L(t)} \frac{\partial O_i^L(t)}{\partial U_i^L(t)} = (O_i^L(t) - d_i(t)) g^L(U_i^L(t)) \quad (\text{III.13})$$

$$\text{avec } g^L(U_i^L(t)) = \frac{dg^L(U_i^L(t))}{dU_i^L(t)}.$$

Dans le cas où i est l'indice d'un neurone caché ($l < L-1$), on peut vérifier aisément que les fonctions de sensibilité satisfont la relation récurrente ci-dessous [87]:

$$\underline{\delta}^l = G^l(U^l)(W^{l+1})^T \underline{\delta}^{l+1} \quad (\text{III.14})$$

$$G^l(U^l) = \begin{pmatrix} g^l(U_1^l(t)) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & g^l(U_2^l(t)) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & g^l(U_1^l(t)) \end{pmatrix} \quad (\text{III.15})$$

Pour résumer, l'algorithme de mise à jour des paramètres du réseau se déroule comme suit : premièrement le vecteur d'entrée $U^0 = (x_1, x_2, \dots, x_{N0})^T$ est propagé vers la sortie en utilisant les équations III.2 et III.3. Ensuite, on calcule les fonctions de sensibilités par rétro-

propagation de l'erreur de sortie à l'aide des équations III.13 et III.14. Finalement on modifie les poids et les biais en utilisant les équations III.11, III.12, III.5 et III.6.

Cet algorithme, présenté ici dans sa version la plus simple, possède de nombreuses variantes. Elles correspondent pour la plupart à l'adaptation du coefficient d'apprentissage η [88] ou à l'utilisation de méthodes du deuxième ordre pour le calcul du gradient [87]. Nous pouvons également citer parmi ces variantes la méthode avec un terme de momentum [89, 90], qui utilise une version légèrement différente des équations III.5 et III.6 pour ajuster les paramètres du réseau:

$$p(t+1) = p(t) - \eta \frac{\partial J(t)}{\partial p(t)} + \alpha \Delta p(t) \quad (\text{III.16})$$

où α est une constante appelée momentum et p représente un paramètre du réseau qui peut être soit un poids de connexion ou un biais. Cette version introduit un autre terme proportionnel à la dernière adaptation Δp du paramètre p .

III.1.1.5 Conception d'un réseau de neurones

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Leurs mises en œuvre nécessitent (figure III.4) [90]:

- La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est à dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.
- La collecte des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurones.
- La détermination du nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une approximation satisfaisante.
- La réalisation de l'apprentissage.
- L'évaluation des performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage.

III.1.1.5.1 Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones

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

- Premièrement, la dimension intrinsèque du vecteur des entrées doit être aussi petite que possible, en d'autre terme, la représentation des entrées doit être la plus compacte possible, tout en conservant pour l'essentiel la même quantité d'information, et en gardant à l'esprit que les différentes entrées doivent être indépendantes.

- En second lieu, toutes les informations présentées dans les entrées doivent être pertinentes pour la grandeur que l'on cherche à modéliser : elles doivent donc avoir une influence réelle sur la valeur de la sortie [90].

III.1.1.5.2 Choix et préparation des échantillons

Le processus d'élaboration d'un réseau de neurones commence toujours par le choix et la préparation des échantillons de données. La façon dont se présente l'échantillon conditionne le type de réseau, le nombre de cellules d'entrée, le nombre de cellules de sortie et la façon dont il faudra mener l'apprentissage, les tests et la validation [90, 91]. Il faut donc déterminer les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.

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

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

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

III.1.1.5.3 Elaboration de la structure du réseau

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

Par exemple, dans le cas du perceptron multicouches, il faudra aussi bien choisir le nombre de couches cachées que le nombre de neurones dans cette couche [92].

- **Nombre de couches cachées :**

Mis à part les couches d'entrée et de sortie, il faut décider du nombre de couches intermédiaires ou cachées. Sans couche cachée, le réseau n'offre que de faibles possibilités

d'adaptation. Néanmoins, il a été démontré qu'un Perceptron Multicouches avec une seule couche cachée pourvue d'un nombre suffisant de neurones, peut approximer n'importe quelle fonction avec la précision souhaitée [82, 92].

- **Nombre de neurones cachés :**

Chaque neurone peut prendre en compte des profils spécifiques de neurones d'entrée.

Un nombre plus important permet donc de mieux "coller" aux données présentées mais diminue la capacité de généralisation du réseau. Il faut alors trouver le nombre adéquat de neurones cachés nécessaire pour obtenir une approximation satisfaisante.

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

III.1.1.5.4 Apprentissage

L'apprentissage est un problème numérique d'optimisation. Il consiste à calculer les pondérations optimales des différentes liaisons, en utilisant un échantillon. La méthode la plus utilisée est la rétro-propagation, qui est généralement plus économe que les autres en termes de nombres d'opérations arithmétiques à effectuer pour évaluer le gradient.

III.1.1.5.5 Validation et tests

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

Cette dernière étape doit permettre d'estimer la qualité du réseau obtenu en lui présentant des exemples qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage. Une validation rigoureuse du modèle développé se traduit par une proportion importante de prédictions exactes sur l'ensemble de la validation [92].

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

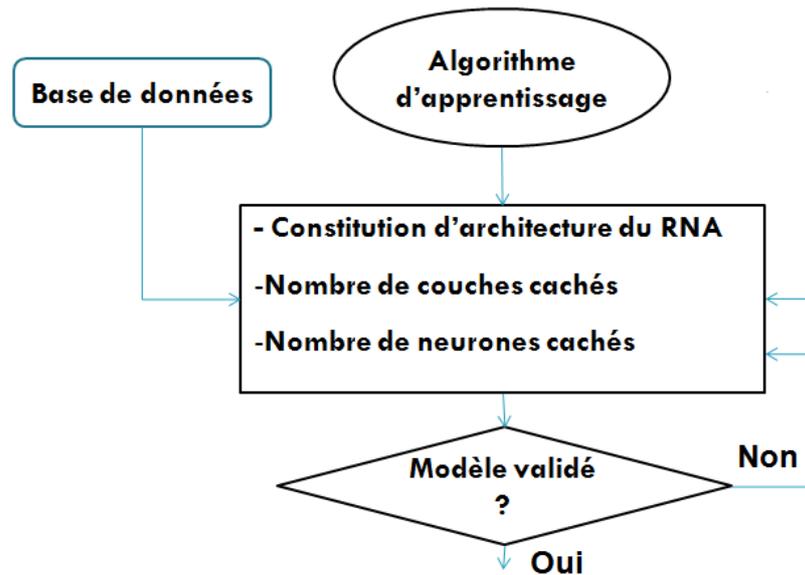


Figure III.4 Organigramme de conception d'un réseau de neurones

III.1.1.6 Avantages des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones représentent plusieurs avantages parmi lesquels on peut citer par exemple:

- La rapidité et l'efficacité de traitement des grands corpus.
- Un taux d'erreur très faible par rapport aux autres méthodes d'intelligence artificielle.
- Les réseaux de neurones ne nécessitent pas l'utilisation de modèles mathématiques très complexes pour leur fonctionnement. En effet, grâce à leur capacité d'apprentissage, ils se basent principalement sur les modèles de données à traiter.

III.1.1.7 Inconvénients des réseaux de neurones

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

- La lenteur d'apprentissage.
- Les résultats obtenus ne sont pas interprétables. En effet, le réseau généré par ce type d'algorithmes est considéré comme une boîte noire, c'est-à-dire que l'utilisateur n'a aucune information explicite sur le fonctionnement interne. En cas d'erreurs, il est impossible de déterminer la cause de cette erreur.
- La convergence des résultats des réseaux de neurones est incertaine.
- Les réseaux de neurones ne permettent pas l'intégration des connaissances a priori pour le traitement de nouvelles données.

III.1.2 Systèmes flous

Les systèmes flous peuvent être considérés comme des systèmes logiques qui utilisent des règles linguistiques pour établir des relations entre leurs variables d'entrée et de sortie. Ils sont apparus pour la première fois dans les années soixante dix avec des applications dans le domaine du contrôle des processus [90, 93]. Aujourd'hui, les applications des systèmes flous sont très nombreuses outre la commande, ils sont largement utilisés pour la modélisation [94, 95], le diagnostic et la reconnaissance de formes. Pour une meilleure compréhension de leur fonctionnement, nous présentons brièvement quelques notions de base de ces systèmes, notamment les variables linguistiques.

III.1.2.1 Ensembles flous

La notion d'ensemble flou a été proposée par Zadeh [96] en introduisant un caractère graduel de l'appartenance d'un élément à un ensemble donné. Cela permet une meilleure représentation des termes et des connaissances vagues que nous, les humains, manipulons au quotidien [90].

Mathématiquement, un ensemble flou A_f d'un univers de discours U_f est caractérisé par une fonction d'appartenance, notée μ_A , à valeur dans l'intervalle $[0,1]$ et qui associe à chaque élément x de U_f un degré d'appartenance $\mu_A(x)$ indiquant le niveau d'appartenance de x à A_f . $\mu_A(x) = 1$ et $\mu_A(x) = 0$ correspondent respectivement à l'appartenance et la non-appartenance.

Exemple: Evaluation de la température d'un corps (voir figure III.5) :

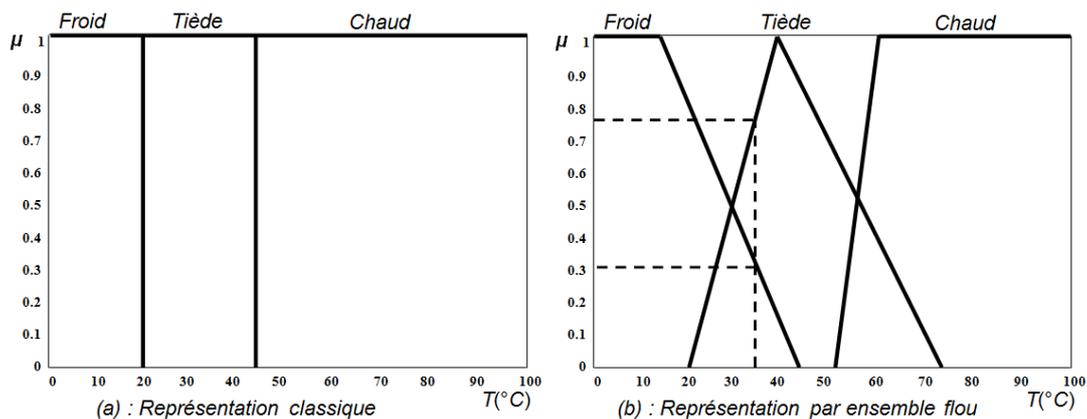


Figure III.5 Représentation de la température d'un corps par les ensembles classiques et flous

a) En logique booléenne (Figure III.5.a), le degré d'appartenance $\mu(T)$ ne peut prendre que deux valeurs (0 ou 1). Dans ce cas le corps peut être :

- Froid: $\mu_{Froid}(T) = 1$, $\mu_{Tiède} = 0$, $\mu_{Chaud}(T) = 0$
- Tiède: $\mu_{Froid}(T) = 0$, $\mu_{Tiède} = 1$, $\mu_{Chaud}(T) = 0$

- Chaud: $\mu_{Froid}(T) = 0$, $\mu_{Tiede}(T) = 0$, $\mu_{Chaud}(T) = 1$

La température du corps ne peut pas prendre deux qualificatifs à la fois.

b) En logique floue, le degré d'appartenance devient une fonction qui peut prendre une valeur réelle intermédiaire comprise entre 0 et 1 inclus. Dans ce cas, pour le qualificatif tiède, le corps peut être considéré à la fois, comme froid avec un degré d'appartenance de 0,3 et comme tiède avec un degré d'appartenance de 0,75 (figure III.5.b).

Pour $T=35\text{ }^{\circ}\text{C}$: $\mu_{Froid}(T) = 0,3$, $\mu_{Tiede}(T) = 0,75$, $\mu_{Chaud}(T) = 0$.

L'allure de la fonction d'appartenance est à choisir selon l'application traitée. La figure III.6, illustre les différentes formes de fonctions d'appartenance les plus utilisées.

Cependant, dans certaines applications où l'on doit dériver la fonction d'appartenance, on choisira plutôt des fonctions en S (Sigmoide) ou des fonctions de type gaussienne, continument dérivables sur leur support [90].

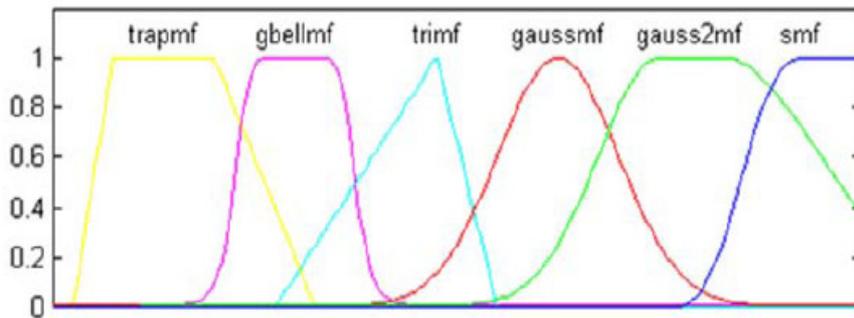


Figure III.6. Différents types de fonctions d'appartenance utilisées

III.1.2.2 Variables linguistiques

Une variable linguistique appelée aussi attribut linguistique peut être définie à partir du triplet (x, U_f, T_x) où x est une variable définie sur l'univers de discours U_f et $T_x = A_1, A_2, \dots$ est un ensemble composé de sous ensembles flous de U_f qui caractérise x . On associe souvent à chaque sous ensemble flou de T_x une valeur ou un terme linguistique (étiquette).

La figure III.7 illustre un exemple de la variable linguistique 'vitesse' avec trois termes linguistiques: petite, moyenne et grande [90].

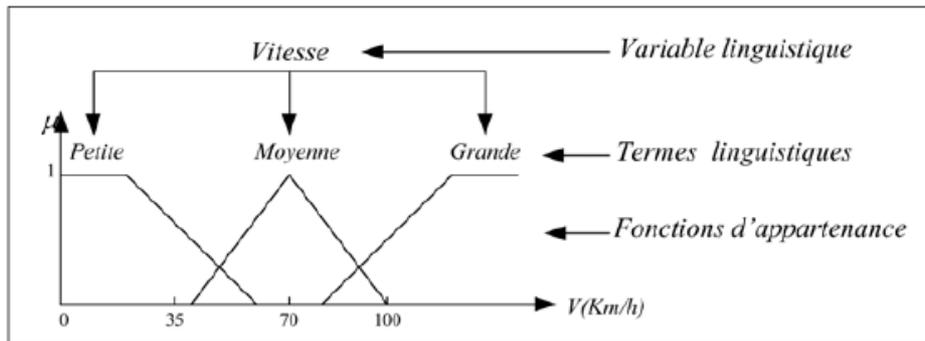


Figure III.7 Variable linguistique

Il est généralement imposé que les ensembles flous A_i doivent satisfaire la condition suivante:

$$\forall x, \exists i, \mu_{A_i}(x) \neq 0 \quad (\text{III.17})$$

Cette condition qu'on appelle dans la littérature, propriété d'assurance (coverage property) [90, 97], exige que chaque élément soit affecté à au moins à un ensemble flou avec un degré d'appartenance non nul. A cette condition, on ajoute souvent une propriété supplémentaire qui est le respect de la sémantique : les sous ensembles doivent interpréter réellement les termes linguistiques qui leurs ont associés. Dans la partie inférieure de la figure 8, le recouvrement entre les ensembles flous est tel qu'ils peuvent être ordonnés, et donc interprétés en termes linguistiques, par exemple de la très lente jusqu'à la très rapide. La partie supérieure de la même figure montre un bel exemple d'une partition ininterprétable: il est impossible d'étiqueter les trois sous ensembles flous centraux avec des termes linguistiques.

Le respect de ces deux propriétés confère aux variables linguistiques une meilleure modélisation des connaissances imprécises en réalisant une répartition de l'espace de connaissance. Cette granulation est définie comme une décomposition d'un ensemble de référence, comprenant des informations vagues ou imprécises, en plusieurs sous ensembles flous pour former des répartitions de connaissance.

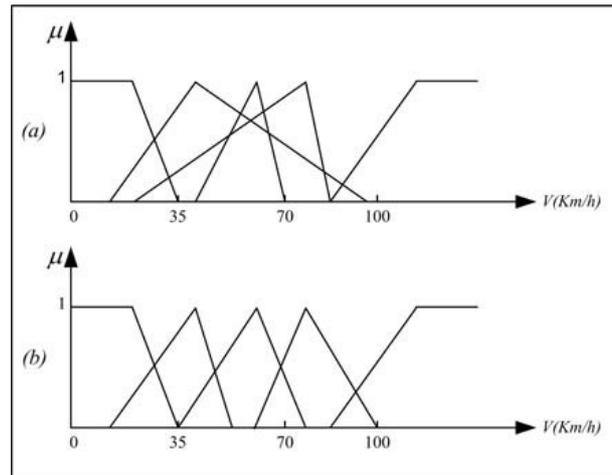


Figure III.8 Partition ininterprétable en termes linguistiques

III.1.2.3 Règles et opérateurs flous

On appelle proposition floue élémentaire, une proposition de type X_f est A_f où (X_f, U_f, T_x) est une variable linguistique et A_f un sous ensemble de T_x . Une telle proposition possède un degré de vérité égal à $\mu_A(x)$ où x est une valeur réelle de X_f . D'une manière générale, on peut combiner ces propositions élémentaires à l'aide des opérateurs logiques de conjonction et de disjonction ('et' et 'ou') mis en œuvre respectivement par des T-normes et T-conormes [90, 98]. Le degré de vérité des nouvelles propositions obtenues peut être calculé entre autre par les équations suivantes:

Conjonction: $(X_f \text{ est } A_f) \text{ ET } (Y_f \text{ est } B_f)$

- minimum $(\mu_A(x), \mu_B(y))$
- produit $\mu_A(x) \times \mu_B(y)$

Disjonction: $(X_f \text{ est } A_f) \text{ OU } (Y_f \text{ est } B_f)$

- maximum $(\mu_A(x), \mu_B(y))$
- somme $\mu_A(x) + \mu_B(y) - \mu_A(x) \times \mu_B(y)$

L'opérateur d'implication permet d'introduire la notion de règle floue qui caractérise les relations de dépendance entre plusieurs propositions floues:

$$(X_{f1} \text{ est } A_{f1}) \text{ ET } (X_{f2} \text{ est } A_{f2}) \Rightarrow (Y_f \text{ est } B_f) \quad (\text{III.18})$$

où X_{f1} , X_{f2} et Y_f sont des variables linguistiques et A_{f1} , A_{f2} et B_f sont des sous ensembles flous. Une telle règle se trouve habituellement dans les systèmes flous avec une formulation légèrement différente :

$$\text{Si } (X_{f1} \text{ est } A_{f1}) \text{ ET } (X_{f2} \text{ est } A_{f2}) \text{ Alors } (Y_f \text{ est } B_f) \quad (\text{III.19})$$

Dans cette dernière formulation la partie (X_{f1} est A_{f1}) ET (X_{f2} est A_{f2}) est appelée prémisse de la règle et la partie (Y_f est B_f) est appelée conclusion (conséquent).

III.1.2.4 Structure interne d'un système flou

De manière classique, le fonctionnement interne d'un système flou repose sur la structure présentée par la figure 9 qui inclut quatre blocs [90]:

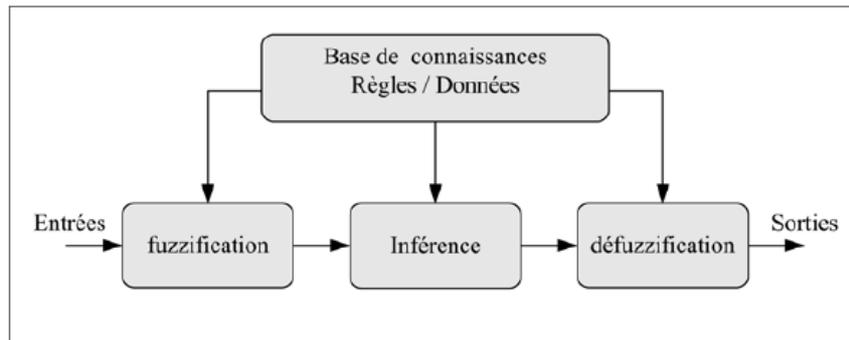


Figure III.9 Structure interne d'un système flou

La base de connaissances elle contient les définitions des fonctions d'appartenance (formes et paramètres) associées aux variables d'entrée/sortie ainsi que l'ensemble des règles floues.

La fuzzification consiste à calculer, pour chaque valeur d'entrée numérique, les degrés d'appartenance aux ensembles flous associés et prédéfinis dans la base de données du système flou. Ce bloc réalise la transformation des entrées numériques en informations symboliques floues utilisables par le mécanisme d'inférence.

Le mécanisme d'inférence consiste d'une part à calculer le degré de vérité des différentes règles du système et d'autre part à associer à chacune de ces règles une valeur de sortie.

Cette valeur de sortie dépend de la partie conclusion des règles qui peut prendre plusieurs formes.

La défuzzification consiste à remplacer l'ensemble des valeurs de sorties des différentes règles résultant de l'inférence par une valeur numérique unique représentative de cet ensemble. Dans le cas des règles de type Sugeno, le calcul se fait simplement par une somme normalisée des valeurs associées aux règles floues.

III.1.2.5 Avantages de la Logique floue

- Le modèle mathématique non requis.
- La connaissance antérieure sur les règles peut être utilisée
- Une interprétation et implémentation simple.

III.1.2.6 Inconvénients de la Logique floue

- Les règles doivent être disponibles.
- Ne peut pas apprendre.
- Adaptation difficile au changement de l'environnement.
- Aucunes méthodes formelles pour l'ajustement.

III.1.3 Système d'inférence flou basé sur les réseaux de neurones adaptatifs

Les réseaux de neurones (ANN) multicouches constituent des approximateurs universels. L'atout principal de ces réseaux réside dans leur capacité d'apprentissage. Par contre, leur structure et leurs paramètres n'ont pas toujours des justifications physiques. De plus, la connaissance humaine ne peut pas être exploitée pour les construire. Les systèmes d'inférence flous sont également des approximateurs universels. Ces systèmes possèdent deux points forts par rapport aux ANN. D'une part, ils sont généralement construits à partir de la connaissance humaine, d'autre part, ils ont une capacité descriptive élevée due à l'utilisation de variables linguistiques. Il est donc apparu naturel de construire des systèmes hybrides qui combinent les concepts des systèmes d'inférence flous et des ANN. Ainsi l'approche neuro-floue est apparue [99-102]. Plusieurs auteurs ont utilisé cette approche. Nous présentons ici un type spécial de réseaux neuro-flous. Il s'agit de l'approche ANFIS (Système d'inférence neuro-flou adaptatif) proposée par Jang.

III.1.3.1 Structure d'un Système d'inférence neuro-flou adaptatif

ANFIS met en application un système d'inférence flou de type Takagi Sugeno [101, 102] et a une architecture composée de cinq couches comme le montre la figure III.10. Pour simplifier la compréhension et sans perte de généralité, nous considérons un système à deux entrées x_1 et x_2 et une sortie y . Considérons aussi un modèle flou de type TSK de ce système, composé des deux règles suivantes:

Règle 1 : Si x_1 est A_1 et x_2 est B_1 alors $y_1 = f_1(x_1, x_2) = a_1 x_1 + b_1 x_2 + c_1$ (III.20)

Règle 2 : Si x_1 est A_2 et x_2 est B_2 alors $y_2 = f_2(x_1, x_2) = a_2 x_1 + b_2 x_2 + c_2$

Jang a proposé de représenter cette base de règles par le réseau adaptatif de la figure III.10.

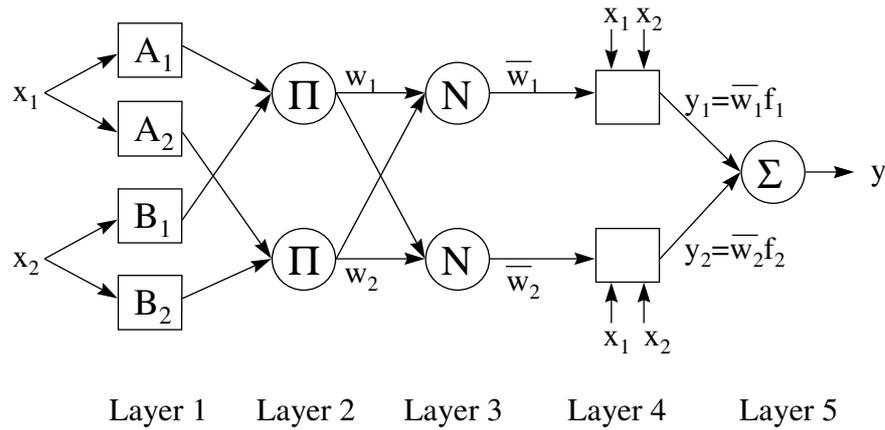


Figure III.10 Architecture équivalente d'ANFIS

Le réseau adaptatif ANFIS est un réseau multicouches dont les connexions ne sont pas pondérées, ou ont toutes un poids de 1. Les nœuds sont de deux types différents selon leur fonctionnalité: les nœuds carrés (adaptatifs) contiennent des paramètres, et les nœuds circulaires (fixes) n'ont pas de paramètres. Toutefois, chaque nœud (carré ou circulaire) applique une fonction sur ses signaux d'entrées. La sortie O_i^k du nœud i de la couche k (appelée nœuds (i,k)) dépend des signaux provenant de la couche $k-1$ et des paramètres du nœuds (i, k) , c'est-à-dire,

$$O_i^k = f(O_1^{k-1} \dots O_{n_{k-1}}^{k-1}, a, b, c \dots) \quad (\text{III.21})$$

Où n_{k-1} est le nombre de nœuds dans la couche $k-1$, et $a, b, c \dots$ sont les paramètres du nœud (i, k) . Pour un nœud circulaire ces paramètres n'existent pas.

Couche 1 : Fuzzification

Les neurones de cette couche réalisent les ensembles flous qui serviront dans les antécédents des règles. Dans le modèle de Jang, les fonctions d'appartenance sont des gaussiennes.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1, 2 \quad (\text{III.22})$$

où x est l'entrée du nœud i , et A_i le terme linguistique associé à sa fonction. En d'autres termes, O_i^1 est le degré d'appartenance de x à A_i . Les paramètres d'un nœud de cette couche sont ceux de la fonction d'appartenance correspondante.

Couche 2 : Pondération des règles floues

Chaque neurone dans cette couche correspond à une règle floue Sugeno. Il reçoit les sorties des neurones de fuzzification et calcule son activation. La conjonction des antécédents est réalisée avec l'opérateur produit.

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x_1)\mu_{B_i}(x_2), \quad i = 1,2 \quad (\text{III.23})$$

Couche 3 : *Normalisation*

Chaque neurone calcule le degré de vérité normalisé d'une règle floue donnée. La valeur obtenue représente la contribution de la règle floue au résultat final.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1,2 \quad (\text{III.24})$$

Couche 4 : *Defuzzyfication*

Chaque neurone i de cette couche est relié à un neurone de normalisation correspondant et aux entrées initiales du réseau. Il calcule le conséquent pondéré de la règle.

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (a_i x + b_i x + c_i), \quad i = 1,2 \quad (\text{III.25})$$

où \bar{w}_i est la sortie de la couche 3, et $\{a_i, b_i, c_i\}$ est l'ensemble des paramètres de sortie de la règle i .

Couche 5 : *Calcul de la sortie*

Comprend un seul neurone qui fournit la sortie de l'ANFIS en calculant la somme des sorties de tous les neurones de défuzzification.

$$O_i^5 = \sum_{i=1}^2 \bar{w}_i f_i = \frac{\left(\sum_{i=1}^2 w_i f_i \right)}{w_1 + w_2} \quad (\text{III.26})$$

L'apprentissage à partir d'un ensemble de données concerne l'identification des paramètres des prémisses et des conséquences, la structure du réseau étant fixée. L'algorithme d'apprentissage commence par construire un réseau initial, ensuite on applique une méthode d'apprentissage par rétro-propagation de l'erreur. Jang [99, 100] a proposé d'utiliser une règle hybride d'apprentissage qui combine un algorithme de descente de gradient avec une estimation par moindres carrées.

III.1.4 Prédiction de la tension de contournement par l'approche Neuro-Floue

III.1.4.1 Elaboration des bases de données

Dans ce chapitre, nous avons proposé deux approches prédictives de la tension critique de contournement basées sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) et le système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS). Pour ce faire, deux bases de données ont été utilisées pour le développement et la validation des approches proposées:

- Une base d'apprentissage permet d'effectuer l'apprentissage des approches proposées. Cette base de données contient les valeurs calculées de la tension de contournement, les données exposées dans le tableau A.1 de l'annexe A représentant les paramètres géométriques de différents types d'isolateurs et les valeurs de la sévérité de pollution. Les valeurs de la tension de contournement sont calculées pour différents types d'isolateurs en utilisant le modèle mathématique présenté dans le chapitre II [9] et les valeurs de dépôt de sel équivalent C_p suivantes : {0,02 ; 0,03 ; 0,04 ; 0,05 ; 0,06 ; 0,13 ; 0,16 ; 0,23 ; 0,28 ; 0,34 ; 0,37 ; 0,49 ; 0,52 ; 0,55}.

- Une base de test servant à tester les approches proposées et à évaluer ses capacités de généralisation. Elle contient les données expérimentales [04, 34, 67, 103] représentant les valeurs mesurées de la tension de contournement, issues des travaux effectués selon la norme IEC [104] au laboratoire de haute tension de Athènes [103] et des travaux réalisés par Zhicheng [04] et Sundararajan [34]. Les valeurs expérimentales sont données dans le tableau A.2 de l'annexe A.

L'ensemble de données de l'apprentissage se compose de 148 vecteurs (dont les 144 vecteurs sont dérivées du modèle mathématique et 4 vecteurs sont des valeurs expérimentales) et les approches proposées ont été testées en utilisant 24 vecteurs (données expérimentales).

III.1.4.2 Normalisation des données :

De manière générale, les bases de données doivent subir un prétraitement afin d'être adaptées aux entrées et sorties du réseau de neurones. Un prétraitement courant consiste à effectuer une normalisation appropriée, qui tient compte de l'amplitude des valeurs acceptées par le réseau.

Pour éviter le phénomène de saturation au cours du processus de l'apprentissage des approches prédictives ANN et ANFIS, les valeurs des entrée/sorties des variables sont normalisées. Pour une meilleure convergence de l'apprentissage une normalisation est choisi

par les valeurs maximales et minimales des données des entrées/sorties, comme indiqué dans l'équation suivante :

$$x_{nor,j}^i = a_n + (x_j^i - r_{min,j}) \cdot \frac{b_n - a_n}{r_{max,j} - r_{min,j}} \quad (\text{III.27})$$

où $r_{max,j}$ et $r_{min,j}$ sont respectivement les valeurs maximales et minimales de la variable x_j pour l'ensemble de données de l'apprentissage, a_n et b_n sont les valeurs de la variable normalisée.

Afin de valider les approches ANN et ANFIS, trois indices statistiques de types différents ont été utilisés comme critères d'évaluation dans cette étude : l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) et le coefficient de détermination (R^2). L'expression de l'erreur RMSE est donnée par :

$$RMSE = \left\{ \frac{\sum_{k=1}^m (y_{tes,k} - y_{pre,k})}{m} \right\}^{1/2} \quad (\text{III.28})$$

où m est le nombre de vecteurs dans l'ensemble de données de l'apprentissage ou de test, $y_{pre,k}$ et $y_{tes,k}$ indiquent respectivement les valeurs prédites et testées de point de données k .

Le coefficient R^2 et l'erreur MAPE sont calculés par les équations suivantes :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^m (y_{tes,k} - y_{pre,k})^2}{\sum_{k=1}^m (y_{tes,k} - \overline{y_{tes,k}})^2} \quad (\text{III.29})$$

$$MAPE = 100\% \cdot \frac{\sum_{k=1}^m |y_{tes,k} - y_{pre,k}| / y_{tes,k}}{m} \quad (\text{III.30})$$

où $\overline{y_{tes,k}}$ est la valeur moyenne de tous les points de données.

III.1.4.3 Prédiction de la tension de contournement par l'approche ANN

L'approche ANN proposée a été développée sous l'environnement MATLAB, cette dernière a été entraînée pour prédire la tension critique de contournement des isolateurs pollués des lignes haute tension en utilisant certaines paramètres géométriques de l'isolateur.

Les paramètres géométriques de l'isolateur: le diamètre D_m (en cm), le pas H (en cm), la ligne de fuite L_f (en cm), le facteur de forme F et le dépôt de sel équivalent C_p (en mg/cm^2) ont été

utilisés comme des variables d'entrées, tandis que la variable de sortie est la tension critique de contournement U_c (en kV) (figure III.11).

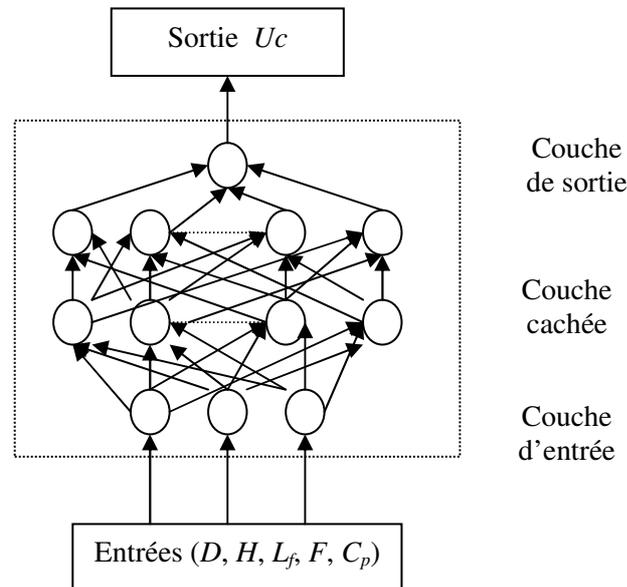


Figure III.11 Architecture de l'approche ANN

Pour la mise en œuvre de réseau de neurones pour l'estimation de la tension critique de contournement, nous avons suivi les démarches suivantes composées de quatre étapes principales :

- Fixer le nombre de couches cachées.
- Déterminer le nombre de neurones par couche cachée.
- Choisir la fonction d'activation des neurones.
- Choisir l'algorithme d'apprentissage.

En résumé, les paramètres du réseau de neurones ANN que nous avons adoptés sont :

- Le type de l'approche ANN: perceptron multicouche (*Multilayer feed-forward*).
- Nombre de couche : 3 couches.
- Nombre de neurones dans les couches : 5 neurones pour la couche d'entrée, 6 neurones pour la couche cachée et 1 neurone pour la couche de sortie.
- Fonction d'activation : tangente sigmoïde (*Logsig*) pour la couche cachée et linéaire (*purelin*) pour la couche de sortie.
- Algorithme et mode d'apprentissage : rétro-propagation (*Levenberg-Marquardt back-propagation*).
- Autre paramètres sont aussi nécessaire :

- Taux d'apprentissage (*Learning rate*): $lr = 0,3$.
- Nombre maximal d'itérations: $epochs = 1500$
- Constant de momentum (*Momentum constant*) : $mc=0,9$.

III.1.4.3.1 Résultats et discussions

Le réseau de neurones est utilisé pour réaliser une fonction particulière, dans notre cas, il s'agit d'une régression. Cette fonction va être élaborée lors d'une phase d'apprentissage. Le résultat de cette fonction est obtenu lors d'une phase d'utilisation (ou propagation) du réseau. La propagation à travers le réseau s'effectue par modification de l'état des neurones, de la première couche cachée jusqu'à la sortie du réseau (figure III.11). Dans le réseau de neurones ANN, l'information est codée par les poids liés aux connexions. Ces poids sont initialisés avec des valeurs aléatoires. L'apprentissage est réalisé par des algorithmes de calcul dont le but est d'adapter ces poids en fonction des stimuli présentés à l'entrée du réseau. Une fois l'apprentissage fini, les poids ne sont plus modifiés.

La base de données est divisée en deux parties : la base d'apprentissage et la base de test. L'optimisation des poids se fait sur la base d'apprentissage, mais les poids retenus sont ceux pour lesquels l'erreur obtenue sur la base de test est la plus faible en utilisant l'erreur quadratique moyenne (RMSE) de l'équation III.28. En effet, si les poids sont optimisés sur tous les données de l'apprentissage, on obtient une précision très satisfaisante sur ces données mais on risque de ne pas pouvoir généraliser l'approche ANN à des données nouvelles.

La figure III.12 présente la cible (résultats de simulation) et la sortie estimée normalisée de la tension critique de réseau de neurones (ANN proposée) pour l'apprentissage.

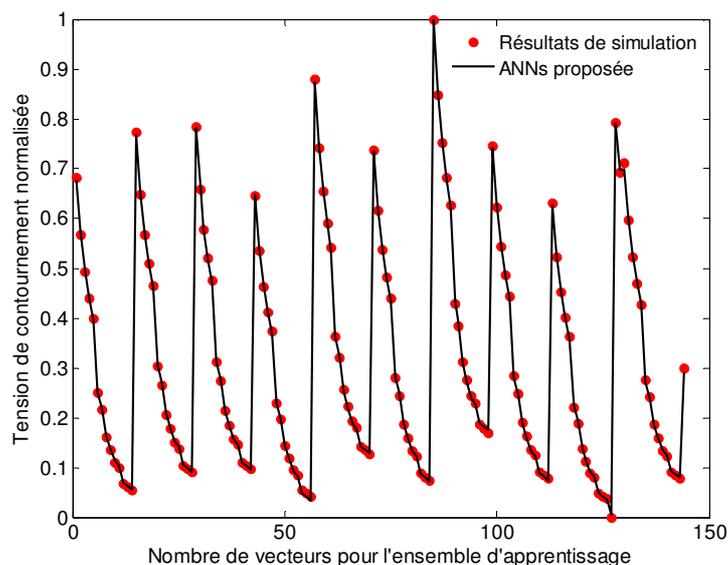


Figure III.12 Performance de l'approche ANN proposée pour l'apprentissage

Une fois le réseau de neurones entraîné (après apprentissage), il est nécessaire de le tester sur une base de données différente de celles utilisées pour l'apprentissage. Ce test permet à la fois d'apprécier les performances de l'approche neuronale. La figure III.13 présente les 24 vecteurs de l'ensemble de test (valeurs réelles) et les 24 valeurs correspondantes aux données de l'approche ANN (valeurs estimées) pour le test.

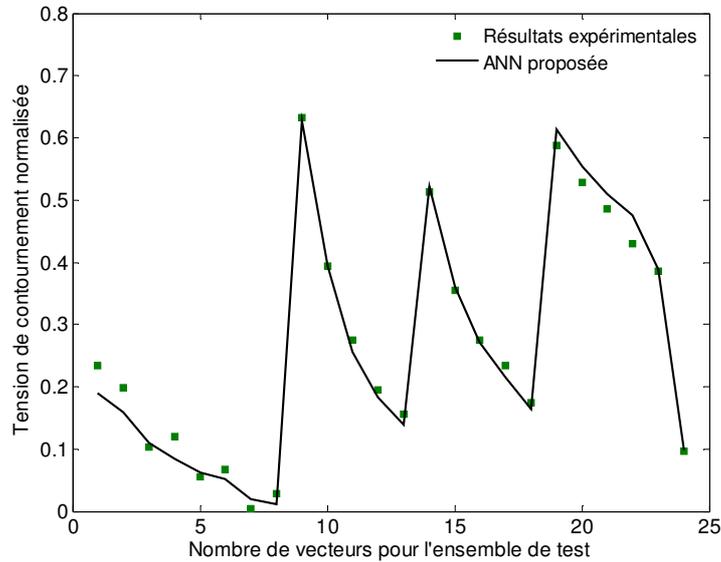


Figure III.13 Performance de l'approche ANN proposée pour le test

Les figures III.12 et III.13 montrent une très bonne adaptation du réseau de neurones à la base de données utilisée respectivement pour l'opération d'apprentissage et de test. La corrélation entre les valeurs normalisées de la tension de contournement mesurées et estimées par l'approche ANN est montrée sur la figure III.14. Le coefficient de détermination (R^2) est de l'ordre de 0,9863. Il faut mentionner que la valeur idéale de R^2 est 1, ainsi que 0,9863 est une valeur non seulement acceptable, mais également très bonne.

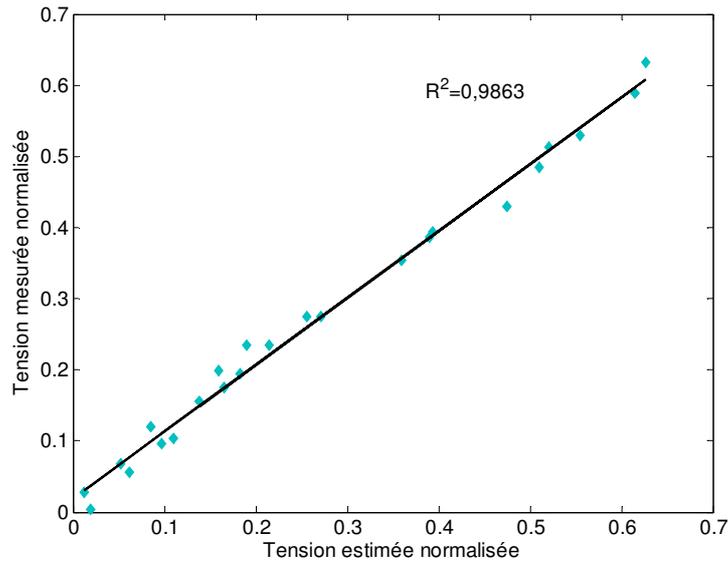


Figure III.14 Corrélation entre les valeurs mesurées et estimées de la tension critique

III.1.4.4 Prédiction de la tension de contournement par l'approche ANFIS

Dans cette section, nous avons proposé une autre approche d'estimation de la tension critique de contournement basée sur la technique d'hybridation des réseaux de neurones et de la logique floue (ANFIS), les réseaux de neurones avec leurs capacités d'apprentissage, et la logique floue avec sa capacité de modélisation de connaissances imprécises. En combinant ces deux techniques pour bénéficier de leurs avantages et concevoir une approche prédictive neuro-floue (ANFIS) adaptative et optimale.

Les données du modèle mathématique et l'ensemble de données expérimentales mentionnées auparavant sont utilisées pour entraîner l'approche ANFIS et tester ses performances.

Comme indiqué dans le cas de l'approche ANN, les caractéristiques géométriques de l'isolateur (diamètre, pas de l'isolateur, ligne de fuite, facteur de forme et le dépôt de sel équivalent) ont été utilisées en tant que variables d'entrées, tandis que la variable de sortie est la tension critique de contournement comme le montre la figure III.15.

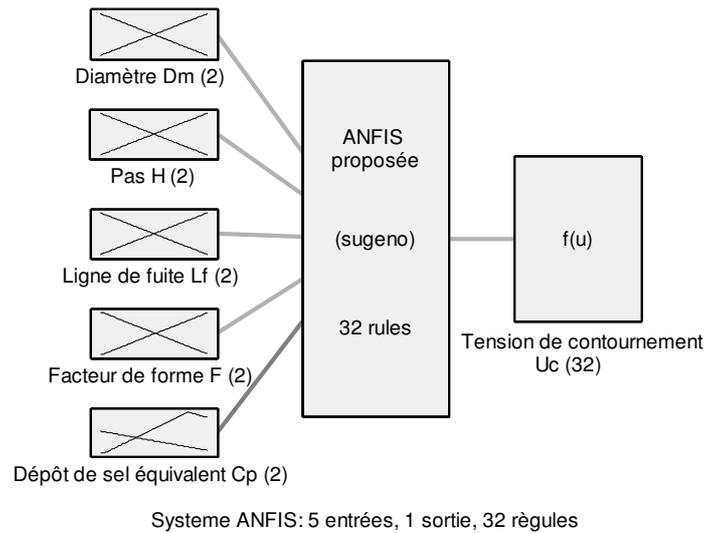


Figure III.15 Structure de l'approche ANFIS proposée

Il y a beaucoup de paramètres qu'on peut choisir pour obtenir de meilleurs résultats par l'approche ANFIS. Pour le cas le plus fréquent, ces paramètres sont les suivants:

- Le nombre et le type de la fonction d'appartenance (MFs : *membership function*) pour chaque entrée.
- Le type de la fonction d'appartenance de sortie (soit 'linéaire ou 'constante').
- Le nombre d'itérations (*the training epoch number*).
- Le pas initiale (*the initial step*).
- Le taux de décroissement (*decrease rate*).
- Le taux d'accroissement (*increase rate*).

L'approche hybride ANFIS a été développée pour différents types de fonctions d'appartenance (MFs) tels que : la fonction d'appartenance triangulaire (*trimf*), gaussienne (*gaussmf*), trapézoïdale (*trapmf*) et la fonction bell-shaped (*gbellmf*), chaque fonction d'appartenance a été testée pour deux (2 [haut Bas]) ou trois variables linguistiques (3 [haut Moyen Bas]) de chaque entrée.

Ces fonctions d'appartenances sont données par les équations suivantes :

$$bell(x; a_t, b_t, c_t) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_t}{a_t} \right|^{2b_t}} \quad (\text{III.31})$$

$$gauss(x; \sigma_t, c_t) = e^{-\left\{ \frac{x - c_t}{a_t} \right\}^2} \quad (\text{III.32})$$

$$\text{trap}(x; a_t, b_t, c_t, d_t) = \max\left(\min\left(\frac{x-a_t}{b_t-a_t}, 1, \frac{d_t-x}{d_t-c_t}\right), 0\right) \quad (\text{III.33})$$

$$\text{triang}(x; a_t, b_t, c_t) = \max\left(\min\left(\frac{x-a_t}{b_t-a_t}, \frac{c_t-x}{c_t-b_t}\right), 0\right) \quad (\text{III.34})$$

où $\{a_t, b_t, c_t, d_t, \sigma_t\}$ sont les paramètres des fonctions d'appartenances (MFs).

L'approche ANFIS a été entraînée par l'algorithme d'apprentissage hybride (*hybrid learning algorithm*).

III.1.4.4.1 Résultats et discussions

Les résultats obtenus par l'approche ANFIS pour la prédiction de la tension critique de contournement ont été résumés dans le tableau III.1 [105]. Selon ce tableau, la fonction d'appartenance de type triangulaire (*trimf*) représente la fonction appropriée qu'on peut adopter pour estimer la tension de contournement, car elle donne la plus faible valeur de l'erreur MAPE (3,9789 %) et la plus haute valeur du coefficient de détermination R^2 (0,9843) pendant le processus de test.

Tableau III.1 Indices statistiques pour l'évaluation de la performance de l'approche ANFIS

Type	Mfs		Données normalisées	Nb d'itér.	RMSE _{tr}	RMSE _{Test}	R ² _{tr}	R ² _{test}	MAPE _{tr}	MAPE _{test}
	Nb	Valeurs du pas								
<i>gbellmf</i>	2	0,05/0,6/1,6	Non	300	0,0319	0,7429	1,0000	0,9727	0,2023	4,8474
	2	0,001/0,2/1,6	Oui	300	0,0045	0,0258	0,9996	0,9792	1,1716	21,2116
	3	0,05/0,6/1,6	Non	30	0,0340	3,8157	1,0000	0,3656	0,2072	16,9346
	3	0,05/0,6/1,6	Oui	30	0,0297	0,0988	0,9836	0,7131	6,6400	42,9010
<i>Gaussmf</i>	2	0,05/0,6/1,6	Non	300	0,1339	0,8566	0,9995	0,9638	0,8296	5,8731
	2	0,001/0,9/1,1	Oui	300	0,0115	0,0295	0,9975	0,9729	5,1022	29,2391
	3	0,05/0,6/1,6	Non	30	0,1002	4,0142	0,9997	0,3223	0,5748	15,4005
	3	0,01/0,9/1,1	Oui	30	0,0115	0,0875	0,9975	0,7722	3,6811	39,3295
<i>trimf</i>	2	0,05/0,6/1,6	Non	300	0,2426	0,5641	0,9983	0,9843	1,6915	3,9789
	2	0,001/0,9/1,1	Oui	300	0,0214	0,0522	0,9914	0,9153	6,8294	28,3971
	3	0,05/0,6/1,6	Non	30	0,0655	1,4512	0,9999	0,8982	0,3775	7,3165
	3	0,001/0,9/1,1	Oui	30	0,0125	0,0426	0,9971	0,9437	4,9279	58,7402
<i>Trapmf</i>	2	0,05/0,6/1,6	Non	63	0,5447	1,0781	0,9912	0,9439	3,5478	7,3286
	2	0,0009/0,9/1,1	Oui	300	0,0106	0,0394	0,9979	0,9524	5,0512	27,2888
	3	0,001/0,6/1,6	Non	30	0,4000	4,5075	0,9953	0,2163	2,0979	21,3876
	3	0,001/0,9/1,1	Oui	30	0,0097	0,0439	0,9983	0,9415	2,7408	23,0487

Le résultat du processus d'apprentissage de l'approche ANFIS est présenté sur la figure III.16, ainsi que la comparaison entre les valeurs prédites de la tension de contournement et celles de test pour évaluer la performance de l'approche est illustrée à la figure III.17.

La figure III.18 donne la corrélation entre les valeurs estimées et réelles de la tension critique de contournement pour l'ensemble de tests.

Ces résultats ont été réalisés dans les conditions suivantes: les données ne sont pas normalisées, le nombre des MFs est 2, le type des MFs est triangulaire (basse et haute), le pas initiale égale à 0,05, le taux de décroissement et le taux d'accroissement sont respectivement 0,6 et 1,6, le nombre maximal d'itérations est 5851, le mode d'apprentissage est hybride, la fonction d'appartenance de sortie est linéaire. Par conséquent, le nombre de règles floues équivaut à 32 règles.

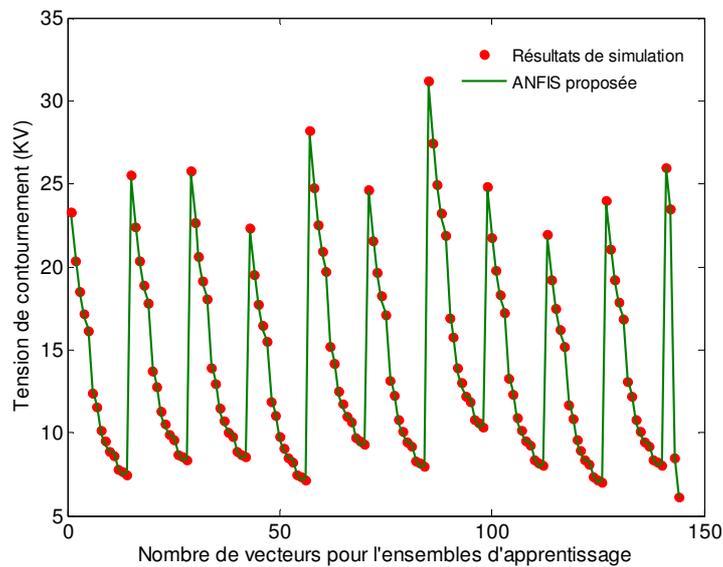


Figure III.16 Performance de l'approche ANFIS proposée pour l'apprentissage

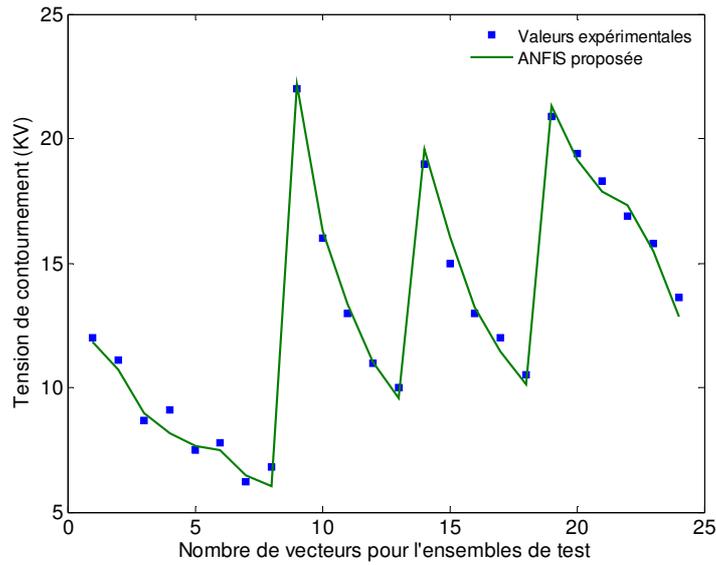


Figure III.17 Performance de l'approche ANFIS proposée pour le test

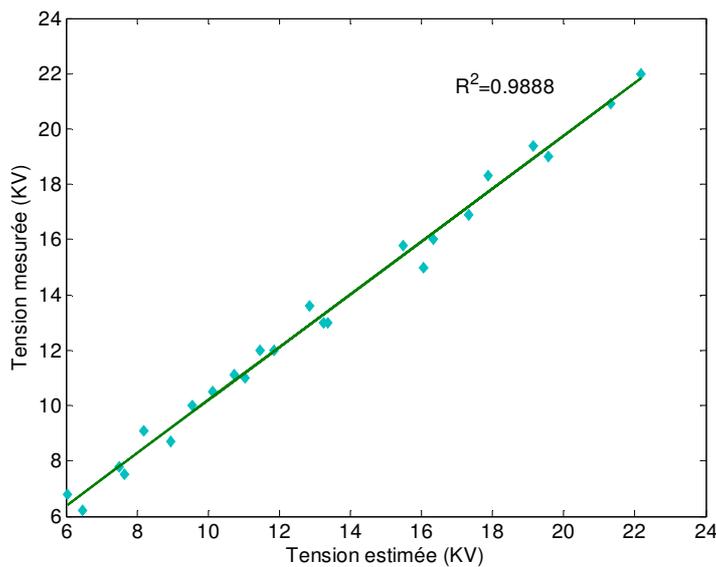


Figure III.18 Corrélation entre les valeurs mesurées et estimées de la tension critique

Nous avons utilisé les indices statistiques RMSE, R^2 et MAPE pour évaluer la validation de l'approche ANFIS. De plus, et pour les mêmes conditions de travail, ces indices sont comparés avec les résultats trouvés dans la littérature [11,106] pour l'ensemble de test (tableau III.2).

La comparaison des résultats de l'approche ANFIS avec l'approche ANN proposée, la logique floue (FL) [11] et le réseau de neurones (ANN) [106] a permis de valider cette dernière (ANFIS) avec une valeur de coefficient de détermination R^2 de l'ordre de 0,9888 acceptable et supérieure à celle trouvée par les autres méthodes du tableau III.2.

Tableau III.2 Validation des approches ANN et ANFIS proposées en termes des indices statistiques

Méthodes	RMSE _{tr}	R _{tr} ²	MAPE _{tr}	RMSE _{Tes}	R _{tes} ²	MAPE _{test}
ANN proposée	0,0036	0,9998	0,2224	0,0213	0,9863	1,3406
ANFIS proposée	0,1951	0,9989	1,2832	0,4766	0,9888	3,5185
ANN [106]	-	0,9972	-	-	0,9853	3,8400
FL [11]	-	0,9840	-	-	0,9670	-

Conclusion

Le présent chapitre décrit une approche neuro-floue (ANFIS) de type Takagi Sugeno (TK), développée pour la prédiction de la tension critique de contournement. L'approche ANFIS, qui combine les techniques floues et neuronales en formant un réseau à apprentissage supervisé, a été appliquée en utilisant les paramètres géométriques de l'isolateur comme des variables d'entrées et la tension critique de contournement comme une variable de sortie.

Les résultats obtenus par l'approche ANFIS ont été comparés avec ceux obtenus par un réseau de neurones (ANN) de type perceptron multicouche (MLP) et une troisième méthode basée sur la logique floue (FL). Nous avons constaté que les résultats obtenus par l'approche ANFIS sont plus performants par rapport à ceux trouvés par le réseau de neurones, en effet, un coefficient de détermination (R^2) de l'ordre de 0,9888 en phase de test a été obtenu avec l'approche ANFIS, alors que pour le réseau ANN, il est de l'ordre de 0,9863 ou de 0,9853 d'après Asimakopoulou [106], et que pour la méthode FL [11], il ne dépasse pas 0,9670. En revanche, l'approche ANFIS a l'inconvénient d'avoir un temps de réponse relativement long.

CHAPITRE IV

PREDICTION DE LA TENSION DE CONTOURNEMENT PAR L'APPROCHE HYBRIDE LSSVM-PSO

Introduction

Les machines à vecteurs de support à moindres carrés (LS-SVM) constituent une variante des machines à vecteurs de support (SVM). Ce sont des machines qui sont basées sur la maximisation de la marge, un principe qui minimise le risque structurel. Les LS-SVM ont ainsi hérité de l'avantage de généralisation des SVMs. Les LS-SVM peuvent être considérés comme d'excellents remplaçants des SVM. De plus, l'algorithme d'apprentissage des LS-SVM consiste à résoudre un système linéaire à l'instar des SVM où l'on résout un problème de programmation quadratique.

Dans ce chapitre, nous allons présenter une nouvelle approche hybride basée sur les machines à vecteurs de support à moindres carrés (LS-SVM) et l'optimisation par essaim de particules (PSO) pour la prédiction de la tension critique de contournement.

D'abord, nous présenterons les machines à vecteurs de support et sa variante LS-SVM, leurs origines théoriques et leurs principes de fonctionnement. Nous passerons à la méthodologie suivie pour réaliser l'approche hybride et nous décrirons la sélection des hyper-paramètres de LS-SVM par l'heuristique PSO. Finalement, nous présenterons l'efficacité de l'approche hybride LS-SVM-PSO dans l'estimation de la tension critique de contournement en le comparant avec d'autres approches proposées dans la littérature.

IV.1 Principe des machines à vecteur support

IV.1.1 Machines à vecteur support pour la classification

IV.1.1.1 Cas linéairement séparable

Les machines à vecteur support ou Séparateur à Vaste Marge (SVM) sont issus des travaux de Vapnik sur l'apprentissage [107,108]. Pour illustrer le concept sous-tendant cette approche, nous nous plaçons dans le cas d'un problème de classification binaire. Sans perte de généralités, nous considérons que l'espace de sortie est $y = \{-1, +1\}$. En supposant l'espace des entrées H muni du produit scalaire et d'une norme induite, on recherche une fonction de décision linéaire $f(x) = \langle w, x \rangle + b$ caractérisée par les paramètres $w \in H$ et $b \in R$. Etant donné une observation x , la prédiction de sa classe est obtenue en prenant le signe $\text{sign}(f(x))$ de $f(x)$. Soit un ensemble de données d'apprentissage $\{x_i, y_i\}_{i=1, \dots, N}$. Pour simplifier notre présentation, considérons que le problème de classification est linéairement séparable c'est-à-dire qu'il existe au moins une fonction de décision linéaire séparant parfaitement les deux classes. Le principe des SVM consiste à définir la fonction de décision $f(x)$ telle que $f(x_i) > 0$ si $y_i = +1$ et $f(x_i) < 0$ si $y_i = -1$ tout en gardant une séparation maximale entre les deux classes matérialisée par la marge. La marge est alors définie comme la distance minimale, prise perpendiculairement à l'hyperplan $f(x) = 0$, entre deux exemples appartenant à des classes différentes. Une illustration de cette notion de marge est représentée à la figure IV.1. La distance entre un point x et l'hyperplan séparateur peut alors être écrite comme :

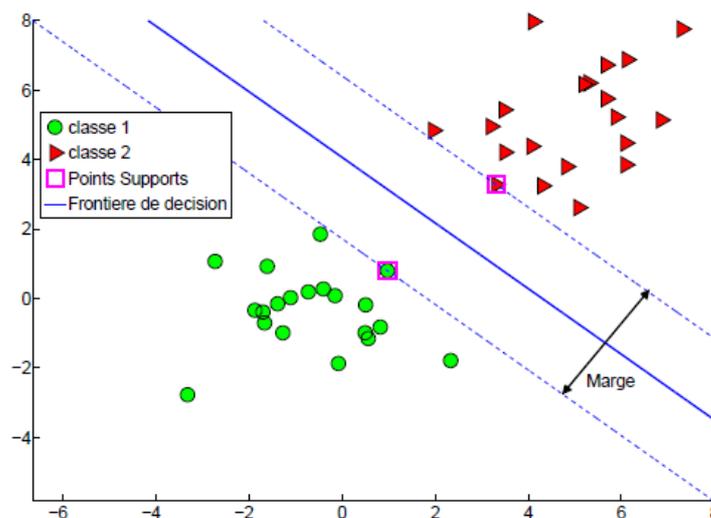


Figure IV.1 Illustration du concept de SVM sur un problème linéairement séparable

$$d(x) = \frac{|w^T x|}{\|w\|}. \quad (\text{IV.1})$$

Les SVM reposent sur l'utilisation d'un hyperplan canonique c'est-à-dire par normalisation des paramètres w et b , les points les plus proches de l'hyperplan sont à une distance $d(x) = \frac{1}{\|w\|}$. Par conséquent la marge vaut $\frac{2}{\|w\|}$. Maximiser la marge revient donc à minimiser

la norme w . Le problème, dit primal, de classification par un SVM linéaire s'écrit alors [109]:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (\text{IV.2})$$

$$\text{sous les contraintes } y_i(\langle w, x_i \rangle) + b \geq 1, \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (\text{IV.3})$$

En utilisant la méthode des multiplicateurs de Lagrange pour intégrer les contraintes d'inégalité (équation IV.3), on obtient le Lagrangien :

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i(\langle w, x_i \rangle) + b - 1] \quad (\text{IV.4})$$

avec $\alpha_i \geq 0, \forall i = 1, \dots, N$. La méthode des multiplicateurs de Lagrange recommande de minimiser L par rapport aux variables primales (w, b) et maximiser L par rapport aux multiplicateurs de Lagrange α_i . Les conditions d'optimalités par rapport aux variables primales donnent alors :

$$\nabla_w L = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \quad (\text{IV.5})$$

$$\nabla_b L = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0$$

En intégrant ces dernières équations dans l'expression du lagrangien, on obtient une reformulation du problème qui peut alors être réécrit sous sa forme duale [108, 109] :

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \quad & -\frac{1}{2} \sum_{i=1, j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle + \sum_{i=1}^N \alpha_i \\ \text{s.c} \quad & \alpha_i \geq 0, \quad \forall i = 1, \dots, N \\ & \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \quad (\text{IV.6})$$

La résolution de ce problème de programmation quadratique permet d'obtenir le vecteur w duquel on déduit w en utilisant la condition d'optimalité (équation IV.4).

Le biais b s'obtient à partir des conditions de Karush-Kuhn-Tucker (KKT). En effet, il est à remarquer qu'à l'optimalité, les conditions KKT supplémentaires [108, 110] stipulent que $\alpha_i [y_i (w^T x_i + b) - 1] = 0, \forall i = 1, \dots, N$.

Ceci a deux implications :

- Les points pour lesquels la contrainte inégalité (équation IV.3) est strictement satisfaite satisfont $\alpha_i = 0$.
- Les points pour lesquels la contrainte (équation IV.3) est active (c'est-à-dire vérifiant $y_i (\langle w, x_i \rangle + b) = 1$) ont leur multiplicateur α_i libre.

Seuls ces points participent à la solution (équation IV.5) d'où leur nom de points supports.

Dans certaines références comme [109], les conditions KKT relatives aux points supports sont utilisées pour déterminer le biais.

IV.1.1.2 Cas non linéairement séparable

Lorsque les données ne sont plus linéairement séparables, on ne peut plus trouver de classifieur linéaire qui ne commette pas d'erreurs. Si l'on reprend l'idée d'une frontière de décision munie d'une marge, ces erreurs peuvent être de deux types :

- soit l'exemple est du bon côté de la frontière de décision mais dans la marge,
- soit l'exemple est du mauvais côté de la frontière de décision.

Pour formaliser ces différentes erreurs, on introduit de nouvelles variables positives ζ_i qui vont venir relâcher les contraintes du problème. Ainsi, on remplace les contraintes originelles (équation IV.3) par [108]:

$$\begin{aligned} y_i (\langle w, x_i \rangle + b) &\geq 1 - \zeta_i, \quad \forall i = 1, \dots, N \\ \zeta_i &\geq 0, \quad \forall i = 1, \dots, N \end{aligned} \tag{IV.7}$$

Si $0 \leq \zeta_i \leq 1$ alors le point reste bien classé mais est situé dans la marge. Si $\zeta_i > 1$ alors le point est mal classé.

On va alors chercher à résoudre le problème de classification maximisant la marge et minimisant les erreurs ζ_i . On introduit ici un hyper-paramètre C positif qui va représenter le compromis entre la minimisation des erreurs et la maximisation de la marge.

On obtient alors un nouveau problème primal :

$$\begin{aligned}
\min_{w,b,\xi} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i \xi_i \\
s.c \quad & y_i (\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \forall i = 1, \dots, N \\
& \xi_i \leq 0, \quad \forall i = 1, \dots, N
\end{aligned} \tag{IV.8}$$

En appliquant le principe des multiplicateurs de Lagrange, on établit que l'expression du Lagrangien est :

$$L(w, b, \xi, \alpha, \gamma) = \frac{1}{2} \|W\|^2 + C \sum_i \xi_i - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i (\langle w, x_i \rangle + b) - 1] - \sum_{i=1}^N \gamma_i \xi_i \tag{IV.9}$$

avec $\alpha_i \geq 0$, $\gamma_i \geq 0$, $\forall_i = 1, \dots, N$ les multiplicateurs de Lagrange. On en déduit les conditions d'optimalité :

$$\begin{aligned}
\nabla_w L = 0 & \Rightarrow w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \\
\nabla_b L = 0 & \Rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \\
\nabla_{\xi_i} L = 0 & \Rightarrow \gamma_i = C - \alpha_i \Rightarrow 0 \leq \alpha_i \leq C
\end{aligned} \tag{IV.10}$$

Le problème dual associé peut alors être obtenu de la même manière que précédemment et prend la forme :

$$\begin{aligned}
\max_{\alpha} \quad & -\frac{1}{2} \sum_{i=1, j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i, y_j \rangle + \sum_{i=1}^N \alpha_i \\
s.c \quad & 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad \forall i = 1, \dots, N \\
& \sum_i \alpha_i y_i = 0
\end{aligned} \tag{IV.11}$$

On remarquera que ce problème dual ne diffère du précédent (équation IV.6) que par l'adjonction d'une borne supérieure C aux paramètres de Lagrange α_i . Hormis ce point, les paramètres w et b s'obtiennent comme dans le cas linéairement séparable [108]. Une illustration de la solution fournie par un SVM à un problème non-linéairement séparable est donnée à la figure IV.2.

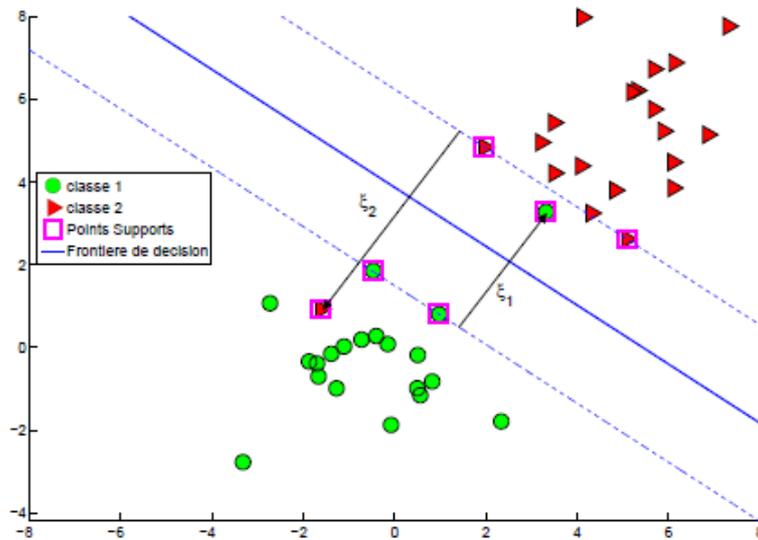


Figure IV.2 Illustration du concept de SVM sur un problème non-linéairement séparable

Le relâchement des contraintes permet de traiter les cas non linéairement séparables mais ne permet pas d'obtenir une frontière de décision non-linéaire dans l'espace H des entrées. L'idée est donc de transformer l'algorithme afin de pouvoir traiter la classification non-linéaire permettant d'obtenir des frontières de décision non-linéaires dans X . Cette modification consiste à projeter les points d'apprentissage de l'espace de départ vers un autre espace, appelé espace des caractéristiques (*feature space*), souvent de dimension plus importante et muni d'un produit scalaire. L'espoir est qu'une fois les points projetés dans ce nouvel espace, les classes puissent être séparées linéairement. La fonction de décision est alors de la forme : $f(x) = \langle w, \phi(x) \rangle + b$, où $\langle \cdot, \cdot \rangle$ désigne le produit scalaire dans l'espace des caractéristiques (*feature space*) et $\phi(x)$ la projection du point x dans cet espace.

Or, dans sa version linéaire, on voit que l'algorithme des SVM laisse apparaître le produit scalaire $\langle x_i, x_j \rangle$. Par conséquent, les algorithmes précédemment exposés s'appliquent aisément au cas non-linéaire en remplaçant le produit scalaire $\langle x_i, x_j \rangle$ par $\langle \phi_i(x_i), \phi_j(x_j) \rangle$.

En choisissant astucieusement le *feature space*, on peut obtenir un produit scalaire relativement simple à calculer directement à partir des données. Il peut alors être réécrit sous la forme : $\langle \phi_i(x_i), \phi_j(x_j) \rangle = k(x_i, y_j)$ ou $k(\cdot, \cdot)$ doit être un noyau qui réponde à la condition de Mercer [108, 111], c'est-à-dire une fonction continue, symétrique et semi-définie positive. Cette condition garantit que la fonction $k(\cdot, \cdot)$ définit bien un produit scalaire et induit une norme dans un espace de Hilbert (H). Ainsi, si la condition de Mercer est vérifiée, la fonction

ϕ n'a plus besoin d'être spécifiée. La forme de la frontière de décision dépendra alors du type de noyau choisi. Un aperçu de différentes fonctions noyau communément utilisées est présenté dans le tableau IV.1.

Tableau IV.1 Aperçu des différents types de noyaux couramment utilisés

Nom de la fonction noyau	Expression mathématique	Hyper-paramètres
Linéaire	$k(x, z) = \langle x, z \rangle$	Aucun
Polynomial	$k(x, z) = (\langle x, z \rangle)^{n_n}$ ou $(x^T z + c_n)^{n_n}$	n_n, c_n
Gaussien (RBF)	$k(x, z) = e^{-\frac{\ x-z\ ^2}{2\sigma^2}}$	σ^2
Sigmoïde	$k(x, z) = \tanh(a(\langle x, z \rangle + b))$	a, b

IV.1.2 Machines à vecteur support pour la régression

On s'intéresse maintenant à un problème de régression défini sur la base d'apprentissage $\{x_i, y_i\}_{i=1, \dots, N}$ avec $y_i \in \mathbb{R}$. Nous nous plaçons dans le cadre non-linéaire où la fonction f est définie de manière générique $f(x) = \langle w, \phi(x) \rangle + b$. Le coût utilisé est un coût e-insensible (voir figure IV.2).

Ce coût dont nous rappelons l'expression ici $\ell(f(x), y) = \max(0, \varepsilon - |y - f(x)|)$ considère que le risque empirique est nul si l'écart absolu entre y_i et sa prédiction $f(x_i)$ est inférieure à un certain seuil ε fixé par l'utilisateur. Afin d'obtenir la fonction la plus régulière possible, on cherche toujours à minimiser la norme de w tout en respectant les contraintes définies par la fonction coût [108].

En imitant le raisonnement conduit pour le problème de classification linéairement séparable, si on veut une fonction f de risque empirique nul, il faut résoudre alors le problème :

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s.c} \quad & |y_i(\langle w, x_i \rangle + b)| \leq \varepsilon, \quad \forall i = 1, \dots, N \end{aligned} \tag{IV.12}$$

Tout comme dans le cas de la classification, nous allons relâcher ces contraintes par l'introduction de variables d'écart ζ_i et ζ_i' (correspondant respectivement à une erreur par excès ou par défaut de la prédiction vis-à-vis de la valeur réelle et du seuil ε). On obtient alors le problème primal suivant :

$$\begin{aligned}
\min_{w,b,\xi,\xi'} & \quad \frac{1}{2}\|w\|^2 + C \sum_i (\xi_i + \xi'_i) \\
\text{s.c.} & \quad y_i - (\langle w, \phi(x_i) \rangle + b) \leq \varepsilon + \xi_i, \quad \forall i = 1, \dots, N \\
& \quad (\langle w, \phi(x_i) \rangle + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi'_i, \quad \forall i = 1, \dots, N \\
& \quad \xi_i \geq 0, \xi'_i \geq 0, \quad \forall i = 1, \dots, N
\end{aligned} \tag{IV.13}$$

Le Lagrangien correspondant prend alors la forme :

$$\begin{aligned}
L(w,b,\xi,\xi',\alpha,\alpha',\gamma,\gamma') &= \frac{1}{2}\|W\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi'_i) - \sum_{i=1}^N \alpha_i [\varepsilon + \xi_i - y_i + (\langle w, \phi(x_i) \rangle + b)] \\
&\quad - \sum_{i=1}^N \alpha'_i [\varepsilon + \xi'_i + y_i - (\langle w, \phi(x_i) \rangle + b)] - \sum_{i=1}^N \gamma_i \xi_i - \sum_{i=1}^N \gamma'_i \xi'_i
\end{aligned} \tag{IV.14}$$

avec $\alpha_i \geq 0, \alpha'_i \geq 0, \gamma_i \geq 0, \gamma'_i \geq 0, \forall i = 1, \dots, N$. Les conditions d'optimalité deviennent alors

$$\begin{aligned}
\nabla_w L = 0 & \Rightarrow w = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha'_i) \phi(x_i), \\
\nabla_b L = 0 & \Rightarrow \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha'_i) = 0, \\
\nabla_{\xi_i} L = 0 & \Rightarrow \gamma_i = C - \alpha_i \Rightarrow 0 \leq \alpha_i \leq C, \\
\nabla_{\xi'_i} L = 0 & \Rightarrow \gamma'_i = C - \alpha'_i \Rightarrow 0 \leq \alpha'_i \leq C,
\end{aligned} \tag{IV.15}$$

En intégrant les conditions d'optimalité dans l'expression du lagrangien, on obtient la formulation duale suivante [108] :

$$\begin{aligned}
\max_{\alpha,\alpha'} & \quad \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i - \alpha'_i) - \varepsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \alpha'_i) - \frac{1}{2} \sum_{i=1,j=1}^N (\alpha_i - \alpha'_i) (\alpha_j - \alpha'_j) k(x_i, x_j) \\
\text{s.c.} & \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad \forall i = 1, \dots, N \\
& \quad 0 \leq \alpha'_i \leq C, \quad \forall i = 1, \dots, N \\
& \quad \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha'_i) = 0
\end{aligned} \tag{IV.16}$$

Une fois les vecteurs α et α' obtenus à partir de la résolution du problème dual, les paramètres w se déduisent des conditions d'optimalité. Le biais b s'obtient à partir des conditions KKT tout comme dans le cas de la classification.

L'expression de la fonction de régression finale est alors

$$\begin{aligned}
f(x) &= \langle w, \phi(x) \rangle + b \\
f(x) &= \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha'_i) k(x_i, x) + b
\end{aligned} \tag{IV.17}$$

Dans le cas des régressions à vecteurs de support (SVR), tous les points situés dans la marge du modèle (le 'tube' formé par ε autour de la courbe de sortie du modèle) ne sont pas points-supports du modèle. Les coefficients α et α' qui leur correspondent sont nuls. Seul un certain nombre de points, situés sur le tube ou à l'extérieur du tube, sont utilisés pour calculer la sortie du modèle (figure IV.3). Cette caractéristique fait du SVR un modèle parcimonieux pour la régression [108].

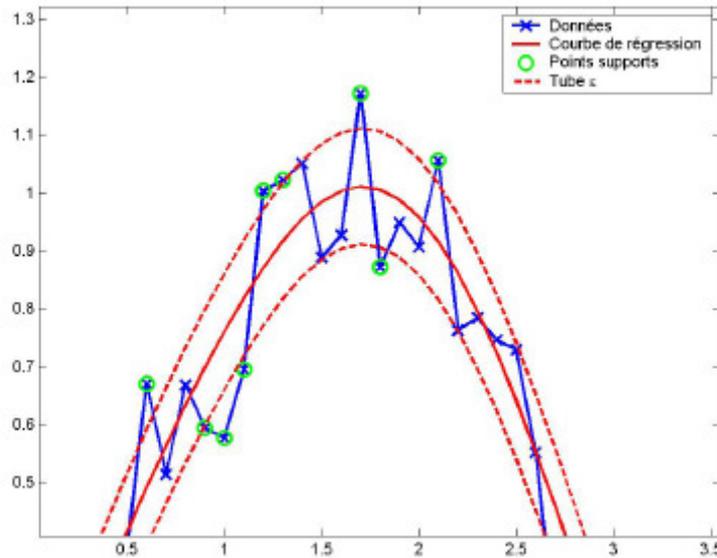


Figure IV.3 Application des SVMs à la régression

IV.1.3 Machines à vecteurs de support à moindres carrés

Une alternative possible pour un problème de régression avec un SVM consiste à remplacer le coût ε -insensible par un coût quadratique (la même idée peut être appliquée à la classification). L'algorithme porte alors le nom de Least Squares-SVM [108, 112] et est dénommé par l'acronyme LS-SVM.

On cherche toujours une solution de la forme $f(x) = \langle w, \phi(x) \rangle + b$.

Le problème à résoudre prend la forme :

$$\min_{e,w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{2} \sum_i e_i^2 \quad (\text{IV.18})$$

$$\text{s.c} \quad y_i - (\langle w, \Phi(x_i) \rangle + b) = e_i, \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (\text{IV.19})$$

On constate que les contraintes du problème sont désormais des contraintes d'égalité ce qui permet de résoudre le problème comme un simple système d'équations linéaires. En effet, le Lagrangien s'écrit [108]:

$$L(w, b, e, \alpha) = \frac{1}{2} \|W\|^2 + \frac{C}{2} \sum_i e_i^2 + \sum_i \alpha_i [y_i - (\langle w, \phi(x_i) \rangle + b) - e_i] \quad (\text{IV.20})$$

En dérivant le Lagrangien par rapport aux variables primales, on obtient :

$$\nabla_w L = 0 \Rightarrow w = \sum_i \alpha_i \phi(x_i) \quad (\text{IV.21})$$

$$\nabla_b L = 0 \Rightarrow \sum_i \alpha_i = 0 \quad (\text{IV.22})$$

$$\nabla_{e_i} L = 0 \Rightarrow C e_i - \alpha_i = 0, \quad (\text{IV.23})$$

Si l'on remplace l'expression de w (équation IV.21) dans les contraintes égalité (équation IV.20), on peut écrire ces contraintes sous la forme

$$y_i = \sum_{j=1}^N \alpha_j \langle \phi(x_i, x_j) \rangle + b + e_i = \sum_{j=1}^N \alpha_j k(x_i, x_j) + b + e_i \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (\text{IV.24})$$

On en déduit l'expression matricielle

$$y = K\alpha + b\mathbf{1} + e \quad (\text{IV.25})$$

avec $K \in R^{N \times N}$ la matrice de Gram dont les éléments sont les termes $K(x_i, x_j)$. Le vecteur $e \in R^N$ contient tous les termes de résidus $y_i - (\langle w, \phi(x) \rangle + b)$, Le vecteur $y \in R^N$ comprend toutes les sorties y_i alors que $\mathbf{1}$ désigne un vecteur composé de 1 et de dimension appropriée. En compilant les conditions d'optimalité (équation IV.23), on peut également établir la relation matricielle $Ce = \alpha$ qui permet d'éliminer e de (équation IV.25) [108].

A partir de cette observation et en intégrant la contrainte d'optimalité (équation IV.22) liée au biais, on montre facilement que la solution du problème LS-SVM s'obtient par la résolution du système linéaire [108] :

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & K + \frac{1}{C}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (\text{IV.26})$$

avec I , la matrice identité de dimension N .

Une fois les paramètres α et b déterminés, le modèle recherché prend la forme :

$$f(x) = \sum_j \alpha_j K(x_i, x_j) + b \quad (\text{IV.27})$$

On peut constater que tous les points dont l'erreur est non nulle correspondent à un α_i non nul. Le choix d'un coût quadratique réduit donc la parcimonie du modèle obtenu comparé à un SVR. Ce phénomène est amplifié en présence de bruit où la possibilité d'obtenir une prédiction parfaite est plus faible et de plus, non souhaitable. Néanmoins, précisons qu'une version parcimonieuse des LS-SVM a été proposée par les auteurs de cette méthode et dont les détails sont exposés dans [113]. Le principe de la méthode consiste à apprendre un LS-SVM classique puis à retirer de l'ensemble d'apprentissage les données dont les poids sont faibles et à recommencer l'apprentissage.

On itère ce processus jusqu'à ce que l'augmentation de l'erreur d'apprentissage soit jugée trop importante [108].

IV.2 Sélection des hyper-paramètres du LS-SVM

Trouver les hyper-paramètres optimaux du LS-SVM pour aboutir à une bonne régression, ayant une précision élevée, s'avère alors une tâche cruciale surtout lorsque l'utilisateur de la régression par LS-SVM recherche une robustesse et une finesse de résultats. Cela est le cas de l'estimation de la tension critique de contournement.

Pour cette raison, nous avons décidé, dans ce chapitre, de mieux faire ressortir les performances du LS-SVM, en choisissant les bons hyper-paramètres. Au lieu d'aller par essais-erreurs à chaque estimation, perdant temps et efforts, nous avons eu l'idée d'utiliser l'approche d'optimisation par essaim de particules (PSO) mentionnée au chapitre II, comme algorithme d'optimisation pour sélectionner les hyper-paramètres du LS-SVM.

Le modèle LS-SVM avec la fonction noyau à base radiale (RBF) ont deux types d'hyper-paramètres : le paramètre de régularisation C et le paramètre du noyau σ^2 . Ces derniers représentent deux attributs de chaque particule. La fonction fitness du groupe de particules est basée sur la performance d'estimation du LS-SVM, en d'autres termes, l'évaluation est calculée par l'erreur quadratique moyenne (RMSE) :

$$RMSE = f(C, \sigma^2) = \left\{ \frac{\sum_{k=1}^m (y_{tes,k} - y_{pre,k})^2}{m} \right\}^{1/2} \quad (\text{IV.28})$$

Où m est le nombre de vecteurs de l'ensemble de test, $y_{pre,k}$ et $y_{tes,k}$ sont respectivement les valeurs prédites et testées de point de données k .

IV.3 Prédiction de la tension de contournement par LSSVM-PSO

L'approche hybride proposée, dans ce chapitre, est l'utilisation du LS-SVM combiné avec l'approche d'optimisation par essaim de particules (PSO) pour l'estimation de la tension critique de contournement. L'outil proposé se base sur les données générées par le modèle mathématique (équation II.14) et l'ensemble de données expérimentales disponible dans la littérature [04, 34, 67, 103] mentionnées au chapitre III, ces données sont utilisées pour entraîner le modèle LS-SVM et tester ses performances.

De manière identique à celle présentée au chapitre précédent, les données utilisées dans cette section sont les mêmes à celles de la section : Elaboration des bases de données.

Dans ce qui suit, nous détaillons la procédure d'apprentissage et de test par l'approche hybride basée sur les machines à vecteurs de support à moindres carrés (LS-SVM) et l'optimisation par essaim de particules (PSO) que nous appellerons dorénavant LSSVM-PSO.

Une fois les données regroupées, nous les présentons en entrée de l'approche LSSVM-PSO, le système effectue son apprentissage pour qu'il puisse être prêt à la prédiction de la tension de contournement.

Nous effectuons un test pour valider la performance du système en lui présentant en entrée les nouvelles données ne faisant pas partie de la base d'apprentissage. Une fois le test effectué avec succès (erreur de prédiction acceptable), le système est prêt à estimer de la tension critique de contournement.

Le système qui a effectué l'estimation sur la base de test avec succès, est capable d'estimer dorénavant la tension critique de contournement qui ne lui a jamais été présentés auparavant.

Nous présentons, par la suite, la procédure suivie pour établir l'approche hybride LSSVM-PSO.

Dans l'algorithme PSO, la vitesse et la position des particules sont créées de manière aléatoire et l'erreur quadratique moyenne RMSE dans ce cas est l'objectif du groupe de particules. À l'aide des particules de recherche, nous pouvons obtenir l'erreur quadratique moyenne minimale du modèle LS-SVM durant le processus de test, et ainsi obtenir la valeur de C et σ^2 à ce point. Le processus de calcul pour l'optimisation des hyper-paramètres (C , σ^2) par l'approche PSO peut être décrit dans les étapes suivantes:

Étape 1 : Prétraitement des données : Normalisation

L'avantage majeur de la normalisation des données est d'éviter la dominance d'attributs de grandes valeurs numériques par rapport à ceux de petites valeurs. L'autre avantage est d'éviter des difficultés de calcul pendant la phase d'apprentissage. Nous avons opté pour le seuillage des données selon l'intervalle [0,1] par l'équation III.27 (chapitre III).

Étape 2 : Optimisation des hyper-paramètres

Étape 2.1 : Génération d'état initial de chaque particule

Initialiser aléatoirement l'essaim de particules (contenant de m particules) de telle sorte que la position de chaque particule réponde aux conditions prescrites : Les paramètres de PSO sont les coefficients d'accélération (*learning factors*) $c_1 = c_2 = 2$, la taille de l'essaim (*swarm size*) $N=20$, les poids d'inertie (*Weights*) $w_{min} = 0,23$, $w_{max} = 0,94$ et le nombre maximal de générations $k_{max}=200$. Les paramètres de LS-SVM (C, σ^2) sont définis par $C = [2^3, 2^{23}]$ et $\sigma^2 = [2^{-8}, 2^5]$ respectivement.

Étape 2.2 : Évaluation de la fonction fitness de chaque particule

Les particules de recherches courantes sont évaluées au moyen de la fonction fitness selon la formule IV.28. Si la valeur d'une particule est meilleure que son *pbest* (la meilleure position obtenue par la particule) courant, *pbest* prend cette nouvelle valeur. Si la meilleure valeur de *pbest* est meilleure que *gbest* (la meilleure position obtenue par l'essaim) courant, *gbest* est remplacé par cette meilleure valeur et la particule qui correspond à cette meilleure valeur est ainsi stockée.

Étape 2.3 : Entraîner le modèle LS-SVM

Pour chaque candidat de particule, entraîner le modèle LS-SVM par les hyper-paramètres correspondants.

Étape 2.4 : Modification des particules de recherche

La modification des particules de recherche se fait en moyennant les équations II.1, II.2 et II.3.

Étape 2.5 : Critère d'arrêt

La procédure de recherche est arrêtée lorsque le nombre courant de générations devient égal à la valeur maximale de générations préalablement déterminée. Dans ce cas, la dernière valeur *gbest* peut être considérée comme solution. Dans l'autre cas, la recherche continue en revenant à l'étape 2.2.

L'organigramme de PSO pour l'optimisation des hyper-paramètres est représenté sur la figure IV.4.

Étape 3 : Apprentissage et tests

Entraîner l'estimateur LS-SVM avec les hyper-paramètres optimaux obtenus à partir de l'étape 2.

Étape 4 : Estimer la tension de contournement par l'approche LSSVM-PSO.

L'organigramme de l'approche LSSVM-PSO pour l'estimation de la tension critique de contournement est montré sur la figure IV.5.

Pour valider la performance de l'approche proposée, les trois indices statistiques de validation de type différents, l'erreur quadratique moyenne (RMSE) de l'équation (VI-28), l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) et le coefficient de détermination (R^2) définies dans le troisième chapitre ont été utilisés dans cette section.

Nous avons réalisé ce travail sous l'environnement Matlab 7.8 (R009a). Pour la partie concernant le modèle LS-SVM, nous avons eu recours au Toolbox LS-SVM version 1.8, 2009 [114]. L'algorithme de PSO utilisé dans cette section a été détaillé dans le chapitre II.

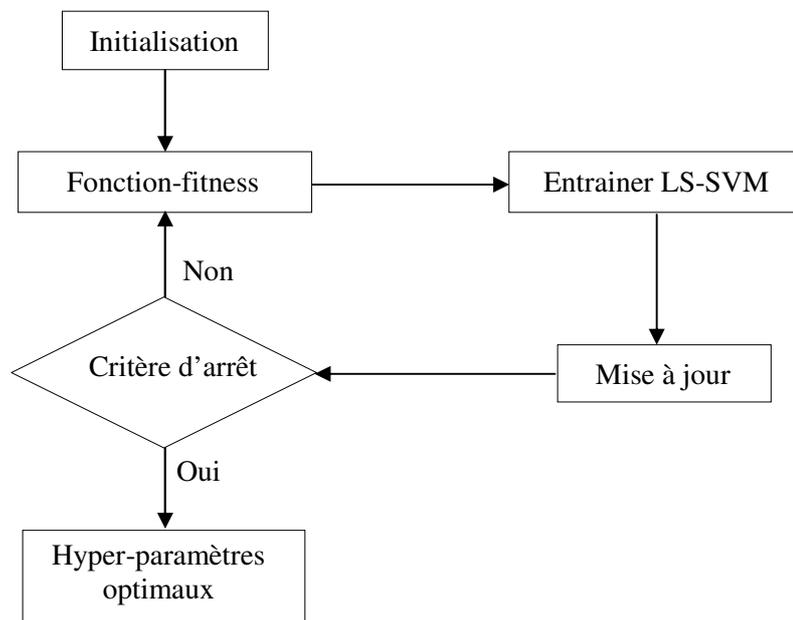


Figure IV.4 Organigramme de PSO pour l'optimisation des hyper-paramètres

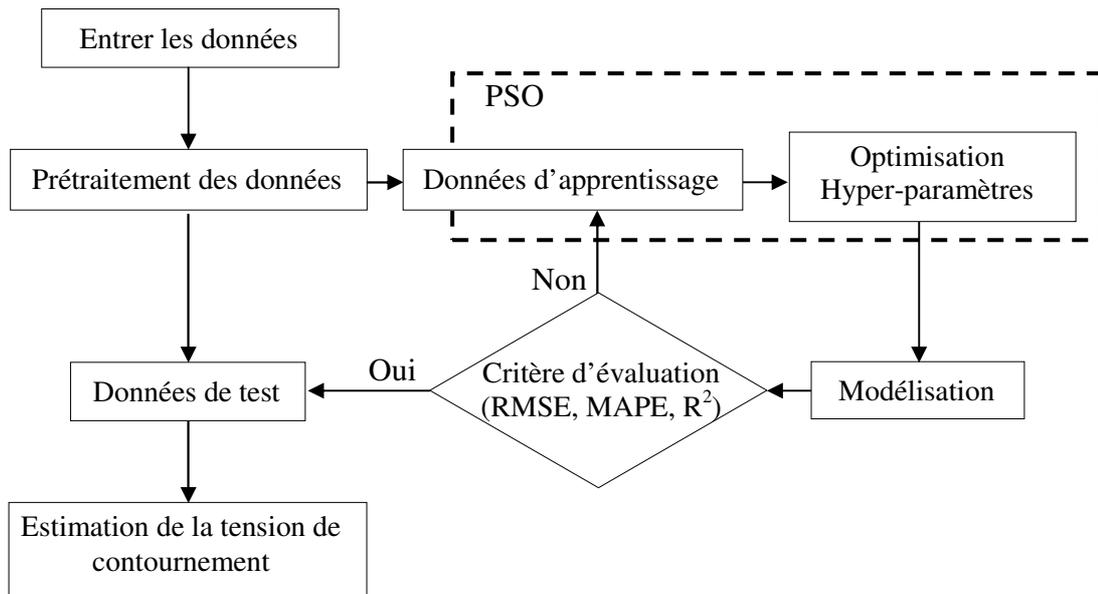


Figure IV.5 Organigramme d'estimation de la tension de contournement par l'approche LSSVM-PSO

IV.3.1 Résultats et discussion

Tel que mentionné auparavant, l'approche LSSVM-PSO proposée est entraînée à l'aide d'une base de données générée par le modèle mathématique (équation II.14) et d'une base de données expérimentales [04, 34, 67, 103] exposée dans le tableau A.2 de l'annexe A, afin de déterminer la tension critique de contournement, ces bases sont identiques à celles présentées au chapitre III. Dans ce but, il est recommandé d'élaborer une base de données déterministe des entrées/sorties d'apprentissage, dans ce cas, les paramètres géométriques de l'isolateur: le diamètre, le pas de l'isolateur, la ligne de fuite, le facteur de forme et le dépôt de sel équivalent sont considérés comme des variables d'entrées, tandis que la variable de sortie est la tension critique de contournement. Une fois la tâche d'apprentissage ou la procédure de la formation de l'approche est terminée, leurs performances sont validées par des tests de reconnaissance.

Dans un premier temps, l'approche PSO est utilisée afin d'optimiser les hyper-paramètres du modèle LS-SVM. Le problème à optimiser consiste à minimiser la fonction fitness. Autrement dit, les paramètres qui rendent la valeur de la fonction fitness minimale sont retenus dans notre étude. L'évolution de la fonction fitness (RMSE) à travers les générations est présentée sur la figure IV.6.

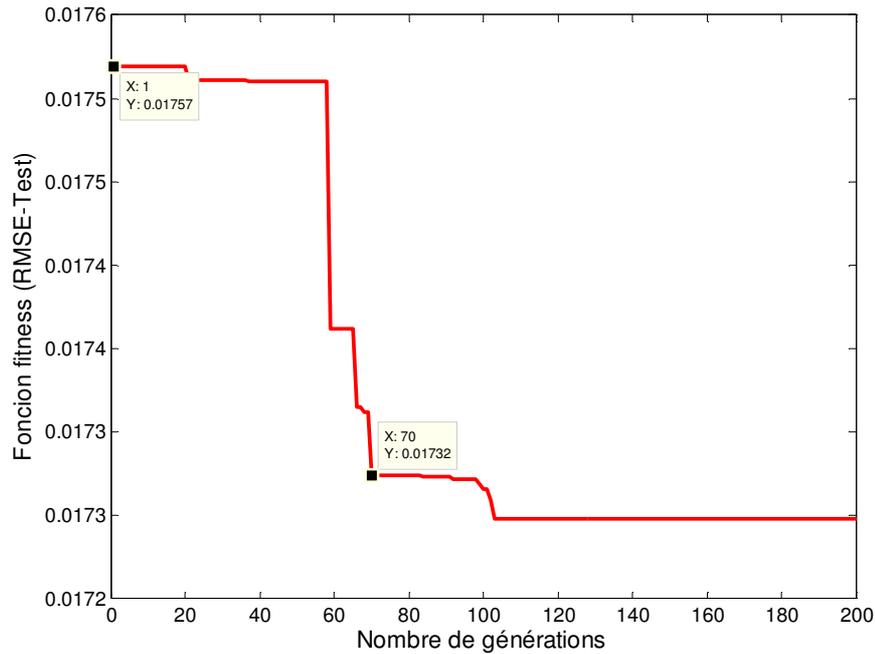


Figure IV.6 Evolution de la fonction fitness (RMSE) à travers les générations

D'après la figure IV.6, nous remarquons que les résultats diffèrent de génération en génération. La valeur du critère de performance (RMSE) est rapidement améliorée au cours des premières générations, et est ramenée de 0,01757 à 0,01732 au bout de 70 générations. Elle atteint sa valeur optimale (RMSE = 0,01730) après 100 générations seulement puisque c'est toujours cette valeur qui revient jusqu'à la fin du processus d'optimisation.

La figure IV.7 donnant l'évolution des hyper-paramètres du modèle LS-SVM justifie bien le rôle des opérateurs de PSO en exploitant des points différents dans l'espace de recherche des hyper-paramètres. Il est important de noter que les variations des hyper-paramètres sont relativement importantes au cours des premières générations par rapport au reste des générations.

Les résultats obtenus également montrent que les hyper-paramètres (C , σ^2) convergent finalement aux valeurs optimales $C = 7,4871+005$ et $\sigma^2 = 1,661$ quand le nombre de générations augmente.

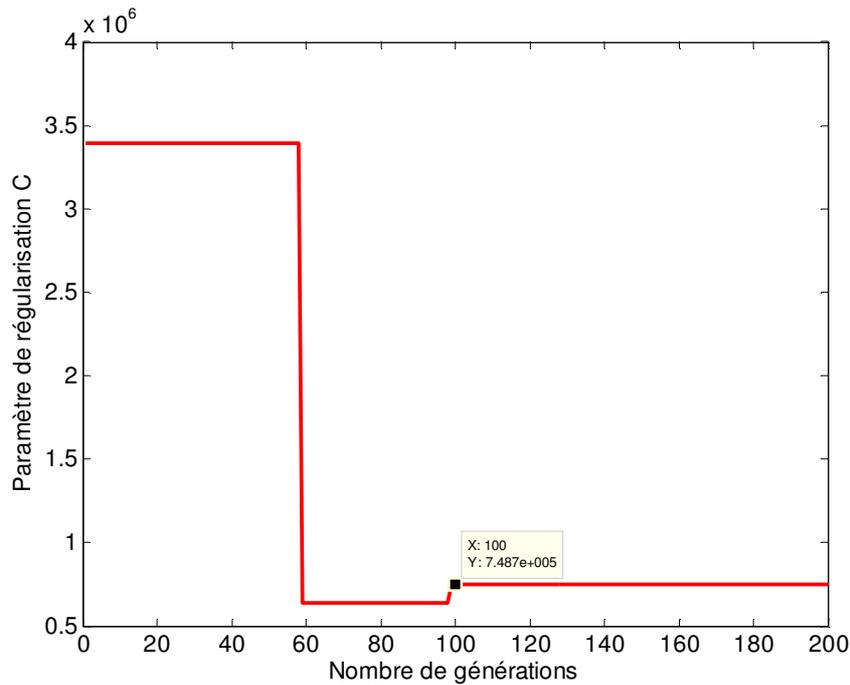


Figure IV.7.a Convergence de la valeur optimale C

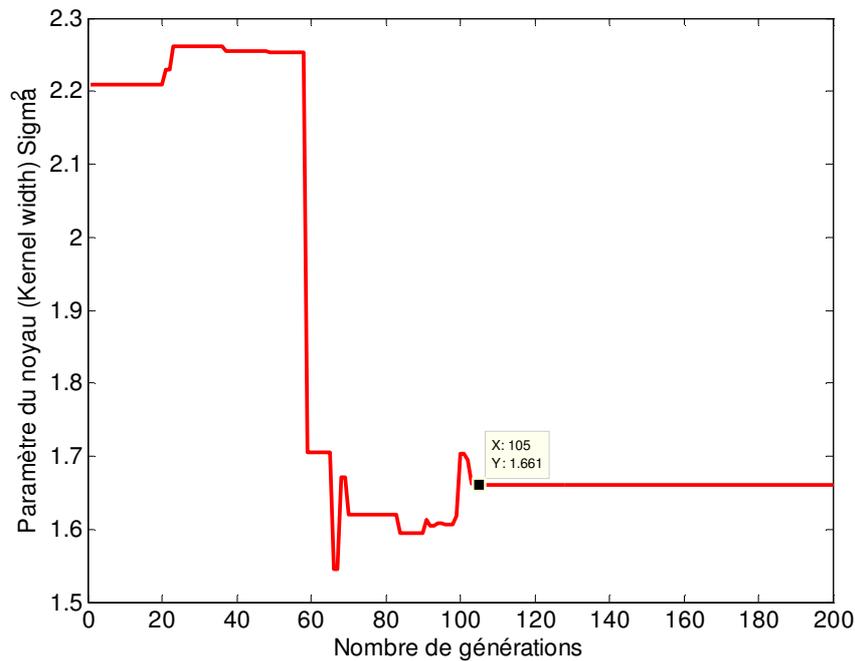


Figure IV.7.b Convergence de la valeur optimale σ^2

Dans un deuxième temps, nous avons utilisé une base de données d'apprentissage contenant de 144 vecteurs pour entraîner l'approche LSSVM-PSO, le résultat du processus d'apprentissage de l'approche est montré sur la figure IV.8. Après apprentissage de cette dernière, nous avons testé sa généralisation, en présentant des données de test de 24 vecteurs.

La comparaison entre les valeurs estimées de la tension de contournement et celles mesurées pour l'ensemble de test a été faite pour valider la performance de l'approche proposée, cette situation est représentée sur la figure IV.9. Nous constatons une certaine adéquation de l'approche aux données mesurées.

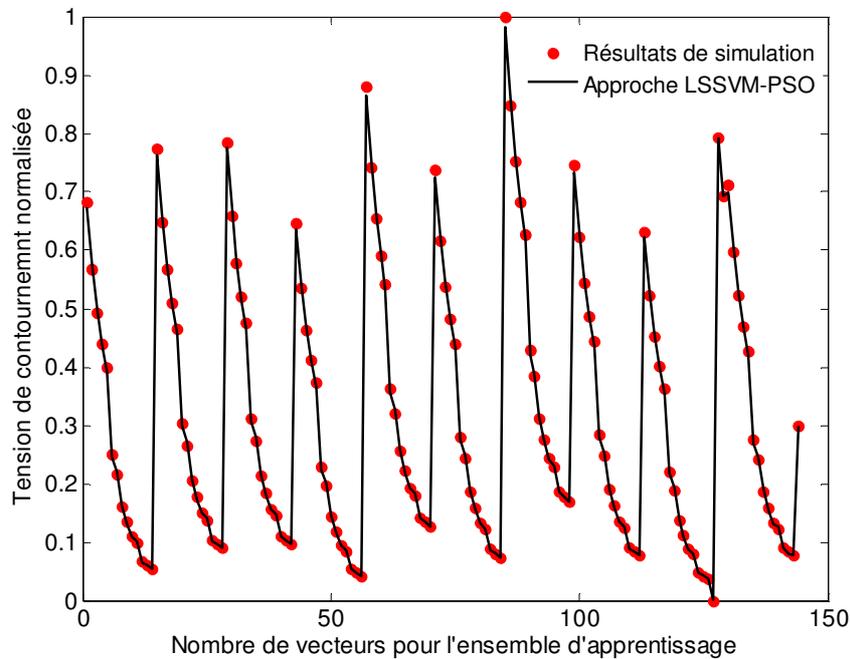


Figure IV.8 Performance de l'approche LSSVM-PSO pour l'apprentissage

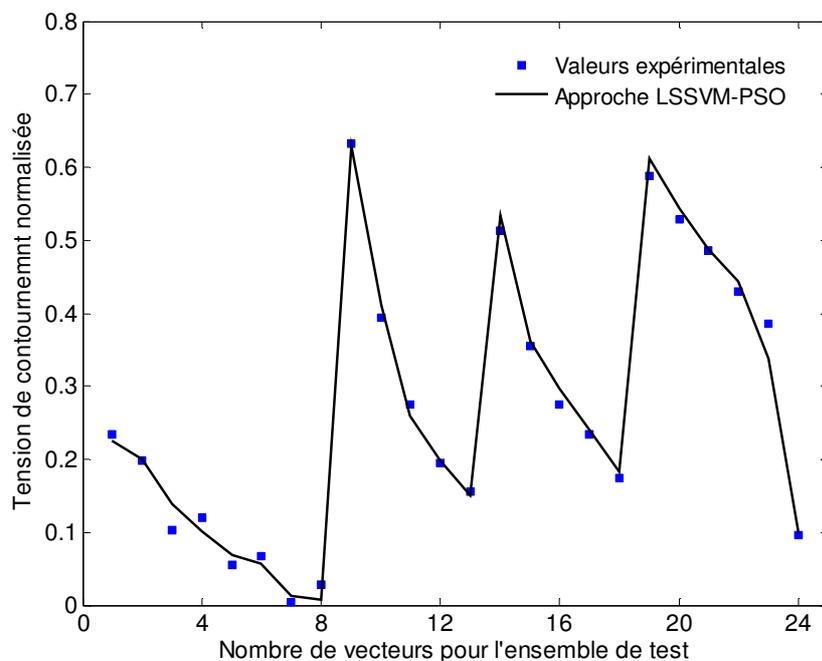


Figure IV.9 Performance de l'approche LSSVM-PSO pour le test

La détermination de la corrélation entre les valeurs estimées de la tension critiques de contournement par l'approche hybride LSSVM-PSO et celles mesurées représente une autre moyenne pour examiner la précision de la méthode proposée. La valeur maximale que R^2 peut prendre est 1, cela signifie que plus la corrélation est proche de 1, plus la précision de l'approche est élevée. Dans notre cas, pour une valeur de R^2 égale à 0,9910, est une bonne preuve de la performance de l'approche proposée (figure IV.10).

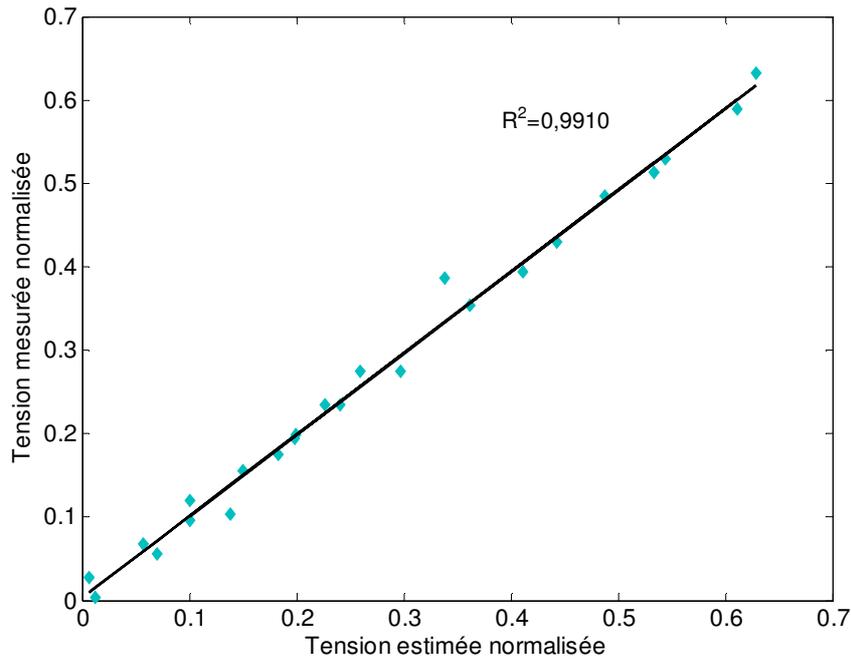


Figure IV.10 Corrélation entre les valeurs mesurées et estimées de la tension critique

D'ailleurs, nous avons comparé les valeurs des indices de validation RMSE, MAPE et R^2 trouvés par l'approche hybride LSSVM-PSO avec celles issues de travaux antérieurs [10-12, 106]. Pour ce faire, plusieurs cas ont été considérés, ces derniers seront décrits dans cette section.

Cas 1 : L'ensemble de données de l'apprentissage se compose de 148 vecteurs (dont les 144 vecteurs sont dérivées du modèle mathématique et 4 vecteurs sont des valeurs expérimentales) et l'approche a été testée en utilisant 24 vecteurs (données expérimentales).

Cas 2 : L'ensemble de données de l'apprentissage se compose de 148 vecteurs (dont les 140 vecteurs sont dérivées du modèle mathématique et 8 vecteurs sont des valeurs expérimentales) et l'approche a été examinée en utilisant 20 vecteurs.

Cas 3 : Les seules données utilisées sont les données expérimentales (28 au total), 20 vecteurs ont été utilisés pour l'apprentissage de l'approche et les 8 vecteurs pour tester ses performances.

Cas 4 : La base de données comprend également les 28 vecteurs de données expérimentales, de ces vecteurs, 24 vecteurs sont utilisés pour l'apprentissage de l'approche et 4 vecteurs pour le test. Les résultats de cette étude sont donnés dans le tableau IV.2

Tableau IV.2 Validation de l'approche LSSVM-PSO en termes des indices statistiques

	Méthodes	RMSE _{tr}	R _{tr} ²	MAPE _{tr}	RMSE _{tes}	R _{tes} ²	MAPE _{test}
Cas 1	LSSVM-PSO	0,0059	0,9994	0,2946	0,0173	0,9910	1,0975
	LS-SVM-GS	0,0056	0,9994	0,2562	0,0186	0,9896	1,1956
	ANN [106]	-	0,9972	-	-	0,9853	3,8400
	FL [11]	-	0,9840	-	-	0,9670	-
Cas 2	LSSVM-PSO	0,0042	0,9996	0,1976	0,0126	0,9972	0,8532
	LS-SVM-GS	0,0037	0,9997	0,1657	0,0139	0,9966	0,9433
	ANFIS [10]	-	-	-	0,0473	0,9987	0,4597
Cas 3	LSSVM-PSO	0,0044	0,9996	0,2261	0,0089	0,9984	0,5758
	LS-SVM-GS	0,0048	0,9995	0,2468	0,0098	0,9980	0,5906
	ANFIS [10]	-	-	-	0,0472	0,9987	0,4610
Cas 4	LSSVM-PSO	0,0075	0,9989	0,4223	0,0088	0,9990	0,5174
	LS-SVM-GS	0,0079	0,9987	0,4147	0,0118	0,9983	0,8008
	ANFIS [10]	-	-	-	0,0417	0,9991	0,4072

En phase de test, les performances de l'approche LSSVM-PSO ont été comparées avec les méthodes ANFIS [10] et LS-SVM-GS [12], cette dernière est basés sur la méthode grille de recherche (*Grid Search*) et 5-fold cross-validation.

D'après le tableau IV.2, les résultats de comparaison montrent que l'approche proposée est plus efficace dans la prédiction de la tension critique de contournement que les méthodes exposées dans ce tableau, notamment les méthodes FL [11] et ANN [106]. De plus, et dans tous les cas, LSSVM-PSO proposée possède la plus petite erreur quadratique moyenne (RMSE_{tes}) que les autres méthodes en phase de test. Cependant, elle donne des valeurs comparables avec celles trouvées par la méthode ANFIS [10] pour les indices de validations MAPE et R².

Conclusion

En particulier, les machines à vecteurs de support à moindres carrés (LS-SVM) possèdent des caractéristiques intéressantes, telles que la capacité de modéliser des relations non linéaires grâce aux fonctions noyaux et la capacité de généralisation. Cependant, un ensemble approprié de paramètres de conception C et σ^2 est essentiel pour une bonne performance et l'efficacité du LS-SVM dans des tâches d'estimation. Il est important de sélectionner ces paramètres dans la zone de recherche des LS-SVM. Pour cette raison, la sélection des hyperparamètres du LS-SVM par la technique d'optimisation par essaim de particules (PSO) est proposée dans le présent chapitre pour améliorer la précision de ce dernier dans l'estimation de la tension critique de contournement des isolateurs pollués.

À travers de ce chapitre, nous avons pu développer une approche hybride basée sur les machines à vecteurs de support à moindres carrés et l'optimisation par essaim de particules (LSSVM-PSO) efficace et rapide afin de pouvoir prédire la tension critique de contournement. Tel que démontré dans ce chapitre, l'approche proposée donne des résultats très satisfaisants en le comparant aux réseaux de neurones, la logique floue et le système neuro-flou ANFIS, cette comparaison a été justifiée par les indices de validation l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) et le coefficient de détermination (R^2). Nous pouvons classer cette approche parmi les méthodes paramétriques d'estimation de la tension critique de contournement.

CHAPITRE V

UNE NOUVELLE FORMULATION DE LA RESISTANCE DE LA COUCHE DE POLLUTION

Introduction

Dans ce chapitre, nous proposons une amélioration de la formule de la résistance de la couche de pollution dédiée aux modèles dynamiques de contournement. L'amélioration proposée tient compte de la non-uniformité de la distribution de la densité du courant obtenue sur le modèle ouvert de l'isolateur réel. De plus, un facteur correctif a été déterminé basé sur des investigations expérimentale et numérique. La simulation numérique est basée sur le logiciel commercial d'éléments finis COMSOL Multiphysics.

La formule proposée de la résistance de la couche de pollution a ensuite été utilisée dans un modèle dynamique en courant continu afin de prédire la tension critique de contournement. Celui-ci est similaire, dans son approche, à celui proposé par Mariche et Bessedik [42, 44]. La différence réside dans le fait que nous considérons dans le modèle dynamique la nouvelle formulation de la résistance de la couche de pollution.

V.1 Modèle proposé

Avant de présenter notre modèle de calcul (figure V.1), nous rappelons les résultats des travaux antérieurs qui ont été effectués sur le modèle ouvert par notre groupe ainsi que l'insuffisance rapportée sur ce dernier.

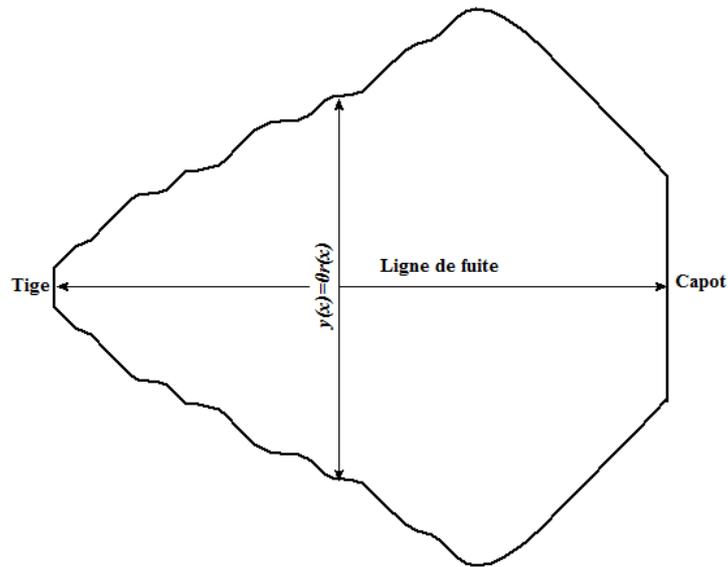


Figure V.1 Modèle proposé

Dans le but de développer un modèle dynamique de contournement qui permet de déterminer la tension critique de contournement en utilisant l'expression de la résistance de la couche de pollution (équation I.32), Marich [42] a effectué des comparaisons entre les résultats issus du modèle dynamique et ceux relevés expérimentalement sur le modèle ouvert de l'isolateur réel anti-brouillard U40.

La comparaison des résultats calculés et expérimentaux concernant la tension de contournement en fonction de la variation de la sévérité de pollution montre que des modifications doivent être apportées au modèle dynamique proposé afin d'améliorer sa précision.

En analysant les résultats de la variation de la résistance de la couche de pollution avec la résistivité obtenus par le calcul et par l'expérience, Marich a pu introduire un facteur correctif qui prend en considération l'effet de la constriction des lignes de courant.

Il a déduit qu'il est possible d'établir un rapport relativement constant entre les valeurs de la résistance calculées et celles relevées expérimentalement sur le modèle ouvert pour toutes les valeurs de la résistivité.

Après avoir apporté la correction sur le modèle dynamique, l'introduction de ce facteur correctif sur les tensions critiques de contournement montre qu'il y a une légère amélioration sur les valeurs critiques de la tension de contournement.

En améliorant la résistance de la couche de pollution calculée, Bessedik [44] a montré par la comparaison des résultats calculés et expérimentaux sur plusieurs types d'isolateurs dépliés (modèles ouverts), que l'inconnu ' n ' dans l'équation I.42 ($\theta = 2\pi/n$) dépend de la géométrie de l'isolateur et que ce dernier représente un rapport constant entre le rayon du disque r_2 et le rayon de l'électrode HT (Tige) r_1 c'est-à-dire $r_2/r_1 \approx n$ (figure V.2).

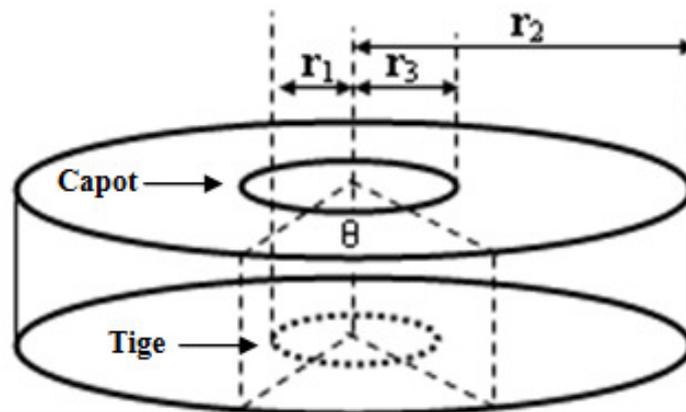


Figure V.2 Modèle de laboratoire (isolateur disque)

Hamza [45] a ensuite étudié la zone d'influence sur le modèle disque (3D) et le modèle ouvert (2D) à l'aide du logiciel Flux 3D et par des essais expérimentaux.

D'après Hamza, les résultats montrent que les modèles basés sur le logiciel Flux3D se rapprochent convenablement des modèles expérimentaux (2D et 3D) dans la détermination de la résistance de la couche de pollution, ainsi que les modèles des zones d'influence qui sont également en accord entre elles-mêmes.

Les résultats trouvés par Marich, Bessedik et Hamza sur la détermination de la résistance de la couche de pollution ont été relevés en absence de la décharge électrique. L'objectif de ce chapitre est donc de déterminer la résistance de la couche de pollution calculée par l'équation I.32 durant la propagation de la décharge pour prédire la tension critique de contournement.

V.1.1 Conception du modèle dynamique

Le modèle dynamique est basé sur le concept d'Obenaus. Ce modèle tient compte du modèle ouvert de l'isolateur réel à chaque instant dans l'élongation de la décharge sur la surface de l'isolateur. La configuration de l'isolateur joue un important rôle dans le processus de contournement des isolateurs pollués. Par rapport à nos prédécesseurs, notre modèle de calcul est basé uniquement sur la connaissance de la tension appliquée de service et de la sévérité de la pollution [42, 44, 45]. L'organigramme de calcul (figure V.3) est réalisé sur la base du modèle ouvert de l'isolateur réel pollué représenté par la figure V.1.

Pendant son élongation, la décharge doit trouver des conditions électriques favorables dans son trajet pour qu'elle se déplace sur la surface conductrice, sinon elle s'éteint. Ces conditions favorables sont remplies si le critère de propagation de la décharge est vérifié [49]. C'est à dire si le gradient de potentiel dans la pollution est supérieur au gradient de potentiel dans la colonne de la décharge électrique, la décharge se propage sur la surface conductrice. Ce critère est donné par l'inégalité :

$$E_p > E_d \quad (\text{V.1})$$

où E_d est le gradient de potentiel dans la colonne de la décharge électrique et E_p est le gradient de potentiel dans la pollution.

Le gradient de potentiel dans la colonne de la décharge est [35] :

$$E_d = A.I^{-n} \quad (\text{V.2})$$

Le gradient de potentiel de la couche polluante est calculé par :

$$E_p = r_p I \quad (\text{V.3})$$

où r_p est la résistance de la couche de pollution par unité de longueur, elle est supposée homogène et uniforme et s'exprime en Ω/cm . r_p est donnée par la relation :

$$r_p = \frac{R_p}{L - X_{arc}} \quad (\text{V.4})$$

avec R_p est la résistance de la couche de pollution, elle est déterminée par l'expression suivante :

$$R_p = \frac{1}{\sigma_s} \sum_{i=1}^n \int_{l_i}^{l_{i+1}} \frac{dl}{\pi \cdot D(l)} \tag{V.5}$$

où $D(l)$ est le diamètre équivalent de l'isolateur.

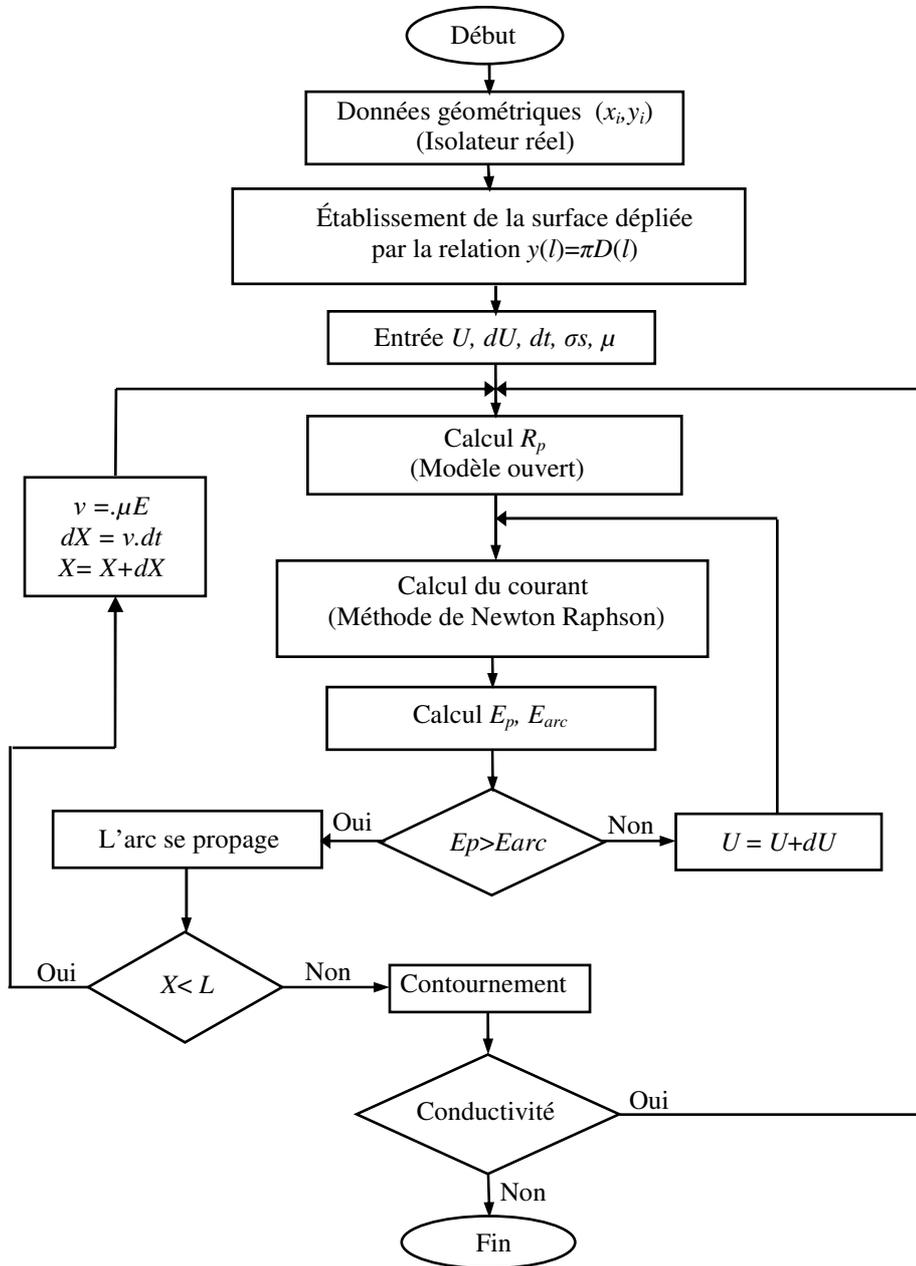


Figure V.3 Organigramme du modèle dynamique [42, 44]

D'après le modèle d'Obenaus on a :

$$U = V_e + X.A.I^{-n} + R_p I \quad (\text{V.6})$$

où U , V_e , X sont respectivement la tension appliquée, la tension cumulée dans les électrodes et la longueur de l'arc. $X.A.I^{-n}$ est la tension dans la décharge, $R_p.I$ est la tension dans la pollution, A et n sont les constantes de la caractéristique statique de l'arc. Les valeurs de ces constantes dépendent de la nature du milieu où brûle la décharge. $A=63$ et $n=0.76$ sont prise en considération dans le calcul.

D'après l'équation V.6, le courant dans la décharge est donné par l'expression suivante :

$$I = \frac{U - V_e - X.A.I^{-n}}{R_p} \quad (\text{V.7})$$

Pour déterminer le courant I , la méthode de Newton est la plus indiquée et fournit la solution de l'équation V.7. Celle ci est donnée par l'équation suivante :

$$I_k = I_{k-1} - \frac{A.X.I_{k-1}^{-n} + R_p I_{k-1} - (U - V_e)}{R_p - nA.X.I_{k-1}^{-(n+1)}} \quad (\text{V.8})$$

La résolution de l'équation V.8 est itérative où k est le nombre d'itérations.

La vitesse de propagation de la décharge est calculée par [26]:

$$v = \mu E_{arc} \quad (\text{V.9})$$

où μ est la mobilité de l'arc.

A partir des données initiales de la sévérité de pollution, la valeur initiale de la tension appliquée U , la mobilité de l'arc μ , le pas d'incrément de la tension dU et le pas d'incrément de temps dt , nous initialisons d'abord le temps t et considérons que la longueur de la décharge est égale à 1% de la ligne de fuite. En utilisant l'équation V.4 et V.5, nous évaluons respectivement la résistance de la couche de pollution R_p et la résistance par unité de longueur r_p . Par l'équation V.8, nous déterminons le courant de fuite I .

Nous testons ensuite le critère de propagation en utilisant l'équation V.1. Si ce critère n'est pas satisfait, la tension appliquée U est incrémentée par dU , les calculs précédents sont répétés.

Dans le cas contraire, l'arc se propage. Si la longueur de la décharge est inférieure que la ligne de fuite nous calculons dans ce cas la vitesse de propagation v selon l'équation V.9, l'élongation de la décharge ($dX = v.dt$) et la nouvelle longueur de la décharge $X = X + dX$.

Le contournement a lieu lorsque le pied d'arc atteint l'électrode de masse. La valeur de la tension appliquée trouvée représente la tension critique de contournement.

V.2 Dispositif expérimental

Le dispositif expérimental de l'isolateur U40 est préparé selon les dimensions de la surface dépliée de l'isolateur [42, 44] (figure V.1).

Le dispositif que nous avons utilisé est montré sur la figure V.4, de longueur 19cm, de largeur variable correspondant aux différents rayons de l'isolateur réel (isolateur anti-brouillard U40) et de profondeur 10 mm.

L'électrode haute tension de rayon $r_d = 0.15\text{cm}$ est placée au dessus de l'électrolyte à une hauteur fixe $h = 0.2\text{cm}$ qui représente la longueur initiale de la décharge et qui est à une distance $L = 19\text{cm}$ par rapport à l'électrode de masse qui représente la ligne de fuite.

Pour reproduire la pollution qui couvre la surface de l'isolateur, nous avons préparé des solutions électrolytiques à base de NaCl et d'eau distillée.

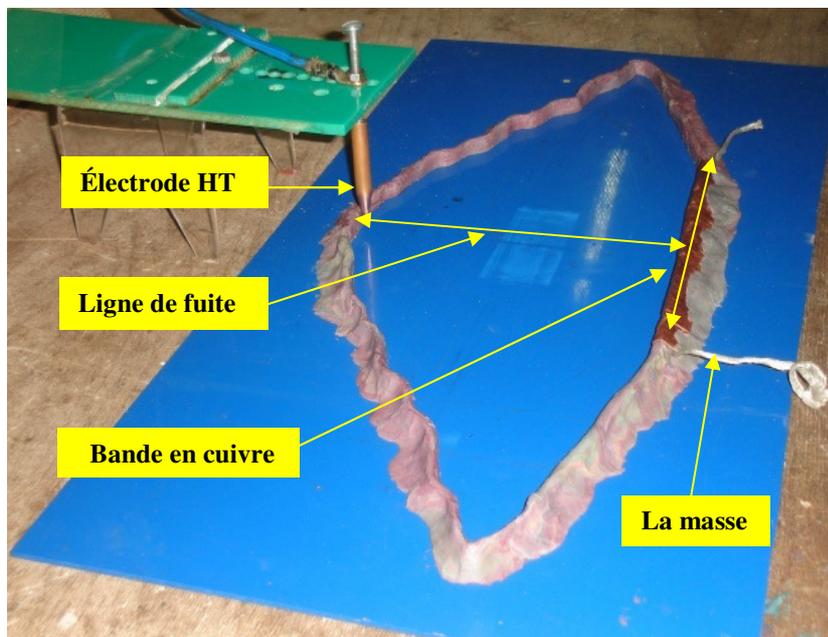


Figure V.4 Dispositif expérimental

V.2.1 Mesure de la résistance de l'électrolyte

Nous avons mesuré les valeurs de la résistance de l'électrolyte entre deux bandes de cuivre de largeur πD_c et πD_t représentant respectivement l'électrode haute tension et l'électrode de masse à l'aide d'un ohmmètre, ces bandes de cuivre sont fixées sur une plaque isolante (plexiglas) à l'extrémité de la surface dépliée de l'isolateur U40 rempli d'électrolyte ($H_2O+NaCl$). L'ohmmètre utilisé munit de deux électrodes de mesure : la première est connectée à l'électrode haute tension et la seconde est reliée à l'électrode de masse, comme le montre la figure V.5.

avec D_c et D_t sont les diamètres du capot et de la tige respectivement.

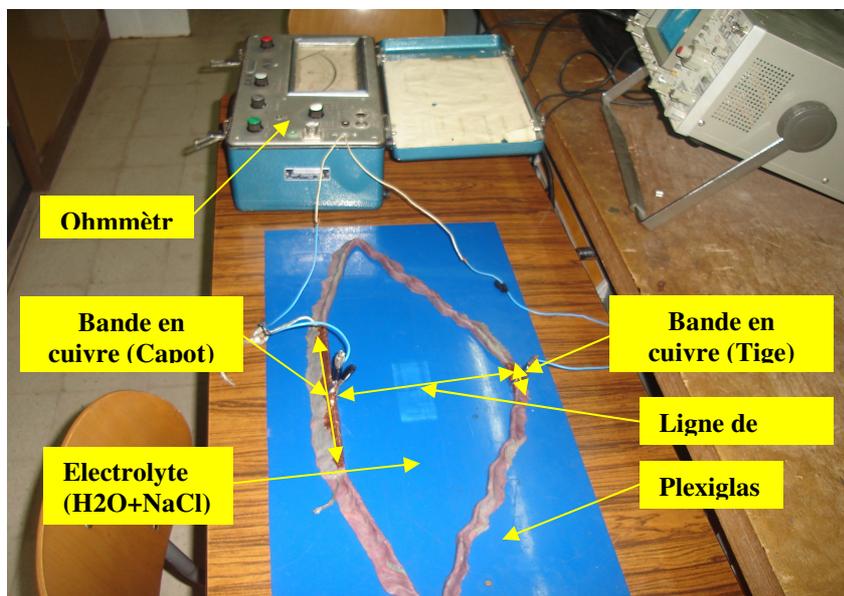


Figure V.5 Mesure de la résistance de l'électrolyte

V.2.2 Mesure de la tension critique de contournement

Le dispositif expérimental que nous avons utilisé est représenté sur la figure V.6. Il est constitué d'un générateur haute tension continue, d'un panneau de contrôle constitué d'un voltmètre, d'un milliampèremètre et d'un variateur de tension, d'une résistance de décharge à la terre de $R_g=100\Omega$, de relais haute tension R_{L1} et R_{L2} , d'un ensemble de batteries de condensateurs de capacité totale $C=16,7mF$, d'un système de résistance de protection $R_{p1}=500\Omega$ et $R_p=300\Omega$, d'une résistance de mesure de $R_{d2}=100\Omega$ et d'un pont de mesure constitué d'un diviseur résistif, (résistance de protection de l'oscilloscope de $R_{m1}=1k\Omega$ et résistance de mesure du courant électrique $R_{m2}=4.4\Omega$) et d'une Diode Zener Zn pour la protection de

l'oscilloscope. Le courant est visualisé sur un oscilloscope à mémoire Tektronix de 20MHz de bande passante. La décharge est observée grâce à un système télévisuel.

Durant nos expériences, nous chargeons les condensateurs à une tension $U=U_1$. Si la tension appliquée est inférieure à la tension critique V_{cri} provoquant le contournement, la décharge évolue vers la masse puis s'éteint. Si cette tension est supérieure ou égale à V_{cri} le déplacement de la décharge sur la surface de l'électrolyte se poursuit de plus en plus rapidement jusqu'au contact de l'électrode de masse. L'intervalle est ainsi court-circuité et il y a alors contournement. Le courant électrique de la décharge n'est plus limité que par des résistances de protection. La tension relevée V_{cri} est la tension critique de contournement [1, 36, 37].

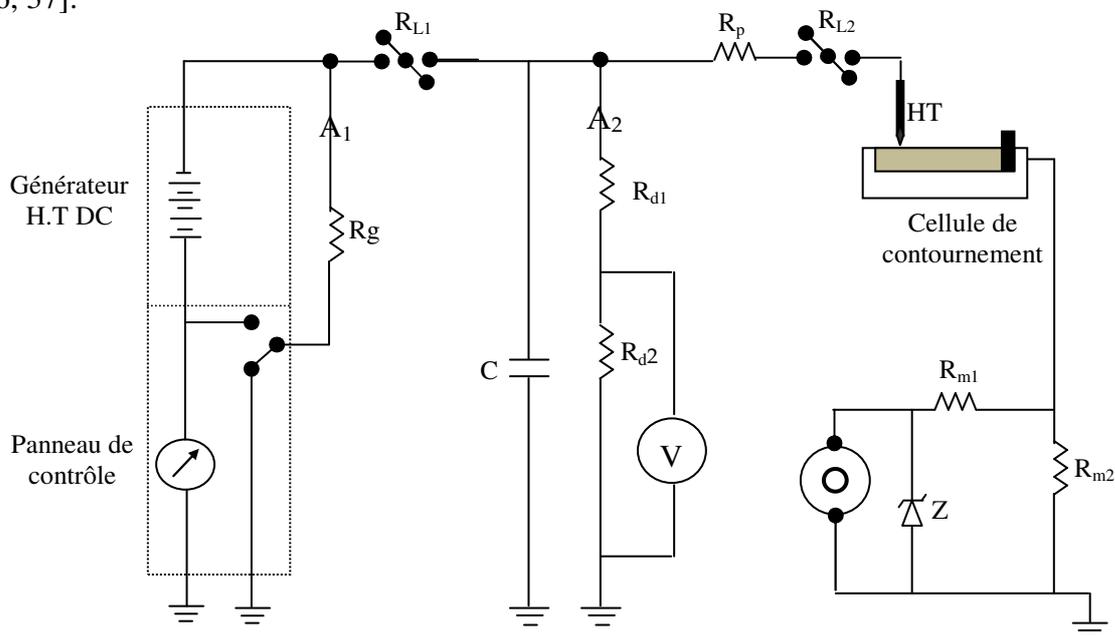


Figure V.6 Montage expérimental

Les essais expérimentaux que nous avons effectués ont été réalisés au sein du laboratoire de la haute tension et des décharges électriques de l'USTO-MB.

V.3 Modèle numérique

Compte tenu de la géométrie complexe des isolateurs, les méthodes numériques sont préférables dans la modélisation du phénomène de contournement des isolateurs pollués des lignes haute tension. A cet effet, plusieurs méthodes ont été développées [116-119]. Parmi celles-ci, la méthode des éléments finis est un outil numérique très puissant. Elle est très utilisée dans la résolution des problèmes à domaine spatial fini. Elle s'adapte facilement aux différentes géométries et tient compte aussi des propriétés inhomogènes et non linéaires des

matériaux. Le principe de cette méthode consiste à subdiviser le domaine d'étude en un nombre fini de sous-domaines (éléments finis) et de chercher des approximations locales par sous domaine de l'équation différentielle (modèle) [119].

Dans cette partie, nous avons utilisé le code de calcul COMSOL Multiphysics basé sur la méthode des éléments finis, pour calculer la résistance de la couche de pollution. Pour cela, nous allons d'abord présenter le logiciel COMSOL Multiphysics de façon générale.

V.3.1 Description du logiciel-COMSOL Multiphysics

La résolution exacte d'un système différentiel modélisant une problématique physique n'est pas toujours accessible. Lorsqu'il s'agit de modèles à géométries complexes, le recours à des méthodes numériques de calcul et, plus précisément, la méthode des éléments finis (FEM) est donc recommandé. La FEM est un outil dynamique très puissant et largement adopté en ingénierie (électromagnétisme, mécanique, transfert de chaleur...) [120-122] parce qu'elle offre la possibilité d'obtenir des solutions approximatives décrivant la réponse d'un système physique soumis à des mécanismes externes [123,124]. L'évolution technologique connue en informatique a mis à notre disposition de nombreux logiciels d'éléments finis dédiés à plusieurs secteurs de recherche (COMSOL Multiphysics, OPERA-2D, Flux 3D, ADEMEF2D,... etc.). Toutefois, il est indispensable de maîtriser les fondements de la FEM pour pouvoir résoudre adéquatement les problématiques rencontrées [125].

La simulation numérique est une approche donnant la possibilité aux chercheurs d'analyser le comportement de plusieurs phénomènes qui, par leur complexité, échappent au calcul classique. La modélisation, quant à elle, est la mise en équations de ces phénomènes, pour la large gamme de problèmes scientifiques basés sur des équations aux dérivées partielles. COMSOL Multiphysics[®] [126] peut servir d'une manière puissante et interactive à les résoudre en se fondant sur la méthode des éléments finis ou encore interagir avec des logiciels de programmation tels que Matlab.

COMSOL Multiphysics est un outil très employé dans des secteurs divers de recherche, car il facilite amplement les étapes de modélisation et de simulation, soit : la définition de la géométrie, des propriétés physiques des matériaux présents et des conditions aux frontières, le maillage, la résolution et l'affichage des résultats. Par ailleurs, le logiciel ne demande pas de connaissances approfondies dans les dynamiques ou les analyses numériques. En effet, toutes les équations nécessaires à la résolution sont déjà prédéfinies, il suffit alors de préciser dans quel domaine (électromagnétisme, transfert de chaleur, acoustique...) et dans quel régime

(stationnaire, temporel...) le modèle doit être construit. Selon ce choix, la modélisation est disponible en 1D, 2D, 2D axisymétrique ou encore en 3D [125].

V.3.2 Description du modèle numérique

À propos de cette étude, le logiciel commercial COMSOL Multiphysics [126], version 4.3b a été utilisé pour simuler la couche conductrice de pollution recouvrant l'isolateur. En sélectionnant l'option 'Module AC/DC' pour construire une géométrie surfacique spécifiant les conditions aux limites et les propriétés physiques de la couche de pollution, COMSOL procède à l'exécution des étapes résumées dans la section précédente. Ce logiciel nous a permis de modéliser la partie dynamique du problème en ce qui a trait à la propagation de l'arc le long de la surface de la couche conductrice et de déterminer ainsi plus précisément la résistance de la couche de pollution (figure V.7).

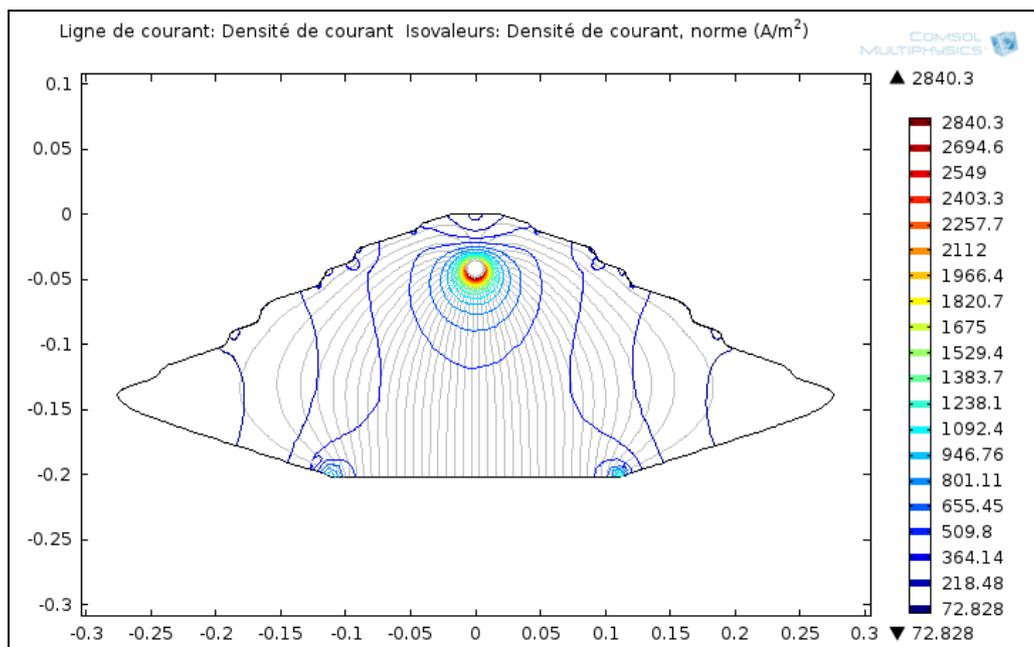


Figure V.7 Modèle numérique

V.4 Résultats et discussions

V.4.1 Résistance de la couche de pollution

Les paramètres géométriques de l'isolateur sont simplifiés. Car dans le cas réel, l'isolateur présente des formes géométriques complexes. Toute modélisation et calcul des grandeurs caractérisant le contournement passe par la détermination de ces paramètres géométriques, en

particulier le calcul de la résistance de la couche de pollution de l'isolateur. L'équation V.5 donnant la résistance totale de pollution utilisée par la majorité des chercheurs n'est valable uniquement en absence de la décharge électrique.

Dans cette partie, nous avons déterminé la résistance de la couche de pollution en absence et en présence de la décharge électrique. Nous avons choisi cinq types d'isolateurs (figure V.8) : quatre sont de type anti-brouillard et le cinquième est de type aérodynamique. Les paramètres géométriques des isolateurs utilisés sont donnés dans le tableau V.1.

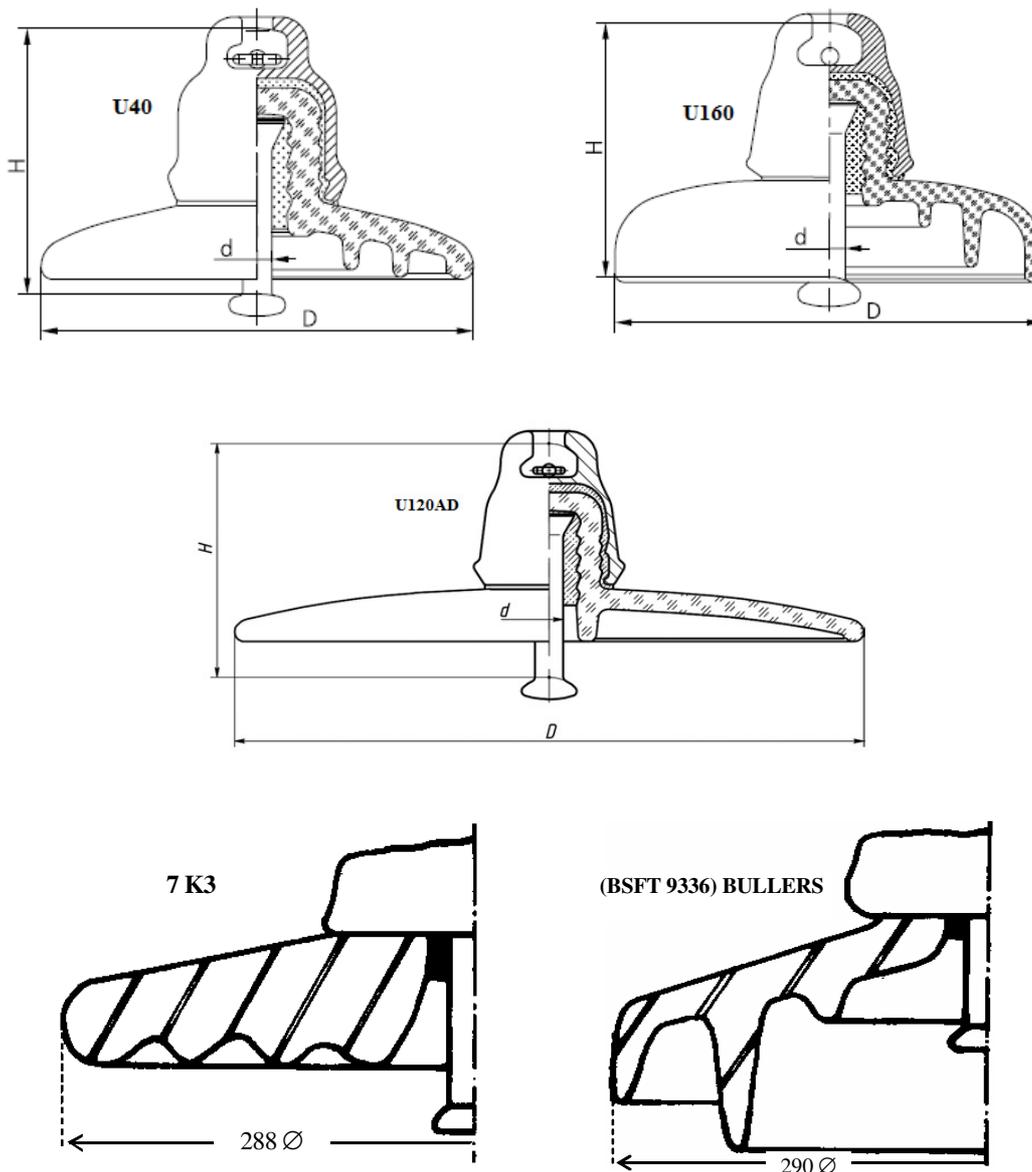


Figure V.8 Isolateurs utilisés dans le calcul

Tableau V.1 Paramètres géométriques des isolateurs utilisés

Isolateur	Pas H (mm)	Diamètre D (mm)	Ligne de fuite L (mm)
UU40	100	175	185
U160	170	320	540
U120AD	146	360	340
7 K3	185	288	304
BSFT9336	140	290	418

V.4.1.1 Résistance de la pollution en absence de la décharge électrique

Pour différentes valeurs de la conductivité volumique, la figure V.9 présente les résultats de la résistance de la couche de pollution obtenus par le calcul en utilisant l'équation I.32, le modèle numérique basé sur la méthode des éléments finis et ceux mesurés en utilisant le dispositif expérimental de la figure V.4 [42, 44].

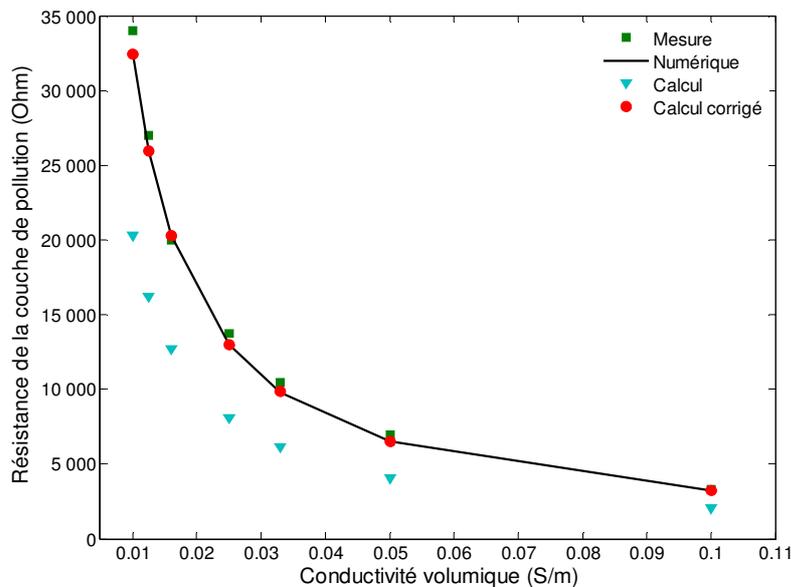


Figure V.9 Résistance de la couche de pollution en fonction de la conductivité volumique (Isolateur U40)

En comparant ces résultats, nous pouvons remarquer qu'il y a une différence significative entre le calcul et la mesure, alors que les résultats relevés expérimentalement et ceux calculés par le modèle numérique s'accordent bien.

Cette différence est expliquée par la non-uniformité de la répartition des lignes de courant, car le calcul suppose une distribution uniforme des lignes de courant et toute la surface de l'isolateur est utilisée. Ce qui n'est pas le cas réellement, où la distribution des lignes de courant n'est pas uniforme et certaines surfaces ne sont pas parcourues par le courant

électrique [42, 44]. Par conséquent, l'équation V.5 utilisée par plusieurs chercheurs n'est pas adéquate pour la plupart des modèles simplifier des isolateurs pollués (rectangulaire, circulaire, développé, ouvert,...). Pour surmonter cette difficulté et améliorer la résistance de la couche de pollution, plusieurs facteurs correctifs ainsi que des formules compliquées ont été considérés [3-5]. Partant de ce fait, une nouvelle modification de l'expression de la résistance de la couche de pollution est proposée pour tenir compte de la non-uniformité de la densité du courant. D'où, l'équation V.5 peut être reformulée sous la forme suivante:

$$R_p = \frac{1}{\sigma_s} \sum_{i=1}^n \int_{l_i}^{l_{i+1}} \frac{dl}{\theta \cdot r(l)} \quad (\text{V.10})$$

où $r(l)$ est le rayon de l'isolateur et θ représente un angle correctif ($\theta \leq 2\pi$) qui tiendra compte de la distribution de la densité du courant sur la surface de la couche polluée.

L'angle θ peut être exprimé sous la forme suivante [44, 45] :

$$\theta = \frac{2\pi}{n} \quad (\text{V.11})$$

où n est :

$$n = \frac{R_{fem}}{R_p} \quad (\text{V.12})$$

avec R_p est la résistance de la couche de pollution donnée par l'équation V.3 et R_{fem} est la résistance de pollution obtenue par le modèle numérique. Le rapport ' n ' est constant pour n'importe quelle valeur de la conductivité volumique $n \approx 1.60$, nous rappelons également le facteur correctif f_c introduit par Marich [42] qui représente un rapport entre la résistance de la couche de pollution calculée et mesurée ($1.62 \leq f_c \leq 1.72$).

En utilisant la valeur de ce rapport de 1.6 calculée précédemment à partir de l'équation V.12, la valeur de θ obtenue à partir de l'équation V.11 est égale à $5\pi/4$. Par conséquent, la résistance de la couche de pollution corrigée peut être exprimée comme suit :

$$R_p = \frac{1}{\sigma_s} \sum_{i=1}^n \int_{l_i}^{l_{i+1}} \frac{dl}{\frac{5\pi}{4} \cdot r(l)} \quad (\text{V.13})$$

Pour valider notre approche concernant la valeur corrigée de l'angle θ , l'équation V.13 a ensuite été appliquée à recalculer la résistance de la couche de pollution pour l'isolateur U40 comme indiqué sur la figure V.9 (calcul corrigé) ainsi que pour trois types d'isolateurs : BSFT-9336, U160 et aérodynamique U120AD (figure V.10).

Pour une épaisseur de pollution égale à 4mm, les valeurs calculées de la résistance de la couche de pollution ont été comparées avec les valeurs numériques obtenues par le modèle numérique pour chaque type d'isolateur (Annexe B).

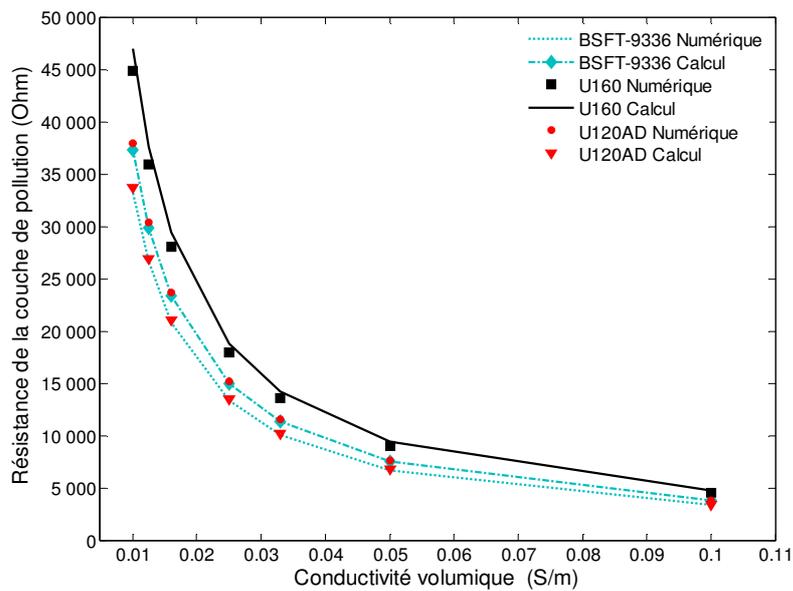


Figure V.10 Résistance de la couche de pollution en fonction de la conductivité volumique pour différents types d'isolateurs

Les résultats de la figure V.10 montrent une bonne concordance entre les valeurs de la résistance de la couche de pollution corrigées obtenues par l'équation V.13 et celles numériques obtenues par le modèle numérique.

V.4.1.2 Résistance de la pollution en présence de la décharge électrique

La formule corrigée de la résistance de la couche de pollution proposée dans la section précédente permet de prendre en compte la non-uniformité de la distribution des lignes de courant dans la couche polluée. Cependant, comme proposé, cette formulation ne peut pas être utilisée dans un modèle dynamique de contournement, car elle ne prend pas en considération la présence d'un arc partiel établi sur la surface de l'isolateur pollué.

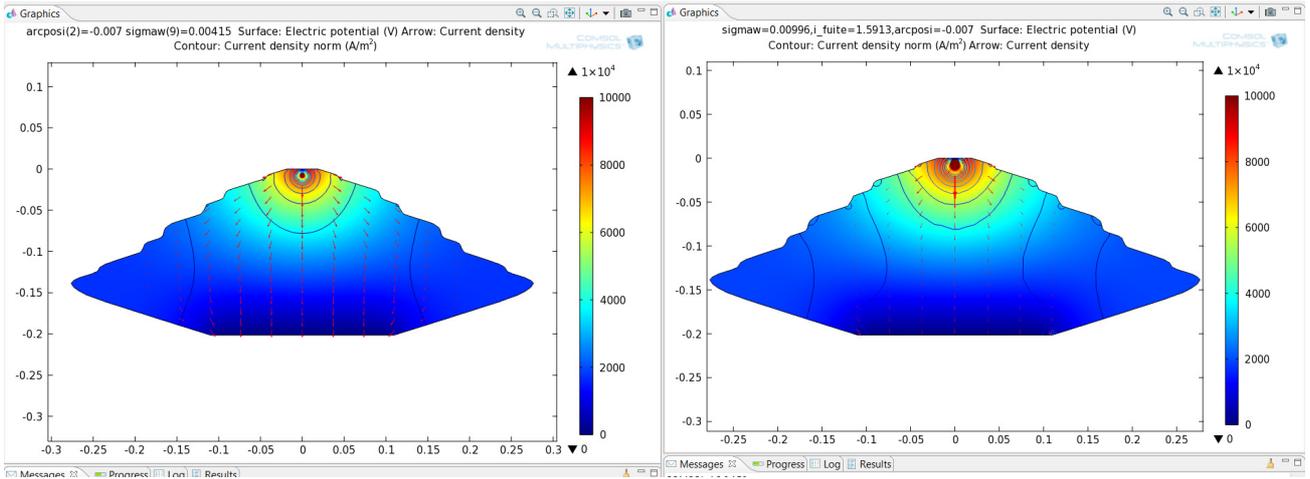
Quand un arc partiel est établi sur la surface de la couche polluante, on voit une augmentation de la non-uniformité de la distribution des lignes de courant [3, 7]. Ces dernières principalement dues à la constriction des lignes de courant autour du pied de l'arc qui a été prise en considération dans la formule analytique de la résistance de la couche de pollution proposée par Wilkins [3]. Cependant, comme démontré dans les recherches récentes [7, 127], la formule de Wilkins n'est pas adéquate pour les géométries complexes et par conséquent difficile de s'appliquer aux modèles ouverts des isolateurs des lignes de haute tension.

Par conséquent, nous proposons une formule améliorée de la résistance de la couche de pollution consacrée au modèle ouvert en présence d'un arc partiel. Une étude a été entreprise pour déterminer la nouvelle valeur du rapport corrigé ' n ' donné par l'équation V.12.

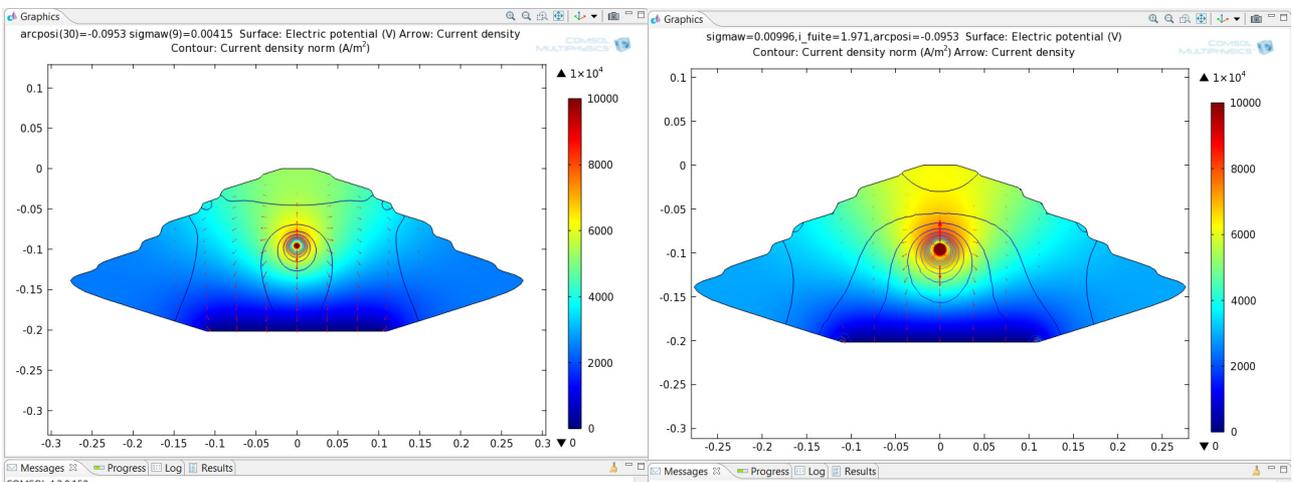
Compte tenu la difficulté de mesurer la résistance de la couche de pollution durant la propagation de l'arc partiel, une simulation numérique a été réalisée en utilisant le modèle numérique. La simulation consiste en calculant la résistance de la couche de pollution R_{fem} pour différentes positions du pied d'arc le long du modèle ouvert de l'isolateur. Pour ce faire, deux cas ont été considérés. Dans le premier cas, nous supposons que le rayon de l'arc est constant $r_a = 3\text{mm}$ (figure V.11-a). Tandis que, dans le deuxième cas, nous considérons que le rayon de l'arc varie suivant les valeurs du courant circulant dans la couche polluée. Il est estimé par la relation de wilkins [3] (figure V.11-b) :

$$r_a = \sqrt{\frac{I}{1.45.\pi}} \quad (\text{V.14})$$

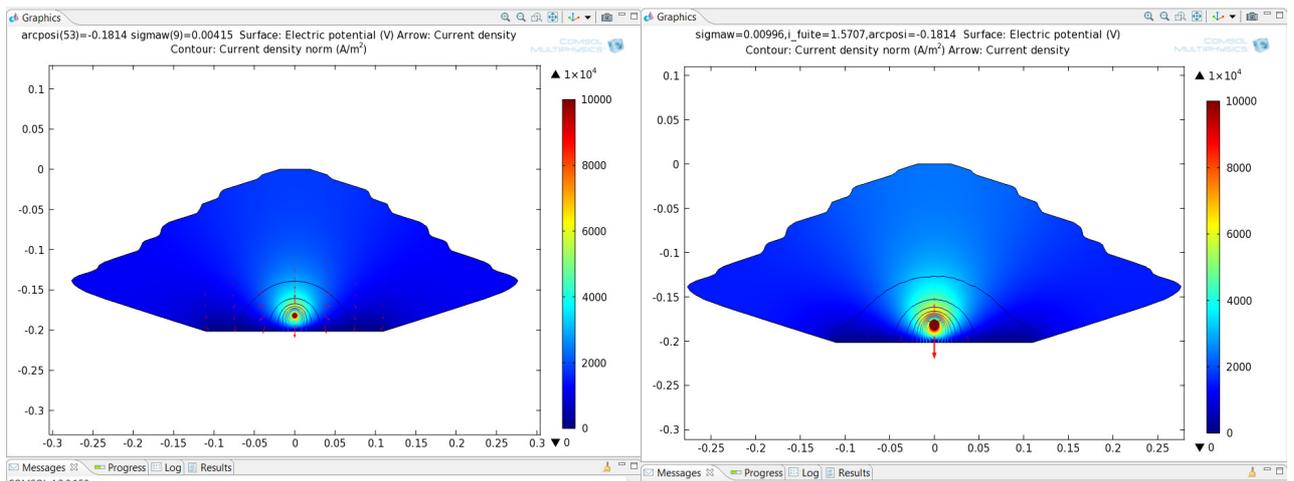
Il faut mentionner que l'évolution du courant de fuite I au cours de la propagation de l'arc électrique doit être recalculé à l'aide du modèle dynamique pour chaque position du pied d'arc qui est considéré comme surface équipotentielle [3]. La résistance de la couche de pollution R_{fem} est donc déterminée entre la surface du pied d'arc et l'électrode de masse (Capot) en calculant le courant de fuite obtenu pour une tension appliquée sur la surface équipotentielle du pied d'arc.



1- Pied de l'arc au début de la propagation



2- Pied de l'arc au milieu de la propagation



(a) 3- Pied de l'arc à la fin de la propagation (b)

Figure V.11 Propagation de l'arc le long de la surface polluée pour (a) rayon de l'arc constant $r_a = 3\text{mm}$ et (b) rayon de l'arc variable (équation V.14)

Pour la même position du pied d'arc, la résistance de pollution R_p est également calculée en utilisant l'équation V.5. Ensuite, le rapport ' n ' corrigé est déterminé pour chaque position en utilisant l'équation V.12. Les résultats obtenus montrent que le rapport ' n ' obtenu pour différentes valeurs de la conductivité de la couche polluée est quasiment constant pour toutes les positions du pied d'arc. La valeur moyenne de ' n ' est sensiblement égal à 2, ce qui conduit à la reformulation de la résistance de la couche de pollution durant la propagation de l'arc partiel de la manière suivante :

$$R_p = \frac{1}{\sigma_s} \sum_{i=1}^n \int_{l_i}^{l_{i+1}} \frac{dl}{\pi \cdot r(l)} \quad (\text{V.15})$$

L'équation V.15 met en évidence le fait que le nouvel angle θ est égale à π qui est inférieure à l'angle corrigé de $5\pi/4$ obtenu par l'expression de la résistance de la couche de pollution sans arc partiel. La figure V.12 présente une comparaison entre la résistance de la couche de pollution corrigée donnée par l'équation V.15 et celle obtenue par le modèle numérique pour une conductivité volumique égale à $8.3 \cdot 10^{-4}$ (S/m). Une meilleure précision est obtenue avec la formule corrigée de R_p par rapport à l'expression originale de la résistance de pollution utilisée par la majorité des chercheurs (équation V.5).

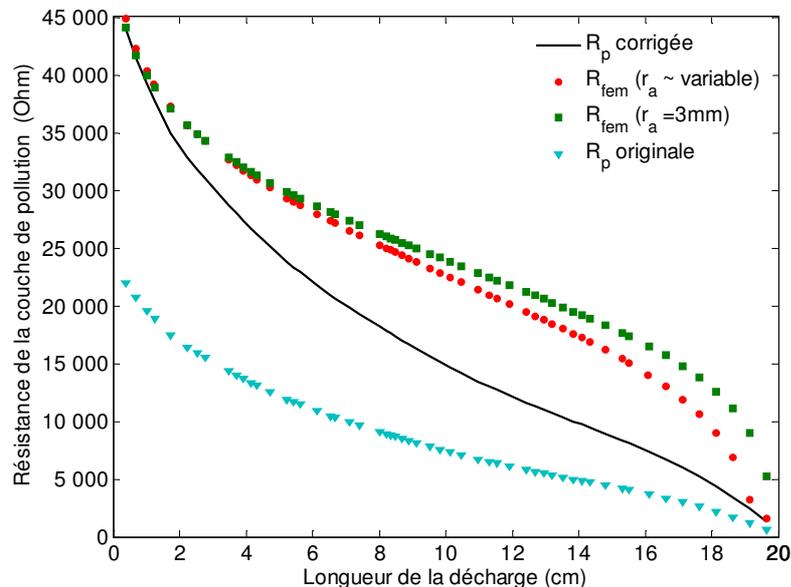


Figure V.12 Comparaison de la résistance de la couche de pollution en fonction de la longueur de l'arc

V.5 Validation de la formule corrigée de la résistance de pollution

V.5.1 Validation du modèle dynamique de contournement en courant continu

Afin de valider le modèle dynamique en courant continu basé sur la formule corrigée de la résistance de la couche de pollution, les tensions de contournement mesurées pour différentes solutions d'électrolytes en utilisant le dispositif expérimental ont été comparées aux celles prédites par le modèle dynamique de contournement. Les simulations ont été effectuées avec les deux formules corrigées de R_p obtenues sans arc partiel ($n = 1.6$ ou $\theta = 5\pi/4$) et avec l'arc partiel ($n = 2$ ou $\theta = \pi$). Les résultats obtenus pour différentes valeurs de la densité de dépôt de sel équivalent (ESDD) sont présentés sur la figure V.13. Nous pouvons observer une bonne concordance entre les résultats expérimentaux et ceux calculés par le modèle dynamique, en particulier pour la formule corrigée de la résistance avec $n = 2$ qui améliore la précision du modèle dynamique de contournement. Nous avons également représenté dans la même figure le modèle numérique en utilisant la résistance R_{fem} dans le modèle dynamique. Nous pouvons dire aussi que le modèle proposé s'accord bien avec le modèle numérique qui a été utilisé récemment par d'autres chercheurs [6, 7, 125, 127].

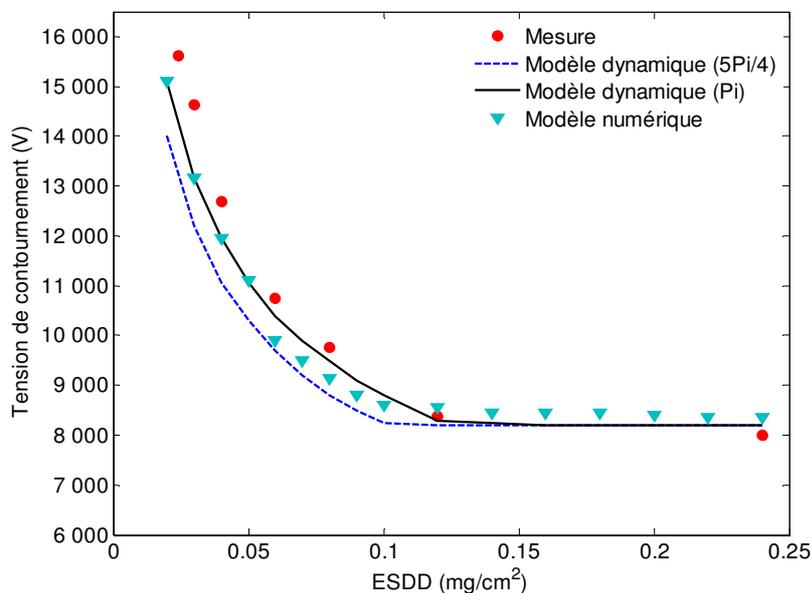


Figure V.13 Comparaison des résultats expérimentaux et théoriques de la tensions de contournement

La figure V.14 présente la comparaison entre les résultats théoriques de Wilkins [3], Rumeli [5], Sundarajan [26], Tunay [128], les résultats expérimentaux de Von Cron [129] et les résultats fournis par le modèle dynamique proposé [130] pour une chaîne de sept éléments de l'isolateur 7k3. cette comparaison montre que les valeurs de la tension critique de contournement calculées par le modèle proposé sont en bon accord avec celles trouvées par Von Cron, Wilkins et Sundarajan. Cependant, les résultats de la tension de contournement obtenus par le modèle de Rumeli basé sur la formule originale de la résistance de la couche de pollution présentent une différence significative avec ceux mesurés par Von Cron.

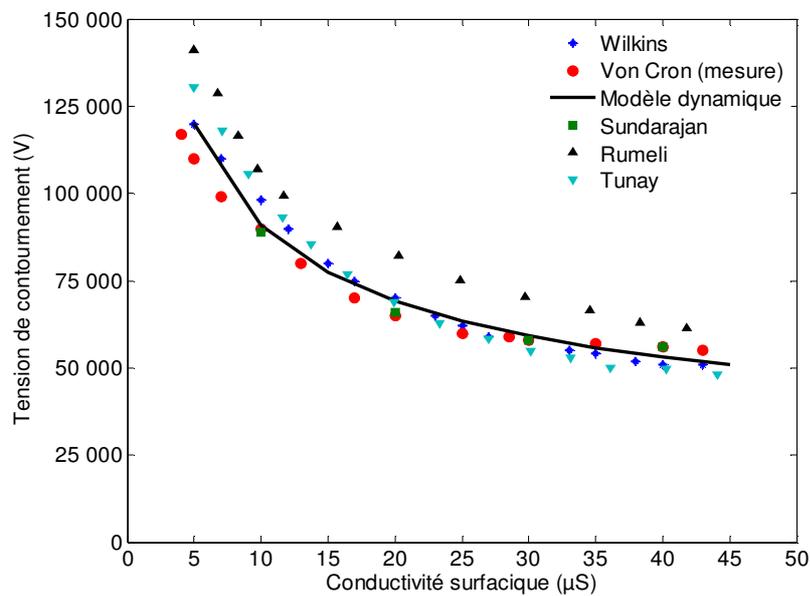


Figure V.14 Comparaison des tensions de contournement (pour sept unités de l'isolateur 7K3)

De la même manière, La comparaison des résultats de la tension critique de contournement du modèle proposé avec des résultats numériques, provenant du modèle d'Aydogmus [6] et expérimentaux de Rumeli et Nasser [5, 131] pour l'isolateur BSFT-9336 (figure V.15) a confirmé les mêmes observations faites pour l'isolateur 7K3. Le modèle élaboré a donné des résultats dans le même ordre de grandeur que les résultats expérimentaux obtenus par Rumeli et Nasser.

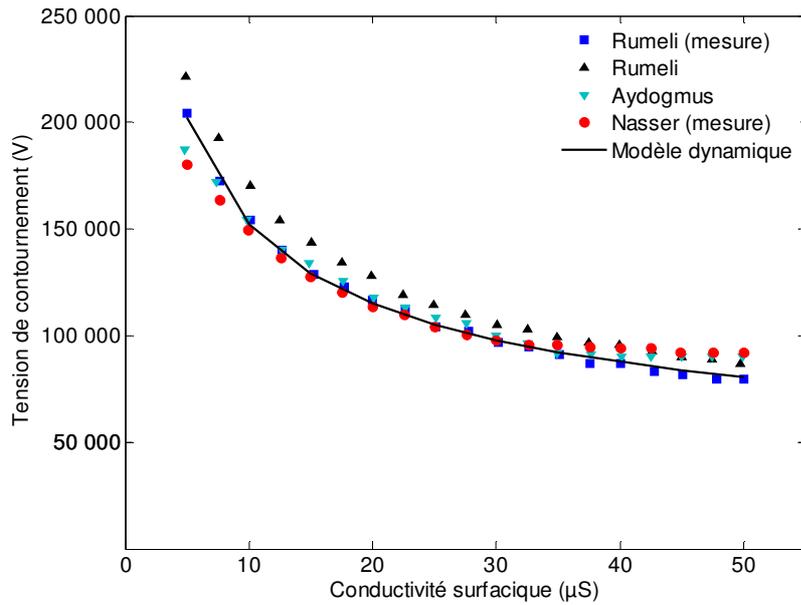


Figure V.15 Comparaison des tensions de contournement (pour neuf unités de l'isolateur BSFT-9336)

Conclusion

Ce travail a montré l'importance de la résistance de la couche de pollution dans la modélisation du phénomène de contournement des isolateurs pollués. D'après les résultats de calcul que nous avons obtenus, nous pouvons dire que la formule originale de la résistance de la couche de pollution basée sur le facteur de forme ne modélise pas la non-uniformité de la densité du courant en présence d'un arc partiel établi sur la surface polluée de l'isolateur réel. De plus, la formule de la résistance de pollution de Wilkins qui prend en considération l'effet de la constriction des lignes de courant n'est pas adéquate pour les géométries complexes. Pour pallier à cette limitation des modèles fondés sur la formule originale de la résistance de pollution et celle de Wilkins, nous avons proposé une nouvelle formulation de la résistance de la couche de pollution qui combine les avantages de ces dernières.

La formule de la résistance de la couche de pollution proposée a été mise en application dans un modèle dynamique existant pour déterminer la tension critique de contournement. Ce dernier est validé en utilisant des résultats expérimentaux et théoriques rapportés dans la littérature.

La comparaison a été faite pour différents types d'isolateurs et une bonne concordance a été obtenue qui valide la nouvelle formulation de la résistance de la couche de pollution.

La formule proposée pourrait être utilisée pour améliorer les modèles dynamiques de contournement qui sont basés sur le modèle ouvert de l'isolateur réel et le facteur de forme afin de fournir les outils utiles pour la conception des isolateurs consacrés aux secteurs pollués.

CONCLUSION GENERALE

Dans le cadre de cette thèse, nous avons étudié le phénomène de contournement des isolateurs pollués des lignes haute tension. En particulier, nous nous sommes intéressés à la formulation de la résistance de la couche de pollution, l'estimation des paramètres de l'arc par l'approche d'optimisation par essaim de particules (PSO) et la prédiction de la tension critique de contournement en utilisant deux approches hybrides différentes, neuro-floue de type Takagi Sugeno (TK) appelée aussi système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS) et les machines à vecteurs de support à moindres carrés (LS-SVM) basé sur l'heuristique PSO (LSSVM-PSO).

Un modèle mathématique de contournement en courant continu (DC) permettant de déterminer la tension critique de contournement a été adopté. Celui-ci est basé sur le modèle d'Obenaus et utilise les caractéristiques géométriques de l'isolateur tels que : le diamètre, le pas de l'isolateur, la ligne de fuite, le facteur de forme et la sévérité de pollution. L'avantage de ce modèle est qu'il donne la possibilité de calculer la tension critique de contournement pour des configurations de géométries complexes, en particulier l'isolateur réel.

La simplicité de ce modèle nous a permis de proposer plusieurs approches intelligentes, ces approches peuvent être des méthodes d'optimisation permettant de déterminer selon les besoins les paramètres nécessaires dans les modèles de contournement, comme peuvent être des méthodes d'intelligence artificielle en généralisant ces modèles.

L'approche d'optimisation par essaim de particules (PSO) est considérée comme l'une des meilleures méthodes d'optimisation, cette dernière a été utilisée pour trouver les paramètres optimaux de l'arc de contournement. Les résultats de simulation obtenus, montrent que les valeurs calculées de la tension critique de contournement par le modèle mathématique combiné avec l'approche PSO sont en bon accord avec les valeurs expérimentales de Zhicheng et Topalis. Il est aussi important de noter que les performances de l'approche PSO sont supérieures à celles de la méthode des algorithmes génétiques (GA). En effet, PSO est simple à mettre en œuvre que GA qui possède des opérations évolutionnaires (sélection, croisement, mutation) et son exécution conduit à l'obtention de très bons résultats, rapidement et efficacement avec peu de paramètres à ajuster.

Dans le but de bénéficier des avantages des réseaux de neurones (ANN) avec leurs capacités d'apprentissage et de la logique floue (FL) avec sa capacité de traiter les données imprécises, nous avons proposé une approche hybride neuro-floue (ANFIS) pour la prédiction de la tension critique de contournement. Les résultats obtenus par l'approche ANFIS sont plus performants par rapport à ceux trouvés par le réseau de neurones (ANN). Ceci est justifié par le coefficient de détermination (R^2) permettant d'évaluer les performances de l'approche entre

les valeurs estimées et réelles de la tension de contournement. La valeur de R^2 obtenu par l'approche ANFIS est de 0,9888, elle est acceptable et supérieure à celle trouvée par ANN. Il faut noter que la valeur maximale de R^2 est 1. Malheureusement, cette approche est très coûteuse en temps de calcul pour l'apprentissage lorsque le nombre de fonctions d'appartenances est supérieur à deux.

Bien que les LS-SVM démontrent une bonne efficacité et des performances attrayantes dans plusieurs domaines, une définition appropriée de leurs hyper-paramètres, au préalable demeure une tâche cruciale pour assurer leur bon fonctionnement. Pour cette raison, nous avons proposé une approche hybride (LSSVM-PSO) basée sur les machines à vecteurs de support à moindres carrés et l'heuristique PSO permettant de prédire la tension critique de contournement. Les LS-SVM sont utilisées pour faire une approximation de la relation entre les paramètres géométriques de l'isolateur et l'estimation de la tension critique de contournement en se basant sur le modèle mathématique. L'heuristique PSO avec sa capacité d'exploration a servi pour sélectionner les hyper-paramètres des LS-SVM, à savoir le paramètre de régularisation qui règle le compromis entre la complexité du modèle et le degré de tolérance, et le paramètre de la fonction noyau à base radiale (RBF) la plus utilisée. En général, les fonctions noyaux consistent à projeter les données qui sont initialement non linéairement séparables dans un autre espace de dimension plus élevée où elles peuvent le devenir.

Les résultats montrent que l'approche LSSVM-PSO est plus efficace dans la prédiction de la tension critique de contournement que les méthodes ANN, FL et l'approche ANFIS, ces résultats montrent aussi l'importance et l'intérêt de l'heuristique PSO dans l'amélioration des performances de l'estimateur LS-SVM. La validation de l'approche hybride proposée a été justifiée par les indices d'évaluation : l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) et le coefficient de détermination (R^2). Nous pouvons affirmer en plus qu'à part son originalité, son potentiel et son universalité d'application, l'approche LSSVM-PSO pourrait être considérée comme un pas de plus en avant dans le domaine de recherche du phénomène de contournement des isolateurs pollués, particulièrement la prédiction de la tension critique de contournement.

Une nouvelle formulation de la résistance de la couche de pollution permettant d'améliorer les modèles dynamiques a été proposée. Celle-ci combine la forme complexe de l'isolateur et l'influence de la constriction des lignes de courant dans la couche de pollution. La forme complexe de l'isolateur a été remplacée par un modèle développé, appelé également modèle ouvert. L'avantage de ce dernier est qu'il donne la possibilité de mesurer facilement la

résistance de pollution en conservant les mêmes caractéristiques de l'isolateur réel, en particulier la ligne de fuite. Ceci a été réalisé par le dispositif expérimental, ce dispositif a pour rôle de garantir un accord entre la résistance de pollution mesurée et numérique basée sur la méthode des éléments finis. La limitation du dispositif expérimental résulte du fait qu'il est incapable de mesurer la résistance de pollution durant la propagation de la décharge. De ce fait, l'utilisation de la méthode des éléments finis (FEM) dans l'intention de déterminer la résistance de pollution pendant l'évolution de la décharge est indispensable dans ce cas.

La particularité du modèle ouvert par rapport aux autres modèles simplifiés des isolateurs réels, notamment les modèles rectangulaires est qu'il permet de modéliser une distribution non-uniforme des lignes de courant dans la couche conductrice de pollution déposée sur ce dernier. En présence d'un arc partiel établi à la surface conductrice du modèle ouvert, la densité du courant due à la constriction des lignes de courant autour du pied de l'arc augmente et la résistance de la couche de pollution devient, dans cette situation plus pratique, car elle est influencée par la constriction des lignes de courant durant la propagation de l'arc partiel.

La nouvelle formule de la résistance de la couche de pollution a été établie en se basant sur un angle correctif responsable de la zone d'influence de la constriction des lignes de courant ou également la zone active de pollution.

À l'aide de cette nouvelle formulation de la résistance de pollution, nous pouvons améliorer les modèles dynamiques prédictifs de la tension de contournement sans recourir à la formule complexe de Wilkins et celle invariable durant la propagation de la décharge basée sur le facteur de forme.

Un modèle dynamique en courant continu existant permettant de prédire la tension critique de contournement a été amélioré par la formule de la résistance de pollution proposée.

Les résultats obtenus par ce modèle sont comparés avec des données expérimentales de Von Cron, Rumeli et Nasser. L'accord dans les résultats suggère que la formule de la résistance de pollution proposée est très utile dans l'amélioration des modèles dynamiques prédictifs de la tension de contournement. Les résultats ainsi obtenus permettront d'améliorer la conception et le design des isolateurs afin d'accroître leur performance diélectrique dans les régions polluées.

Nos approches ouvrent de nombreuses perspectives. Nous avons par exemple :

- Étendre le modèle dynamique basé sur la nouvelle formulation de la résistance de la couche de pollution du DC au AC en ajoutant la condition de réamorçage de l'arc.

- Généraliser le modèle dynamique en utilisant les approches de l'intelligence artificielle mentionnées auparavant, notamment l'approche hybride LSSVM-PSO.
- Vérifier la validité de la formule de la résistance de pollution proposée dans l'amélioration des modèles dynamiques proposés dans la littérature.
- Trouver les paramètres optimaux nécessaires au modèle dynamique tels que : les paramètres initiaux (U , μ , dU et dt), les caractéristiques de l'arc (A et n) et l'angle correctif (θ) par l'heuristique PSO.

BIBLIOGRAPHIE

-
- [1] M. El-A. Slama, A. Beroual and H. Hadi, "Analytical Computation of Discharge Characteristic Constants and Critical Parameters of Flashover of Polluted Insulators", *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, Vol. 17, No. 6, pp. 1764-1771, December 2010
 - [2] Woodson H. H. and McElroy A. J., "Insulators with Contaminated Surfaces Part II: Modeling of Discharge mechanisms", *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, Vol. PAS-89, No. 8, pp. 1858-1867, 1970
 - [3] R. Wilkins, "Flashover Voltage of High Voltage Insulators with Uniform Surface-Pollution Films", *Proc. IEE*, Vol. 116, pp. 457-465, 1969
 - [4] G. Zhicheng, and Z. Renyu, "Calculation of dc and ac Flashover Voltage of Polluted Insulators", *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, Vol. 25, pp. 723-729, 1990
 - [5] A. Rumeli, M. Hizal and Y. Demir, "Analytical Estimation of Flashover Performances of Polluted Insulators", 1st International Symposium on Pollution Performance of Insulators and Surge Diverters, Madras, India, Vol. 1.02, pp. 01-06, 1981
 - [6] Z. Aydogmus, M. Cebeci, "A New Flashover Dynamic Model of Polluted HV Insulators". *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, Vol. 11, No. 4, pp. 577-584; August 2004
 - [7] C. Volat, M. Farzaneh and N. Mhaguen, "Improved FEM models of one- and two-arcs to predict AC critical flashover voltage of icecovered insulators", *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, Vol.18, pp.393-400, 2011
 - [8] A.S. Farag, "Estimation of polluted insulators flashover time using artificial neural networks", *IEEE. Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference, Conf. Record*, pp. 184-192. 1997
 - [9] V.T. Kontargyri, A.A. Giaketsi, and all, "Design of an artificial neural network for the estimation of the flashover voltage on insulators", *Elsevier Electric Power Systems Research* 77, October 12, pp. 1532-1540. 2007
 - [10] K. Erenturk, "Adaptive-network-based fuzzy inference system application to estimate the flashover voltage on insulator", *Instrumentation Science & Technology* 37, No. 4, pp. 446-461. 2009
 - [11] G.E. Asimakopoulou, V.T. Kontargyri, G.J. Tsekouras, Ch. N. Elias, F.E. Asimakopoulou and I.A. Stathopoulos. "A fuzzy logic optimization methodology for the estimation of the critical flashover voltage on insulators", *Electric Power Systems Research*, 81, pp. 580-588. 2011
 - [12] M.T. Gencoglu and Murat Uyar, "Prediction of flashover voltage of insulators using least squares support vector machines", *Expert Systems with Applications*, Vol.36, pp. 10789-10798. 2009
 - [13] B. Zegnini, A.H Mahdjoubi and M. Belkheiri, "A Least Squares Support Vector Machines (LS-SVM) Approach for Predicting Critical Flashover Voltage of Polluted Insulators". *IEEE Conf. CEIDP. Cancun, Mexico*. pp. 403-406. Oct. 2011
 - [14] I.F. Gonos, F.V. Topalis and I.A. Stathopolo., "Genetic algorithm approach to the modelling of polluted insulators", *IEE Proceedings Generation Transmission and Distribution*, Vol.149, No. 3, pp. 373-376. 2002

-
- [15] M. R. Salimian and H. Javadi, "Optimization of Insulator Shape Using GA and HGAPSO Methods", *Balkan Journal Of Electrical & Computer Engineering*, Vol.2, No. 3. 2014
- [16] R.Matsuoka, S.Ito K. Sakanishi and K. Naito, "Flashover on Contaminated Insulators with different diameters", *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, Vol.26 No. 6, December 1991
- [17] R. Sundararajan and R.S.Gorur, "Effect on Insulator profiles on DC flashover Voltage under Polluted conditions", *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, Vol.1 No. 1, Février 1994
- [18] Le Roy et Cie, "Propriétés diélectriques de l'air et très haute tensions collection de la direction des études et recherches d'électricité de France, Paris 1984
- [19] T.C Chen and H.I.M. Nour, "A study on Profile of HVDC Insulators", *IEEE Trans.on Elect.Insul*, Vol.24, No. 1, pp.113-117, Februray1989
- [20] T. Matsumoto, M. Ishi, T. Kawamura, "Optoelectronic measurement of partial arcs on contaminated surface", *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, Vol. 19, pp 531-548, 1984
- [21] Shahab Farokhi, "Mecanismes de propagation de l'arc électrique a la surface de glace ", These de doctorat, UQAC, Quebec, Canada, Decembre 2010
- [22] P. Claverie and Y. Porcheron, "How to Choose Insulators for Polluted Areas", *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, Vol. 92, N° 3, pp. 1121-1131, 1973
- [23] M. Tegar, "Etude Mathématique des Mécanismes de Développement des Décharges Electrique sur des Isolateurs Installé en Régions Polluées", Mémoire de Magister, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Algérie, Juillet 1993
- [24] A.S.A. Farag, F.M. Zedan and T. Cheng, "Analytical Studies of HV Insulators in Saudi Arabia Theoretical Aspects", *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, Vol.28 No. 3, pp. 379-392, June 1993
- [25] N. Dhahbi Megriche, A. Beroual and L. Krahenbuhl, "A New Proposal Model for Flashover of Polluted Insulators", *J. Phys. D: Appl. Phys.*, Vol. 30, pp. 889-894, 1997
- [26] R. Sundararajan and R. S. Gorur, "Dynamic Arc Modeling of Pollution Flashover of Insulators under dc Voltage", *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, Vol. 28, pp. 209-218, 1993.
- [27] S. Anjana and C. S. Lakshminarasmha, "Computed of Flashover Voltages of Polluted Insulators Using Dynamic Arc Model", 6th International Symposium on High Voltage Engineering, paper. 30.09, New Orleans, USA, 1989
- [28] A. Mekhaldi, "Etude des Phénomènes de Conduction et de Décharge Electrique sur des Surfaces Isolantes Polluées sous Tension Alternative 50Hz", Thèse de Doctorat d'Etat, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Décembre 1999
- [29] A.K. Mujundar, N.Vasudev and K.N. Ravi Channakeshava, "Pollution Test Method of Insulators Under DC Voltage Using Dust Chamber", 9th international symposium on high voltage engineering, 28 Aout-1 September 1995
- [30] F.Obenaus, "Die Vbersehlagspannung Verwhmutrter isolatoren", *ETZ*, Vol.56, pp. 369-370. 1935

-
- [31] G. Neumarker, "Verschmutzungszustand und Kriechweg", Monatsber. D. Deut. Akad, Wiss., Berlin, Vol.1, pp. 352-359, 1959
- [32] H.Nacke, "Stabilitat der Fremdschichtenladungen und Theorie des remdschichtubers-chlegs", ETZ-A, No.16, pp.577-585, 1966
- [33] O. Mayer, "Beitrag zur Theorie der Statischen und der Dynamishchen Litchbogens", Arch. f. Elektrotechnik, Vol 37, pp. 588-608, 1943
- [34] R. Sundararajan and R.S Gorur, "Computer Aided Design of Porcelain Insulators under Polluted Condition", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol.2, No. 1, pp. 121-127, February 1995
- [35] F. A.M. Rizk, "Mathematical Models for Pollution Flashover", Electra, Vol.78, pp. 71-103, 1981
- [36] H. Hadi, "Étude expérimentale et modélisation de l'influence de la constitution chimique et de la répartition de la pollution sur le contournement des isolateurs haute tension", Thèse de Docteur d'Etat, Université USTO, Algérie. Mai 2002
- [37] S. Flazi, "Etude du Contournement Electrique des Isolateurs Haute Tension Pollués Critère d'Elongation de la Décharge et Dynamique du Phénomène", Thèse de Doctorat d'Etat, Université Paul Sabatier, Toulouse, 1987
- [38] S. Flazi, A. Ouis and N. Boukhenoufa, "Resistance of pollution in equivalent electric circuit of flashover", IET Gener. Transm. Distrib., Vol.1, No. 1, pp. 183-188; January 2007
- [39] S. Flazi, N. Boukhenoufa and A.Ouis, "Critical Condition of DC Flashover on a Circular Sector Model", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol.13, No. 6, pp. 1335-1341; December 2006
- [40] M. Hamouda, S. Flazi, "study of the pollution resistance in front of the flashover discharge on a disk model", Acta Electrotechnica et Informatica Vol.8, No. 3, PP.57-60, 2008.
- [41] H. Hadi and S. Flazi, "New approach of determination of the pollution resistance of an insulator in presence of an electric discharge", IEEE Conf. Electr. Insul. Dielectr. Phenomena (CEIDP), pp.387-390, 2003
- [42] M. Marich, "Modélisation dynamique du contournement des isolateur polluée", Mémoire de magister, Université USTO, Algérie 2006
- [43] R.Y.Amer, "Performance of suspension insulators under flashover conditions", IEEE, Inter. Conf. Over. Line Design and Construction, 1989
- [44] S. A. Bessedik, "Modélisation des isolateurs pollués des lignes haute tension", Mémoire de magister, Université USTO, Algérie 2008
- [45] A. Hamza Slamet, "Contribution à l'étude du modèle développé d'un isolateur pollué", Mémoire de magister, Université USTO, Algérie 2012
- [46] R. Wilkins and A. A. J. Al-Baghdadi, "Arc Propagation Along an Electrolyte Surface", Proc IEE, Vol.118, No. 12, pp. 1886-1894, December 1971

-
- [47] A. M. Rahal and C. Huraux "Flashover Mechanism of High Voltage Insulators", IEEE, Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol.98, No. 6, pp. 2223-2230, 1979
- [48] S. Hesketh, "General Criterion for the Prediction of Pollution Flashover", Proc IEE, Vo.114, No. 4, pp.531-532, April 1967
- [49] B. F. Hampton, "Flashover Mechanism of Polluted Insulator ", Proc IEE, Vol.03, No. 5, pp. 985-990 May 1964
- [50] P. S. Ghosh and N. Chatterjee, "Arc propagation over Electrolytic Surfaces under Power Frequency Voltage", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol.3, No. 4, pp. 529-536, August 1996
- [51] K.A. De Jong, "Learning with genetic algorithms: an overview", Machine learning Vol.3, pp. 121-138, 1988
- [52] J.H. Holland, "Adaptation in Natural and Artificial Systems", University of Michigan Press, Ann Arbor, Michigan, 1975
- [53] G. Balmiss, "Les algorithmes génétiques", Septembre 2002
- [54] C. Bonemps, "Principe Mathématiques et Utilisation des Algorithmes Génétiques", Rapport Techniques, 1995
- [55] M.B. Nathalie and J.A. Désidéri, "Numerical Solution of Optimization Test-Cases by Gentic Algorithms", Rapport de recherché, No 3622, 1999
- [56] A. Tolba, Commande des Systèmes d'Energie de Puissance par des Approches Heuristiques Modernes, Mémoire de Magister, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 2005
- [57] J. Kennedy, R C. Eberhart, "Particle swarm optimization", Proceedings of IEEE Inter. Conf. on Neural Networks, Perth, Australia, pp. 1942-1948. 1995
- [58] M.I. Aouad. "Conception d'algorithmes hybrides pour l'optimisation de l'énergie Mémoire dans les systèmes embarques et de fonctions multimodales", Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy, Juillet 2011
- [59] Y. Shi, R. C. Eberhart. "A modified particle swarm optimizer", IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 1998), IEEE Computer Society, pp 69-73, 1998
- [60] IEEE Committee Report, "Tutorial on Modern Heuristic Optimization Techniques with Applications to Power Systems", IEEE Power Engineering Society, 02-TP-160, 2002
- [61] M. Cherif. "Capacité d'une mémoire associative a fonction de sortie chaotique", Mémoire de maîtrise, Université du Québec à Montréal, Décembre 2010
- [62] S.A Bessedik, H.Hadi, "Dynamic Arc Model of the Flashover of the Polluted Insulators", IEEE Conf. Electr. Insul. Dielectric Phenomena CEIDP. Cancun, Mexico. pp 550-554. 2011
- [63] D.C. Chaurasia, "Scintillation modelling for insulator strings under polluted conditions", 1th Int. Symp. On High Voltage Engineering, London, Vol. 4, pp. 1-2. 1999

-
- [64] P.S. Ghosh, and N. Chatterjee, "Polluted insulators flashover model for AC voltage", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol.2, No. 1, pp. 128-136. 1995
- [65] I.F. Gonos, F.V. Topalis and I.A. Stathopoulos, "A model for the determination of the dielectric strength of non-uniformly polluted insulators", Int. Conf. on Power and Energy Systems: Las Vegas, USA, pp. 472-476, 8-10 Nov. 1999
- [66] R.J. Xavier and Y.N. Rao, "Study of surface conductivity and E.S.D.D. on contaminated porcelain insulating surfaces", Presented at 5th international symposium on High voltage engineering, Braunschweig, Vol.11, Paper 51.12 .1987
- [67] F.V. Topalis, I.F. Gonos, I.A. Stathopoulos., "Dielectric behaviour of polluted porcelain insulators", IEE Proceedings Generation Transmission and Distribution Vol.148, pp. 269-274. July.2001
- [68] L. L. Alston and S. Zoledziowski, "Growth of Discharges on Polluted Insulation", Proc. IEE, Vol.110, No. 7, pp. 1260-1266, 1963
- [69] D. C. Jolly, "Contamination Flashover, Part I: Theoretical Aspects". IEEE, Trans. on Power Apparatus and Systems Volume: Vol.91, pp. 2437-2442, Dec 1972
- [70] E. H. A. M. Rahal, "Sur les Mécanismes Physiques du Contournement des Isolateurs Haute Tension", Thèse de Doctorat Es-Sciences Physiques, Université Paul Sabatier, Toulouse, France, 1979
- [71] Guan Zhanga and Zhang Renyu, "Calculation of dc and ac Flashover Voltage of Polluted Insulators". IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol.25, No. 4, pp. 723-728, 1990
- [72] D.A. Swift, "Flashover of Polluted Insulators: Electric Field in the arc", 6th International Symposium of High Voltage Engineering, New Orleans, USA, paper 30.10, 1989
- [73] S. Gopal, Y. N. Rao, "Flashover phenomena of polluted insulators", IEE Proc. Vol.131, No. 4, pp. 140-143, July 1984
- [74] J. Zhang and M. Farzaneh, "Propagation of AC and DC Arcs on Ice Surfaces", Xavier Vol.7, No. 2, pp. 269-276, 2000
- [75] X. Chen, "Modeling of Electrical Arc on Ice Surfaces", Thèse de Doctorat, UQAC, Ecole Polytechnique de Montréal, Québec, Canada, Février 2000
- [76] B. Zegnini, M. Belkheiri, A. Smaili and D. Mahi, "Estimation of Arc Parameters for Pollution Flashover of High Voltage Insulators Using Genetic Algorithms", 7th National Conf. on High Voltage CNHT'09, Univ.Djillali Liabes, Sidi-bel-Abbes, April 2009
- [77] M. Marich, H.Hadi, "Calcul de la tension de contournement par la méthode de l'analyse dimensionnelle", Icel'05, USTO, Oran. 2005
- [78] S.A Bessedik, H.Hadi, "Particle swarm optimization technique for the estimation of arc parameters for pollution flashover", 9ème Conférence Nationale sur la Haute Tension, CNHT'2013, Univ. laghouat. Avril 2013

-
- [79] S.A Bessedik, H.Hadi, "Genetic algorithm and particle swarm optimization approaches to estimate the arc parameters for pollution flashover", The 1st Workshop on the Pollution of Power Networks Insulators, CNHT'2013, Univ. Oran USTO, Avril 2013
- [80] W. McCulloch and W. Pitts., "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bulletin of Mathematical Biophysics", Vol.7. pp. 115-133, 1943
- [81] Chen, C.C. Wong, "Self-generating rule-mapping fuzzy controller design using a genetic algorithm", IEE Proceedings on Control Theory and Applications. Vol. 49. pp. 143-148, 2002
- [82] K. Hornik, M. Stinchcombe and H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators", Neural Networks Vol.2, No. 5, pp. 359-366, 1989
- [83] G. Cybenko, "Approximation by superpositions of a sigmoidal function. Mathematics of Control", Signals and Systems Vol.2, pp. 303-314, 1989
- [84] P.S. Sastry, G. Santharam and K.P. Unnikrishnan, "Memory neuron networks for identification and control of dynamical systems", IEEE Trans. on Neural Networks Vol.5, No. 2, pp. 306-319, 1994
- [85] K.F. Man, and W.A. Halang, "Genetic algorithms for control and signal processing", In: Proceedings of the 23rd Inter. Conf. on Industrial Electronics, Control and Instrumentation. Vol. 4. New Orleans, LA, USA. pp. 1541-1555, 1997
- [86] D.E. Rumelhart and J. L. McClelland, "Parallel Distributed Processing : Explorations in the Microstructure of Cognition", M.I.T. Press, Vol.1, 1986
- [87] M.T. Hagan and M.B. Menhaj, "Training feedforward networks with marquardt algorithm". IEEE Trans. On Neural Networks, Vol.5, No. 6, pp. 989-993, 1994
- [88] G.D. Magoulasb, M.N. Vrahatis and G.S. Androulakis, "Improving the convergence of the backpropagation algorithm using learning rate adaptation methods", Neural Computation Vol.11, pp. 1769-1796, 1999
- [89] T.P. Vogl, J.K. Mangis, A.K. Zigler, W.T. Zink and D.L. Alkon, "Accelerating the convergence of the back-propagation method. Biological Cybernetics", Vol. 59, pp. 256-264, 1988
- [90] Ouahib GUENOUNOU, "Méthodologie de conception de contrôleurs intelligents par l'approche génétique : application à un bioprocédé", Thèse de doctorat, Université Toulouse III - Paul Sabatier, 2009
- [91] C. Bishop, "Neural networks for pattern recognition", Oxford University Press, 1995
- [92] Ammar Mohamed Yessin, "Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition Batch/Continu", Thèse de Doctorat, I.N.P. Toulouse, 17 juillet 2007
- [93] E.H. Mamdani, and S. Assilian, "An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller". International Journal of Man-Machine Studies Vol.7, No. 1, pp. 1-15, 1975

-
- [94] E.Kim, M. Park, S. Ji and M. Park, "A new approach to fuzzy modeling", IEEE Transactions on Fuzzy Systems Vol.5, No. 3, pp. 328-337, 1997
- [95] Wang, L. et R. Langari, "Complex systems modeling via fuzzy logic". IEEE Trans. On Systems, Man, And Cybernetics-Part B: Cybernetics Vol.26, No. 1, pp.100-106, 1996
- [96] L.A Zadeh, "fuzzy sets", Informatic and Control, Vol.8, pp. 338-353, 1965
- [97] W. Pedrycz, and L.A. Zadeh, "Fuzzy Set Engineering", CRC Press. Boca Raton, USA, 1995
- [98] G.J. Klir and B. Yuan, "Fuzzy sets and fuzzy logic: theory and applications". Prentice-Hall. Inc. Upper Saddle River, NJ, USA, 1994
- [99] J.S.R. Jang, "ANFIS Adaptive network based fuzzy inference system". IEEE transactions on systems. Man Cybern., Vol.23, No.3, pp. 665-683, 1993
- [100] J.S.R. Jang and C.T. Sun, "Neuro-Fuzzy modeling and control", Proceedings of the IEEE, Vol.83, No. 3, pp.378-406, 1995
- [101] M. Sugeno, G.T. Kang, "Structure identification of fuzzy model", Fuzzy Sets and Systems, Vol.28, pp. 15-33, 1988
- [102] T. Takagi, M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control", IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. Vol.15, pp.116-132, 1985
- [103] K. Ikonomou, G. Katsibokis, G. Panos and I.A. Stathopoulos, "Cool fog tests on artificially polluted insulators", 5th Intern. Symp. on HV Engineering, Braunschweig, vol.2, paper 52.13, 1987
- [104] IEC 507, Artificial pollution tests on high-voltage insulators to be used on AC systems, 1991
- [105] S.A Bessedik, H.Hadi, "Prediction of flashover voltage of insulators using adaptive neuro-fuzzy inference system", Journal of Electric Engineering JEE, No 3, September 2013
- [106] G.H. Asimakopoulou, V.T. Kontargyri, G.J. Tsekouras, F.H. Asimakopoulou, I.F. Gonos, I.A. Stathopoulo. : ANN optimization methodology for the estimation of the flashover voltage on insulators. IET Science, Measurement & Technology, pp. 90-104, January 2009
- [107] V. Vapnik. Statistical Learning Theory. Willey, 1998
- [108] Grégory Mallet, "Méthodes statistiques pour la prédiction de température dans les composants hyperfréquences", Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Rouen, Informatique, 25 Octobre 2010
- [109] B. Scholkopf and A. J. Smola, "Learning with Kernels Support Vector Machines", Regularization, Optimization, and Beyond. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 2001
- [110] S. Boyd and L. Vandenberghe, "Convex Optimization", Cambridge University Press, March 2004
- [111] J. Mercer, "Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations", Philos. Trans. Roy. Soc. London, 1909

-
- [112] J. A. K. Suykens and J. Vandewalle, "Least squares support vector machine classifiers", *Neural Processing Letters*, Vol 9, No. 3, pp. 293-300, June 1999
- [113] J.A.K. Suykens, L. Lukas, and J. Vandewalle, "Sparse approximation using least squares support vector machines", In *IEEE International Symposium on Circuits and Systems ISCAS'2000*, pp. 757-760, 2000
- [114] LS-SVM Toolbox, version 1.8, 2009, <http://www.esat.kuleuven.ac.be/sista/lssvmlab>
- [115] S. A. Bessedik and H.Hadi, "Prediction of flashover voltage of insulators using least squares support vector machine with particle swarm optimisation", *Elsevier, Electric Power Systems Research* Vol.104, pp. 87-92, June 2013
- [116] S.Chakravorti and H.Steinbigler, "Capacitive- resistive Field Calculation Around a HV Insulator Using Boundary Element Method", *10th International Symposium on HV Engineering*, pp. 25-29, Canada, August 1997
- [117] V.T. Kontargyri, I.F. Gonos, N.C. Ilija and I.A. tathopoulos, "Simulation of the Electric Field on Composite Insulators Using the Finite Elements Method", *Proceedings of the 38th International Universities Power Engineering Conference (UPEC 2003)*, Thessaloniki, Greece, pp. 65-68, September 2003.
- [118] W. Onchantuek, B. Marungsri, A. Oonsivilai and K.Thanatchai, "Comparison of Electric Field and Potential Distributions on Silicone Rubber Polymer Insulators under Clean and Various Contamination Conditions Using Finite Element Method", *Wseas Trans. on Power Systems*, Vol.4, No. 2, pp. 67-83, February 2009
- [119] R. Bte Hamdan, "Electric Field Study of Silicon Rubber Insulator Using Finite Element Method (Slim)", *Master of Engineering (Electrical Power)*, Faculty of Electrical Engineering, University Teknologi of Malaysia, April 2006
- [120] K.H. Huebner, "The finite element method for engineers", Éditions John Wiley and Sons, p. 500, Toronto. 1975
- [121] A.J. Davide, "The finite element method: a first approach", Éditions Clarendon Press, p. 287, Toronto. 1980
- [122] D.S. Burnett, "Finite element analysis: from concepts to applications", Éditions Addison-Wesley, p. 844, Don Mills. 1987
- [123] A.J. Baker and D.W. Pepper, "Finite elements 1-2-3", Éditions McGraw-Hill, p.341, Montréal. 1991
- [124] G. Dhatt and G. Touzot, "Une présentation de la méthode des éléments finis", Maloine S.A. Editeur, Paris, 1984
- [125] Nisrine Mhaguen, "Développement de modèles dynamiques de prédiction de la tension critique de contournement des isolateurs recouverts de glace basés sur la méthode des éléments finis", *Mémoire de maîtrise*, Université du Québec à Chicoutimi UQAC, Janvier 2011

-
- [126] COMSOL Multiphysics User's Guide, version 3.4a, Burlington, Ma., COMSOL Inc., Novembre 2008
- [127] M. Jabbari, C. Volat and M. Farzaneh, "A New Single-arc AC Dynamic FEM Model of Arc Propagation on Ice Surfaces", IEEE, 31st Electr. Insul. Conf. (EIC), Ottawa, Canada, pp. 360-364, 2013
- [128] M. G. Tunay and M. Cebeci, "The pollution flashover on high voltage insulators", Elsevier, Electric Power Systems Research, Vol.78, pp.1914-1921, 2008
- [129] H. Von Cron and W. Estorff, "The HV insulator as a problem of extraneous films", E.T.Z, pp. 1260-1266, 1952
- [130] S. A. Bessedik, H. Hadi, C. Volat and M. Jabbari, "Refinement of Residual Resistance Calculation Dedicated to Polluted Insulator Flashover Models", IEEE Transactions on dielectrics and electrical insulation, IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol. 21, pp.1207-1215, 2014
- [131] E. Nasser, "Contamination Flashover of Outdoor Insulation", Electrotechnik & Automation (ETZ-A), Vol. 93, pp. 321-325, 1972

ANNEXE

Tableau A.1 Paramètres géométriques de plusieurs isolateurs utilisés dans le modèle mathématique

$D_m(cm)$	$H(cm)$	$L_f(cm)$	F
26.8	15.9	33.0	0.79
26.8	15.9	40.6	0.86
25.4	16.5	43.2	0.90
25.4	14.6	31.8	0.72
29.2	15.9	47.0	0.92
27.9	15.6	36.8	0.76
32.1	17.8	54.6	0.96
28.0	17.0	37.0	0.80
25.4	14.5	30.5	0.74
20.0	16.5	40.0	1.29

Tableau A.2 Données expérimentales de la tension de contournement

$D_m (cm)$	$H (cm)$	$L_f (cm)$	F	$C_p (mg/cm^2)$	$Uc (kV)$
25.4	14.6	27.9	0.68	0.13	12.0
25.4	14.6	27.9	0.68	0.16	11.1
25.4	14.6	27.9	0.68	0.23	8.7
25.4	14.6	27.9	0.68	0.28	9.1
25.4	14.6	27.9	0.68	0.34	7.5
25.4	14.6	27.9	0.68	0.37	7.8
25.4	14.6	27.9	0.68	0.49	6.2
25.4	14.6	27.9	0.68	0.52	6.8
25.4	14.6	27.9	0.68	0.55	6.1
25.4	14.6	30.5	0.70	0.02	22.0
25.4	14.6	30.5	0.70	0.05	16.0
25.4	14.6	30.5	0.70	0.10	13.0
25.4	14.6	30.5	0.70	0.16	11.0
25.4	14.6	30.5	0.70	0.22	10.0
25.4	14.6	30.5	0.70	0.30	8.5
25.4	14.6	43.2	0.92	0.02	26.0
25.4	14.6	43.2	0.92	0.05	19.0
25.4	14.6	43.2	0.92	0.10	15.0
25.4	14.6	43.2	0.92	0.16	13.0
25.4	14.6	43.2	0.92	0.22	12.0
25.4	14.6	43.2	0.92	0.30	10.5
22.9	16.6	43.2	1.38	0.02	23.5
22.9	16.6	43.2	1.38	0.03	20.9
22.9	16.6	43.2	1.38	0.04	19.4
22.9	16.6	43.2	1.38	0.05	18.3
22.9	16.6	43.2	1.38	0.06	16.9
22.9	16.6	43.2	1.38	0.10	15.8
22.9	16.6	43.2	1.38	0.20	13.6

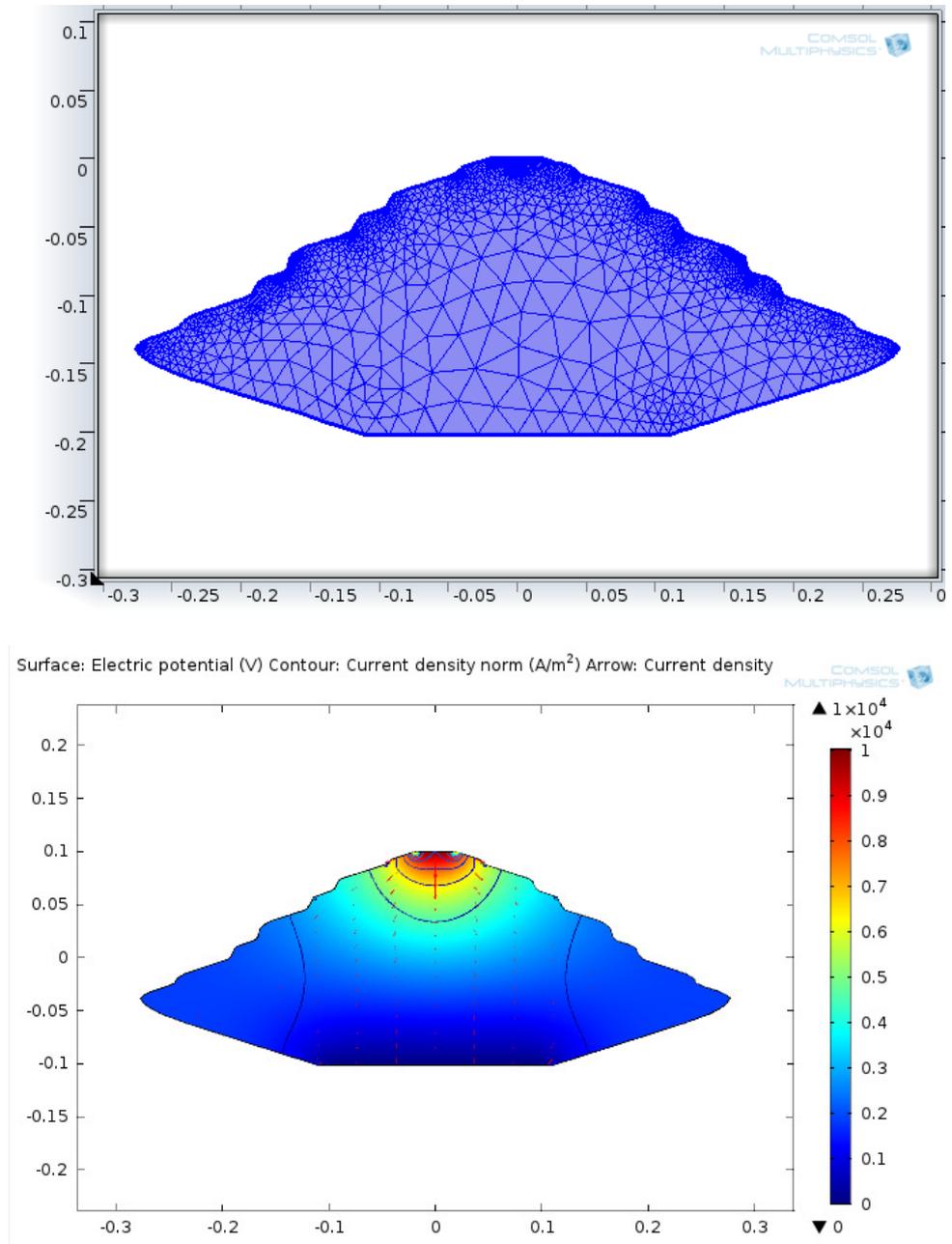


Figure B.1 Maillage surfacique et géométrie de l'isolateur U40 sous COMSOL

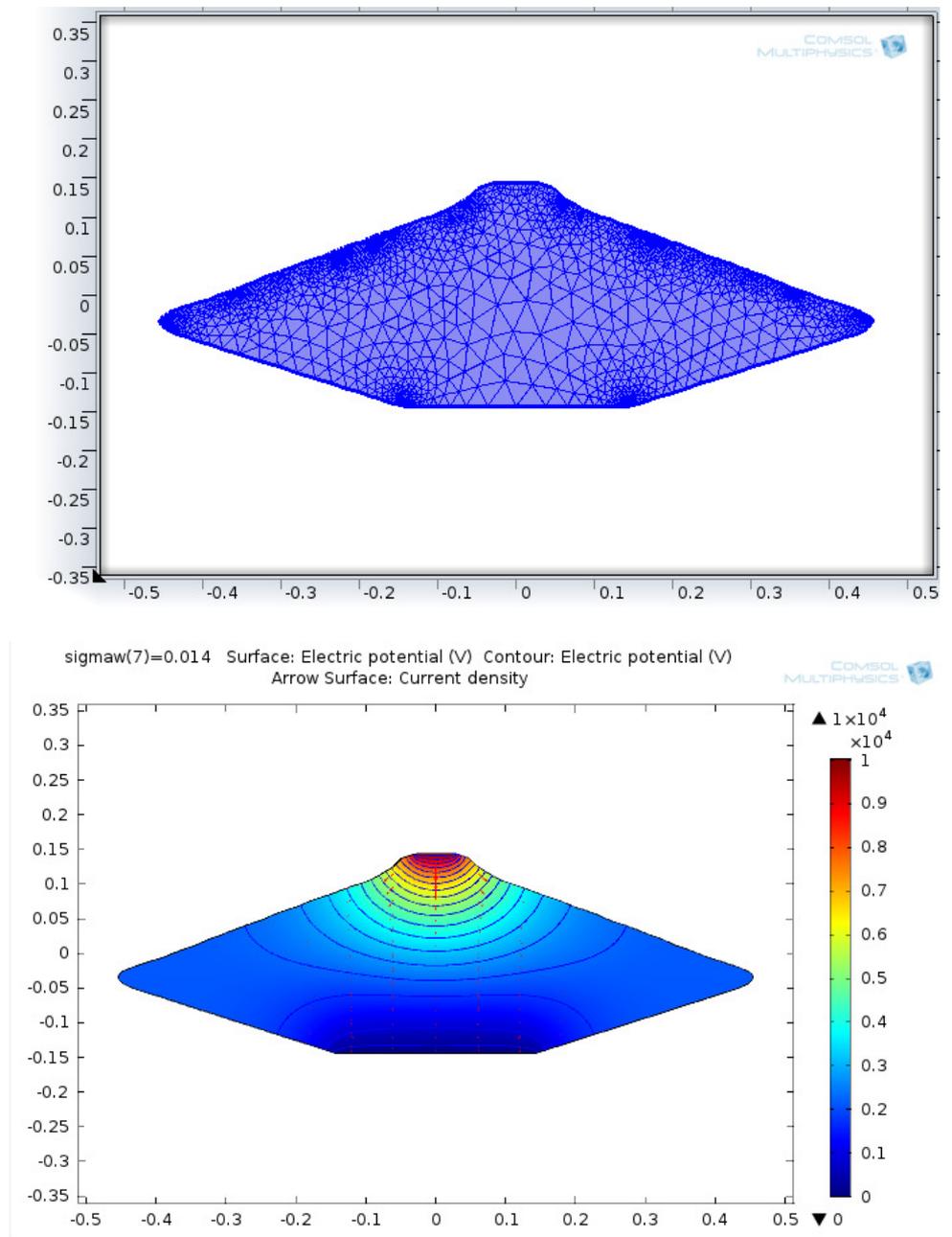


Figure B.2 Maillage surfacique et géométrie de l'isolateur 7K3 sous COMSOL

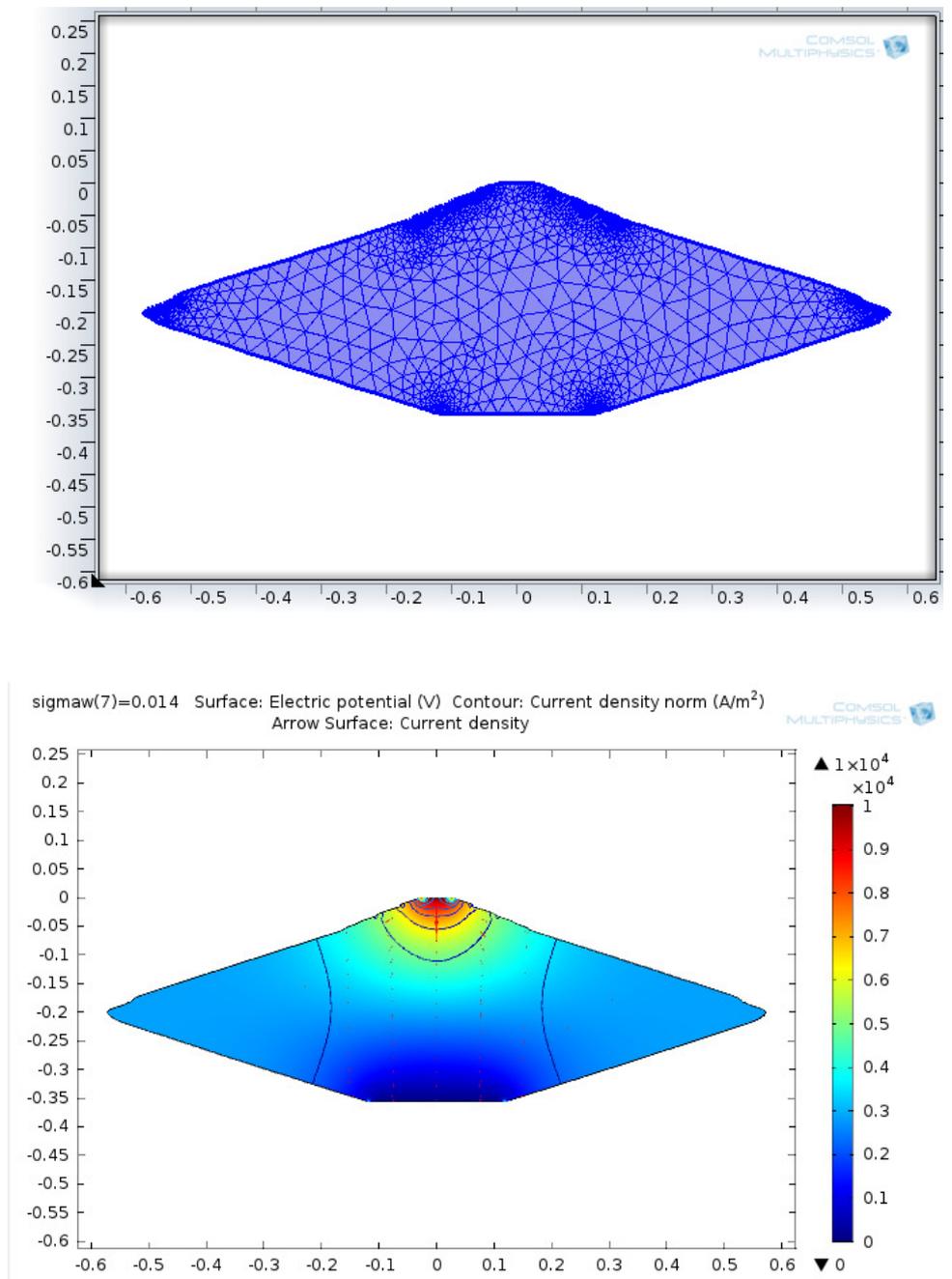


Figure B.3 Maillage surfacique et géométrie de l'isolateur U120 sous COMSOL

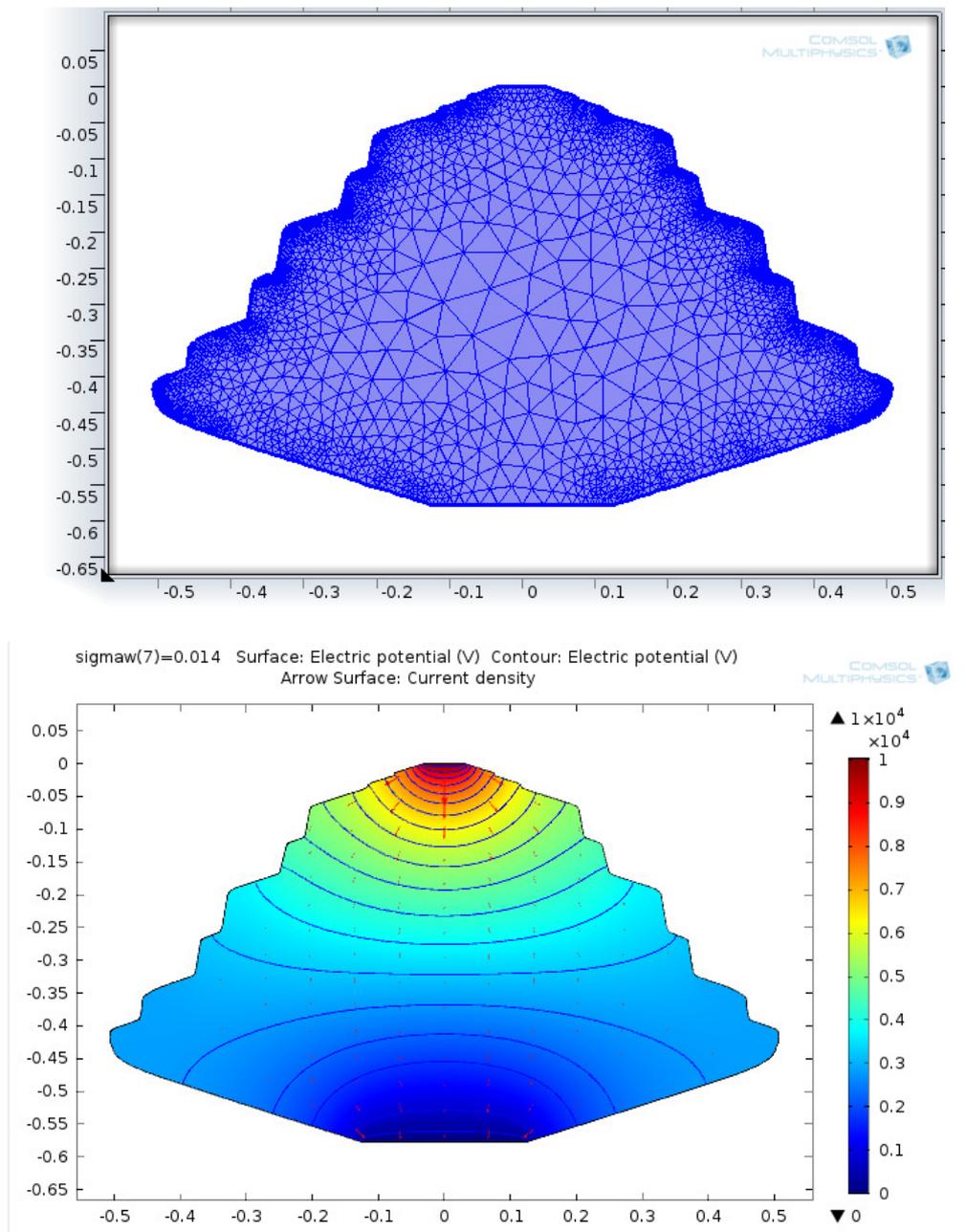


Figure B.4 Maillage surfacique et géométrie de l'isolateur U160 sous COMSOL

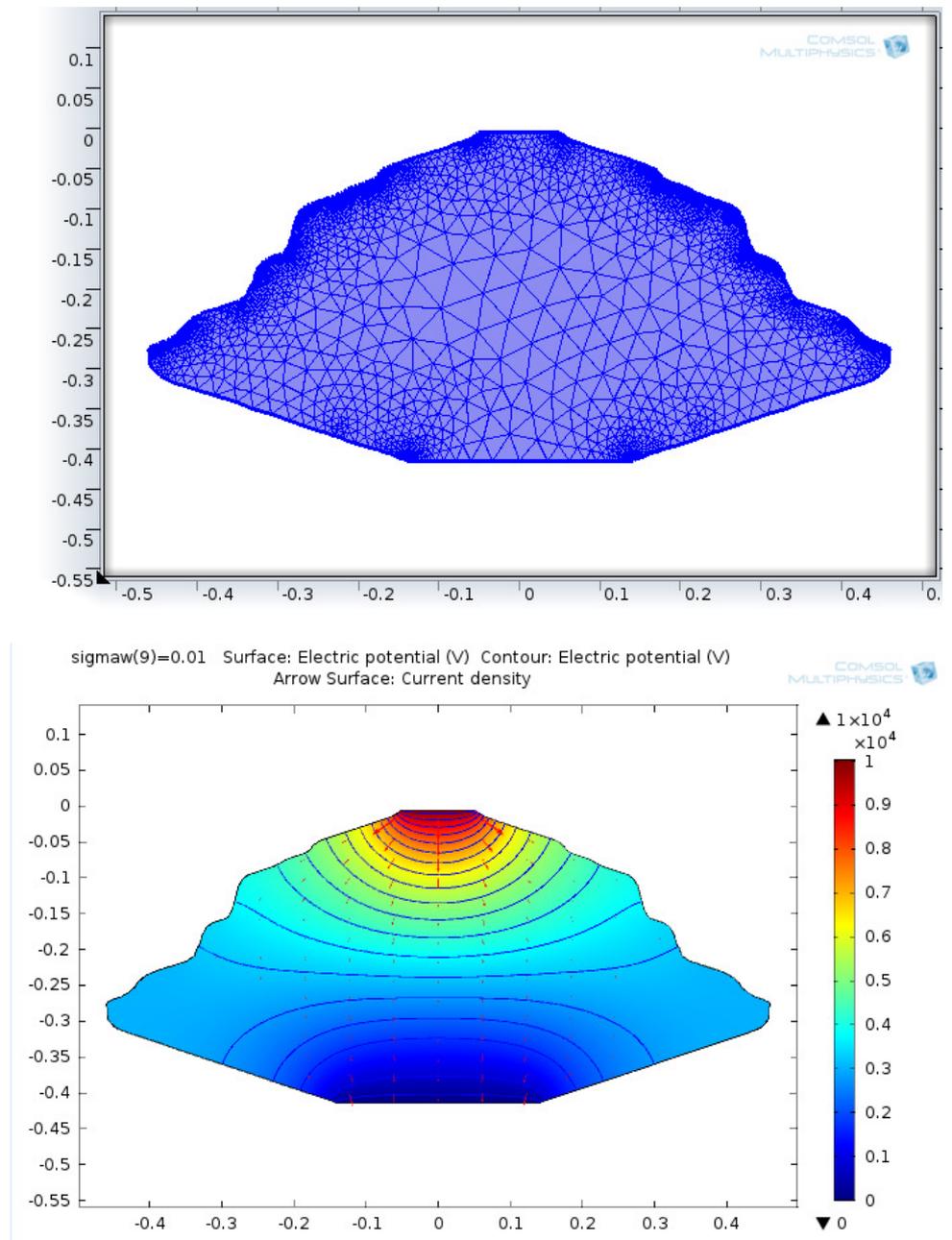


Figure B.5 Maillage surfacique et géométrie de l'isolateur BSFT-9336 sous COMSOL

Refinement of Residual Resistance Calculation Dedicated to Polluted Insulator Flashover Models

S. A. Bessedik^{1,2}, H. Hadi², C. Volat³ and M. Jabbari³

¹Electrical Engineering DPT, University Ammar Telidji Laghouat,
PO BOX 37G, Laghouat (03000), Algeria

²Electrical Engineering Laboratory of Oran (LGEO), University of Sciences and Technology of Oran,
Mohamed Boudiaf, USTO BP1505 El Mnouar Oran, Algeria

³Modeling and Diagnostic of Power Equipment Laboratory, Université du Québec à Chicoutimi
555 Boulevard de l'Université, Chicoutimi, QC, G7H2B1, Canada

ABSTRACT

This paper presents a refinement in the residual resistance formulation used in pollution flashover model. The proposed study focused on the residual resistance calculation of the AR or open model which used the expression of the insulator factor form. The proposed modification takes into account the non-uniformity of the current density distribution induced by the open model which is increased by the presence of the arc root at the pollution surface. A correction factor was determined based on experimental and numerical investigations. The numerical simulations confirm that the constriction and the distribution of the current lines along the open model have a significant influence on the residual resistance calculation. The proposed corrected residual resistance formulation was then implemented in a dynamic mathematical model in order to determine the critical flashover voltage (FOV) of different cap-and-pin insulators for different pollution layer levels. The results obtained with the proposed flashover model and its corrected resistance formulation show a very good agreement with the theoretical and experimental results obtained from the literature. This validates the propose refinement of the residual resistance dedicated to polluted flashover model and provide a powerful tool for insulator dimensioning.

Index Terms — Polluted insulator, residual resistance formulation, flashover mathematical model, FEM simulation.

1 INTRODUCTION

FLASHOVER of overhead power transmission line insulators due to natural (sea salt, desert sand, etc.) or industrial pollution (chemicals, dirt, etc.) still remains one of the main aspects to consider for design and dimensioning [1-4]. When pollution is combined with dew deposition, fog or rain, an electrolytic wet conducting surface is formed and a resistive leakage current begins to flow through the insulator surface film. The non-uniformity of the leakage current density at the polluted insulator surface results in non-uniform heating of the pollution layer which in turn leads to the formation of dry bands [2, 4-6]. This formation is generally accompanied by the formation of partial discharges which gradually transform to local partial arcs (quasi-static gas discharges) when the leakage current increases. When all the conditions are present, partial arc will propagate along the pollution layer until it reaches the critical distance and finally leads to flashover through the final jump to accomplish the total bridging of short-circuit [5].

Research on polluted insulator flashover is primarily directed towards the understanding of the development of electric arcs alongside polluted surfaces to provide mathematical models to

predict the critical flashover voltage (FOV). Such models can be used as tools for designing insulators used in polluted areas, thus minimizing time consuming experimental laboratory tests and equipment use. However, due to the complex phenomena leading to polluted insulator flashover, the development of a mathematical model which can take all the practical conditions into consideration still remains quite difficult.

In the last decade, several flashover models, both static and dynamic, have been elaborated to approximately determine the critical characteristics to simulate flashovers on polluted insulators [5-26]. Some assumptions have been made for the development of these models. Based on the Obenaus model, these assumptions are a single dominant stable arc burning in series with a residual electrical resistance modelling the uniform pollution layer [1]. These models do not take into account phenomena preceding the partial arc establishment like leakage current thermal effect, dry band formation and growing and pre-discharges and breakdown.

Two of the main parameters controlling the arc propagation are the voltage gradient alongside the arc which depends on the arc constant A and n and the residual resistance of the pollution layer [12, 16]. However, arc constant values were determined from experimental measurements, the resistance of the pollution layer has to be calculated using analytical formulation

approaches have been proposed depending on the geometry of the pollution layer.

Woodson and McElroy [17] used the geometry of a disc insulator model to express the resistance of a wet polluted surface but disregarded the effect of the arc radius effect and used experimental parameters which are dependent on the insulator geometry.

Wilkins [5] proposed a new formulation where the arc root is considered to be circular. In this way, the calculation of the polluted surface resistance between each discharge root and its corresponding electrode becomes a two-dimensional (2D) Laplacian field problem which may be solved using the theory of conjugate functions. The Wilkins formulation has the advantage of modeling the constriction of density current lines which influence the resistance value of the pollution layer. However, this formulation can only be applied in the case of a rectangular pollution layer geometries which is not representative of real insulator shape [18-22].

Zhicheng and Renyu [12] replaced the cap-and-pin insulator with a plane model. If the plane model of an insulator is wide enough, the resistance of the remaining polluted layer between the two arc roots may be expressed as the resistance between two small circular electrodes [23]. This formulation implies that two arcs are present on the pollution layer which is not applicable in the case of the Obenaus circuit model.

Finally, the last resistance formulation was proposed by Rumeli [9] and adopted by the majority of the researchers [15, 27-31]. Rumeli has proposed to develop the surface geometry of a real insulator to an equivalent surface in 2D, called the AR or open model, which length is equal to the leakage path of the given practical insulator, as presented in details in the next section. The width of the open model depends on the radius variation of the insulator. The advantage of this model is to simply represent the complex geometry of the insulator. However, the calculation of the pollution resistance of this open model requires that the density current distribution need to be uniform [32]. This assumption can be satisfied for a real insulator but not for the equivalent open model, as demonstrated in this paper. Moreover, the actual resistance formulation of the open model does not take into account the arc root and its corresponding influence on the resistance value.

Thus, using both experimental and numerical studies, it was decided to investigate more in details, the resistance calculation of a uniform polluted cap-and-pin insulator using the equivalent open model. The aim of this work is to propose a corrected mathematical formulation of the residual resistance which will take into account the presence of an arc root at the pollution surface. The corrected formulation was then implemented in a dynamic flashover model in order to be validated by comparing the results obtained with experimental and theoretical results obtained from the use of open models.

2 RESIDUAL RESISTANCE FORMULATION OF POLLUTED LAYER

2.1 ACTUAL FORMULATION OF POLLUTION LAYER RESISTANCE

One of the main reasons limiting the accuracy of the mathematical flashover models comes from the calculation of

the pollution layer resistance, particularly in the case of complex shape insulator. This difficulty is generally overcome using the corresponding open model of the insulator which permits to represents the insulator shape in a 2D manner [9, 15].

For this study, the cap-and-pin insulator U40 (Figure 1) was used as our reference model for all resistance calculation. The geometry of the corresponding open model of the U40 insulator was obtained (Figure 2) using the following equation:

$$y(x) = 2\pi.r(x) \tag{1}$$

where x is the distance from the cap to the point which is on the leakage length, $y(x)$ is the vertical distance on the open model, $r(x)$ is the radius which has been determined from the distance of a node to the insulator axis, as presented in Figure 1.

In order to obtain the open model, of the insulator, the segment of the leakage length l_i and the total leakage length L of the insulator are calculated using following equations [33]:

$$l_i = \sqrt{(y_{i+1} - y_i)^2 + (x_{i+1} - x_i)^2} \tag{2}$$

$$L = \sum_{i=1}^n l_i \tag{3}$$

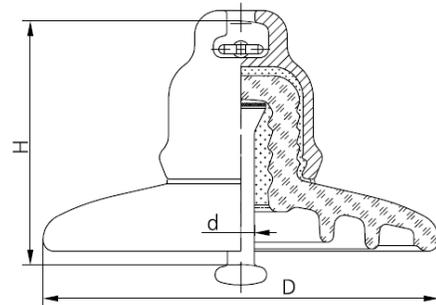


Figure 1. Insulator U40 with Diameter D=175mm, Height H=110mm and leakage length L=185mm.

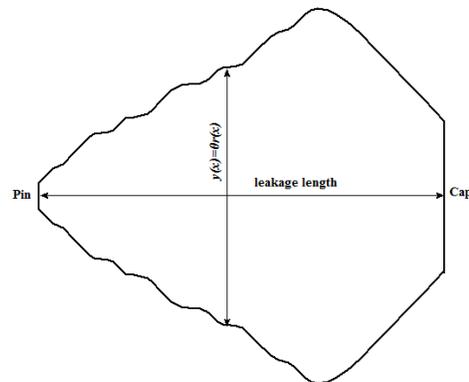


Figure 2. Open model of the U40 cap-and-pin insulator.

where x_i and y_i represents the coordinates of the points on the surface of the insulator used to create the table of the geometrical data.

Once the open model is established based on the open model of figure 2, the elementary resistance R_i and the total resistance of the polluted layer R_p , can be determined using the following relations:

$$R_i = \frac{1}{\sigma_s} \int_{l_i}^{l_{i+1}} \frac{dl}{2\pi \cdot r(l)} \quad (4)$$

$$R_p = \sum_{i=1}^n R_i = \frac{1}{\sigma_s} \sum_{i=1}^n \int_{l_i}^{l_{i+1}} \frac{dl}{2\pi \cdot r(l)} \quad (5)$$

where σ_s is the surface conductivity, dl the incremental leakage length and r is the radius at length dl .

2.2 RESIDUAL RESISTANCE IN ABSENCE OF PARTIAL ARC

To experimentally determine the residual resistance of the uniform polluted layer covering the cap-and-pin U40 insulator (Figure 1), an open model of the U40 insulator (Figure 3) was constructed according to the calculated dimensions of the model presented on Figure 2. This experimental model presents a length of 190mm and a variable width defined using equation (1). The conductivity of the uniform wet pollution layer is controlled using an electrolyte ($H_2O+NaCl$) of thickness $d = 10mm$ which filled the experimental open model of the Figure 3.

The resistance of pollution layer was measured between two copper bands of respective length of $2\pi r_c$ and $2\pi r_{pn}$ corresponding to the cap and pin diameter respectively (see Figures 2 and 3).

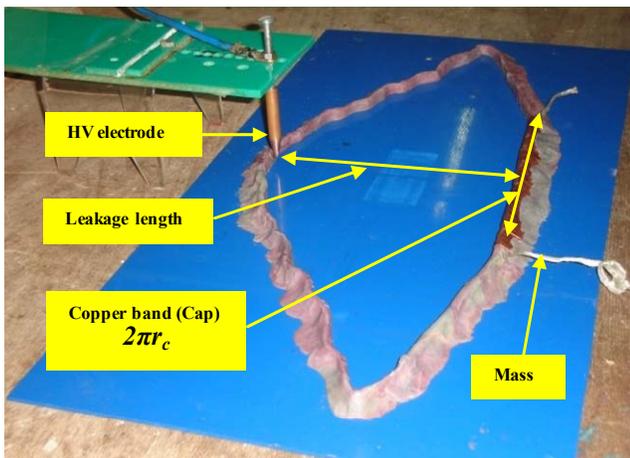


Figure 3. Experimental open model of the U40 insulator.

The experimental resistance was then compared to the analytical values obtained from equation (5) and to the numerical values obtained for FEM simulations. These simulations were done using the commercial FEM software COMSOL Multiphysics (CMFEM). This software has the advantage to be able to model a 3D thin conductive layer of volume conductivity σ_v and thickness d as a 2D conductive surface of conductivity $\sigma_s = d \cdot \sigma_v$. All the simulations are then done in 2D. Figure 4 presents an example of the potential and current density distribution obtained for the U40 open model for a volume conductivity of $8.4 \mu S/cm$.

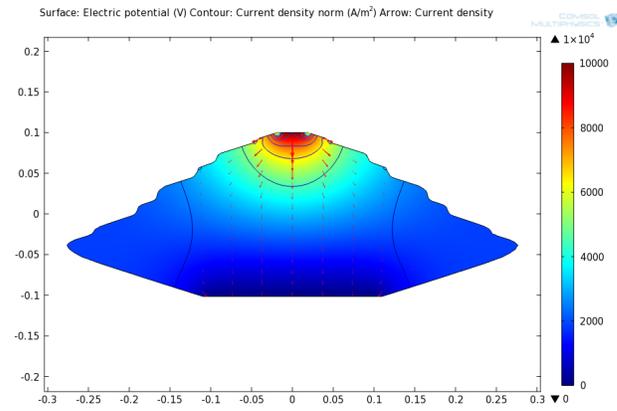


Figure 4. Distributions of the potential and current density lines obtained with the CMFEM model for the U40 open model.

The comparison of the pollution resistance results obtained on Figure 5 shows that there is a significant difference between the resistance values obtained from the analytical calculation and the numerical and experimental values. Also, a good concordance can be observed between the experimental results and the numerical simulation results obtained by the FEM. The difference obtained can be mainly attributed to the non-uniformity of the density current distribution along the uniform polluted layer, as highlighted by the FEM results of Figure 4. This non-uniformity increases generally with the increase of the width of the polluted layer. When the resistance layer is determined using equation (5), this supposes that the density current distribution is uniform on the entire pollution layer. However, when the open model is used, as in the case of the FEM and experimental model, the symmetry of the insulator is lost which leads to a non-uniformity in the current density distribution, as observed with the FEM results.

Consequently, the use of equation (5) (used by a large number of researches) is not adequate for most of the polluted insulators. To overcome this difficulty and improve the accuracy of the analytical formulation, several corrective factors as well as more complicate formulation have been developed [5, 9, 12]. Consequently, a new modification of the

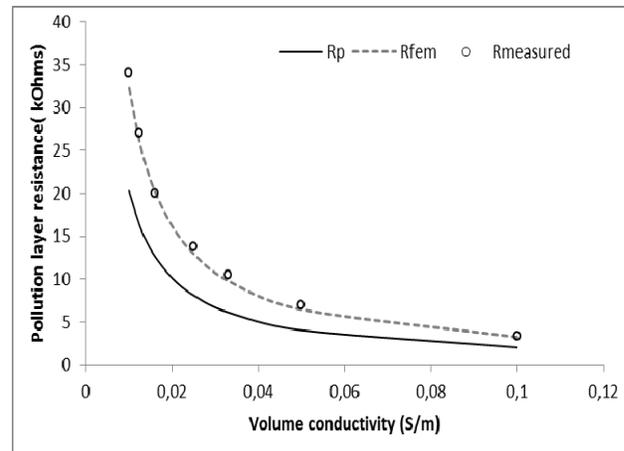


Figure 5. Comparison of the pollution layer resistance obtained for different volume conductivity values in the case of an U40 insulator without the presence of a partial arc.

resistance of the pollution layer is proposed to take into account the non-uniformity of the current density. Hence, the equation (5) can be reformulated in the following form:

$$R_p = \frac{1}{\sigma_s} \sum_{i=1}^n \int_{l_i}^{l_{i+1}} \frac{dl}{\theta \cdot r(l)} \quad (6)$$

where θ represents a corrective angle ($\theta \leq 2\pi$) which will take into account the current density distribution at the surface of the polluted layer.

The angle θ can be rewritten in the following form:

$$\theta = \frac{2\pi}{n} \quad (7)$$

where n is:

$$n = \frac{R_p}{R_{fem}} \quad (8)$$

with R_p is the pollution layer resistance given by equation (5) and R_{fem} is the pollution layer resistance obtained from the CMFEM model.

From the resistance value obtained from Figure 5 for the U40 insulator, n is sensibly equal to 1.6. This ratio is constant for all the volume conductivity values and is in good agreement with the conductivity corrective factor proposed by Rumeli [9].

Using this ratio value of 1.6 calculated previously from equation (8), the θ value obtained from equation (7) is equal to $5\pi/4$. Hence, the corrected residual resistance of the polluted layer can be expressed as follows:

$$R_p = \frac{1}{\sigma_s} \sum_{i=1}^n \int_{l_i}^{l_{i+1}} \frac{dl}{\frac{5\pi}{4} \cdot r(l)} \quad (9)$$

Equation (9) was then applied to recalculate the residual resistance of the polluted layer covered an U40 insulator as well as for two types of cap-and-pin insulator models: U160As and Aerodynamic U120. The results obtained, presented in Figure 6, were compared with the numerical

resistance values obtained from the corresponding CMFEM models.

The results of Figure 6 show a good concordance between the corrected resistance values obtained from equation (9) and the numerical values obtained from the CMFEM models, which validates the corrected value of θ .

2.3 RESIDUAL RESISTANCE IN PRESENCE OF A PARTIAL ARC

The proposed corrected formulation of residual resistance proposed in the previous section permits to take into account the non-uniformity of the current density distribution in the polluted layer. However, as proposed, this formulation cannot be used in a flashover mathematical model as it does not take into account the presence of a partial arc established at the surface of the polluted insulator.

When a partial arc is established at the pollution layer surface, an increase in the non-uniformity of the current density distribution can be observed [5, 21]. This is principally due to the constriction of the current lines around the arc root which was taken into account in the analytical residual resistance formulation proposed by Wilkins [5]. However, as demonstrated in recent researches [21-22], Wilkins formulation is not adequate for complex geometries and consequently difficult to apply to open model insulators.

Therefore, an improved formulation of the residual resistance dedicated to open model in presence of a partial arc is proposed. A study was conducted to determine the new value of the corrected ratio n given by equations (8).

As it is difficult to measure the residual resistance during the partial propagation alongside the polluted surface, numerical simulations using CMFEM model was used. The simulation consists in calculating the residual resistance R_{fem} for different arc root positions alongside the open insulator model. For that, the arc root radius r_a has to be adjusted regarding to the current value I flowing in the polluted layer as follows [5]:

$$r_a = \sqrt{\frac{I}{1.45 \cdot \pi}} \quad (10)$$

It must be mentioned that the current I have to be recalculated at every position of the arc root which is considered as an equipotential surface, as used in different studies [21-22]. The resistance is then determined between the arc root surface and the cap by calculating the leakage current obtained for a unit potential applied to the arc root equipotential surface. Figure 7 shows an example of the numerical results obtained for the U40 insulator open model at different positions of the arc root.

For the same position of the arc root, the residual resistance R_p is also calculated using equation (5). Then, the corrected ratio n is determined for each position using equation (8). The results obtained show that the ratio n obtained for different polluted layer conductivities is quite constant for all arc root positions. The average n value is sensibly equal to 2, which

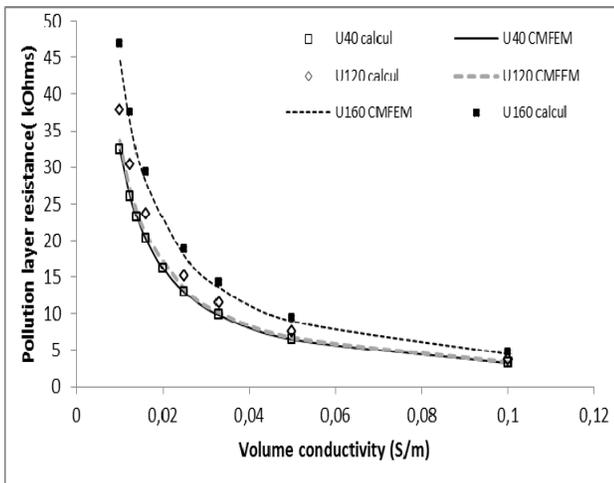


Figure 6. Comparison of the pollution layer resistance obtained for different volume conductivity values and different insulators without the presence of a partial arc.

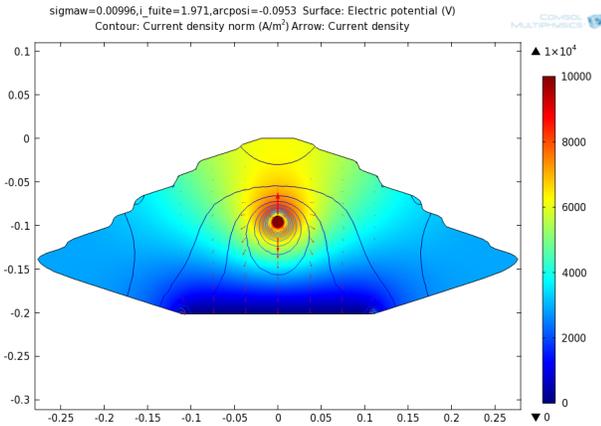


Figure 7. Evolution of the potential and current density distribution for the arc root positioned at the middle of the U40 open model.

leads to the reformulation of the residual layer under the propagation of the partial arc as follows:

$$R_p = \frac{1}{\sigma_s} \sum_{i=1}^n \int_{l_i}^{l_{i+1}} \frac{dl}{\pi \cdot r(l)} \quad (11)$$

Equation (11) highlights the fact that the new angle θ is equal to π which is lower than the corrected angle of $5\pi/4$ obtained for the residual resistance expression without partial arc. Figure 8 presents a comparison between the corrected residual resistance given by equation (11) and the numerical resistance calculated by CMFEM. A better accuracy is obtained with the corrected formulation of R_p compared with the original expression used by other researchers.

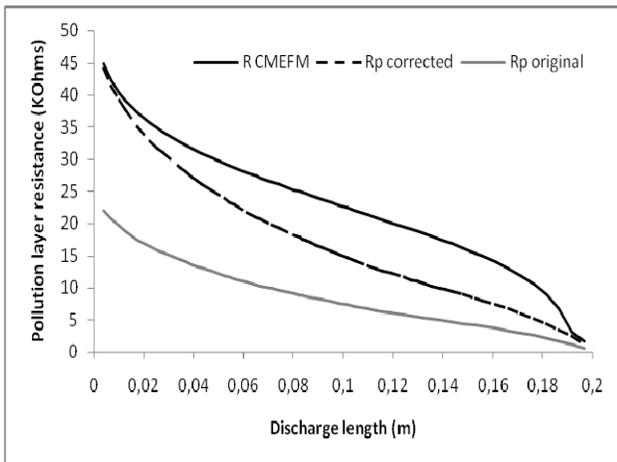


Figure 8. Comparison of the polluted layer resistance as a function of the arc root position obtained for an U40 insulator - $\sigma_v = 8.3 \cdot 10^{-4}$ (S/m).

3 CORRECTED RESISTANCE FORMULATION VALIDATION

3.1 MATHEMATICAL FLASHOVER MODEL

In order to validate the corrected residual resistance formulation as proposed, a dynamic DC mathematical flashover model dedicated to polluted insulator was developed. The proposed DC mathematical model is based on

the single arc model developed by Obenaus as illustrated in Figure 9 [1]. This simple model consists of a single partial arc in series with the residual resistance of the polluted layer, where V_{arc} is the arcing voltage, R_p the resistance of the pollution layer and U the applied voltage supplied by the source.

Obenaus [1] outlined the steps of the flashover voltage, establishing the importance of surface resistivity and dry band formation. This was completed by Neumarker [34], who assumed a uniform pollution resistance per unit length for the pollution layer, assumption which was used in the mathematical model proposed in the current work. However, in practice, the pollution distribution is non-uniform, due to wetting and drying processes which lead to multiple dry band formation. As it is very complicated to incorporate all these parameters in the present model, several simplifying assumptions have been made: the pollution distribution is considered uniform, a single arc is propagated alongside the polluted layer, the temperature and humidity effects are neglected [12, 35-36].

The proposed mathematical model was developed based on the circuit model of Figure 9 which can be described in DC by the following circuit equation [1, 8]:

$$U = V_e + x_{arc} AI^{-n} + R_p I \quad (12)$$

where U is the applied voltage (V); x_{arc} is the local arc length (m); I is the leakage current (A); R_p is the residual resistance of ice layer (Ω) given by equation (11); A and n are the arc constant which depend on the atmosphere in which the partial arc burns [5, 8-9,37].

By rewriting equation (12), the leakage current I at any time can be expressed by:

$$I = \frac{U - V_e - x_{arc} AI^{-n}}{R_p} \quad (13)$$

As the equation (13) is non-linear, this last one can be solved using the Newton-Raphson method which is a powerful technique for solving numerical equations. For that, equation (13) should be rearranged in the following form:

$$f(I) = I - \frac{x_{arc} AI^{-n} - (U - V_e)}{R_p} = 0 \quad (14)$$

The Newton-Raphson method can then be applied to equation (14) in order to calculate the current I at the k^{th} iteration as follows:

$$I_k = I_{k-1} - \frac{f(I_{k-1})}{f'(I_{k-1})} = I_{k-1} - \frac{x_{arc} AI_{k-1}^{-n} + R_p I_{k-1} - (U - V_e)}{R_p - n x_{arc} AI_{k-1}^{-(n+1)}} \quad (15)$$

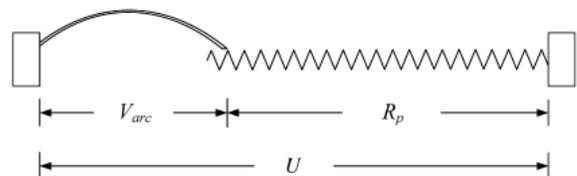


Figure 9. Equivalent circuit of polluted insulator flashover.

For each iteration, the E-field inside the arc E_{arc} and the E-field in the pollution layer are calculated as follow [8]:

$$E_{arc} = AI^{-n} \quad (16)$$

$$E_p = r_p I \quad (17)$$

where r_p is the resistance per unit length of the pollution layer given by the following relation:

$$r_p = \frac{R_p}{L - x_{arc}} \quad (18)$$

The critical condition which controls the propagation of the partial arc alongside the polluted surface is based on the Hampton criterion [4] which has been validated in different dynamic flashover models in previous studies [13, 21]. Its major advantage lies in its ease of implementation in the program compared to other criteria like Hesketh, Wilkins or Ghosh [20, 23, 38].

$$E_p > E_{arc} \quad (19)$$

The development of a dynamic flashover model requires the determination of the arc propagation velocity, defined as follows [13]:

$$v = \mu E_{arc} \quad (20)$$

where μ represents the arc mobility.

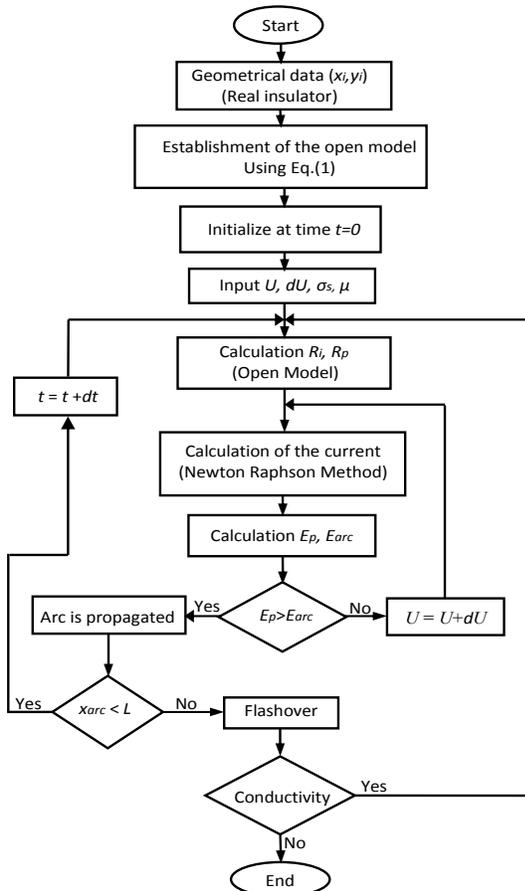


Figure 10. Flowchart of the dynamic mathematical flashover model.

Figure 10 presents the flowchart of the proposed dynamic flashover model used to validate the corrected expression of the residual resistance. Table 1 summarizes the different parameters used for the model elaboration extracted from literature [3, 9, 13].

At time $t = 0$, the initial value of the applied voltage U is fixed at 2000V and the corresponding voltage step dU at 50V. The initial partial arc length is considered to be equal to the segment $x_{arc} = l_i$ which represents about 1% of the leakage path. Using equation (11) and (18), the pollution resistance R_p and the pollution resistance par unit length r_p are evaluated respectively as well as the leakage current I using equation (15). The propagation criterion is then determined using equation (19). If this criterion is not satisfied, the applied voltage U is incremented by dU and the previous calculation iterations are repeated. If the Hampton criterion is satisfied, the partial arc propagates using a constant displacement dx_{arc} defined as follows:

$$dx_{arc} = l_{i+1} - l_i \quad (21)$$

where l_i is the leakage length given by equation (2). Once the propagation velocity v given by equation (20) is determined, the time step dt is calculated as follows:

$$dt = \frac{dx_{arc}}{v} \quad (22)$$

The time is increment dt and the process is repeated until the flashover occurs when $x_{arc} = L$. In that case, the corresponding applied voltage U obtained corresponds to the flashover voltage of the insulator.

Table 1. Simulation parameters.

A	63
n	0.76
μ (cm ² /V.s)	25

3.2 EXPERIMENTAL SETUP FOR CRITICAL FLASHOVER VOLTAGE DETERMINATION

The validation of the dynamic flashover model presented in the previous section was validated using the experimental model of the figure 3 which was used in previous studies [33, 39]. The critical flashover voltage of this experimental model was obtained using the experimental set up presented on the figure 11. Positive voltage U is applied on the copper needle electrode (see Figure 3) which is positioned at 2mm above the surface of the electrolyte ($H_2O+NaCl$) solution with a thickness of 4mm. The air gap of 2 mm at the tip of the H.V. electrode was kept constant during all the experiment.

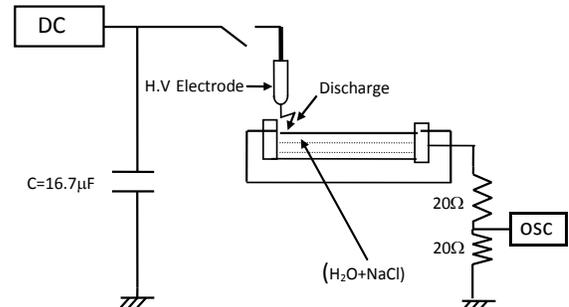


Figure 11. Experimental setup for flashover determination.

3.3 VALIDATION OF THE FLASHOVER MODEL

The experimental critical flashover voltages obtained for different electrolyte solutions with the open model was compared with the results provided by the dynamic flashover model. The simulations were performed with both the R_p corrected formulations obtained without partial arc ($n = 1.6$ or $\theta = 5\pi/4$) and with partial arc ($n = 2$ or $\theta = \pi$). The results obtained for different ESDD values are presented in figure 12. A good concordance between experimental and numerical results can be observed particularly for the corrected resistance formulation with $n = 2$ which improve the accuracy of the flashover model.

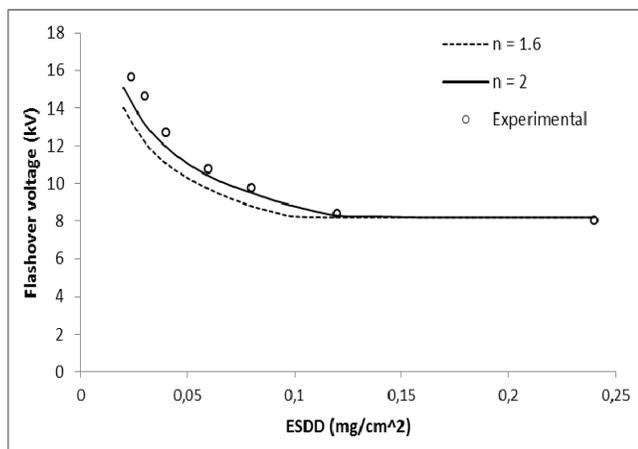


Figure 12. Comparison of critical flashover voltages obtained from experimental tests and from the dynamic flashover model using the two correction ratios n .

The flashover model was then compared with the experimental and theoretical results obtained from other researchers for a 7K3 and a BSFT9336 cap-and-pin insulator models.

Figure 13 presents the comparison between the experimental results of Von Cron [5], theoretical results of Wilkins [5], Rumeli [9], Dynamic Model [30], and Sundarajan [13] with the present model for seven 7k3 insulator units. It can be seen that the present model is in good agreement with

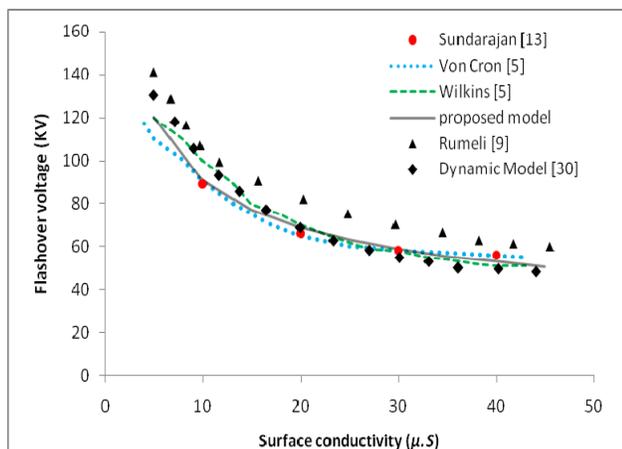


Figure 13. Comparison of flashover voltages obtained for the 7K3 insulator (for a seven-units).

the different results. It can be noticed that the FOV results obtained by Rumeli based on the original residual resistance formulation present a significative difference with the other results.

In the same way, the comparison of different FOV results obtained for the BSFT9336 insulator (figure 14) confirmed the same observations done with the 7K3 insulator. The calculated curves based on the proposed model give better agreement with the experimental results of Nasser [6] than the theoretical results obtained by Rumeli [9].

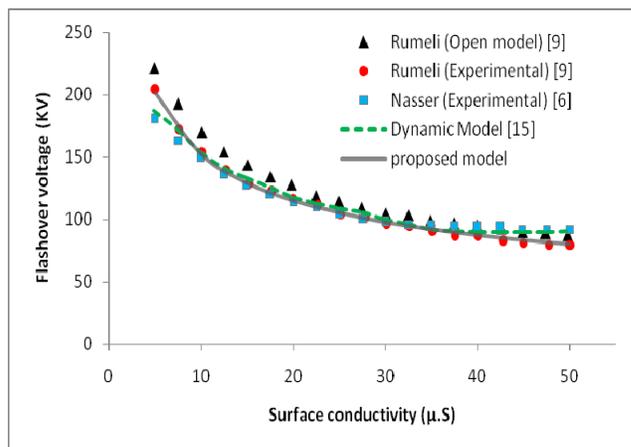


Figure 14. Comparison of flashover voltages obtained for the BSFT9336 insulator (for a nine-units).

5 CONCLUSION

This paper presents a modified formulation of the residual resistance applied to the AR or open model of a polluted insulator. The proposed improvement takes into account the presence of the arc root at the pollution surface in order to increase the accuracy of mathematical flashover model based on the open insulator model proposed by Rumeli.

The results obtained demonstrated that the original residual resistance formulation based on the insulator form factor F does not model the non-uniformity of the current density obtained with the open model of the insulator when the arc root is present.

The corrected formulation was then implemented in a dynamic mathematical model and validated using experimental FOV results and compared with other FOV results obtained from the literature. The comparison was done for different insulator types and a good agreement was obtained which validates the proposed modified formulation. The proposed formulation could be used in order to improve accuracy of mathematical flashover models which are based on the open insulator model in order to provide useful tools for designing insulators dedicated to polluted areas.

REFERENCES

- [1] F. Obenaus, "Die Vbersehlagspannung Verwhmutrter isolatoren", ETZ Vol. 56, pp. 369-370, 1935.
- [2] H. Von Cron and W. Estorff, "The HV insulator as a problem of extraneous films", E.T.Z., pp. 1260-1266, 1952.
- [3] L. L. Alston, S. Zoledziowski "Growth of Discharges on Polluted Insulation", Proc. IEE, Vol. 110, pp. 1260-1266, 1963.

- [4] B. F. Hampton, "Flashover Mechanism of Polluted Insulators", Proc. IEE, Vol. 111, pp. 985-990, 1964.
- [5] R. Wilkins, "Flashover Voltage of High Voltage Insulators with Uniform Surface-Pollution Films", Proc. IEE, Vol. 116, pp. 457-465, 1969.
- [6] E. Nasser, "Contamination Flashover of Outdoor Insulation", Electroteknik & Automation (ETZ-A), Vol. 93, pp. 321-325, 1972.
- [7] D. C. Jolly, T. C. Cheng and D. M. Otten, "Dynamic Theory of Discharge Growth over Contaminated Insulator Surfaces", IEEE PES Winter Power Meeting, Conf. Paper No. 74-068-3, 1974.
- [8] F. A.M. Rizk, "Mathematical Models for Pollution Flashover", Electra, Vol. 78, pp. 71-103, 1981.
- [9] A. Rumeli, M. Hizal and Y. Demir, "Analytical Estimation of Flashover Performances of Polluted Insulators", 1st Int'l. Sympos. Pollution Performance of Insulators and Surge Diverters, Madras, India, Vol. 1.02, pp. 01-06, 1981.
- [10] S. Flazi, *Etude du contournement électrique des isolateurs haute tension pollués, Critères d'élongation de la décharge et dynamique du phénomène*, thèse de Docteur d'Etat, Université Paul Sabatier de Toulouse, France, 1987.
- [11] S. Anjana and C. S. Lakshminarasimha, "Computation of Flashover Voltages of Polluted Insulators Using Dynamic Arc Model", 6th Int'l. Sympos. HV Engineering, Vol. 30.09, pp.1-4, 1989.
- [12] G. Zhicheng, and Z. Renyu, "Calculation of dc and ac Flashover Voltage of Polluted Insulators", IEEE Trans. Electr. Insul., Vol. 25, pp.723-729, 1990.
- [13] R. Sundararajan and R. S. Gorur, "Dynamic Arc Modeling of Pollution Flashover of Insulators under dc Voltage", IEEE Trans. Electr. Insul., Vol. 28, pp. 209-218, 1993.
- [14] N. Dhahbi-Megriche, A. B. Leroual and L. K. N. Nuhl, "A New Proposal Model for Flashover of Polluted Insulators", J. Phys. D: Appl. Phys., Vol. 30, pp. 889-894, 1997.
- [15] Z. Aydogmus and M.Cebeci, "A New Flashover Dynamic Model of Polluted HV Insulators", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol. 11, No. 4, pp. 577-584, 2004.
- [16] M. El-A. Slama, *Etude expérimentale et modélisation de l'influence de la constitution chimique et de la répartition de la pollution sur le contournement des isolateurs haute tension*, Thèse de doctorat, l'école centrale de Lyon, France, 2011.
- [17] Woodson H. H. and McElroy A. J., "Insulators with Contaminated Surfaces Part II: Modeling of Discharge mechanisms," IEEE Trans. Power App. Syst., Vol. 89, No. 8, pp. 1858-1867, 1970.
- [18] N. Dhahbi-Megriche and A. Beroual, "Flashover Dynamic Model of Polluted Insulators under ac Voltage", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol. 7 No. 2, pp. 283-289, April 2000.
- [19] M. Farzaneh, I. Fofana, C. Tavakoli and X. Chen, "Dynamic Modelling of DC Arc Discharge on Ice Surfaces", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol. 10, pp. 463-474, 2003.
- [20] C. Tavakoli, M. Farzaneh, I. Fofana and A. Béroual, "Dynamics and Modeling of AC Arc on Surface of Ice", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol. 13, pp. 1278-1285, 2006.
- [21] C. Volat, M. Farzaneh and N. Mhaguen, "Improved FEM models of one- and two-arcs to predict AC critical flashover voltage of ice-covered insulators", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol. 18 pp. 393-400, 2011.
- [22] M. Jabbari, C. Volat and M. Farzaneh, "A New Single-arc AC Dynamic FEM Model of Arc Propagation on Ice Surfaces", IEEE 31st Electr. Insul. Conf. (EIC), Ottawa, Canada, pp. 360-364, 2013.
- [23] M. Tegar, A. Mekhaldi, M. Aberkane, Y. Thaminy and A. Boubakeur "Dynamic model for pollution flashover calculations under dc voltage", XIII Int'l. Sympos. High Voltage Eng., Netherlands, pp. 225-128, 2003.
- [24] G.G. Karady, F. Amarh and R. Sundararajan, "Dynamic modeling of AC insulator flashover characteristics", High Voltage Engineering Symposium, Conf. Publication IEE No. 467, Vol. 4 pp. 107-110, 1999.
- [25] Topalis, F.V., Gonos, I.F., and Stathopoulos, I.A., "Dielectric behaviour of polluted insulators", IEE Proc. Gener., Transm. Distrib., Vol. 148, No. 4, pp. 269-274, 2001.
- [26] H.Hadi, S. Flazi and A. Taieb, "Modélisation dynamique du contournement des isolateurs pollués des lignes aériennes en haute tension", Conf. Int'l. sur les Mathématiques Appliquées et les Sciences de l'Ingénieur CIMASI, Casablanca, Maroc, pp. 115-120, 2002.
- [27] M. Marich, *Modélisation dynamique du contournement des isolateur polluée*, Thèse de magister, Université USTO, Algérie, Algeria, 2006.
- [28] M. Marich, H. Hadi and R. Amiri, "New approach for the modeling of the polluted insulators", IEEE Conf. Electr. Insul. Dielectr. Phenomena (CEIDP), Kansas City, Missouri, USA. pp.15-18, 2006.
- [29] S.A. Bessedik, *Modélisation des isolateurs pollués des lignes haute tension*, Thèse de magister, Université USTO, Algérie, Algeria, 2008.
- [30] M. G. Tunay and M. Cebeci, "The pollution flashover on high voltage insulators", Electric Power Systems Research 78, Elsevier, 0378-7796, 2008.
- [31] S.A. Bessedik H. Hadi, M. Marich, et A. Bouyekni, "Modelisation dynamique du phenomene de contournement des isolateurs pollues" CNHT'2011, Algerian J. Technology (AJOT), serie B, numero special, Tiaret, Algeria, pp.59-64, 2011.
- [32] H. Hadi and S. Flazi, "New approach of determination of the pollution resistance of an insulator in presence of an electric discharge", IEEE Conf. Electr. Insul. Dielectr. Phenomena (CEIDP), pp.387-390, 2003.
- [33] H. Hadi, *Étude expérimentale et modélisation de l'influence de la constitution chimique et de la répartition de la pollution sur le contournement des isolateurs haute tension*, thèse de Docteur d'Etat, Université USTO, Algeria, 2002.
- [34] G. Neumarker, "Verschmutzungs Zustand und Kriechweg", Monatsber. D. Deut. Akad. Wiss., Berlin, Germany, Vol. 1, pp. 352-359, 1959.
- [35] T.C Chen and H.I.M.Nour, "A study on Profile of HVDC Insulators", IEEE Trans. Electr. Insul., Vol. 24, No. 1, pp.113-117, 1989.
- [36] M. El-A. Slama, A. Beroual and H. Hadi, "Analytical Computation of Discharge Characteristic Constants and Critical Parameters of Flashover of Polluted Insulators", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol. 17, No. 6, pp. 1764-1771, 2010.
- [37] P. J. Ghosh and N. Chatterjee, "Polluted insulators flashover for AC voltage", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol. 2, pp 128136, 1995.
- [38] P. S. Ghosh and N. Chatterjee, "Arc propagation over Electrolytic Surfaces under Power Frequency Voltage", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol. 3 No. 4, pp. 529-536, 1996.
- [39] S. Flazi, N. Boukhenoufa and A.Ouis, "Critical Condition of DC Flashover on a Circular Sector Model", IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol. 13, No. 6, 2006.



Sid Ahmed Bessedik received the Dipl.Ing. degree in electrical engineering from the University Ibn Khaldoun Tiaret, Algeria in 2004 and the Dipl. Magister in high voltage from the University of Sciences and Technology of Oran (USTO), Algeria, in 2008. From 2009 to 2010, he was an Electrical Engineer in Company Orascom Construction Industries Algeria (OCIA). In 2010, he joined the University Ammar Telidji Laghouat Algeria as assistant professor and researcher at the Laboratoire de Génie Electrique d'Oran (LGEO), where he is a member of the High Voltage and Electrical Discharge Group. His main research interests include high voltage insulation, dielectric materials, modeling and computation of electrical field in high voltage equipment, Optimization methods (Genetic Algorithm, Partial Swarm Optimization), Artificial Intelligence methods (ANN, ANFIS, and LS-SVM).



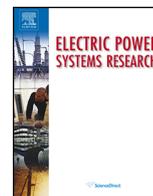
Hocine Hadi received the Dipl. Ing. and Magister degrees and Doctorat d'Etat in electrical engineering, respectively, in 1980, 1985 and in 2002 from the University of Sciences and Technology of Oran (USTO), Algeria. He is presently a professor at the Faculty of Electrical Engineering of USTO and the head of High Voltage and Electrical Discharge Group of the Laboratoire de Génie Electrique d'Oran as well as responsible for the Doctorate and Master Research and bachelor Program in high voltage and electrical power system engineering. He is responsible for numerous research projects. His main research interests include high voltage insulation, dielectric materials, modeling and computation of electrical field in high voltage equipment, high voltage testing and electrical discharge applications. He is author/co-author of more than 150 publications, communications, technical reports and lecture notes.



Christophe Volat (M'05-SM'11) was born in Chambéry, France, in 1971. He was awarded an applied physics degree in 1995 at *École Supérieure d'Ingénieurs d'Annecy* (France), a Master's degree in 1997 at Université Joseph Fourier, Grenoble, France and a Ph.D. degree in Engineering in 2002 at Université du Québec à Chicoutimi (UQAC), Quebec, Canada within the NSERC/Hydro-Quebec Industrial Chair on Atmospheric Icing of Power Network Equipment (CIGELE). Following this, he became successively postdoctoral researcher, research professor on grant and Assistant professor in the same institution. Since 2009, he became a Full Professor at UQAC. His main research interests include high-voltage, numerical modeling and simulation, electromagnetic, outdoor insulation and optic sensors. He is the author/co-author of more than 55 technical publications and communications in the fields of high voltage, outdoor insulation and atmospheric icing.



Marouane Jabbari was born in Bizerte, Tunisia, in 1984. He was graduated in electrical engineering from the Nationale School of Engineering of Sfax, Tunisia, in 2008. He also received the master's degree in 2010 from the ENIS. During his master's research, he was a member of the Dielectric Materials and High Voltage Team at AMPERE laboratory in Ecole Centrale de Lyon, France. Currently, he is a Ph.D. candidate at the University of Quebec at Chicoutimi, Quebec, Canada. His main research interests include high voltage equipments, electrical insulation, modeling and numerical simulation.



Prediction of flashover voltage of insulators using least squares support vector machine with particle swarm optimisation



Sid Ahmed Bessedik^{a,*}, Hocine Hadi^b

^a Electrical Engineering DPT, Univ. Ammar Telidji Laghouat, P.O. Box 37G, Laghouat 03000, Algeria

^b Electrical Engineering Laboratory of Oran (LGE), Univ. of Sciences and Technology of Oran, Mohamed Boudiaf USTO, BP1505 El Mnouar Oran, Algeria

ARTICLE INFO

Article history:

Received 4 November 2012

Received in revised form 18 June 2013

Accepted 21 June 2013

Keywords:

High voltage insulators

Polluted insulators

Critical flashover voltage

Least squares support vector machine

(LS-SVM)

Particle swarm optimisation (PSO)

ABSTRACT

This paper describes the application of least squares support vector machine combined with particle swarm optimisation (LS-SVM-PSO) model to estimate the critical Flashover Voltage (FOV) on polluted insulators. The characteristics of the insulator: the diameter, the height, the creepage distance, the form factor and the equivalent salt deposit density were used as input variables for the LS-SVM-PSO model, and critical flashover voltage was estimated. In order to train the LS-SVM and to test its performance, the data sets are derived from experimental results obtained from the literature and a mathematical model. First, the LS-SVM regression model, with Radial Basis Function (RBF) kernel, is established. Then a global optimiser, PSO is employed to optimise the hyper-parameters needed in LS-SVM regression. Afterward, a LS-SVM-PSO model is designed to establish a nonlinear model between the above mentioned characteristics and the critical flashover voltage. Satisfactory and more accurate results are obtained by using LS-SVM-PSO to estimate the critical flashover voltage for the considered conditions compared with the previous works.

© 2013 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

The reliability of the power system mainly depends on the environmental and weather conditions which cause flashover on polluted insulators leading to system outages. A major problem of insulation systems is the accumulation of airborne pollutants due to natural, industrial or even mixed pollution, during the dry weather period and their subsequent wetting, mainly by high humidity. At the coastal areas the high voltage insulators are affected by salt particles that settle on the insulators surfaces. These particles are not dangerous in its dry condition but with high environmental humidity or drizzle rain conditions the salt can absorb the water and form a thin film with high conductivity. This layer gives an ideal path for the leakage current to pass through between the high voltage side and the ground side. The conductivity of this layer depends on the type of salts which this layer consists of [1,2]. High failure rate of polluted insulator due to the flashover has been found near the coastal areas [3]. This problem was the motivation for the installation of a test station performs laboratory tests on artificially polluted insulators.

Several researches concerning the insulators performance under pollution conditions have been conducted, in which

mathematical or physical models have been used [4–7]. Experiments have been conducted [8–10]. And simulation programmes have been developed [11,12].

A variety of prediction models have been proposed in the literature. Artificial Neural Networks (ANNs) models are developed for the qualitative control of the insulators by determining important parameters (such as leakage current or the critical flashover voltage) [13–16], an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) [17], and Fuzzy Logic (FL) model [18] have been applied in order to estimate the critical flashover voltage on polluted insulators.

Recently, SVM has been used as a popular algorithm developed from the machine learning community [19]. Due to its advantages and remarkable generalisation performance (i.e. error rates on test sets) over other methods, SVM has attracted attention and gained extensive applications. As simplification of traditional SVM, Suykens and Vandewalle have proposed the use of the least squares support vector machines LS-SVM [20], LS-SVM encompasses similar advantages as SVM, but its additional advantage is that it requires solving a set of only linear equations (linear programming), which is much easier and computationally more simple. The SVMs and LS-SVMs are called uniformly as SVMs for the convenient narration. The parameters in regularisation item and kernel function are called hyper-parameters in SVMs, which plays an important role to the algorithm performance. Iterative gradient-based algorithms rely on smoothed approximations of a function. So, it does not ensure that the search direction points exactly to an optimum of the generalisation performance measure which is often

* Corresponding author. Tel.: +213 553038614; fax: +213 41425509.
E-mail address: ahmed.7b@yahoo.fr (S.A. Bessedik).

discontinuous [21]. Grid Search (GS) [22,23] is one of the conventional approaches to deal with discontinuous problems. However, it needs an exhaustive search over the space of hyper-parameters, which must be time consuming. This procedure needs to locate the interval of feasible solution and a suitable sampling step. Moreover, when there are more than two hyper-parameters, the manual model selection may become intractable.

PSO is a stochastic global optimisation technique proposed by Kennedy and Eberhart in 1995 [24,25]. Compared to Genetic Algorithms (GAs) and Evolutionary Algorithms (EAs), the advantages of PSO are that PSO possesses the capability to escape from local optima, it is easy to be implemented and has fewer parameters to be adjusted. The PSO has been found to be robust and fast in solving non-linear, non-differentiable and multi-modal problems [26]. In this paper, a LS-SVM regression with PSO based model is proposed to estimate the critical flashover voltage of polluted insulators.

2. Experimental measurements and data collection

The data used for training and testing the method was collected from both experiments [27–30] and an application of a mathematical model for calculating flashover voltage. As detailed in [14]. The experiments were carried out in an insulator test station, installed in the High Voltage Laboratory of Public Power Corporation's Testing, Research and Standards Center in Athens [27] and according to the IEC norm [31]. Apart from this set of experimental measurements, measurements from similar experiments performed by Zhicheng and Renyu [28] and Sundararajan et al. [29] were also used.

The mathematical model for the evaluation of the flashover process of a polluted insulator consists of a partial arc spanning over a dry zone and the resistance of the pollution layer in series. The critical voltage U_c (in V), which is the applied voltage across the insulator when the partial arc is developed into a complete flashover, is given by the following formula [30]:

$$U_c = \frac{A}{n+1} (L + \pi D_m F K n) (\pi D_m \sigma_s A)^{-n/(n+1)} \quad (1)$$

where L is the creepage distance of the insulator (in cm), D_m the maximum diameter of the insulator disc (in cm) and F is the form factor. The form factor of an insulator is determined from the insulator dimensions. For graphical estimation, the reciprocal value of the insulator circumference ($1/p$) is plotted versus the partial creepage distance l counted from the end of the insulator up to the point reckoned. The form factor is given by the area under this curve and calculated according to the formula [31]:

$$F = \int_0^L \frac{dl}{p(l)} \quad (2)$$

The arc constants A and n have been calculated using a genetic algorithm model [32] and their values are $A = 124.8$ and $n = 0.409$. The surface conductivity σ_s (in Ω^{-1}) is given by the following type:

$$\sigma_s = (369.05C + 0.42) \times 10^{-6} \quad (3)$$

where C is the equivalent salt deposit density in mg/cm^2 . The coefficient of the pollution layer resistance K in case of cap-and-pin insulators is given by:

$$K = 1 + \frac{n+1}{2\pi F n} \ln \left(\frac{L}{2\pi R F} \right) \quad (4)$$

where R is the radius of the arc foot (in cm) and is given by

$$R = 0.469(\pi A D_m \sigma_s)^{1/(2(n+1))} \quad (5)$$

The above mathematical model is a result of experiments in specific insulators types and specific pollutants in their surface.

3. Least Squares Support Vector Machine (LS-SVM)

SVMs have often been found to provide better prediction results than other widely used machine learning tools, such as the neural networks [33]. This novel approach motivated by statistical learning theory led to a class of algorithms characterised by the use of non-linear kernels, high generalisation ability and the sparseness of the solution. Unlike the classical neural networks approach the SVM formulation of the learning problem leads to Quadratic Programming (QP) with linear constraint. However, the size of matrix involved in the QP problem is directly proportional to the number of training points. Hence, to reduce the complexity of optimisation processes, a modified version, called LS-SVM is proposed by taking with equality instead of inequality constraints to obtain a linear set of equations instead of a QP problem in the dual space [20]. Instead of solving a QP problem as in SVM, LS-SVM can obtain the solutions of a set of linear equations. The formulation of LS-SVM is introduced as follows. Consider a given training set $\{x_i, y_i\} \phi \in R^2$, $i = 1, 2, \dots, N$ with input data x_i , and output data y_i . The following regression model can be constructed by using non-linear mapping function $\phi(\cdot)$:

$$y = w^T \phi(x) + b \quad (6)$$

where w is the weight vector and b is the bias term. As in SVM, it is necessary to minimise a cost function C containing a penalised regression error, as follows:

$$\min C(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (7)$$

subject to equality constraints

$$y = w^T \phi(x_i) + b + e_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

The first part of this cost function is a weight decay which is used to regularise weight sizes and penalise large weights. Due to this regularisation, the weights converge to similar value. Large weights deteriorate the generalisation ability of the LS-SVM because they can cause excessive variance. The second part of (7) is the regression error for all training data. The parameter C , which has to be optimised by the user, gives the relative weight of this part as compared to the first part. The restriction supplied by (8) gives the definition of the regression error. To solve this optimisation problem, Lagrange function is constructed as:

$$L(w, b, e, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^N e_i^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{w^T \phi(x_i) + b + e_i - y_i\} \quad (9)$$

where α_i are Lagrange multipliers.

The solution of (9) can be obtained by partially differentiating with respect to w , b , e_i and α_i :

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma e_i \quad i = 1, 2, \dots, N \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow w^T \phi(x_i) + b + e_i - y_i = \gamma e_i \quad i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (10)$$

then

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x_i) = \sum_{i=1}^N \gamma e_i \phi(x_i) \quad (11)$$

where a positive definite Kernel is used as follows:

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j) \quad (12)$$

An important result of this approach is that the weights (w) can be written as linear combinations of the Lagrange multipliers with the corresponding data training (x_i). Putting the result of (11) into (6), the following result is obtained:

$$y = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x_i)^T \phi(x) + b \quad (13)$$

for a point y_i to be evaluated it is:

$$y_i = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x_i)^T \phi(x_j) + b \quad (14)$$

The vector follows from solving a set of linear equations:

$$A \begin{bmatrix} \alpha \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y \\ 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

where A is a square matrix given by:

$$A = \begin{bmatrix} K + \frac{1}{\gamma} & 1_N \\ 1_N^T & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

where K denotes the kernel matrix with ij th element in (12) and I denotes the identity matrix $N \times N$, $1_N = [1 \ 1 \ 1 \ \dots \ 1]^T$. Hence, the solution is given by:

$$\begin{bmatrix} \alpha \\ b \end{bmatrix} = A^{-1} \begin{bmatrix} y \\ 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

As can be seen from (16) to (17), usually all Lagrange multipliers (the support vectors) are nonzero, which means that all training objects contribute to the solution. In contrast with standard SVM, the LS-SVM solution is usually not sparse. However, a sparse solution can be easily achieved via pruning or reduction techniques [34]. Depending on the number of training data set either direct solvers can be used or an iterative solver such as conjugate gradients methods (for large data sets), in both cases with numerically reliable methods. In applications involving nonlinear regression it is enough to change the inner product of $\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$ (14) by a kernel function and the ij th element of matrix K equals to (12). If this kernel function meets Mercer's condition the kernel implicitly determines both a nonlinear mapping, $x \rightarrow \phi(x)$ and the corresponding inner product $\phi(x_i)^T \cdot \phi(x_j)$. This leads to the following nonlinear regression function:

$$y = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_i, x) + b \quad (18)$$

for a point x_j to be evaluated it is:

$$y_j = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_i, x_j) + b \quad (19)$$

Any function $k(x_i, x_j)$ satisfying Mercer's condition can be used as the kernel function. The typical kernel functions include linear function, polynomial function, Gaussian function, and sigmoid function, etc. Among these functions, the Gaussian function can map the sample set from the input space into a high-dimensional feature space effectively, which is good for representing the complex nonlinear relationship between the output and input samples.

The Gaussian function is used widely. In this paper, Gaussian function is also selected as the kernel function, whose expression is shown as follows:

$$K(x_i, x_j) = \exp \left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2} \right) \quad (20)$$

where σ^2 is the squared variance of the Gaussian function.

From the training LS-SVM problem, one can see that there are two free parameters, viz. kernel width parameter σ^2 and regularisation parameter γ , which may affect LS-SVM generalisation performance. So these parameters need to be properly optimised to minimise the generalisation error. In this paper, these parameters are automatically tuned using the PSO in the testing phase.

4. Particle Swarm Optimisation (PSO)

PSO is a stochastic optimisation technique introduced recently by Kennedy and Eberhart, which is inspired by social behaviour of bird flocking and fish schooling. Similar to other evolutionary computation algorithms such as genetic algorithms, PSO is a population-based search method that exploits a population of individuals to probe promising region of the search space. In this context, the population is called swarm and the individuals are called particles. During the search process in the d -dimensional solution space, each particle (i.e., candidate solution) will adjust its flying velocity and position according to its own flying experience as well as the experiences of the other companion particles of the swarm.

The general principles for the PSO algorithm are stated as follows: Let us consider a swarm of size n . Each particle P_i , $i = 1, 2, \dots, n$ from the swarm is characterised by:

Its current position $D_i(k) \in R^d$ which refers to a candidate solution of the optimisation problem at iteration k , its velocity $V_i(k) \in R^d$, and the best position $P_{besti}(k) \in R^d$ that is identified during its past trajectory.

Let $G_{besti}(k) \in R^d$ be the best global position found over all trajectories that are travelled by the particles of the swarm. Each of n particles fly through the d -dimensional search space R^d with a velocity $V_i(k)$, which is dynamically adjusted according to its personal previous best solution $P_{besti}(k)$ and the previous global solution $G_{besti}(k)$ of the entire swarm. The velocity updates are calculated as a linear combination of position and velocity vectors. The particles interact and move according to the following equations:

$$V_i(k+1) = w(k)V_i(k) + C_1 R_1(k)(P_{besti}(k) - D_i(k)) + C_2 R_2(k)(G_{besti}(k) - D_i(k)) \quad (21)$$

$$D_i(k+1) = D_i(k) + V_i(k+1) \quad (22)$$

where $V_i(k+1)$ is the velocity of $(k+1)$ th iteration of i th individual, $V_i(k)$ is the velocity of k th iteration of i th individual, $w(k)$ is the inertial weight used as a trade-off between global and local exploration capabilities of the swarm. Small values of w result in more rapid convergence usually on a suboptimal position, while a too large value may prevent divergence. Typical implementations of the PSO adapt the value of w during the training stage, e.g., linearly decreasing it from 1.0 to near 0 over the execution. C_1 , C_2 are two acceleration constants regulating the relative velocities with respect to the best global and local positions, respectively. $R_1(\cdot)$ and $R_2(\cdot)$ are random variables that are drawn from a uniform distribution in the range $[0,1]$ to provide a stochastic weighting of the different components participating in the particle velocity definition.

The inertia weight is set to the following equation:

$$w(k) = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{k_{\max}} k \quad (23)$$

where w_{\max} is the initial weight, w_{\min} is the final weight, k_{\max} is the maximum number of iterations or generation, and k is the current iteration number. Eq. (21) allows the computation of the velocity at iteration $k + 1$ for each particle in the swarm by combining linearly its current velocity (at iteration k) and the distances that separate the current particle position from its best previous position and the best global position, respectively. The updating of the particle position is performed with (21). Both (21) and (22) are iterated until convergence of the search process is reached. Typical convergence criteria are based on the iterative behaviour of the best value of the adopted fitness function(s) and/or simply on a user-defined maximum number of iterations.

5. Critical flashover voltage estimation using LS-SVM-PSO model

PSO mentioned above is used to select parameters of LS-SVM: the trade-off variable γ and kernel parameters σ^2 , which are two attributes of each particle. In PSO operation, the fitness function of the particles group with test cases was evaluated using the Root Mean Square Error (RMSE), The RMSE is given as:

$$RMSE = f(\gamma, \sigma^2) = \left\{ \frac{\sum_{k=1}^n (y_{tes,k} - y_{pre,k})^2}{n} \right\}^{1/2} \quad (24)$$

Where n is the number of data patterns in the data set, $y_{pre,k}$ indicates the predicted and $y_{tes,k}$ the testing value of one data point k . At the beginning of the algorithm the velocity and position are created at random. The root mean square error is the objective of the particles group. With particles searching, we can get the minimum root mean square error of training LS-SVM, and also get the value of γ and σ^2 at that point. Thus, the computational flow of PSO technique can be described in the following steps:

Step 1: Training sample preprocessing

In order to avoid saturation phenomena during the training process of the LSSVM-PSO model, the input and output variable values are normalised. Through preliminary algorithm executions, normalisation is chosen by the maximum and minimum values of the input and output data, as shown in the following type:

$$x_{nor,j}^i = a + (x_j^i - r_{min,j}) \frac{b - a}{r_{max,j} - r_{min,j}} \quad (25)$$

where $r_{max,j}$ and $r_{min,j}$ are the maximum and the minimum values of variable x_j for the training set and b, a the respective values of the normalised variable.

Step 2: Hyper-parameter optimisation

Step 2.1: Initialise randomly the swarm (containing m particles) such that the position of each particle to meet the prescribed conditions. PSO learning factors $C_1 = C_2 = 2$, swarm size $N = 20$, inertia weight $w_{\max} = 0.90$, $w_{\min} = 0.20$, maximum number of iterations $k_{\max} = 200$. The LS-SVM searching parameters are set as $\gamma = [2^3, 2^{23}]$ and $\sigma^2 = [2^{-8}, 2^5]$, respectively.

Step 2.2: Evaluate each particle's fitness according to formula (24) and set the best position from the particle with the minimal fitness in the swarm.

Step 2.3: To each candidate particle, train the LS-SVM model with the corresponding hyper-parameters.

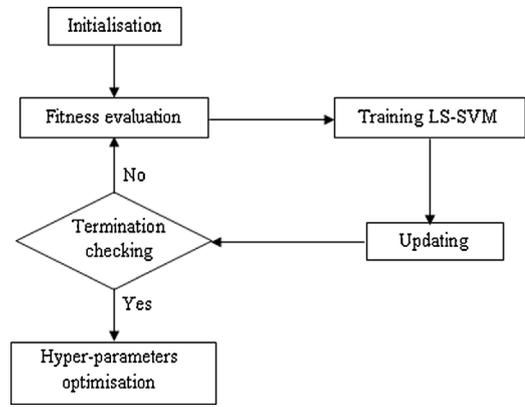


Fig. 1. Flowchart of PSO for hyper-parameter optimisation.

Step 2.4: Update the velocity and position of each particle by means of Eqs. (21) and (22), respectively. And update the inertia weight by means of Eq. (23).

Step 2.5: Check the stopping criterion. If the maximal number of iterations is not yet reached, return to Step 2.2. Otherwise go to next substep.

Step 2.6: Terminate the algorithm and give the optimal hyper-parameters.

The flowchart of PSO for hyper-parameter optimisation is shown as Fig. 1.

Step 3: Training and testing

Train an LS-SVM estimator with the optimal hyper-parameters obtained from Step 2. To validate the performance of the LSSVM-PSO three different type validation indexes were used, in this study. These were RMSE, the coefficient of determination (R^2) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE), the R^2 and MAPE are given by the following equations:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (y_{tes,k} - y_{pre,k})^2}{\sum_{k=1}^n (y_{test,k} - \overline{y_{tes,k}})^2} \quad (26)$$

$$MAPE = 100\% \frac{\sum_{k=1}^n |y_{tes,k} - y_{pre,k}|}{n \overline{y_{tes,k}}} \quad (27)$$

where $\overline{y_{tes,k}}$ is the mean value of all data points. The LS-SVM model [35] and PSO were constructed in MATLAB 7.8 (R009a).

6. Results and discussion

In order to achieve good performance, all data for testing LSSVM-PSO are randomly selected.

The parameters which have made the fitness value the smallest, are chosen to use in this paper.

The application results in pairs of (γ, σ^2) values that finally converge to the optimum values $\gamma = 7.4871e+005$, $\sigma^2 = 1.6608$ as the number of iterations increases. The simulation results are shown in Fig. 2 where it becomes obvious that the algorithm converges rapidly to achieve these values. A comparison between the experimental data and the estimated values for the test set was then made to validate the performance of LS-SVM predictive model based on optimisation by grid PSO. This situation is shown in Fig. 3, in which 144 data were used to train the model and 24 were used to test the model as detailed in [15]. In addition, the validation indexes RMSE, MAPE and R^2 were compared with the previous results given in the literature, for two cases as given in Table 1:

Table 1
Performance comparison in terms of statistical model validation parameters.

	Models	RMSE _{tr}	R _{tr} ²	MAPE _{tr}	RMSE _{tes}	R _{tes} ²	MAPE _{test}
Case 1	LS-SVM-PSO	0.0059	0.9994	0.2946	0.0173	0.9910	1.0975
	LS-SVM-GS	0.0056	0.9994	0.2562	0.0186	0.9896	1.1956
	ANN [15]	–	0.9972	–	–	0.9853	3.8400
	FL [18]	–	0.9840	–	–	0.9670	–
Case 2							
Case 1	LS-SVM-PSO	0.0042	0.9996	0.1976	0.0126	0.9972	0.8532
	LS-SVM-GS	0.0037	0.9997	0.1657	0.0139	0.9966	0.9433
	ANFIS [17]	–	–	–	0.0473	0.9987	0.4597
Case 2	LS-SVM-PSO	0.0044	0.9996	0.2261	0.0089	0.9984	0.5758
	LS-SVM-GS	0.0048	0.9995	0.2468	0.0098	0.9980	0.5906
Case 3	ANFIS [17]	–	–	–	0.0472	0.9987	0.4610
	LS-SVM-PSO	0.0075	0.9989	0.4223	0.0088	0.9990	0.5174
	LS-SVM-GS	0.0079	0.9987	0.4147	0.0118	0.9983	0.8008
	ANFIS [17]	–	–	–	0.0417	0.9991	0.4072

In case 1, the training set consists of 144 patterns/vectors. 140 vectors were derived from the mathematical model and 4 vectors were derived from the real experimental values. The model LS-SVM-PSO was tested using 20 experimental patterns.

In case 2, the three cases that were used in [14,17] are used to evaluate the effectiveness and feasibility of the proposed model. In addition, the performance of the proposed method was compared with the LS-SVM model based on 5-fold cross-validation and grid search (LS-SVM-GS) technique that used by [23] and the previous results given in [17] for the testing set. In Table 1, it shows the more detailed statistics.

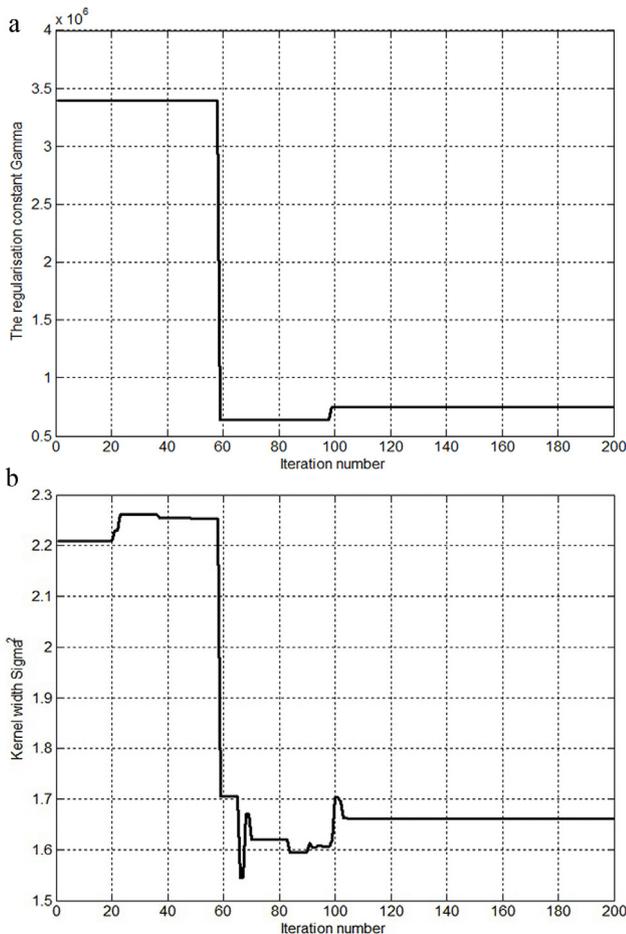


Fig. 2. Convergence of the optimum values (γ , σ^2).

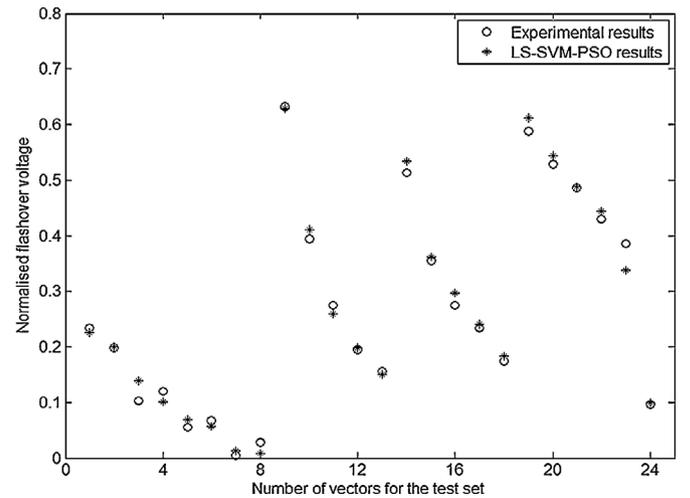


Fig. 3. The comparison between the experimental data and the estimated values for the test set.

From Table 1, the results show that LSSVM-PSO is more powerful in prediction of flashover voltage on insulators than the previous results published in [15,18]. As given in Table 1, the proposed model have the smaller RMSE for the test set than the LS-SVM based on Grid Search and the previous results given in [17]. Moreover, it can be observed that the proposed model give comparable values for the MAPE and R² with the previous values given in [17].

7. Conclusion

In particular, the LS-SVM has attractive features, such as the ability to model nonlinear relationships and the regression function is related to a quadratic problem. However, a proper set of design parameters γ and σ^2 is essential for good performance and efficiency of LS-SVM model in estimation tasks. It is important to select parameters in the research area of support vector machine. For this reason, parameters selection for LS-SVM by particle swarm optimisation PSO is proposed in this paper to estimate the critical flashover voltage of polluted insulators.

LS-SVM-PSO model is developed by getting the relationship between critical flashover voltage and input variables, such as insulator height, insulator diameter, leakage length of the insulator, form factor and the layer conductivity. When a robust LS-SVM-PSO model with high statistical quality and low prediction errors are constructed, FOV values of different insulators that do not use in the training stage are shown to be accurately predicted.

The performance of the developed model was justified by RMSE, R^2 and MAPE. The respective results show that LS-SVM-PSO model is more powerful in prediction of flashover on insulators. The proposed method could also be applied in various types of insulators with higher accuracy than the mathematical model by changing the data set. In various types of insulators all required geometric variables used could be properly normalised, simply. Then the proposed method may be more useful to estimate critical flashover voltage for different polluted insulators.

References

- [1] W. Ricardo, S. Garcia, R. Bosignli, E. Gomes Jr., Influence of the Nonuniformity of pollution distribution on the electrical behavior of insulators, in: Proc. of the 3rd Inter. Conf. on Prop. and Appl. of Diel. Mat., Tokyo, Japan, 1991, pp. 342–345.
- [2] K. Chrzan, Z. Pohl, T. Kowalak, Hygroscopic Properties of pollutants on HV insulators, IEEE Transactions on Electrical Insulation 24 (1) (1989) 107–112.
- [3] L. Qisheng, W. Lai, S. Zhiyi, et al., Natural contamination test results of various insulators under DC voltage in an inland area in China, in: Proc. of the 3rd Inter. Conf. on Prop. and Appl. of Diel. Mat., Japan, 1991, pp. 350–353.
- [4] F.A.M. Rizk, Mathematical models for pollution flashover, Electra 78 (1981) 71–103.
- [5] H. Hadi, S. Flazi, A. Taieb, Modélisation dynamique du Contournement des isolateurs pollués des lignes aériennes en haute tension, in: CIMASI, Casablanca, Maroc, Octobre, 2002.
- [6] Z. Aydogmus, M. Cebeci, A new flashover dynamic model of polluted HV insulators, IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation 11 (4) (2004) 577–584.
- [7] S.A. Bessedik, H. Hadi, Dynamic arc model of the flashover of the polluted insulators, in: IEEE Conf. Electr. Insul. Dielectric Phenomena CEIDP, Cancun, Mexico, 2011, pp. 550–554.
- [8] C.S. Engelbrecht, R. Hartings, et al., Pollution tests for coastal conditions on an 800 kV composite bushing, IEEE Transactions on Power Delivery 18 (3) (2003) 953–959.
- [9] R. Boudissa, A. Haddad, Z. Sahli, A. Mekhaldi, R. Baersch, Performance of outdoor insulators under non uniform pollution conditions, in: 14th Int. Symp. HV Eng., China, August, 2005, D-51.
- [10] S.A. Bessedik, H. Hadi, Etude expérimentale du Modèle Ouvert, in: 4th International Conference on Electrotechnics, ICEL'2009, Univ.USTO Oran, Novembre, 2009.
- [11] J.L. Rasolonjanahary, L. Krahenbuhl, A. Nicolas, Computation of electric fields and potential on polluted insulators using a boundary element method, IEEE Transactions on Magnetics 28 (2) (1992) 1473–1476.
- [12] Y. Cheng, C.H. Li, C.H. Niu, F. Zhang, Porcelain insulators detection by two dimensions electric field on high voltage transmission lines, in: 15th Int. Symp. High Voltage Engineering, Slovenia, August, 2007, T4-495.
- [13] A.N. Jahromi, A.H. El-Hag, et al., A neural network based method for leakage current prediction of polymeric insulators, IEEE Transactions on Power Delivery 21 (January (1)) (2006) 506–507.
- [14] V.T. Kontargyri, A.A. Gialketsi, et al., Design of an artificial neural network for the estimation of the flashover voltage on insulators, Elsevier Electric Power Systems Research 77 (October (12)) (2007) 1532–1540.
- [15] G.H. Asimakopoulou, V.T. Kontargyri, et al., ANN optimisation methodology for the estimation of the flashover voltage on insulators, IET, Science, Measurement & Technology 3 (January (1)) (2009) 90–104.
- [16] M.T. Gençoglu, M. Cebeci, Investigation of pollution flashover on high voltage insulators using artificial neural network, Expert Systems with Applications 36 (2009) 7338–7345.
- [17] K. Erenturk, Adaptive-network-based fuzzy inference system application to estimate the flashover voltage on insulator, Instrumentation Science & Technology 37 (4) (2009) 446–461.
- [18] G.E. Asimakopoulou, V.T. Kontargyri, et al., A fuzzy logic optimisation methodology for the estimation of the critical flashover voltage on insulators, Electric Power Systems Research 81 (2011) 580–588.
- [19] V.N. Vapnik, Statistical Learning Theory, Wiley, New York, USA, 1998.
- [20] J.A.K. Suykens, J. Vandewalle, Least squares support vector machine classifiers, Neural Processing Letters 9 (1999) 293–300.
- [21] T. Glasmachers, C. Igel, Gradient-based adaptation of general Gaussian kernels, Neural Computation 17 (10) (2005) 2099–2105.
- [22] A. Nurettin, Classification of ECG Beats by using a fast least square support vector machines with a dynamic programming feature selection algorithm, Neural Computing and Applications 14 (4) (2005) 299–309.
- [23] M.T. Gençoglu, M. Uyar, Prediction of flashover voltage of insulators using least squares support vector machines, Expert Systems with Applications 36 (2009) 10789–10798.
- [24] J. Kennedy, R. Eberhart, Particle swarm optimisation. Proceeding of the 1995, in: IEEE International Conference on Neural Network, 1995, pp. 1942–1948.
- [25] R. Eberhart, J. Kennedy, A new optimizer using particle swarm theory, in: Proceeding of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995, pp. 39–43.
- [26] H.W. Ge, Y.C. Liang, Y. Zhou, X.C. Guo, A particle swarm optimisation-based algorithm for job-shop scheduling problem, International Journal of Computational Methods 2 (3) (2005) 419–430.
- [27] K. Ikonomou, G. Katsibokis, G. Panos, I.A. Stathopoulos, Cool fog tests on artificially polluted insulators, in: 5th Intern. Symp. on HV Engineering, Braunschweig, vol. II, 1987, 52.13.
- [28] G. Zhicheng, Z. Renyu, Calculation of DC and AC flashover voltage of polluted insulators, IEEE Transactions on Electrical Insulation 25 (4) (1990) 723–729.
- [29] R. Sundararajan, N.R. Sathureddy, R.S. Gorur, Computer-aided design of porcelain insulators under polluted conditions, IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation 2 (1) (1995) 21–127.
- [30] F.V. Topalis, I.F. Gonos, I.A. Stathopoulos, Dielectric behaviour of polluted porcelain insulators, IEEE Proceedings in Generation, Transmission and Distribution 148 (4) (2001) 269–274.
- [31] IEC 507, Artificial Pollution Tests on High-Voltage Insulators to be Used on A.C. Systems, 1991.
- [32] I.F. Gonos, F.V. Topalis, I.A. Stathopoulos, Genetic algorithm approach to the modelling of polluted insulators, IEEE Proceedings in Generation, Transmission and Distribution 149 (3) (2002) 373–376.
- [33] H. Esen, M. Inalli, A. Sengur, M. Esen, Modeling a ground-coupled heat pump system by a support vector machine, Renewable Energy 33 (8) (2008) 1814–1823.
- [34] J.A.K. Suykens, T. Van Gestel, J. De Brabanter, B. De Moor, J. Vandewalle, Least Squares Support Vector Machines, World Scientific Pub. Co, Singapore, 2002.
- [35] LS-SVM Toolbox, version 1.8, 2009, <http://www.esat.kuleuven.ac.be/sista/lssvm/>

PREDICTION OF FLASHOVER VOLTAGE OF INSULATORS USING ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM

Sid Ahmed Bessedik

Electrical Engineering DPT, University Ammar Telidji Laghouat,
PO BOX 37G, Laghouat (03000), Algeria
Ahmed_7b@yahoo.fr

Hocine Hadi

Electrical Engineering Laboratory of Oran (LGEO), University of Sciences and Technology of Oran,
Mohamed Boudiaf, USTO BP1505 El Mnouar Oran, Algeria
hadihocine@yahoo.com

Abstract: High voltage insulators form an essential part of the high voltage electric power transmission systems. Any failure in the satisfactory performance of high voltage insulators will result in considerable loss of capital, as there are numerous industries that depend upon the availability of an uninterrupted power supply. The importance of the research on insulator pollution has been increased considerably with the rise of the voltage of transmission lines. In order to determine the flashover behavior of polluted high voltage insulators and to identify to physical mechanisms that govern this phenomenon, the researchers have been brought to establish a modeling. This paper describes the application of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) model to estimate the critical flashover voltage (FOV) for polluted insulators, using experimental measurements carried out in an insulator test station according to the IEC norm and a mathematical model based on the characteristics of the insulator: the diameter, the height, the creepage distance, the form factor and the equivalent salt deposit density and estimates the critical flashover voltage. In order to train the network and to test its performance, the data sets are derived from experimental results obtained from the literature and a mathematical model. The obtained results are promising and insure that ANFIS techniques can estimate the critical flashover voltage for new designed insulators with different operating conditions and constitute an indispensable model that can be used in field simulations of various parameters for polluted insulators.

Key words: High voltage insulators, Polluted insulators, Critical flashover voltage, ANFIS.

1. Introduction

Pollution flashover, observed on insulators used in high voltage transmission, is one of the most important problems for power transmission. Pollution flashover is a very complex problem due to several reasons such as modeling difficulties of the insulator complex shape, different pollution density at different regions, non-homogenous pollution distribution on the surface of insulator, and unknown effect of humidity on the pollution.

Under severe environmental conditions, a pollution

layer is deposited on the insulator surface. When the surface of a polluted high voltage insulator is dampened due to dew deposition, fog or rain, a wet conducting film is formed and a leakage current flows through the surface [1, 2]. The leakage current begins to dry the pollution layer and the resistivity of the layer rises in certain areas.

This leads to dry band formation, usually in the areas where the current density is highest. The dry band supports most of the applied voltage. The air gap flashes over, with the arc spanning the dry band gap which is in series with the wet portion of the insulator. The arc may extinguish at zero current and the insulator may return to working conditions. Dry band formation and rewetting may continue for many hours [3]. These arcs will burn in series with the wet surface resistance. If this resistance is sufficiently low, the partial arcs will elongate along the insulator profile and may eventually cause the full insulator flashover. In this way, the performance of a polluted insulator may be represented by the flashover voltage and the flashover current defined as the maximum leakage current magnitude immediately before flashover [4].

Several researches concerning the insulators performance under pollution conditions have been conducted, in which mathematical or physical models have been used [5- 9], experiments have been conducted [10-12] or simulation programmes have been developed [13-15].

In recent years, a variety of prediction models have been proposed in the literature, ANN artificial neural networks models are developed for the qualitative control of the insulators by determining important parameters (such as leakage current or the critical flashover voltage) [16-21], an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) [22], least squares support vector machines (LS-SVM) [23-24].and fuzzy logic model [25] have been applied in order to estimate the critical flashover voltage on polluted insulators, additionally a multiple regression analysis has been used in order to prediction parameters of dimensioning of insulators under non-uniform contaminated

conditions [26]. Present paper focuses on prediction of the critical flashover voltage of polluted insulators by using an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS).

2. Experimental measurements and data collection

Data concerning cap and pin type insulators was used for the training and testing of the ANFIS. Specifically, the following geometric characteristics were used as input variables: the maximum diameter D_m (in cm) of the insulator, its height H (in cm), the creepage distance on it L (in cm), its form factor F and the layer conductivity σ_s (in μS), while the output variable was the critical flashover voltage U_c (in kV). The dataset was built using data acquired from experiments and the application of a mathematical model. In particular, the experiments were carried out in an insulator test station installed in the High Voltage Laboratory of Public Power Corporation's Testing, Research and Standards Center in Athens [27] according to the IEC standard 507:1991 [28]. Following the application of artificial pollution on the insulators, the critical flashover voltage was measured. This set of measurements was enriched by measurements from experiments performed by Sundararajan et al. [29] and Zhicheng and Renyu [30]. In addition, the mathematical model of an equivalent circuit for the evaluation of the critical flashover voltage presented by Topalis et al. [31] is used for the enlargement of the available dataset, the ANFIS is successfully implemented for the estimation of the critical flashover voltage of 24 artificially polluted insulators, whereas the training set is formed by 140 vectors from the mathematical model [31] and other four experimental vectors (different from the test set).

3. Mathematical model of the flashover process

Flashover modeling has been a topic of interest for many researchers [5, 32-34]. A major problem in all those investigations is the definition [35, 36] of the value of the arc constants that affect the flashover process. Unfortunately the values of the constants determined from several investigations diverge substantially.

This investigation targets the precise calculation of the arc value parameters, using relevant experimental results and close simulation of the insulator's behaviour under polluted conditions using a suitable mathematical model [37]. The flashover process over polluted insulators is described by well-known analytical equations, published by various scientists, mainly Boeme and Obenaus and Alston and Zoledziowski. These procedures have been used for the formulation of a mathematical model that permits determination of the parameters of the flashover under pollution of the insulators. The most known model for the explanation and evaluation of the flashover process [31, 34] of a polluted insulator consists of a partial arc

spanning over a dry zone and the resistance of the pollution layer in series. Therefore, the voltage across the insulator will be:

$$U = xAI^{-n} + (L-x)r_p I \quad (1)$$

where xAI^{-n} is the stress in the arc and $(L-x)r_p I$ is the stress in the pollution layer. x is the length of the arc, L is the leakage path of the insulator in cm, r_p is the resistance per unit length of the pollution layer, I is the leakage current and A and n are the arc constants. Their values

$A = 124.8$, $n = 0.409$ have been determined using a complex optimization method [38] based on genetic algorithms. It has been found experimentally that the value of the flashover voltage of a polluted insulator is not constant even under identical conditions.

This is mainly due to random arc phenomena on the polluted surface. Such phenomena are the arc bridging between sheds or ribs, the arc drifting away from the surface of an insulator as well as the number of consecutive arcs before flashover. These random arcs will certainly affect the flashover.

The measurement of the resistance r_p of the wet zone is quite complicated. Therefore it may be substituted by the surface conductivity σ_s of the pollution layer:

$$\sigma_s = \frac{1}{r_p} F \quad (2)$$

F is the form factor of the insulator that is given as follows:

$$F = \int_0^L \frac{l}{\pi D(l)} dl \quad (3)$$

where $D(l)$ is the diameter of the insulator that varies across the leakage path.

For the equivalent salt deposit density C (ESDD) [3], the surface conductivity σ_s in Ω^{-1} is given by the following equation:

$$\sigma_s = (369.05.C + 0.42).10^{-6} \quad (4)$$

Where C is the equivalent salt deposit density in mg/cm^2 .

The critical condition for propagation of the discharge along the surface of the insulator to cause flashover is [31].

$$\frac{dl}{dx} > 0 \quad (5)$$

The voltage under this critical condition yields

$$U = xAI^{-n} + (L - x)Kr_p I \quad (6)$$

Here the coefficient K was added to validate (1) at the critical instant of the flashover. Wilkins introduced this coefficient in order to modify the resistance r_p of the pollution layer considering the current concentration at the arc foot point. A simplified formula for the calculation of K for cap-and-pin insulators is [2, 30].

$$K = 1 + \frac{L}{2\pi F(L - x_c)} \ln \left(\frac{L}{2\pi F \sqrt{\frac{(\pi D_m \sigma_s A)^{\frac{1}{n+1}}}{1.45\pi}}} \right) \quad (7)$$

At the critical condition the length of the arc takes the value [34].

$$x_c = \frac{1}{n+1} L \quad (8)$$

Further analysis [31] of the system equations at the moment of flashover yields for the critical current

$$I_c = (\pi D_m \sigma_s A)^{\frac{1}{n+1}} \quad (9)$$

and for the critical voltage

$$U_c = \frac{A}{n+1} (L + \pi D_m FKn) (\pi D_m \sigma_s A x)^{\frac{-n}{n+1}} \quad (10)$$

where D_m is the maximum diameter of the insulator in cm.

4. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

Fuzzy logic and ANN are modeling methods used influ-entially and effectively in the problems of engineering. The modeling of fuzzy logic method is a rule-based method using the feature of human thinking and decision making. On the other hand, ANN learns the problem by using its ability of learning and comes through successfully for data sets it did not come across before. The method of ANFIS was suggested by Jang [39] in 1993 considering these advantages of ANN and fuzzy logic methods. The combination of fuzzy logic with architectural design of neural network led to creation of neuro-fuzzy systems which benefit from feed forward calculation of output and back-propagation learning capability of neural networks, while keeping inter-pretability of a fuzzy system [40]. The Takagi-Sugeno-Kang (TSK) [41, 42] is a fuzzy system with crisp functions in consequent which

perceived proper for complex applications. It has been proved that a TSK system could approximate every plant with convenient number of rules [39–42]. TSK systems are widely used in the form of neuro-fuzzy systems called ANFIS [39]. Because of crisp consequent functions, ANFIS uses a simple form of scaling implicitly. This adaptive network, ANFIS, has good ability and performance in system identification, prediction and control and has been applied in many different systems. The ANFIS combines the ability of neural network and fuzzy system. The training and updating of ANFIS parameters are the main problems. The training of this network in the antecedent part is more difficult than the conclusion part, because it must go through all layers which cause much calculation in Gradient Decent (GD) method. The most of the training methods in the antecedent part are based on gradient and calculation of gradient in each step is very difficult and chain rule must be used also may causes local minimum.

Both Neural Network (NN) and Fuzzy Logic (FL) are model-free estimators and share the common ability to cope with the uncertainties and noise. Both of them encode the information in a parallel and distribute architecture in a numerical framework. Hence, it is possible to convert fuzzy logic architecture to a neural network and vice-versa. This conversion makes it possible to combine the advantages of neural network and fuzzy logic.

A. Architecture of ANFIS

To present the ANFIS architecture, two fuzzy if–then rules based on a first-order Sugeno model are considered:

Rule 1: If (x is A_1) and (y is B_1), then ($f_1 = p_1x + q_1y + r_1$)
Rule 2 : If (x is A_2) and (y is B_2), then ($f_2 = p_2x + q_2y + r_2$)

where x and y show the inputs of ANFIS system, A_i and B_i show the original fuzzy sets, p_i , q_i , and r_i show the outcome parameters determined during training process. The structure of ANFIS architecture having two inputs, in which these two rules are applied in one output for Sugeno type fuzzy inference system, is shown in Fig.1. In Fig. 1, each circle indicates a fixed node and each square indicates an adaptive node. As seen in Fig.1, ANFIS includes 5 layers. The node function in each layer can be described as follows [39]:

Layer 1: First layer executes fuzzyfication process. Each i node in this layer is an adaptive node whose output is described below.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1,2 \quad (11)$$

$$O_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad i = 3,4 \quad (12)$$

where x or y is the input of node, A_i or B_{i-2} is a linguistic label related to this node. The output of node

is calculated with membership functions given in (11) and (12). Various membership functions such as triangular, gaussian, and bell-shaped can be used for this. Frequently preferred [22] triangular function has been used in this study.

Layer 2: Each node in this layer is a fixed node labeled with M giving the multiplication of the signals coming to it as output. Any node function performing fuzzy AND process can be used in this layer. The outputs of this layer can be calculated as in the (13).

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(x), \quad i = 1,2 \quad (13)$$

Layer 3: This layer is where membership functions are normalized. Each node in layer 3 is a fixed node labeled with N. The *i*th node calculates the ratio of the *i*th rules firing strength to the sum of all rule's firing strengths. The output of each node in this layer is described with (14).

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1,2 \quad (14)$$

where w_i describes the weight degree belonging to *i*th rule.

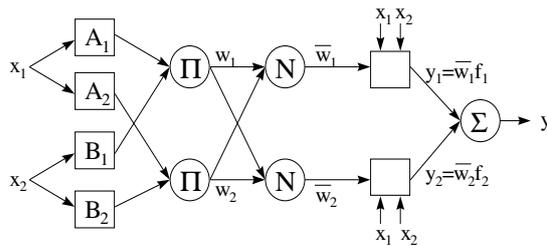
Layer 4: All nodes in this layer are adaptive nodes. The output of each node in this layer is simply the product of the normalized firing strength and a first order poly-nomial. Layer 4 is described with (15).

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i x + r_i), \quad i = 1,2 \quad (15)$$

where \bar{w}_i is the output of layer 3 and $\{p_i, q_i, r_i\}$ is the parameter set.

Layer 5: This layer consists of only one node and is labeled with the symbol S. This node performs the summation of all incoming signals. Hence, the overall output of the model is given by (16):

$$O_i^5 = \sum_{i=1}^2 \bar{w}_i f_i = \frac{\left(\sum_{i=1}^2 w_i f_i \right)}{w_1 + w_2} \quad (16)$$



Layer 1 Layer 2 Layer 3 Layer 4 Layer 5
Fig.1. Architecture of typical ANFIS

The ANFIS uses fuzzy MFs for splitting each input dimension. The input space is covered by MFs with overlapping that means several local regions can be activated simultaneously by a single input. Since simple local models are adopted in ANFIS model, the approximation ability of ANFIS will depend on the resolution of the input space partitioning, which is determined by the number of MFs in ANFIS and the number of layers. Four different types of MFs are used usually such as bell-shaped, Gaussian, trapezoidal and triangular type MFs with maximum equal to 1 and minimum equal to 0:

$$bell(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (17)$$

$$gauss(x; \sigma, c) = e^{-\left\{ \frac{|x-c|^2}{\sigma} \right\}} \quad (18)$$

$$trap(x; a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right) \quad (19)$$

$$triang(x; a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right) \quad (20)$$

where $\{a, b, c, d, \sigma\}$ are the parameters of MFs which are effected in shape of MFs.

B. Learning algorithm

Two types of learning algorithm are used for the determination of membership functions during the training of ANFIS. The first one is ‘‘Backpropagation Algorithm,’’ and the other is the algorithm known as ‘‘hybrid algorithm’’ and in which ‘‘least squares’’ method and ‘‘gradient descent’’ method are used together. Here, gradient descent method is used in the arrangement of non-linear input parameters and least squares method is used in the arrangement of non-linear output parameters. It has been proven that this hybrid algorithm is highly efficient in training the ANFIS [39]. Table 1, summarizes the learning procedures performed for this network.

	Forward pass	Backward pass
Premise parameters	Fixed	Gradient descent
Consequent parameters	Least-square estimator	Fixed
Signals	Node outputs	Error signals

Table 1. Two passes hybrid learning procedure of ANFIS

Assessment of the performance of ANFIS model is done by optimal values of Root Mean Square Error (RMSE), the RMSE is given as:

$$RMSE = \left\{ \frac{\sum_{k=1}^n (y_{tes,k} - y_{pre,k})^2}{n} \right\}^{1/2} \quad (21)$$

Where n is the number of data patterns in the data set, $y_{pre,k}$ indicates the predicted and $y_{tes,k}$ the testing value of one data point k . Moreover, several statistical methods, the Coefficient of determination (R^2) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE), are used to compare predicted and testing values for computing the model validation, the R^2 and MAPE parameters are calculated from:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (y_{tes,k} - y_{pre,k})^2}{\sum_{k=1}^n (y_{tes,k} - \overline{y_{tes,k}})^2} \quad (23)$$

$$MAPE = 100\% \cdot \frac{\sum_{k=1}^n |y_{tes,k} - y_{pre,k}| / y_{tes,k}}{n} \quad (24)$$

where $\overline{y_{tesk}}$ is the mean value of all data points. A very good fit yields an R^2 value of one, whereas a poor fit results in a value near zero.

In order to avoid saturation phenomena during the training process of the ANFIS model, the input and output variable values are normalized. Through preliminary algorithm executions, normalization is chosen by the maximum and minimum values of the input and output data, as shown in the following type:

$$y_{nor} = \frac{y_i - y_{min}}{y_{max} - y_{min}} \quad (25)$$

where y_{max} and y_{min} are the upper and lower values of variable y_i for the training set.

5. Critical flashover voltage estimation using anfis

The developed ANFIS is applied for the critical flashover voltage estimation of polluted insulators.

The data from the mathematical model and a set of the experimental data are used to train the ANFIS model, while the rest of the experimental data was used to test its performance. The training set consists of 144 patterns/vectors (of which 140 vectors are derived from the model and 4 vectors are real values), and the

ANFIS model is tested using 24 patterns (experimental data).

In order to get a good performance for ANFIS, all of the used data sets for both training and test stages were selected as randomly, the ANFIS model was constructed in MATLAB and has been trained with several MATLAB training functions.

Results and discussion

There are many parameters one can select to obtain better results in ANFIS. For the most common case, these parameters are: the number and type of membership function for each input, the output membership function type (either 'linear' or 'constant'), the training epoch number, the training error goal, the initial step size, the step size decrease rate and the step size increase rate. In addition to the parameter selection one can also ensure that appropriate test data are used to detect over fitting of the training data set. The test data have the same format as the training data. Over fitting can be detected when the test error (difference between the measured and predicted outputs) starts increasing while the testing error is still decreasing.

Initially the system was developed with different types of Membership Functions (MFs) like Triangular-shaped built-in membership function (trimf), Gaussian curve built-in membership function (gaussmf), Generalized bell-shaped built-in membership function (gbellmf) each MFs was tested with two linguist variables (2[High Low] 3[High Medium Low]) to each inputs. The ANFIS model was trained by hybrid learning algorithm.

The detailed simulated results obtained by the developed ANFIS model for predicting the critical flashover voltage of polluted insulators was tabulated in Table 2.

According to Table 2, the Triangular-shaped built (trimf) with 2 MFs is the best architecture model to predict the critical flashover voltage, because it gives lowest MAPE value (3.9789%) and highest R^2 value (0.9843) during the testing process.

Type of mf	No of MF	Step-size	Data normalized	No Epoch	RMSE _{tr}	RMSE _{Test}	R ² _{tr}	R ² _{test}	MAPE _{tr}	MAPE _{test}
gbelmf	2	0.05/0.6/1.6	No	300	0.0319	0.7429	1.0000	0.9727	0.2023	4.8474
	2	0.001/0.2/1.6	Yes	300	0.0045	0.0258	0.9996	0.9792	1.1716	21.2116
	3	0.05/0.6/1.6	No	30	0.0340	3.8157	1.0000	0.3656	0.2072	16.9346
	3	0.05/0.6/1.6	Yes	30	0.0297	0.0988	0.9836	0.7131	6.6400	42.9010
Gaussmf	2	0.05/0.6/1.6	No	300	0.1339	0.8566	0.9995	0.9638	0.8296	5.8731
	2	0.001/0.9/1.1	Yes	300	0.0115	0.0295	0.9975	0.9729	5.1022	29.2391
	3	0.05/0.6/1.6	No	30	0.1002	4.0142	0.9997	0.3223	0.5748	15.4005
	3	0.01/0.9/1.1	Yes	30	0.0115	0.0875	0.9975	0.7722	3.6811	39.3295
trimf	2	0.05/0.6/1.6	No	300	0.2426	0.5641	0.9983	0.9843	1.6915	3.9789
	2	0.001/0.9/1.1	Yes	300	0.0214	0.0522	0.9914	0.9153	6.8294	28.3971
	3	0.05/0.6/1.6	No	30	0.0655	1.4512	0.9999	0.8982	0.3775	7.3165
	3	0.001/0.9/1.1	Yes	30	0.0125	0.0426	0.9971	0.9437	4.9279	58.7402
trapmf	2	0.05/0.6/1.6	No	63	0.5447	1.0781	0.9912	0.9439	3.5478	7.3286
	2	0.0009/0.9/1.1	Yes	300	0.0106	0.0394	0.9979	0.9524	5.0512	27.2888
	3	0.001/0.6/1.6	No	30	0.4000	4.5075	0.9953	0.2163	2.0979	21.3876
	3	0.001/0.9/1.1	Yes	30	0.0097	0.0439	0.9983	0.9415	2.7408	23.0487

Table 2. Statistical indices for performance assessment of the different types of ANFIS models:

Using selected data from within the series of the training pattern, the results of the tested ANFIS were compared the computed results using the mathematical model is shown in Fig.2.

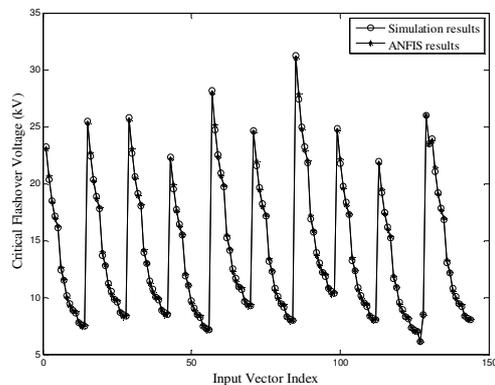


Fig. 2. The performance of ANFIS model for Training

The comparison between the predicted data and Test data was then made to evaluate the model prediction performance is shown in Fig.3, and the correlation between estimated and Actual values of Uc for the testing set was illustrated in Fig. 4.

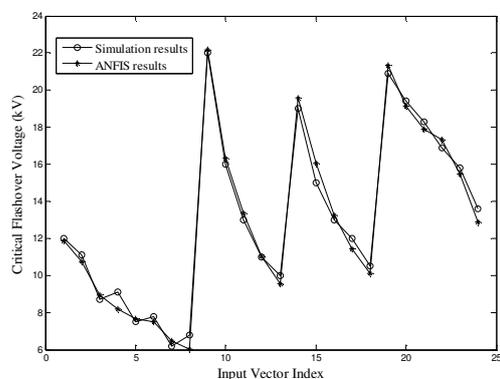


Fig. 3. The performance of ANFIS model for Testing.

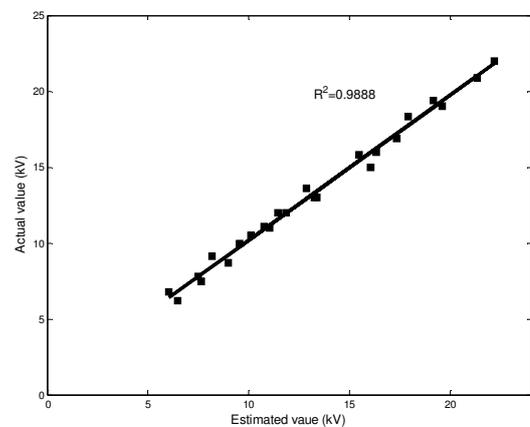


Fig.4. Correlation between estimated and Actual values of Uc for the testing set

The corresponding Root Mean Square Error (RMSE), the Coefficient of determination (R²) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) values for this comparison are given in Table 3. In addition, the performance of the ANFIS model was compared with the previous results given in Ref. [18, 25] for the testing set. This was carried out under the following conditions: Data normalized = No, number of MFs = 2, type of MFs = triangular (low and high), initial step size = 0.05, step size decrease rate = 0.6, step increase rate = 1.6, maximum number of epochs = 5851 epochs, learning type = hybrid method, the output MF type = linear.

Models	R ² _{tr}	RMSE _{test}	MAPE _{test}	R ² _{tes}
ANFIS	0.9989	0.4766	3.5185	0.9888
ANN [18]	0.9972	-	3.84	0.9853
FL [25]	0.9840	-	-	0.9670

Table 3. Performance comparison in terms of statistical model validation parameters

Conclusion

A methodology for the prediction of the critical flashover voltage of polluted insulators using ANFIS model was presented, in this paper ANFIS model is developed by getting the relationship between critical flashover voltage (FOV) and input variables, such as insulator height, insulator diameter, leakage length of the insulator, form factor and the layer conductivity, In order to train the ANFIS structure, four different MFs were used, the triangular MFs is the best to predict flashover voltage, choosing the number of MFs for each input reflects the complexity of ANFIS for choosing parameters, However when the number of MFs for each input is increased superior to two MFs the training stage is more time-consuming procedure [22].

The performance of the developed model was justified by root mean square error, coefficient of determination (R^2) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The respective results are quite acceptable and superior compared to artificial neural network optimization methodology model [18], and a fuzzy logic optimization methodology model [25].

The ANFIS could also be applied in various types of insulators with higher accuracy than the mathematical model by changing the data set.

Appendix

Values that were used in the mathematical model for the calculation of the flashover voltage and experimental results were given in Tables 4 and 5, respectively. The flashover voltage was calculated with the aid of mathematical model in Eq. (1) using the data given in Table 4 and the following values for the equivalent salt deposit density C (in mg/cm²): {0.02, 0.03, 0.04, 0.05, 0.06, 0.13, 0.16, 0.23, 0.28, 0.34, 0.37, 0.49, 0.52, 0.55}. The experimental data are also given in Table 5.

Dm(cm)	H(cm)	L(cm)	F
26.8	15.9	33.0	0.79
26.8	15.9	40.6	0.86
25.4	16.5	43.2	0.90
25.4	14.6	31.8	0.72
29.2	15.9	47.0	0.92
27.9	15.6	36.8	0.76
32.1	17.8	54.6	0.96
28.0	17.0	37.0	0.80
25.4	14.5	30.5	0.74
20.0	16.5	40.0	1.29

Table 4. Values that were used in the mathematical model

Dm, cm	H, cm	L, cm	F	C, mg/cm ²	Uc (kV)
25.4	14.6	27.9	0.68	0.13	12.0
25.4	14.6	27.9	0.68	0.16	11.1
25.4	14.6	27.9	0.68	0.23	8.7
25.4	14.6	27.9	0.68	0.28	9.1
25.4	14.6	27.9	0.68	0.34	7.5
25.4	14.6	27.9	0.68	0.37	7.8
25.4	14.6	27.9	0.68	0.49	6.2
25.4	14.6	30.5	0.70	0.52	6.8
25.4	14.6	30.5	0.70	0.02	22.0
25.4	14.6	30.5	0.70	0.05	16.0
25.4	14.6	30.5	0.70	0.10	13.0
25.4	14.6	30.5	0.70	0.16	11.0
25.4	14.6	43.2	0.92	0.22	10.0
25.4	14.6	43.2	0.92	0.05	19.0
25.4	14.6	43.2	0.92	0.10	15.0
25.4	14.6	43.2	0.92	0.16	13.0
25.4	14.6	43.2	0.92	0.22	12.0
25.4	14.6	43.2	1.38	0.30	10.5
22.9	16.6	43.2	1.38	0.03	20.9
22.9	16.6	43.2	1.38	0.04	19.4
22.9	16.6	43.2	1.38	0.05	18.3
22.9	16.6	43.2	1.38	0.06	16.9
22.9	16.6	43.2	1.38	0.10	15.8
22.9	16.6	43.2	1.38	0.20	13.6

Table 5. Experimental values

Reference

- Ozbek, ME. : *Computer-aided estimation of the flashover performance of polluted high voltage insulators*. a thesis Submitted to the Graduate School of Natural and Applied Sciences of the Middle East Technical University, Ankara, 2002.
- Dhahbi-Megrache N, Beroual A, : *Flashover dynamic model of polluted insulators under ac voltage*. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation 2000, 7:283–289.
- Kuffel E, Zaengl WS, Kuffel J, : *High Voltage Engineering fundamentals*. 2nd edn, Butterworth-Heinemann: Great Britain,; 509–532. 2003
- Boudissa R, Djafri S, Haddad A, Belaicha R, Bearsch R, : *Effect of insulator shape on surface discharges and flashover under polluted conditions*. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 12:429–437. 2005
- Rizk F.A.M, : *Mathematical models for pollution flashover*. Electra, No. 78. pp. 71–103. October 1981
- H.Hadi, S. Flazi, A. Taieb. : *Modélisation dynamique du Contournement des isolateurs pollués des lignes aériennes en haute tension*. CIMASI, Octobre, Casablanca, Maroc. 2002
- Aydogmus Z., Cebeci M. : *A new flashover dynamic model of polluted HV insulators*. IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., 11, (4), pp. 577–584. 2004
- S.A Bessedik, H.Hadi, : *Modélisation statique des isolateurs pollués*. ICEEE'08, 2nd International Conference on Electrical and Electronics Engineering. Algeria. Univ.Laghout. April. 2008
- S.A Bessedik, H.Hadi, : *Dynamic Arc Model of the Flashover of the Polluted Insulators*. IEEE Conf. Electr. Insul. Dielectric Phenomena CEIDP..Cancun, Mexico.pp 550-554. 2011
- Engelbrecht C.S., Hartings R., Tunell H., Engstro MB., Janssen H., Hennings R., : *Pollution tests for coastal*

- conditions on an 800 Kv composite bushing. IEEE Trans. Power Deliv. 18, (3), pp. 953–959. 2003
11. Boudissa R., Haddad A., Sahli Z., Mekhaldi A., Baersch R. : *Performance of outdoor insulators under non-uniform pollution conditions.*, 14th Int. Symp. High Voltage Engineering, China, D-51. August 2005.
 12. S.A. Bessedik, H. Hadi. : *Etude expérimentale du Modèle Ouvert.*, 4th International Conference on Electrotechnics. ICCEL'2009, Algeria. Univ. USTO Oran, Novembre 2009.
 13. Rasolonjanahary, J.L., Krahenbuhl, L., Nicolas, A. : *Computation of electric fields and potential on polluted insulators using a boundary element method.*, IEEE Trans. Magn., , 28, 2, pp. 1473–1476. 1992
 14. De Tourreil C.H., Lambeth P.J. : *Aging of composite insulators: simulation by electrical tests.* IEEE Trans. Power Deliv. 5, 3, pp. 1558–1567. 1990
 15. Cheng Y., Li C.H., Niu C.H., Zhang F. : *Porcelain insulators detection by two dimensions electric field on high voltage transmission lines.*, 15th Int. Symp. High Voltage Engineering, , T4-495. Slovenia, August 2007
 16. A.N. Jahromi, A.H. El-Hag, S.H. Jayaram, E.A. Cherney, M. Sanaye-Pasand, H. Mohseni. : *A neural network based method for leakage current prediction of polymeric insulators.* IEEE Transactions on Power Delivery, 506–507. January. 2006
 17. V.T. Kontargyri, A.A. Gialketsi, G.J. Tsekouras, I.F. Gonos, I.A. Stathopoulos. : *Design of an artificial neural network for the estimation of the flashover voltage on insulators.* Elsevier Electric Power Systems Research 77, , 1532–1540. October .2007
 18. G.H. Asimakopoulou, V.T. Kontargyri, G.J. Tsekouras, F.H. Asimakopoulou, I.F. Gonos, I.A. Stathopoulo. : *ANN optimization methodology for the estimation of the flashover voltage on insulators.* IET Science, Measurement & Technology, 90–104. January .2009
 19. M.T. Gençoglu, M. Cebeci. : *Investigation of pollution flashover on high voltage insulators using artificial neural network.*, Expert Systems with Applications 36, 7338–7345. 2009
 20. B. Zegnini, M. Belkheiri, & D. Mahi. : *Modeling Flashover Voltage (FOV) of polluted HV insulators using Artificial Neural Networks (ANNs).* International Conf. on Electrical and Electronics Engineering, Bursa, Turkey, pp. I-336-I-340. Dec. 5-9, 2009
 21. M. Belkheiri, B. Zegnini & D. Mahi. : *Modeling the critical flashover voltage of high voltage insulators using artificial intelligence.* JICA Journal of Intelligent Computing and Applications V.2 N.2, 137-154. 2009
 22. K. Erenturk. : *Adaptive-network-based fuzzy inference system application to estimate the flashover voltage on insulator.* Instrumentation Science & Technology 37,4, 446–461. 2009
 23. Muhsin Tunay Gencoglu, Murat Uyar. : *Prediction of flashover voltage of insulators using least squares support vector machines.* Expert Systems with Applications, 36, , 10789–10798. 2009
 24. B. Zegnini, A.H. Mahdjoubi & M. Belkheiri. : *A Least Squares Support Vector Machines (LS-SVM) Approach for Predicting Critical Flashover Voltage of Polluted Insulators.* IEEE Conf. Electr. Insul. Dielectric Phenomena CEIDP. Cancun, Mexico. pp 550-554. 2011
 25. G.E. Asimakopoulou, V.T. Kontargyri, G.J. Tsekouras, Ch. N. Elias, F.E. Asimakopoulou, I.A. Stathopoulos. : *A fuzzy logic optimization methodology for the estimation of the critical flashover voltage on insulators.* Electric Power Systems Research, 12, pp, Epsr-3157. 2010
 26. Z. Sahlia, A. Mekhaldi, R. Boudissa, S. Boudrahem. : *Prediction parameters of dimensioning of insulators under non-uniform contaminated conditions by multiple regression analysis.* Electric Power Systems Research, 81, 821–829. 2011
 27. K. Ikonomou, G. Katsibokis, A. Kravaritis, I.A. Stathopoulos. : *Cool fog tests on artificially polluted suspension insulators.* 5th International Symposium on High Voltage Engineering, raunschweig, vol. II, paper 52.13. August 1987
 28. IEC 507. : *Artificial pollution tests on high-voltage insulators to be used on a.c. systems.* 1991.
 29. R. Sundararajan, N.R. Sathureddy, R.S. Gorur. : *Computer-aided design of porcelain insulators under polluted conditions.* IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation 2. 121–127. February .1995
 30. G. Zhicheng, Z. Renyu. : *Calculation of DC and AC flashover voltage of polluted insulators.* IEEE Transactions on Electrical Insulation 25., 723–729. August .1990
 31. F.V. Topalis, I.F. Gonos, I.A. Stathopoulos. : *Dielectric behaviour of polluted porcelain insulators.* IEE Proceedings Generation Transmission and Distribution 148, 269–274. July. 2001
 32. Alston, L.L., Zoledziowski, S.: *Growth of discharges on polluted insulation.* Proceedings of the IEEE.. 110.7, 1260-1266. 1963
 33. Boeme, H., & Obenhaus, F.: *Pollution flashover tests on insulators in the laboratory and in systems and the model concept of creepage-path flashover.* CIGRE.1458.11, Paper No. 407. 1966
 34. Wilkins, R.: *Flashover voltage of high voltage insulators with uniform surface pollution films.* Proceedings of the IEEE., 116, 457–465. 1969
 35. Chaurasia, D. C. : *Scintillation modelling for insulator strings under polluted conditions.* In First international symposium on high voltage engineering.. Vol. 4, pp.1–2, Paper No. 4.224.P2. London .1999
 36. Ghosh, P. S., Chatterjee, N. : *Polluted insulators flashover model for AC voltage.* IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation. 2.1, 128–136. , 1995
 37. Sufliis, S. A., Gonos, I. F., Topalis, F. V., & Stathopoulos, I. A. : *Study of the dielectric behaviour of non-uniformly polluted insulators.* In XIII th international symposium on HV engineering, Netherlands. 2003.
 38. I.F. Gonos, F.V. Topalis and I.A. Stathopolo. : *Genetic algorithm approach to the modelling of polluted insulators.* IEE Proceedings Generation Transmission and Distribution Val. 149, No. 3, May 2002.
 39. Jang. JSR. : *ANFIS Adaptive network based fuzzy inference system.* IEEE transactions on systems. Man Cybern., 23.3.665–683. 1993
 40. Jang. J.S.R., Sun, C.T. : *Neuro-Fuzzy modeling and control.*, Proceedings of the IEEE., 83.3, 378–406. 1995
 41. Sugeno, M., Kang, G.T. : *Structure identification of fuzzy model.* Fuzzy Sets and Systems., 28, 15–33. 1988
 42. Takagi, T., Sugeno, M. : *Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control.* IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. 15, 116–132. 1985