



Application des fonctions Kernels de la méthode LS-SVM pour le diagnostic d'un isolateur HT pollué

*Abdelhalim Mahdjoubi¹, Boubakeur Zegnini¹, Mohammed Belkheiri²

¹Laboratoire d'études et Développement des Matériaux Semi-conducteurs et Diélectrique Université Amar Telidji de Laghouat

²Laboratoire de Télécommunications Signaux et Systèmes, LTSS Université Amar Telidji de Laghouat

Article history

Received: 2020-11-23

Accepted: 2021-01-22

Abstract

This work presents a method to predict the polluted level of the surfaces of an insulator, that is to say, to diagnose the operational conditions of the isolation of an electrical system by pattern recognition techniques using some types of methods such as Least square support vectors machines (LS-SVM); we present here several kernel functions like RBF, polykernel and MLP. The methodology is to use as input variables of the insulation such as diameter, height, creepage line, form factor and equivalent salt deposition density. The majority of the variables to be predicted are dependent on several independent variables. The results of this work are useful in predicting the severity of contamination, the critical overvoltage; arc length and especially affects the overvoltage. The validity of the approach was examined by testing several insulators with different geometries. Field experience and laboratory tests are expensive both in time and money; therefore this method takes efficiency vs experimental tests in laboratories. A comparison of the kernel functions used shows the improvement of LS-SVM with RBF, Polykernels and that the use of combined models is a powerful technique for this type of application demand.

Keywords: LS-SVM; overvoltage; modeling; polluted insulation; equivalent density salt deposit

Résumé

Ce travail présente une méthode de prévoir le niveau pollué des surfaces d'un isolant, c'est-à-dire, diagnostiquer les conditions opérationnelles de l'isolement de système électrique par des techniques de reconnaissance de formes utilisant quelques types des méthodes telle que la Moindre carrée des vecteurs supports des machines (LS-SVM); on présente ici plusieurs fonctions de Kernels RBF, polykernel et du MLP. La méthodologie est d'utiliser comme variables d'entrée de l'isolant tel que le diamètre, la hauteur, la ligne de fuite, le facteur de forme et la densité de dépôt de sel équivalente. La majorité des variables à être prévues est dépendante de plusieurs variables indépendantes. Les résultats de ce travail sont utiles de prévoir la sévérité de contamination, la tension de contournement critique; la longueur d'arc et particulièrement affecte la tension de contournement. La validité de l'approche a été examinée en testant plusieurs isolants avec des géométries différentes. L'expérience de terrain et les essais en laboratoire sont chers tant dans le temps que dans l'argent; donc cette méthode prend une efficacité vis-à-vis des tests expérimentaux dans des laboratoires. Une comparaison des fonctions kernels utilisées montre l'amélioration du LS-SVM avec RBF, des Polykernel et que l'utilisation de modèles combinés est une technique puissante pour ce type de demande d'application.

Mots-Clés: LS-SVM ; tension de contournement ; modélisation ; isolant pollué ; densité du dépôt de sel équivalent

* Corresponding author. Tel./fax:

E-mail address: ah.mahdjoubi@lagh-univ.dz

1. INTRODUCTION

L'arc aperçu dans des isolants pollués est toujours un problème sérieux qui affecte un dysfonctionnement du système de transmission de puissance dans les lignes d'énergie. Il peut causer la coupure de courant de la ligne de transmission de longue durée et sur de grandes zones. Plusieurs études ont été développées pour l'évaluation de la tension de contournement. Des tests expérimentaux prennent toujours de temps et augmentent le coût du système. Des groupes de chercheurs de le domaine de la haute tension réalisant quelques modèles mathématiques proposés basés sur la modélisation physique et utilisant l'équivalent électrique avec des régressions mathématiques basées sur les approximateurs intelligents artificiels,[1 ;2 ;7].

Pour avoir une évaluation du comportement d'isolants à haute tension pollués, les chercheurs ont été amenés pour établir la modélisation physique ou mathématique basée sur des données expérimentales [1 ;4]. La recherche expérimentale sur des isolants pollués a aboutie à un modèle mathématique généralisé parfait.

On a proposé une variété de modèles de prédiction dans la littérature qui incluent des modèles de régression tel que: le réseau de neurones artificiel (ang. ANN), le système d'inférence neuro-confus adaptatif (ang. ANFIS) et le modèle des vecteurs supports des machines (ang. SVM) des modèles [1 ;2].

Une nouvelle méthode comme SVMS a été présentée pour la reconnaissance de formes et la régression [1 ;2]. Récemment, SVM a été utilisée comme un algorithme populaire développé de la communauté d'apprentissage automatique[2].

2. II. THÉORIE DES MONDERS CARREES DES VECTEURS DE SUPPORTS DES MACHINES (LS-SVM)

La formulation de LS-SVM est présentée en considérant un ensemble de données d'apprentissage : [1], [3], [6].

$$\{(x_i, y_i)\}_{i=1,2,\dots,N} \quad (1)$$

Avec x_i données d'entrée et y_i données de sortie

Le modèle de régression suivant peut être construit en utilisant la fonction de représentation non-linéaire ϕ

$$y = w^T \phi(x) + b \quad (2)$$

Où w est le vecteur de poids et b est le terme de biais. Comme dans SVM, il est nécessaire de minimiser une fonction de coût C le contenant d'une erreur de régression, comme suit :

$$\min C(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (3)$$

Pour LS-SVM, il y a beaucoup de fonctions de grain (linéaire, le polynôme, (RBF),...etc. Cependant, la fonction plus utilisée de grain est RBF, une fonction gaussienne simple, la fonction de polynôme et perceptron à plusieurs couches.

Pour la méthode LS-SVM, on trouve plusieurs fonctions kernels utilisées telles que: les fonctions linéaires, polynomiales, la fonction de base radiale et spline, bspline, sigmoid. Cependant, les fonctions utilisées dans notre travail sont RBF (ang. Radial basis fonction) comme une fonction gaussienne simple, la fonction polynomiale et perceptron à plusieurs couches (ang. MLP: Multi Layer Perceptron). Elles sont définies par les fonctions suivantes:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma_{sv}^2}\right) \quad (4)$$

$$K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j + t)^d \quad (5)$$

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\rho(x_i, x_j) + \kappa) \quad (6)$$

Où σ est l'écart type de la fonction Gauss et d est le degré du polynôme que doivent être optimisés afin d'optimiser les vecteurs supports. ρ et κ sont les paramètres du MLP kernel. Ces valeurs doivent être choisies de telle façon afin d'aboutir aux meilleurs résultats.

3. III. CALCUL DE LA TENSION DE CONTOURNEMENT DES ISOLANTS EN UTILISANT DIFFÉRENTS KERNELS DE LA METHODE LS-SVM

SVMs présenté dans COLT- 92 par Boser, Guyon, Vapnik. Après, ils ont développé les fonctions kernels qui avaient un aspect majeur pour l'apprendre des algorithmes. Maintenant, une communauté grande et diverse de l'apprentissage automatique, l'optimisation, la statistique,

des réseaux neuraux, l'analyse fonctionnelle a des applications fructueuses dans beaucoup de domaines (la bioinformatique, la reconnaissance des textes, ...etc.). La Tâche majeure de cette classe d'algorithmes est de détecter et exploiter des modèles complexes des données [5].

Dans cette étude un ensemble d'apprentissage contenant des points de données représentatifs adéquats est construit. Les paramètres de données d'entrée sont : la longueur de fuite de l'isolant pour un élément (L-mm), la hauteur d'isolant (Hi-mm), le diamètre d'isolant (D-mm), le facteur de forme(F), surface la conductivité (σ - μ S) et la Densité de Dépôt de Sel Équivalente (ang. ESDD) avec un paramètre C (mg/cm²); ces paramètres sont utilisés comme une matrice d'entrées. La tension de contournement critique (U_c-KV) comme le vecteur de sortie. Donc, l'ensemble de données avec des données d'entrée-sortie a été construit pour le processus d'apprentissage. La construction d'un ensemble de tests est aussi un une étape significative dans l'évaluation de la performance du modèle de LS-SVM avec les points de données représentatifs des isolants différents qui ne sont pas utilisés pendant l'apprentissage [1].

Le modèle été testé par des valeurs expérimentales de deux isolants où la tension de contournement critique a été obtenue de l'étude expérimentale [4]. Nous avons utilisé dix groupements de données que chacun inclut 14 données. On donne ces données d'apprentissage dans la figure 1. Les valeurs d'ESDD utilisées sont : 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 (mg/cm²) lesquelles sont en relation avec la conductivité superficielle σ S (μ S) : 7.8, 11.49, 15.18, 18.87, 22.56 (pollution lumineuse), 48.40 (lourde pollution), 59.47, 85.30, 103.75, 125.90, 136.97, 181.25, 192.33, 203.40 (très lourde pollution) [4]. On donne les valeurs caractéristiques correspondantes des dix isolants dans le tableau1.

Figure.1 Tension de contournement critique vs. ESDD

Tableau 1: caractéristiques des isolants d'apprentissage

	Distance de fuite L(mm)	Distance centre à centre H(mm)	Diamètre maximal D _m (mm)	Facteur de forme F
Type 1	305	145	254	0.74
Type 2	318	146	254	0.72
Type 3	368	156	279	0.76
Type 4	330	159	268	0.79
Type 5	406	159	268	0.86
Type 6	470	159	292	0.92
Type 7	400	165	200	1.29
Type 8	432	165	254	0.90
Type 9	370	170	280	0.80
Type 10	546	178	321	0.96

Des données expérimentales sont utilisées pour tester la performance du modèle sont données dans le tableau 2

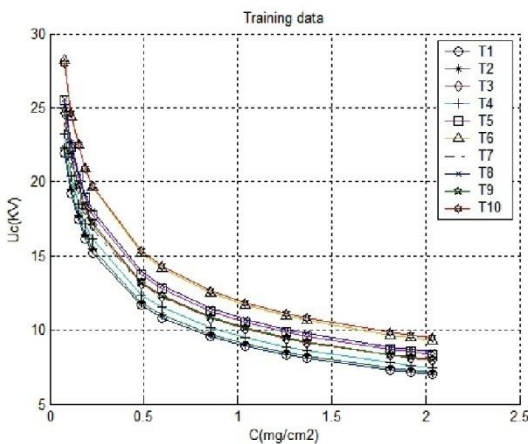


Tableau 2: Données expérimentales

L(mm)	H(mm)	D _m (mm)	F	C(mg/cm ²)	Uc(KV)
305	146	254	0.70	0.02	22
305	146	254	0.70	0.05	16
305	146	254	0.70	0.10	13
305	146	254	0.70	0.16	11
305	146	254	0.70	0.22	10
305	146	254	0.70	0.30	8.5
432	166	229	1.38	0.02	23.5
432	166	229	1.38	0.03	20.9
432	166	229	1.38	0.04	19.4
432	166	229	1.38	0.05	18.3
432	166	229	1.38	0.06	16.9
432	166	229	1.38	0.10	15.8
432	166	229	1.38	0.20	13.6

Dans le programme, nous avons utilisé trois types de Kernels : RBF, Poly et MLP. La recherche est accordée à une recherche plus excellente dans la région où RMSE indique l'optimum des paramètres du LS-SVM (Figures 2,3,4).

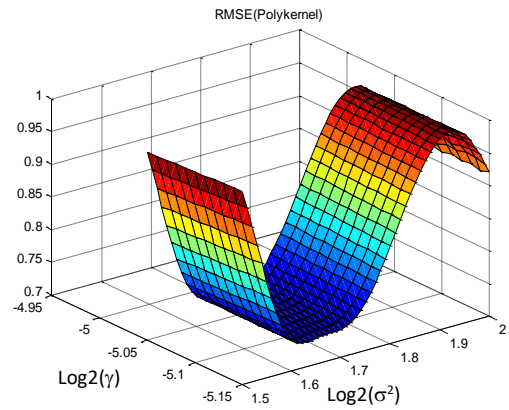


Figure.3 RMSE pour Poly kernel

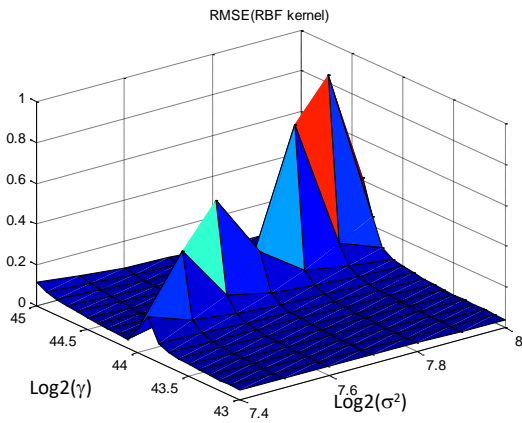


Figure.2 RMSE pour RBF kernel

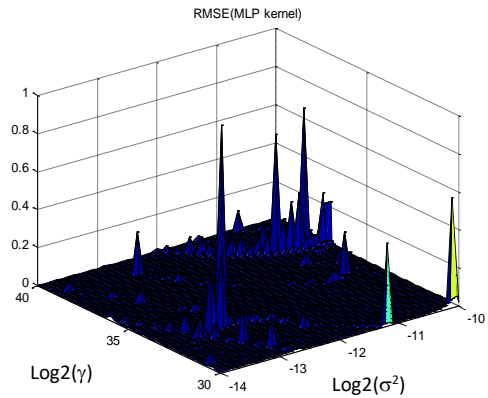


Figure.4: RMSE pour MLP kernel

On donne les résultats que montrent les valeurs de tension de contournement critique évaluée par le modèle et les valeurs expérimentales dans des figures (5, 6 et 7)

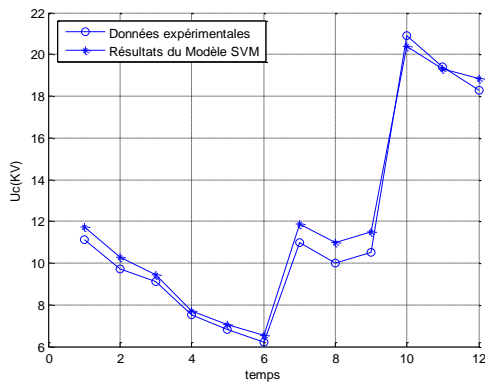


Figure.5 Résultats de SVM vs résultats expérimentaux pour RBF kernel

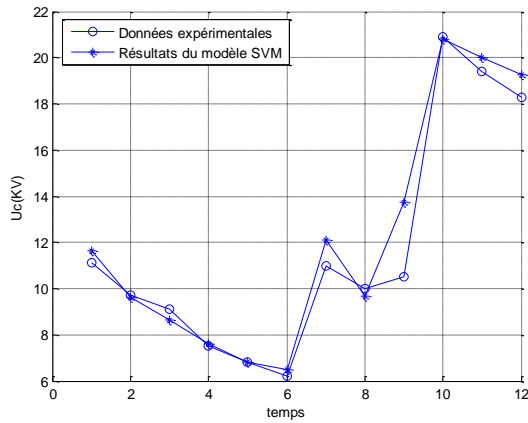


Figure.6 Résultats de SVM vs résultats expérimentaux pour poly kernel

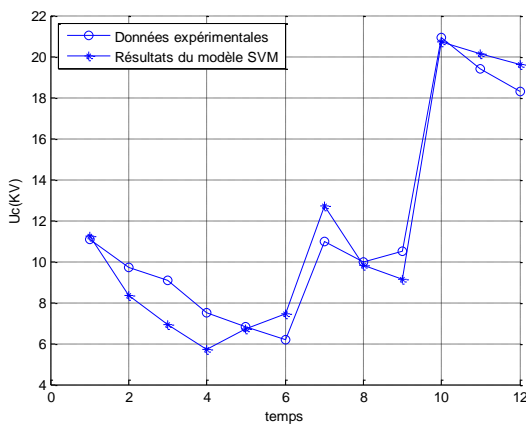


Figure.7 Résultats de SVM vs résultats expérimentaux pour MLP kernel

On donne les modèles prédis par la méthode LS-SVM pour chaque type de kernel dans des figures (8, 9 et 10)

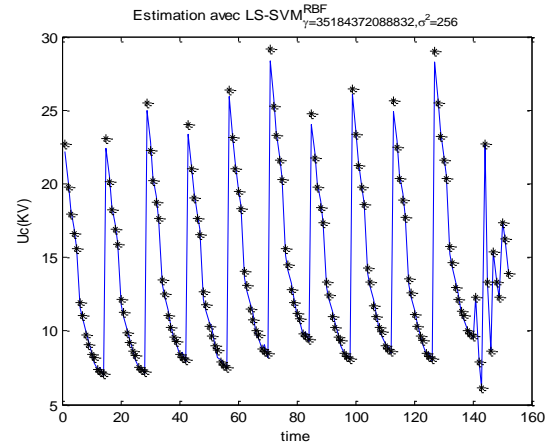


Figure.8 Résultats du modèle SVM pour RBF kernel

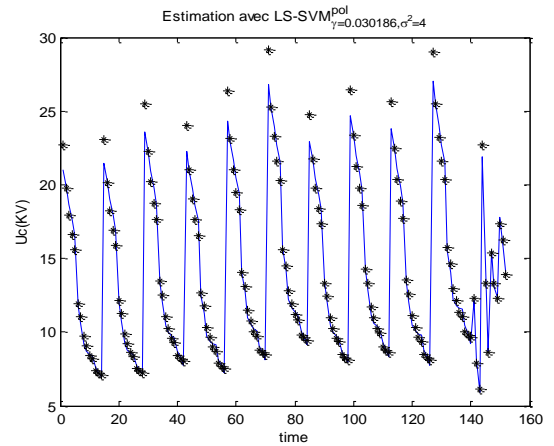


Figure.9 Résultats du modèle SVM pour Poly kernel

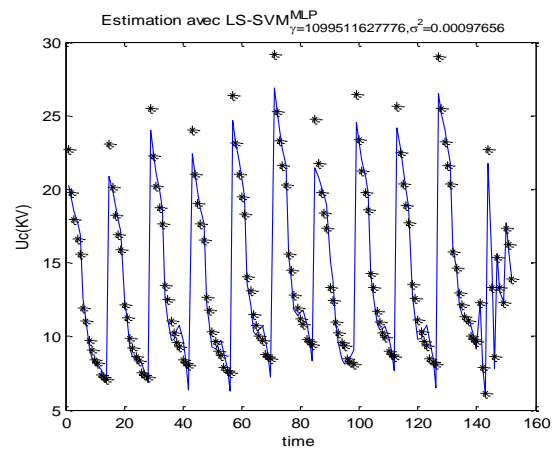


Figure.10 Résultats du modèle SVM pour MLP kernel

Nous pouvons voir que le type de kernel affecte les résultats, particulièrement le RMSE comme illustré dans des figures (2, 3 et 4). On constate que RBF kernel et le Polykernel présentent une meilleure modélisation que le MLP kernel; donc RBF kernel est simple et rapide dans le calcul du programme. Dans la figure (5), la différence maximale de tension est 2 KV; dans la figure (6), cette valeur est proche de 3 KV; par contre dans la figure (7), la valeur de tension est plus de 5 KV. Les figures (5, 6) montrent clairement la performance du modèle de LS-SVM pour évaluer la tension de contournement critique.

4. CONCLUSION

Dans ce travail, nous avons utilisé la méthode LS-SVM afin de déterminer la relation entre la tension de contournement critique comme une fonction de paramètres d'isolateur (la hauteur, le diamètre, la longueur d'arc) et la densité de pollution pour un dépôt du sel. Nous pouvons voir clairement que plus la densité est volumineuse la tension de contournement diminue. Des différents types de kernels sont utilisés afin de prévoir l'objectivité de la méthode LS-SVM vis-à-vis les techniques et les essais expérimentaux d'un côté et d'un autre côté l'investissement dans le coût et le temps car ces tests expérimentaux prennent plus du temps et de l'argent. Le test des kernels montre que le RBF kernel et le Polykernel plus d'efficacité de simulation ; pour un problème simple on peut juger que le RBF est plus efficace. De plus, nous pouvons améliorer les résultats en présentant deux processus de calcul de classification pour prévoir un modèle adéquat qui peut décrire mieux le phénomène.

Cette approche est utilisée aussi pour des problèmes de classification comme traité dans le diagnostic des huiles de transformateurs [8]. Des recherches ont prouvé que LS-SVM est bonne pour le diagnostic des isolateurs sous plusieurs contraintes [9 ;10], ou même pour d'autres types d'isolation des systèmes de puissance [11].

REFERENCES

- [1]. B. Zegnini, A.H. Mahdjoubi, M. Belkheiri, A least squares support vectors machines (LS-SVM) approach for predicting critical flashover voltage of polluted insulators, CEIDP , 403-406, 2011.
- [2]. M. Belkheiri, B. Zegnini and D. Mahi, Modeling of the critical flashover voltage of high voltage insulators using artificial intelligence, Journal of intelligent Computing and Applications, Serial publications 2(2) 137-154,2009.
- [3]. M. T. Gencoglu , M. Uyar , Prediction of flashover voltage of insulators using least squares support vector machines, Expert Systems with Applications 36 10789–10798, 2009.
- [4]. V.T. Kontagyri, 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, Electric power systems research 77, 1532-1540, 2007.
- [5]. V. N. Vapnik, Statistical learning theory, Wiley 1998.
- [6]. J. A. K Suykens, T V. Gestel, J. D. Brabanter, B. De Moor, J. Vandewalle, Least Squares support vector machines. Singapore: World Scientific, 2002.
- [7]. M.T.Gencoglu, M. Cebeci, The pollution flashover on high voltage insulators, Electr. Power Syst. Res. 78 (11), 1914–1921, 2008.
- [8]. Abdelhalim Mahdjoubi, Tahar Chenaf, Boubakeur Zegnini, Mohammed Belkheiri, «Power Transformer Fault Diagnosis Based On Support Vector Machine (Svm) », Cagre'19, Algiers, Algeria, February 26-28, 2019
- [9]. A. Mahdjoubi, « Utilisation De L'approche Des Machines A Vecteurs De Support (Svm) Pour La Prédiction Des Performances Electriques Des Systemes D'isolation Utilisés Dans Les Réseaux De Transport D'énergie » Thèse De Doctorat Soutenu Septembre 2014, UATL
- [10]. Mahdjoubi A, Zegnini B, Belkheir M. Prediction Of Critical Flashover Voltage Of Polluted Insulators Under Sec And Rain Conditions Using Least Squares Support Vector Machines (Ls-Svm). Diagnostyka. 2019;20(1):49-54. <https://doi.org/10.29354/Diag/99854>
- [11]. Ah. Mahdjoubi, B. Zegnini, M. Belkheiri, «A New Approach Using Least Squares Support Vector Machines (Ls-Svm) To Predict Furan In Power Transformers », Przegląd Elektrotechniczny, Pologne, 2014, Pp: 142-145.