

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOGRATIQUE ET POPULAIRE MINISTERE DE L'ENSAINEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE UNIVERSITE HADJ LAKHDAR -BATNA FACULTE DE TECHNOLOGIE DEPARTEMENT DE GENIE INDUSTRIEL



THESE

PRÉSENTEE AU LABORATOIRE D'AUTOMATIQUE ET PRODUCTIQUE POUR L'OBTENTION DU DIPLÔME DE DOCTORAT

Spécialité : Génie industriel

Option : informatique industrielle et productique

Par

REZGUI Wail

Master 2 en Génie Industriel, option informatique industrielle et productique

THEME

Système intégré pour la supervision et le diagnostic des défauts dans

les systèmes de production d'énergies : les installations

photovoltaïque

Soutenue publiquement le :

Devant le jury composé de :

Président	DRID Said Prof Université de Batna.
Examinateur	BENBOUZID Mohamed Prof Université de Bretagne Occidentale.
Examinateur	DIALLO Demba Prof Université Paris Sud.
Examinateur	KAZAR Okba Prof Université de Biskra.
Rapporteur	MOUSS Leila-Hayet Prof Université de Batna.
Co-Rapporteur	MOUSS Mohamed Djamel Prof Université de Batna.

(1). Au nom de Dieu, Le Tout Clément, Le Tout Miséricordieux. (2). Louange à Dieu, Seigneur des Mondes. (3). Le Clément, Le Miséricordieux. (4). Maître du jour du Jugement. (5). C'est toi que nous adorons, de Toi seul implorons le secours. (6). Guide-nous dans le droit chemin. (7). Chemin de ceux que Tu as comblé de bienfaits, non de ceux que Tu réprouves, ni des égarés.

Remerciements

Au nom de Dieu le Clément, le Tout Miséricordieux

« Nous remercions tout d'abord Dieu de nous avoir offert tout ce que nous possédons »

Nous tenons à remercier vivement nos encadreurs Prof. Leila-Hayet MOUSS et Prof. Mohamed Djamel MOUSS pour avoir accepté de diriger et de suivre la réalisation de notre projet de thèse doctorat, pour leurs conseils et remarques qui nous ont d'un grand apport.

Nous tenons à remercier aussi vivement Prof. **Mohamed BENBOUZID**, Dr. **Kinza Nadia MOUSS**, Dr. **Yassine AMIRAT** et Prof. **Rachid ABDESSEMED** pour leurs conseils, remarques et encouragements durant la réalisation de ce projet de recherche.

Nous remercions également les membres de jury : Mr. **Said DRID** Professeur à l'université de Batna, Mr. **Mohamed BENBOUZID** Professeur à l'université de Bretagne Occidentale, Mr. **Demba DIALLO** Professeur à l'université Paris Sud et Mr. **Okba KAZAR** Professeur à l'université de Biskra pour avoir accepté de juger et critiquer ce travail, ainsi que tout ceux qu'ont honore de leur présence.

Nous remercions aussi l'ensemble des enseignants du Département de Génie industriel qui ont participé à notre formation.

Wail REZGUI

Résumé

Dans cette thèse, un nouvel algorithme pour la smart surveillance de défauts dans un champ PV a été développé. Ce nouvel algorithme est basé sur le développement d'un modèle pour le comportement d'un champ PV en fonctionnement normal et défectueux. La nouvelle méthodologie utilisée pour le développement de cet algorithme a pour objectif d'augmenter le taux de disponibilité totale du champ PV, avec un meilleur rendement.

L'approche développée, basée sur la modélisation mathématique de la caractéristique I-V des composants défectueux et les regroupements d'un champ PV a permis d'améliorer les approches de modélisation des champs PV. Elle a permis de quantifier le degré de l'influence des différents défauts sur le fonctionnement de tout le champ PV. Aussi, ce modèle a facilité les mesures de tolérance et d'expérimentation, et a réalisé également des économies substantielles en temps et en coût.

De plus, une approche basée sur l'amélioration des méthodes de la smart surveillance prédictive de défauts affectant un champ PV a été développée. Elle s'appuie sur le développement d'outils de régression ce qui a permis de prédire les caractérisations futures des composants d'un champ PV. Elle est basée sur l'optimisation du SVR par les RdNs de type récurrent et la méthode classique k-PPV de régression. Aussi, ce travail a conduit au développement de deux modèles SVR-PQ optimisée par RdNR et SVR-PL optimisée par k-PPVR. Les résultats de cette étape utilisés dans l'algorithme proposé pour la prédiction, la classification, la localisation prédictive, et l'identification prédictive des causes des défauts d'un champ PV, avec une précision de surveillance prédictive optimisée a donné des résultats plus homogènes et plus fiables.

Enfin, une approche basée sur l'analyse des paramètres de fonctionnement en temps réel a permis d'améliorer les méthodes de la smart surveillance en temps réel des défauts affectant un champ PV, la diminution du taux de surveillance avec l'augmentation de son erreur a poussé d'utiliser les outils de l'IA pour améliorer ses performances. Le choix est tombé sur l'optimisation du SVM par les RdNs de type perceptron multicouches, et la méthode classique k- PPV. L'hybridation de ces trois outils résulte les deux modèles SVM-PQ optimisé par RdN-PM et SVM-PL optimisé par k-PPV, avec un taux de surveillance élevé, un taux d'erreur faible, mais avec un temps de calcul lent.

Toutes ces approches ont permis d'obtenir une meilleure fonction de surveillance des défauts pouvant entrainer une dégradation remarquable dans la productivité d'un champ PV.

Abstract

In this thesis, we have developed an algorithm for the faults smart monitoring in a PV array. This new algorithm is based on the development of a proposed model presented the behavior of a PV array in its normal and abnormal operation. This new methodology aims to increase the rate of the PV arrays availability with a better performance.

This work can improve modeling approaches of the PV arrays. It's based in its methodology on the analysis of the operating parameters of the defective components and its combinations. It aims to quantify the influence degree of the various defects on the PV array operation. Therefore, this model can facilitate measurements of tolerance and experimentation, and also realizes substantial savings in times and costs.

Also, this work can improve the smart approaches of the preventive monitoring of the PV arrays. This approach relied on the development of regression tools. It is based on the optimization of SVR by neural network of recurrent type (NNR), and the conventional method k- nearest neighbor of regression (k-NNR). Therefore, it results two models SVR-PQ optimized by NNR, and SVR-PL optimized by k-NNR. The results of this step are subsequently used in the proposed algorithm for prediction, classification, preventive localization, and preventive Identification of defects causes in a PV array, with an optimized preventive monitoring precision, and results more consistent and more reliable.

Thus, this work can improve the approaches of the smart monitoring in real-time of defects in a PV array. Initially, this approach is based on the analysis of the operating parameters in real time of the defective components in a PV array. However, the decrease in the monitoring rate with increasing its error pushing the approach to using the AI tools to improve its performance. Therefore, this approach is based on the optimization of SVM by neural network of multilayer perception type (NN-MP), and the classical method k- nearest neighbor (k-NN). The hybridization of these three tools results two models SVM-PQ optimized by NN-MP and PL-SVM optimized by k-NN, with a high monitoring rates, a low error rates, but in a slow computation time.

Finally with all these approaches, we can provide a better monitoring function of the faults that can make a remarkable deterioration in the PV array productivity.

ملخص

في هذه الأطروحة، وضعنا خوارزمية للمراقبة الذكية للعيوب في حقول الطاقة الشمسية. وتستند هذه الخوارزمية الجديدة على تطوير نموذج مقترح لسلوك هذه الحقول في الحالة العادية وخلال حدوث العيوب. وتهدف المنهجية الجديدة لتطوير هذه الخوارزمية إلى زيادة معدل إنتاج هذه الحقول مع أداء أفضل.

أولا، هذا العمل يمكن أن يحسن من منهجية النمذجة لحقول الطاقة الشمسية. وتستند هذه المنهجية على النمذجة الرياضية للعناصر المعيبة وجماعاتها في الحقل. ويهدف إلى قياس درجة تأثير مختلف العيوب على تشغيل الحقل بأكمله. لذلك يمكن هذا النموذج من تسهيل القياسات والتجريب، وتنتج أيضا وفرات كبيرة في الوقت والتكلفة.

ثانيا، يمكن لهذا العمل تحسين الأساليب التنبؤية للمراقبة الذكية لعيوب حقول الطاقة الشمسية. ويستند هذا النهج على تطوير أدوات الانحدار التي تهدف إلى التنبؤ في المستقبل بصفات مكونات حقول الطاقة الشمسية. لأنه يقوم بتطوير أداة الانحدار SVR بالأداتين RdNR و RdNR و SVR-PL. لذلك، ينتج النموذجين SVR-PQ متطور ب RdNR و SVR-PL متطور بPPVR. وتستخدم نتائج هذه الخطوة في وقت لاحق في الخوارزمية المقترحة للتنبؤ، التصنيف، التوطين وتنبؤ أسباب العيوب في حقول الطاقة الشمسية ويستند هذا النهج على تطوير أدوات وأكثر موثوقية.

ثالثا، يمكن لهذا العمل تحسين أساليب المراقبة الذكية لعيوب حقول الطاقة الشمسية. في البداية، يستند هذا النهج على تحليل معايير التشغيل في الوقت الحقيقي للمكونات المعيبة في حقول الطاقة الشمسية. ومع ذلك، فإن الانخفاض في معدل الرصد مع زيادة خطأه قد أدت بنا إلى استخدام أدوات الذكاء الصناعي لتحسين أدائها. لذلك، وقع الاختيار على تحسين SVM عن طريق RdN-PM و Row. التهجين من هذه الأدوات الثلاثة ينتج SVM-PQ متطور ب RdN-PM و SVM-PL متطور ب -N k مع معدلات مراقبة عالية، ومعدلات خطأ منخفضة، ولكن في وقت حساب بطيء.

وأخيرا مع كل هذه الأساليب، يمكن أن نوفر أفضل وظيفة لمراقبة الأخطاء التي يمكن أن تحدث تدهورا ملحوظا في إنتاجية حقول الطاقة الشمسية.

RESUME	IV
ABSTRACT	V
LISTE DES FIGURES	XI
LISTE DES TABLEAUX	XIII
NOTATIONS	XIV
INTRODUCTION GENERALE	

Chapitre I. Contexte et problématique de l'étude

Résumé	4
I. 1. Introduction	4
I. 2. Mots Clés	4
I. 2. 1. Diagnostic	5
I. 2. 2. Pronostic	5
I. 2. 3. Classification	5
I. 2. 4. Régression	6
I. 2. 5. Intelligente artificielle	6
I. 3. Contexte du Projet	6
I. 3. 1. Unités élémentaires du champ PV	6
I. 3. 1. 1. Cellule PV	6
I. 3. 1. 2. Diodes By-pass et Anti-retour	7
I. 3. 2. Unités composant du champ PV	8
I. 3. 2. 1. Groupe PV	8
I. 3. 2. 2. Module PV	8
I. 3. 2. 3. String PV	9
I. 3. 2. 4. Champ PV	9
I. 4. Problématique du Projet	10
I. 4. 1. Productivité d'un champ PV	10
I. 4. 2. Défauts d'un champ PV	11
I. 4. 3. L'influence des défauts électriques sur le fonctionnement du champ PV	12
I. 5. Solution Proposée	16
I. 5. 1. Surveillance en temps réel	17
I. 5. 2. Surveillance prédictive	17

SOMMAIRE

I. 6. Objectif du projet	
I. 6. 1. Modélisation du champ PV	
I. 6. 2. Surveillance de défauts dans un champ PV	
I. 6. 3. Smart surveillance de défauts dans un champ PV	
I. 7. Etat de l'art du projet	
I. 7. 1. Etat de l'art sur les outils de modélisation d'un champ PV	
I. 7. 2. Recherche bibliographique sur les méthodes de diagnostic d'un champ PV	
I. 8. Choix de l'approche de diagnostic	
I. 8. 1. Modélisation des défauts d'un champ PV	
I. 8. 2. Surveillance des défauts d'un champ PV	
I. 9. Contributions de la thèse	

Partie I. modélisation d'un champ PV en fonctionnement normal et défectueux

Chapitre II. Modélisation d'un champ PV en présence de deux défauts : court-circuit et circuit-ouvert

Résumé	37
II. 1. Introduction	
II. 2. Modélisation d'un champ PV en fonctionnement normal	
II. 3. Modélisation du défaut « court-circuit » dans un champ PV	41
II. 3. 1. Cellule PV en court-circuit	41
II. 3. 2. Diode by-pass en court-circuit	43
II. 3. 2. Diode anti-retour en court-circuit	46
II. 4. Modélisation du défaut « circuit-ouvert » dans un champ PV	49
II. 4. 1. Cellule PV en circuit-ouvert / connexions entre cellules PV en circuit-ouvert	49
II. 4. 2. Diode by-pass en circuit-ouvert	
II. 4. 3. Diode anti-retour en circuit-ouvert et connexions entre groupes en circuit-ouvert	54
II. 5. Synthèse	56
II. 6. Conclusion	57

Chapitre III. Modélisation d'un champ PV en présence de deux défauts : impédance et inversion de polarité

Résumé	
III. 1. Introduction	

SOMMAIRE

III. 2. Modélisation du défaut « impédance » dans un champ PV	
III. 2. 1. Cellule PV en impédance	
III. 2. 2. Diode by-pass en impédance	
III. 2. 3. Diode anti-retour en impédance	
III. 2. 4. Connexions entre cellules PV en impédance	
III. 3. Modélisation du défaut « inversion de polarité » dans un champ PV	73
III. 3. 1. Cellule PV en inversion de polarité	
III. 3. 2. Diode by-pass en inversion de polarité	
III. 3. 3. Diode anti-retour en inversion de polarités	
III. 4. Synthèse	81
III. 5. Conclusion	

PARTIE II. Développement d'un smart algorithme pour la surveillance d'un champ PV

Chapitre IV. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de deux défauts : impédance et inversion de polarité dans un champ PV

Résumé	84
IV. 1. Introduction	85
 IV. 2. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de défaut « impédance » dans un champ PV. IV. 2. 1. Détection, classification et localisation en temps réel de défaut « impédance » dans un champ PV. IV. 2. 2. Détection, smart classification et localisation de défaut « impédance » dans un champ PV. IV. 2. 3. Simulation de l'algorithme proposé et interprétation des résultats. 	86 . 86 . 89 . 94
 IV. 3. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de défaut « inversion de polarité » dans un champ PV	98 , .98 100 104
IV. 4. Conclusion	08

Chapitre V. Smart algorithme pour la surveillance prédictive de deux défauts : courtcircuit et circuit-ouvert dans un champ PV

Résumé	
V. 1. Introduction	

SOMMAIRE

V. 2. Smart algorithme pour la surveillance prédictive de défaut « court-circuit » dans un champ PV	.111
V. 2. 1. Smart régression de défaut « court-circuit » dans un champ PV	111
V. 2. 2. Prédiction, classification et localisation prédictive de défaut « court-circuit » dans un champ PV	115
V. 2. 3. Simulation de l'algorithme proposé et l'interprétation de résultats	117
V. 3. Smart algorithme pour la surveillance prédictive de défaut « circuit-ouvert » dans un champ PV	.121
V. 3. 1. Smart régression de défaut « circuit-ouvert » dans un champ PV	121
V. 3. 2. Prédiction, classification et localisation prédictive de défaut « circuit-ouvert » dans un champ PV	123
V. 3. 3. Simulation de l'algorithme proposés et l'interprétation de résultats	125
V. 4. Conclusion	.129
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	131
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	134
PRODUCTION SCIENTIFIQUE	. 149

Liste des figures :

Chapitre I :

Figure I. 1. Surveillance prédictive et Surveillance en temps réel.	4
Figure I. 2. Cellule PV.	7
Figure I. 3. Schéma électrique de la diode.	7
Figure I. 4. Groupe PV.	8
Figure I. 5. Module PV.	9
Figure I. 6. String PV.	9
Figure I. 7. Champ PV 1	0
Figure I. 8. Défauts d'un champ PV 1	1
Figure I. 9. Caractéristique I-V d'un champ PV 1	4
Figure I. 10. Caractéristique I-V d'un champ PV en mode générateur.	4
Figure I. 11. Schéma récapitulatif présentant la solution proposée à la problématique de ce projet de	
recherche	6
Figure I. 12. Schéma récapitulatif présentant l'objectif de ce projet de recherche 1	8
Figure I. 13. Méthodes de diagnostic de défauts d'un champ PV.	1
Figure I. 14. Schéma récapitulatif présentant la solution proposée de la problématique de ce projet de	
recherche	1
Figure I. 15. Méthodologie de la surveillance en temps réel des défauts d'un champ PV	2
Figure I. 16. Classification par SVM 3	3
Figure I. 17. Méthodologie de la smart surveillance en temps réel des défauts d'un champ PV	3
Figure I. 18. Méthodologie de la surveillance prédictive des défauts d'un champ PV	4
Chapitre II :	
Figure II. 1. Schéma synoptique électrique d'un champ PV	8
Figure II. 2. Schéma électrique du modèle « à une diode » de la cellule PV	9
Figure II. 3. I-V & puissance d'un champ PV en fonctionnement normal.	-1
Figure II. 4. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « cellule PV en court-	
circuit »	-1
Figure II. 5. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « cellules en court-circuit » 4	.3
Figure II. 6. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode by-pass en court-	
circuit »	.4
Figure II. 7. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « diodes by-pass en court-circuit » 4	.5
Figure II. 8. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode anti-retour en court-	
circuit »	6
Figure II. 9. I-V & la puissance d'un champ PV avec des « diodes anti-retour en court-circuit » 4	.9
Figure II. 10. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant « une cellule PV en circuit-	
ouvert » et « une connexion entre deux cellules PV en circuit-ouvert »	0
Figure II. 11. I-V & la puissance d'un champ PV contenant « des cellules PV et des connexions entre	
elles en circuit-ouvert »	2
Figure II. 12. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode by-pass circuit-	
ouvert » 5	2
Figure II. 13. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « diodes by-pass en circuit-ouvert ». 5	4

Figure II. 14. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant « une diode anti-retour en circuit-ouvert » et « une connexion entre deux groupes PV en circuit-ouvert »
Figure III. 1. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « cellule PV en impédance »
Figure III. 2. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « cellules PV en impédance »
Figure III. 4. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « diodes by-pass en impédance » 66 Figure III. 5. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode anti-retour en
 Figure III. 6. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « diodes anti-retour en impédance ». 69 Figure III. 7. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « connexion entre deux
cellules PV en impédance »
Figure III. 9. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « cellule PV en inversion de polarité »
Figure III. 10. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « cellules PV en inversion de
Figure III. 11. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode by-pass en inversion de polarité »
Figure III. 12. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « diodes by-pass en inversion de polarité »
Figure III. 13. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode anti-retour en inversion de polarité »
Figure III. 14. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « diodes anti-retour en inversion de polarité »
Figure IV. 1. Surveillance en temps réel de « cellules en impédance » dans un champ PV 95 Figure IV. 2. Surveillance en temps réel de « diodes by-pass en impédance » dans un champ PV 95 Figure IV. 3. Surveillance en temps réel de « diodes anti-retour en impédance » dans un champ PV96

0	*	· · ·
Figure IV. 4.7	Γaux des observations bien surveillées par: SV	M-PQ, RdN-PM et SVM-PQ+RdN-PM.96
Figure IV. 5. 7	Faux d'erreur de la surveillance par: SVM-PQ,	, RdN-PM et SVM-PQ+RdN-PM
Figure IV. 6.7	Femps calculé pour surveiller une nouvelle obs	servation par: SVM-PQ, RdN-PM et SVM-
PQ+RdN-PM.		
Figure IV. 7. S	Surveillance en temps réel de « cellules PV en	inversion de polarité » dans un champ PV.
Figure IV. 8. S	Surveillance en temps réel de « diodes by-pass	en inversion de polarité » dans un champ
PV		
Figure IV. 9. S	Surveillance en temps réel de « diodes anti-reto	our en inversion de polarité » dans un
champ PV		

Figure IV. 10. Changement du taux des observations bien surveillées entre SVM-PQ, k-PPV, RdN-PM,
SVP-PL+k-PPV et SVM-PQ+RdN-PM
Figure IV. 11. Changement du taux d'erreur de surveillance entre SVM-PQ, k-PPV, RdN-PM, SVP-
PL+k-PPV et SVM-PQ+RdN-PM
Figure IV. 12. Changement du temps de calcul pour surveiller une nouvelle observation entre SVM-
PQ, k-PPV, RdN-PM, SVP-PL+k-PPV et SVM-PQ+RdN-PM
Chapitre V :
Figure V. 1. Surveillance prédictive de « cellules PV en court-circuit » dans un champ PV 117
Figure V. 2. Surveillance prédictive de « diodes by-pass en court-circuit » dans un champ PV 118
Figure V. 3. Surveillance prédictive de « diodes anti-retour en court-circuit » dans un champ PV 118
Figure V. 4. Comparaison de valeurs de l'erreur absolue et relative obtenues de la smart surveillance
prédictive par SVR-PQ, RdNR et SVR-PQ+RdNR
Figure V. 5. Comparaison des valeurs de l'écart type et la variance obtenues de la smart surveillance
prédictive par SVR-PQ, RdNR et SVR-PQ+RdNR
Figure V. 6. Comparaison des valeurs de l'intervalle de confiance obtenues de la smart surveillance
prédictive par SVR-PQ, RdNR et SVR-PQ+RdNR
Figure V. 7. Surveillance prédictive de « cellules PV en circuit-ouvert » dans un champ PV 126
Figure V. 8. Surveillance prédictive de « diodes by-pass en circuit-ouvert » dans un champ PV 126
Figure V. 9. Surveillance prédictive de « diodes anti-retour en circuit-ouvert » dans un champ PV 127
Figure V. 10. Comparaison des valeurs de l'erreur absolue et relative obtenues de la smart surveillance
prédictive par SVR-PQ, k-PPVR, RdNR, SVR-PL+k-PPVR et SVR-PQ+RdNR
Figure V. 11. Comparaison des valeurs de l'écart type et de la variance obtenues de la smart
surveillance prédictive par SVR-PQ, k-PPVR, RdNR, SVR-PL+k-PPVR et SVR-PQ+RdNR
Figure V. 12. Comparaison des valeurs de l'intervalle de confiance obtenues de la smart surveillance
prédictive par SVR-PQ, k-PPVR, RdNR, SVR-PL+k-PPVR et SVR-PQ+RdNR
Liste des tableaux

	-	•	*	
Tableau I. 2. Influence des quatr	e défaut	s du champ PV sur les	s éléments défectueux 1	12

V_{PV}	= La tension du champ PV.
I_{PV}	= Le courant du champ PV.
I _{PV_Court} -circuit	= Le courant de court-circuit du champ PV.
$V_{PV_Circuit-ouvert}$	= La tension de circuit-ouvert du champ PV.
V_{PV_Sain}	= La tension du champ PV sain.
I _{PV_Sain}	= Le courant du champ PV sain.
I_{PV_PH}	= Le photo-courant du champ PV.
V _{String}	= La tension du string PV.
I _{String}	= Le courant du string PV.
V_{String_Sain}	= La tension du string PV sain.
I _{String_Sain}	= Le courant du string PV sain.
I _{String_court-circuit}	= Le courant de court-circuit du string PV.
$V_{String_circuit-ouvert}$	= La tension de circuit-ouvert du string PV.
I _{String_inverse}	= Le courant inverse du string PV.
I _{String_PH}	= Le photo-courant du string PV.
I _{String_Cellules}	= Le courant des cellules du string PV.
$V_{String_Cellules}$	= La tension des cellules du string PV.
I _{Module}	= Le courant du module PV.
V _{Module}	= La tension du module PV.
V_{Module_Sain}	= La tension du module PV sain.
I _{Module_Sain}	= Le courant du module PV sain.
$I_{Module_Court-circuit}$	= Le courant de court-circuit du module PV.
$V_{Module_Circuit-ouvert}$	= La tension de circuit-ouvert du module PV.
$I_{Module_inverse}$	= Le courant inverse du module PV.
I_{Module_PH}	= Le photo-courant du module PV.
$I_{Module_Cellules}$	= Le courant des cellules du module PV.
$V_{Module_Cellules}$	= La tension des cellules du module PV.
IGroupe	= Le courant du groupe PV.
V _{Groupe}	= La tension du groupe PV.

V_{Groupe_Sain}	= La tension du groupe PV sain.
I _{Groupe_Sain}	= Le courant du groupe PV sain.
$I_{Groupe_Court-circuit}$	= Le courant de court-circuit du groupe PV.
$V_{Groupe_Circuit-ouvert}$	= La tension de circuit-ouvert du groupe PV.
$I_{Groupe_inverse}$	= Le courant inverse du groupe PV.
I _{Groupe_PH}	= Le photo-courant du groupe PV.
I_{Groupe_Cells}	= Le courant des cellules du groupe PV.
V_{Groupe_Cells}	= La tension des cellules du groupe PV.
V _{Cellule_Sain}	= La tension d'une cellule PV saine.
I _{Cellule_Sain}	= Le courant d'une cellule PV saine.
I _{Bypss_Diode}	= Le courant by-pass du groupe PV.
nc: ncs / ncd	= Etiquette de la cellule: saine / défectueuse.
ng: ngs / ngd	= Etiquette du groupe: sain / défectueux.
nm: nms / ngd	= Etiquette du module: sain / défectueux.
ns: nss / ngd	= Etiquette du string: sain / défectueux.
nfs / nfd	= Sain / défectueux champ PV.
N _{Cellules}	= Nombre des cellules dans chaque groupe.
N _{Groups}	= Nombre des groupes dans chaque module.
N _{Modules}	= Nombre des modules dans chaque string.
N _{Strings}	= Nombre des strings dans chaque champ.
V/I	= Tension / courant.
Р	= Puissance.
alpha	= Coefficient de température du courant court-circuit.
iph _{SC}	= Ensoleillement dans les conditions standard.
phi	= Photo-courant.
phi _{SC}	= Photo-courant dans les conditions standard.
t_{nf}	= Température du fonctionnement normal.
tc _{sc}	= Température de la cellule dans les conditions standards.
at	= Température ambiante.
rs	= Résistance séries.
rsh	= Résistance shunt.

$V_{imposed}$	= Tension imposée.
dtv	= Tension thermique de la diode.
i_0	= Courant de saturation inverse de la diode.
X	= Vecteur d'entrées du SVM et SVR-linéaire.
Ζ	= Vecteur d'entrées du SVM et SVR-non linéaire.
Y	= Vecteur de sortie du SVM et SVR.
Ν	= Taille de l'espace d'apprentissage du SVM et SVR.
f	= Fonction linéaire.
ϕ	= Fonction de mappage non linéaire - Nonlinear mapping function
W	= Le poids de l'équation du SVM et SVR.
b	= Le bai de l'équation du SVM et SVR.
α	= Multiplicateur de Lagrangien.
x, x_{q1}, x_{q2}	= Variables du problème, numéro q1, q2.
f^{t}, f^{t+1}	= Fonction linéaire à l'instant t, à l'instant t+1.
N^t	= Taille de l'espace d'apprentissage du SVM et SVR à l'instant t.
$N^t + N^*$	= Taille de l'espace d'apprentissage du SVM et SVR à l'instant t+1.
Ci	= Classe numéro <i>i</i> .
С	= Complément de la classe.
بخ	= Variable d'écart (Slack variable).
3	= Fonction de perte insensible (Insensitive loss function).
е	= Fonction de perte carrée (Squared loss function).
m	= Nombre de classes existant.
D	= Diagonal du <i>Y</i> .
Т	= Transposition.
Κ	= Matrice Kernel.
X _{base}	= Matrice des observations X.
O_k^{t+1}	= La k ^{ième} sortie du réseau à l'instant t +1.
O_j^t	= La j ^{ième} sortie du réseau à l'instant t.
E_i^t	= La i ^{ième} entrée du réseau à l'instant t.
Μ	= La taille du vecteur de sortie du réseau de neurones.
R	= La taille du vecteur d'entrée du réseau de neurones.

L	= La taille du vecteur des neurones cachés.
Ε	= Vecteur d'entrée du réseau de neurones.
0	= Vecteur de sortie.
O^d	= Vecteur de sortie désirée.
U	= Vecteur des neurones cachés.
O_j	= La j ^{ième} sortie du réseau.
O_j^d	= La j ^{ième} sortie désirée du réseau.
β_{ik}	= Le poids entre la i ^{ième} entrée et le k ^{ième} neurone caché.
β_{kj}	= Le poids entre le k ^{ième} neurone caché et la j ^{ième} sortie.
β_{ij}	= Le poids entre la i ^{ième} entrée et la j ^{ième} sortie.
Q	= Taille de l'espace des données pour k-PPVR
\widetilde{p}	= Paramètres de la fonction d'activation SVR du réseau de neurones.
X*	= La nouvelle observation.
<i>x</i> *	= Le représentant (centre de gravité) de la nouvelle observation.

Introduction générale

Un champ PV défectueux induit un effet pouvant dégrader la puissance produite par le champ PV dans le fonctionnement normal et créer un problème de sécurité. Ces défauts peuvent être la cause de certains champs PV non performants. Un défaut ne peut pas faire apparaître un champ PV défectueux s'il n'accélère pas les pertes de puissance ou les accidents électriques à l'avenir. Parmi les défauts affectant la productivité du champ PV, nous pouvons citer :

- L'échauffement de cellules,
- Modules de performances différentes
- Dégradation des interconnexions...

La détection, la localisation et l'identification de causes des défauts affectant les champs PV sont essentielles pour un fonctionnement fiable et un rendement maximal. La surveillance à distance peut être effectuée par différentes connexions. Le champ PV à surveiller peut envoyer des alertes et des messages d'état au centre de contrôle ou de l'utilisateur, les données sont alors stockées dans la mémoire de l'onduleur ou dans les enregistreurs de données externes, pour une analyse plus poussée du champ PV.

Pour une surveillance et un contrôle plus sophistiqués, les données météorologiques telles que la température du module, la température ambiante, le rayonnement solaire et la vitesse du vent peuvent être recueillis. La collecte de ces informations de base est standard pour les systèmes solaires. Ces données météorologiques peuvent être utilisées pour prévoir la production d'énergie, permettant aussi la comparaison de la cible, la sortie effective et les performances du champ PV.

Aussi, l'objectif principal de cette thèse est le développement d'un algorithme permettant la détection et la localisation de défauts, puis l'identification de leurs causes possibles dans les champs PV. Ce nouvel algorithme va améliorer les méthodes et les approches de surveillance et du diagnostic de champs PV.

Cette thèse s'articule autour de trois parties :

➤ La première partie dédiée au chapitre 1, contexte et problématique de l'étude, a pour objectif de justifier le choix de l'approche proposée pour la surveillance de défauts d'un champ PV. Ce chapitre consacré à l'architecture du champ PV à étudier, présente en détail la problématique du sujet liée à la productivité de champs PV, avec quelques facteurs pouvant avoir une grande influence sur son fonctionnement. Une solution pour la présence de défauts important pouvant engendrer une dégradation remarquable dans la productivité du champ PV

est alors proposée. Après un état de l'art, le chapitre propose une approche pour la surveillance des défauts dans les champs PV. Cette approche sera validée à travers les chapitres suivants.

➤ La deuxième partie réservée à la modélisation d'un champ PV en fonctionnement normal et défectueux, propose une modélisation mathématique électrique de la caractéristique I-V de différents regroupements du champ PV, comme la cellule PV, le groupe PV, le module PV, le string PV et enfin tout le champ PV. Elle a pour objectif d'étudier, d'analyser puis de quantifier le degré d'influence de la présence de défauts sur le fonctionnement du champ PV. Nous utilisons comme plateforme logicielle MATLAB commande, grâce à ses capacités d'assurer une modélisation flexible du champ PV. Cette partie regroupe deux chapitres :

- Le chapitre II, a pour objectif de modéliser l'influence de l'existence des défauts comme court-circuit et circuit-ouvert dans le fonctionnement du champ PV.

- Le chapitre III, est réservé à la modélisation de l'influence de la présence de défauts comme l'impédance et l'inversion de polarité dans la caractérisation du champ PV.

➤ La troisième partie est réservée au développement d'un smart algorithme pour la surveillance d'un champ PV. La plateforme utilisée pour tester la performance de l'algorithme proposé dans cette partie est basée sur le logiciel LabVIEW. Cette partie est structurée en deux chapitres :

- Le chapitre IV conservé au développement d'un smart algorithme pour la surveillance en temps réel des défauts impédance et inversion de polarité dans un champ PV. Le choix est tombé sur ces deux défauts car ils sont les moins critiques en termes d'influence sur le fonctionnement du champ PV. Un algorithme de détection et localisation en temps réel de ces deux défauts est alors développé. Il est basé sur l'analyse des paramètres de fonctionnement de différents regroupements du champ PV.

Enfin, le développement d'un smart algorithme pour la surveillance en temps réel de deux défauts dans un champ PV est proposé. Cet algorithme est basé dans la classification sur la machine à vecteur de support résolue par la programmation quadratique (SVM-PQ). Elle est optimisée par les réseaux des neurones de type perceptron multicouches (RdN-PM). Pour la comparaison des résultats, nous avons utilisé la machine à vecteur de support résolue par la programmation linéaire (SVM-PL) et optimisée par la méthode k-plus proche voisin (k-PPV).

- Chapitre V, a pour objectif de développer un smart algorithme pour la surveillance prédictive des défauts court-circuit et circuit-ouvert dans un champ PV. Dans ce chapitre, le choix est tombé sur ces deux défauts car ils sont les plus critiques parmi les quatre défauts à étudier. Le développement d'un algorithme de prédiction et localisation prédictive relatif à ces deux défauts dans un champ PV est alors réalisé. Cet algorithme est basé sur l'analyse des paramètres de fonctionnement futur de différents regroupements du champ PV, pour la prédiction de ses défauts.

Enfin, le développement d'un smart algorithme pour la surveillance prédictive des défauts dans un champ PV est réalisé. Cet algorithme est basé sur la machine à vecteur de support de régression résolue par la programmation quadratique (SVR-PQ), puis optimisée par les réseaux des neurones de type récurrent (RdNR). Pour augmenter le taux de confiance, nous avons utilisé machine à vecteur de support de régression résolue par la programmation linéaire (SVR-PL) et optimisée par la méthode k-plus proche voisin de régression (k-PPVR).

Cette thèse a conduit au développement d'un smart algorithme pouvant assurer une meilleure fonction de surveillance des défauts affectant les champs PV. Le développement de ce nouvel algorithme peut améliorer les méthodes et les approches de :

Surveillance prédictive basée sur :

- La prédiction des défauts,
- La localisation prédictive des défauts,
- L'identification prédictive des causes possibles de l'apparition des défauts.
- Surveillance en temps réel déterminée par l'amélioration de ces tâches :
 - La détection en temps réel des défauts,
 - La localisation en temps réel des défauts,
 - L'identification en temps réel des causes de l'apparition des défauts.

Chapitre I. Contexte et Problématique de l'Etude

Résumé

Ce chapitre a pour objectif de présenter le contexte général de ce projet de recherche. L'étude réalisée montre l'existence d'un grand problème au niveau des champs PV. Ce problème réside dans la présence de défauts conduisant à une dégradation remarquable dans la productivité. Après une étude bibliographique, ce travail propose une nouvelle approche pouvant augmenter la disponibilité de champs PV. Cette approche est constituée principalement de deux parties. La première ayant pour objectif la modélisation de ces défauts. Elle a pour but de distinguer entre les états normaux et anormaux. Une deuxième partie ayant pour objectif de développer un nouvel algorithme capable d'assurer une surveillance prédictive pour les défauts les plus critiques, et d'élaborer une meilleure surveillance en temps réel relative à d'autres types de défauts d'un degré d'influence moindre.

Cette présentation conduit à la proposition d'une approche pouvant assurer le fonctionnement futur et aussi celle en temps réel d'un champ PV.

I. 1. Introduction

Le soleil est une source d'énergie renouvelable, inépuisable et gratuite. Pour cela, chaque personne peut produire son énergie électrique et la consommée en toute confiance. Cette énergie photovoltaïque signifie l'énergie solaire capturée par des panneaux solaires. Elle est convertie en électricité par l'effet photovoltaïque découverte par Becquerel en 1839. L'énergie PV est produite par des cellules PV installées sur des panneaux solaires. Ces cellules produisent un courant continu à partir de photons de la lumière du soleil. Les panneaux sont raccordés à des onduleurs convertissent le courant continu en courant alternatif. L'électricité produite est consommée directement par le propriétaire de l'installation PV, et la production excédentaire est injectée directement dans le réseau de distribution.

Cependant, un champ PV peut être soumis durant leur fonctionnement à différents défauts conduisant à une diminution de leurs performances, et voire même à l'indisponibilité totale de leur service.

Pour atteindre cet objectif, nous présentons dans ce chapitre une description détaillée du champ PV à étudier, avec ses défauts pouvant provoquer une dégradation remarquable dans sa productivité. Une recherche bibliographique est faite afin de sélectionner le meilleur outil utilisé pour la modélisation des champs PV, et aussi la meilleure méthode appliquée pour la surveillance des défauts des champs PV, parmi les différentes approches proposées dans l'industrie et la littérature. Ceci, nous a permis d'opter pour le développement d'une approche spécifique à la problématique de cette thèse.

I. 2. Mots Clés





Figure I. 1. Surveillance prédictive et Surveillance en temps réel.

I. 2. 1. Diagnostic

Un défaut est défini comme un état anormal ou une anomalie au niveau du composant d'équipement ou du sous équipement [152]. Il peut conduire à une défaillance du système. Cependant, une faute pourrait ne pas entraîner nécessairement une défaillance du système. Le diagnostic est capable de détecter le défaut mineur et de suivre sa progression. Le diagnostic a pour objectif d'éviter la défaillance du système. Pour une meilleure compréhension de la faute et de la défaillance, les notions de défaut mineur, défaut majeur et de la défaillance sont utilisées dans le contexte suivant :

- > Un défaut naissant peut être considéré comme un défaut mineur.
- ➤ Un défaut mineur progresse vers un défaut majeur.
- ➢ Un défaut majeur avec un niveau de gravité élevé s'approche d'une défaillance.

Lorsqu'un défaut mineur ou majeur se produit, le système de production fonctionne mais dans un mode dégradé. Dans le cas de défaillance, le système ne fonctionne plus et il doit être réparé.

I. 2. 2. Pronostic

Un pronostic est un processus de prédiction de la défaillance. Ainsi, le futur profil de vie du système peut être révélé. Il fonctionne d'une manière différente de celle du diagnostic. En effet, le diagnostic permet d'identifier un système soumis à un défaut mineur ou majeur à l'instant, néanmoins il ne peut connaitre la durée pendant laquelle le système continuera à fonctionner. En revanche, le pronostic peut déterminer cette durée. Cette capacité de prédiction rend le pronostic très attrayant pour les décideurs de maintenance. En bref, le diagnostic se soucie de détecter le défaut à l'instant, et le pronostic se soucie de prédire celui ci. Cependant, un pronostic est techniquement plus coûteux à mettre en œuvre, et plus difficile à réaliser de sorte qu'il est généralement utilisé pour les systèmes critiques [151].

I. 2. 3. Classification

La classification vise à trouver un modèle de l'affectation d'un objet à une classe. Ce modèle est basé sur la reconnaissance du représentant de cet objet [153]. Les applications typiques de classification comprennent des tâches de reconnaissance de formes comme l'image, caractère ou parole. Dans le domaine d'automatique, la classification est également utilisée pour des applications du diagnostic.

I. 2. 4. Régression

La régression est une approche d'estimation permettant d'interpoler, voire d'extrapoler ou de prédire une sortie à variable réelle, à partir des entrées de l'espace d'apprentissage [154]. Cette approche est basée sur la construction d'un modèle capable de calculer la fonction d'estimation, qui passera parfaitement par tous les points de l'espace.

I. 2. 5. Intelligente artificielle

Les techniques de l'intelligence artificielle (IA) sont plus adaptes que d'autres approches des techniques classiques. Elles sont utilisées pour résoudre les problèmes pratiquement complexes dans divers domaines. Elles sont en effet capables de traiter des données bruitées et incomplètes. Aussi, elles sont en mesure de faire face à des problèmes non linéaires [25].

Les approches basées sur les techniques de l'IA sont développées et déployés dans le monde entier dans une grande variété d'applications, principalement en raison de leur capacité de raisonnement symbolique, leur flexibilité et leur explication. L'IA a été utilisée dans différents secteurs tels que l'ingénierie, l'économie, la médecine, le militaire et la marine. Les techniques de l'IA sont également appliquées pour la modélisation, l'identification, l'optimisation, la prévision, le contrôle et le diagnostic de systèmes de production complexes.

I. 3. Contexte du Projet

I. 3. 1. Unités élémentaires du champ PV

I. 3. 1. 1. Cellule PV

La figure I. 2 présente une cellule solaire, aussi appelée cellule PV. Il s'agit d'un semi conducteur permettant de convertir la lumière du soleil directement en électricité, par le phénomène de l'effet photovoltaïque. Plusieurs types de cellules PV sont disponibles actuellement dans le marché [155] :

➢ Le silicium multi-cristallin offre un rendement variant entre 11 à 15%, avec un coût de fabrication moyenne.

➢ Le silicium monocristallin propose un rendement variant entre 13 à 19%, avec un coût de fabrication coûteux.

➢ Le silicium amorphe fournit un faible rendement 6%, et un coût de fabrication plus bas par rapport à celui des cristallines.



Figure I. 2. Cellule PV.

I. 3. 1. 2. Diodes By-pass et Anti-retour

Il existe deux types de diodes pouvant avoir un rôle très important dans le fonctionnement d'un champ PV, diodes by-pass et anti-retour. Les deux sont fabriquées à partir d'un matériau semi-conducteur généralement en silicium, avec deux terminaux connectés [147]. Leur fonction dans sa forme la plus simple est de permettre à l'électricité de passer dans un sens mais pas dans l'autre, comme présenté sur la figure I. 3.



Figure I. 3. Schéma électrique de la diode.

1) La diode by-pass est placée dans un champ PV en antiparallèle avec chaque groupe de cellules PV. Electriquement, cette diode est bloquée lorsque la tension de cellules PV qu'elle regroupe est positive. Par contre, elle est passante dans les autres situations. Pratiquement, cette diode est bloquée dans le fonctionnement normal de ses cellules, et elle est passante dans le cas contraire (fonctionnement anormal). Cette diode a pour deux objectifs, le premier est de protéger les cellules PV les plus faibles qu'elle regroupe contre la polarisation inversée, le deuxième est d'éviter la forte résistance du passage du courant de groupes PV défectueux par les groupes PV non défectueux.

2) *La diode anti-retour* est placée dans un champ PV à la fin de chacun de leurs strings PV. Elle autorise le passage du courant sortant du string PV vers la sortie du champ PV. Aussi, elle bloque le passage du courant entrant de la sortie du champ PV (batteries) vers le string PV. En général, cette diode est installée dans deux situations : - *La première* lorsque les strings du champ PV disposent de tensions différentes à cause de l'existence d'anomalies. Car, l'absence de cette diode permet aux strings de plus petites tensions de consommer les courants fournis par les strings de plus grandes tensions. Cette situation résulte de l'absence carrément de courants produits par les strings PV ayant les tensions les plus faibles, sinon ces derniers deviennent en circuit-ouvert.

- *La deuxième situation* réside dans l'absence de la puissance produite par le champ PV, à cause de l'absence par exemple d'ensoleillement comme pendant la nuit. L'existence de batteries peut provoquer un courant inversé pouvant les décharger, et le champ PV devient en mode récepteur.

I. 3. 2. Unités composant du champ PV

I. 3. 2. 1. Groupe PV

La figure I. 4 représente le groupe PV. Il est constitué d'un ensemble de cellules PV en série ayant pour objectif d'augmenter leur tension. Ces cellules PV sont rassemblées en antiparallèle avec une seule diode by-pass [149-150].



Figure I. 4. Groupe PV.

I. 3. 2. 2. Module PV

La figure I. 5 montre la description d'un module PV. Il englobe un ensemble de groupes PV en série. En général, un module PV contient un nombre variant de 36, 40, 54, 60, 72 et même 92 cellules en série. Le nombre de cellules PV est en fonction de la puissance demandée [147].



Figure I. 5. Module PV.

I. 3. 2. 3. String PV

La figure I. 6 présente le string PV. Il regroupe un ensemble de modules PV en série. Il se termine par une diode dite anti-retour, qui a pour objectif de bloquer le courant inversé circulant dans tout le string PV, et pouvant changer leur fonctionnement.





I. 3. 2. 4. Champ PV

La figure I. 7 présente le champ PV. Il englobe tous les composants précédents. Ce champ PV est constitué de plusieurs strings PV en parallèle, ayant pour objectif d'augmenter le courant, et par conséquent d'augmenter la puissance du champ PV [149-150].



Figure I. 7. Champ PV.

I. 4. Problématique du Projet

I. 4. 1. Productivité d'un champ PV

La productivité d'un champ PV dépend en grande partie de deux facteurs, le rendement et la disponibilité [1-9].

➤ Le rendement d'un champ PV dépend généralement des conditions météorologiques, tels que le rayonnement solaire, la température et la vitesse du vent. Ces facteurs peuvent varier l'intensité de la lumière frappant les panneaux solaires tout au long de la journée, ainsi que de jour en jour. Par conséquent, la production effective d'un champ PV est variable.

> La disponibilité d'un champ PV présente son aptitude à produire l'énergie électrique dans un intervalle de temps donné. Les systèmes de production en général et les champs PV particulièrement soumis au cours de leur fonctionnement à différents défauts pouvant rendre le système indisponible. Alors, l'existence de défauts présente l'un des facteurs pouvant affecter la disponibilité du champ PV. Ces défauts peuvent réduire sa productivité en augmentant les coûts de maintenance.

La problématique principale de ce projet de recherche est liée à la productivité du champ PV. Elle a pour objectif de l'améliorer par l'augmentation du taux de disponibilité, sachant que ce taux augmente par la limitation de l'influence des défauts affectant ce champ PV. Pour répondre à cette interrogation, nous proposons de trouver une solution optimale à l'existence de ces défauts dans le fonctionnement du champ PV.

I. 4. 2. Défauts d'un champ PV

Les principaux défauts connus dans le domaine du diagnostic des champs PV sont présentés sur la figure I. 8 :



Figure I. 8. Défauts d'un champ PV.

* Défauts des cellules PV

Une cellule PV peut-être soumise au cours de son fonctionnement à différents défauts pouvant changer carrément sa caractérisation. Parmi ces défauts l'inversion de polarité, l'oxydation, la formation de sable, le point chaud, la dégradation de l'encapsulant, la fissure, l'impédance, le court-circuit, la rayure, le circuit-ouvert, la détérioration, l'échauffement, la pénétration de l'humidité, la cellule PV arrachée ou cassée, la déformation, l'obscurcissement...

* Défauts des diodes PV

Les diodes constituants un champ PV de type by-pass et anti-retour peuvent être soumis à différents défauts comme : inversion de la polarité, mal connectée, mal adaptée, mal montée, défectueuse, diode impédance, court-circuit, destruction, circuit-ouvert, vieillissement, absence ou non fonctionnement de la diode...

* Défauts des câbles PV

Les câbles d'un champ PV créant un champ électrique peuvent être soumis au cours de leur fonctionnement à plusieurs types de défauts comme : ramollissement, rupture du circuit électrique, dégradation des interconnexions, corrosion des liaisons entre les cellules PV, surchauffe, impédance, court-circuit, mauvais câblage, circuit-ouvert...

Synthèse

La figure I. 8 montre qu'il existe quatre défauts communs entre les trois unités élémentaires constituants un champ PV. Ces défauts sont successivement court-circuit, circuit-ouvert, impédance et inversion de polarité. La modélisation et la présentation électrique de ces types de défauts montrent leur influence sur le fonctionnement du champ PV.

I. 4. 3. L'influence des défauts électriques sur le fonctionnement du champ PV

Cette partie est réservée à la présentation électrique des quatre défauts pouvant entrainer une dégradation remarquable dans la productivité d'un champ PV. Elle est constituée de trois parties principales :

I. 4. 3. 1. L'influence des défauts électriques sur la productivité du champ PV

Le tableau I. 1 présente l'influence des quatre défauts sur la productivité du champ PV.

Défauts		Influence électrique		
Déf7	Court-circuit	$I \rightarrow \max, V \rightarrow 0.$	PG↓ diminue	
Déf9	Circuit-ouvert	$I \rightarrow 0, V \rightarrow max.$	PG↓ diminue	
Déf6	Impédance	Z↑ augmente.	PG↓ diminue	
Déf1	Inversion de polarité	V↓ diminue	PG↓ diminue	

Tableau I. 1. Présentation électrique des quatre défauts du champ PV

Avec PG : la puissance du champ PV.

Le tableau I. 2 présente l'influence des quatre défauts sur la caractérisation des éléments défectueux et leurs regroupements :

Tableau I.	. 2. Influe	ence des quatr	e défauts du (champ PV s	ur les éléments	défectueux
------------	-------------	----------------	----------------	------------	-----------------	------------

	Déf7	• $I_{Cellule} = I_{Cellule_Court-Circuit}$; $V_{Cellule} = 0$.
ΡV	Déf9	• $I_{Cellule} = 0$; $I_{Groupe} = I_{Bypass}$; $V_{Cellule} = V_{Cellule_Circuit-Ouvert}$.
le]	Déf6	• $V_{Cellule} < 0$ (aussi pour connexions entre cellules PV).
ellı		• $V_{\text{Groupe}} > 0 \text{ si } \sum V_{\text{Cellules}_saines} > \sum V_{\text{Cellules}_défecteuses}$.
0		• $V_{\text{Groupe}} < 0 \text{ si } \sum V_{\text{Cellules}_{saines}} < \sum V_{\text{Cellules}_{défecteuses}}$.
		• $V_{\text{Groupe}} = 0 \text{ si } \sum V_{\text{Cellules}_{saines}} = \sum V_{\text{Cellules}_{défecteuses}}$.

		• $V_{\text{Groupe}} = 0$ si \forall Cellules PV sont défectueuses.		
		• Si $V_{\text{Groupe}} \leq 0$ Alors $I_{\text{Bypass}} \neq 0$ (Diode By-pass passante).		
	Déf1	• $V_{\text{Groupe}} > 0 \text{ si } N_{\text{Cellules_saines}} > N_{\text{Cellules_defecteuses.}}$		
		• $V_{Groupe} < 0 \text{ si } N_{Cellules_saines} < N_{Cellules_défecteuses.}$		
		• $V_{\text{Groupe}} = 0 \text{ si } N_{\text{Cellules}_{saines}} = N_{\text{Cellules}_{défecteuses}}$		
		• Si $V_{\text{Groupe}} \leq 0$ Alors $I_{\text{Bypass}} \neq 0$.		
s	Déf7	• $I_{\text{Group}} = I_{\text{Groupe}_\text{Court-Circuit}}$; $V_{\text{Groupe}} = 0$.		
pas	Déf9	• Influence n'est pas remarquable (tant que les cellules PV du groupe PV sont saines).		
By-	Déf6	• $I_{Bypass} \neq 0$ (Diode By-pass passante).		
de]		• Si $I_{\text{Groupe}} > I_{\text{Groupe}_\text{Court-Circuit}}$ Alors le groupe PV est en mode récepteur.		
Dio	Déf1	• I _{Group} diminue.		
		• $V_{\text{Groupe}} = 0.$		
	Déf7	• Si la tension de string PV est maximale avec $I_{Cellules_String} \neq 0$ Alors le string PV est en		
		mode générateur.		
		• Si la tension de string PV est minimale ($I_{\text{String_inverse}} \neq 0$) alors :		
		- Si I _{Cellules_String} = 0 Alors le String PV devient en mode récepteur.		
JUL		- Si $I_{Cellules_String} \neq 0$ Alors le String PV devient en mode circuit-ouvert.		
retc	Déf9	$I_{String} = 0$ et le string PV est en mode circuit-ouvert (aussi pour connexions entre groupes PV		
1ti-j		en circuit-ouvert)		
Ar	Déf6	• V _{String} diminue tant que le string PV est en mode générateur.		
ode		• Si V _{String} est maximale Alors le string PV reste en mode générateur.		
Di		• Si V_{String} est minimale Alors $I_{\text{String_inverse}} \neq 0$:		
		- Si I _{Cellules_String} = 0 Alors le String PV est en mode récepteur.		
		- Si $I_{Cellules_String} \neq 0$ Alors le String PV est en mode circuit-ouvert.		
	Déf1	• Si $I_{Cellules String} = 0$ et $I_{String inverse} \neq 0$ Alors le string PV est en mode récepteur.		
		• Si $I_{Cellules_String} \neq 0$ et $I_{String_inverse} \neq 0$ Alors le string PV est en mode circuit-ouvert.		

À partir de ce tableau, nous avons conclure que :

➢ Les deux défauts impédance et inversion de polarité peuvent créer le défaut courtcircuit dans les cas suivants :

- L'augmentation du nombre des cellules PV en impédance et en inversion de polarité.

- Diode by-pass en inversion de polarité.

➢ Les défauts impédance et inversion de polarité peuvent créer le défaut circuit-ouvert dans les cas suivants :

- L'impédance des composants défectueux est dépassé certaine valeur, mathématiquement elle converge vers l'infini.

- Une diode anti-retour en inversion de polarité montre la présence d'un string en circuit-ouvert dans le cas de la présence du courant fourni par leurs cellules PV. Donc, elle possède même influence d'une diode anti-retour en circuit-ouvert.

I. 4. 3. 2. Les modes de fonctionnement d'un champ PV

La figure I. 9 et I. 10 présentent les modes de fonctionnement normal et anormal d'un champ PV. Ces deux figures peuvent donner une vision plus claire et plus détaillée sur les

points critiques du fonctionnement d'un champ PV. Comme le montre la figure I. 9, il existe trois zones principales [147] :



Figure I. 9. Caractéristique I-V d'un champ PV.



Figure I. 10. Caractéristique I-V d'un champ PV en mode générateur.

a) Zone 1

Lorsqu'un champ PV est forcé par un circuit extérieur, il fournit un courant supérieur à sa valeur de court-circuit et une tension négative. Le courant du champ PV continue à augmenter jusqu'à ce que la tension atteigne sa valeur de claquage. La zone 1 présente le champ PV en mode récepteur.

b) Zone 2

Un champ PV dans la zone 2 fonctionne en mode générateur. Il peut fournir une puissance sous forme d'une tension et d'un courant continu. Cette zone est définie dans deux intervalles :

➤ L'intervalle du courant est limité par deux valeurs : zéro et le courant de courtcircuit. Il présente les différentes valeurs du courant du fonctionnement normal du champ PV en mode générateur.

L'intervalle de la tension est également limité par deux valeurs : zéro et la tension de circuit-ouvert. Il présente les différentes valeurs de la tension du fonctionnement normal du champ PV en mode générateur.

c) Zone 3

À cause de certains actionneurs, la tension produite par un champ PV dépasse sa valeur de circuit-ouvert. Dans ce cas, le champ PV fournit un courant négatif. Sachant que, les cellules PV seront endommagées si cette tension continue à augmenter. Cette zone présente le fonctionnement du champ PV en mode récepteur.

d) Synthèse

À partir des figures I. 9 et I. 10, nous pouvons conclure que :

- Si la tension d'un champ PV en mode générateur continue à augmenter, alors elle ne peut pas atteindre sa valeur de circuit-ouvert ou bien la dépasser.

$$\forall V_{G\acute{e}n\acute{e}rateur} \nearrow \Rightarrow V_{G\acute{e}n\acute{e}rateur} \geqq V_{Circuit_ouvert}$$

- Si le courant fournit par un champ PV en mode générateur contenue à augmenter, il ne peut pas atteindre la valeur de court-circuit ou bien la dépasser.

 $\forall I_{G\acute{e}n\acute{e}rateur} \nearrow I_{G\acute{e}n\acute{e}rateur} \geqq I_{court_circuit}$

I. 4. 3. 3. Synthèse

L'étude et l'analyse des points précédents montrent l'influence importante des défauts court-circuit, circuit-ouvert, impédance et inversion de polarité sur le fonctionnement du champ PV. Pour toutes ces raisons, la problématique principale de ce projet de recherche est née dans cette optique. L'idée est de proposer une solution pour assurer le fonctionnement normal du champ PV. Il est indispensable d'utiliser des fonctions avancées du pronostic et du diagnostic de ces défauts, afin d'améliorer la productivité des champs PV.

I. 5. Solution Proposée

La figure I. 11 montre la solution proposée pour la problématique posée. Elle est constituée de deux parties :



Figure I. 11. Schéma récapitulatif présentant la solution proposée à la problématique de ce projet de recherche.

I. 5. 1. Surveillance en temps réel

L'utilisation d'une meilleure fonction de surveillance pouvant assurer un fonctionnement normal avec un rendement optimal d'un champ PV. Cette fonction est constituée de trois étapes :

* La détection des défauts

Cette étape a pour objectif de détecter le défaut présent dans un champ PV. L'algorithme à proposer doit décider le type de défaut présent parmi quatre défauts existants dans la base de données. Cette base à utiliser présente un historique de fonctionnement du champ PV pendant une période. Aussi, elle est basée sur la variation de cinq paramètres du champ PV : puissance, courant, tension, résistance et ensoleillement.

* La localisation des défauts

Après la détermination du type de défaut, l'objectif est de localiser les éléments défectueux. Cette partie simplifiera la tâche de maintenance par la suite. L'algorithme à proposer doit décider exactement l'élément défectueux. Il est au niveau d'une cellule PV, d'une diode by-pass ou d'une diode anti-retour dans un champ PV.

* L'identification des causes

Cette partie a pour objectif d'éviter l'apparition de défauts présents dans un champ PV par l'identification de leurs causes possibles. L'algorithme à proposer présente quatre causes possible d'une cellule PV défectueuse et quatre causes possible d'une diode défectueuse.

I. 5. 2. Surveillance prédictive

Une surveillance prédictive signifie l'opération à surveiller le champ PV dans le futur, c'est-à-dire avant l'apparition d'un défaut. Cette fonction est déterminée par ces étapes :

Prédiction des défauts

Elle présente l'opération de la détection d'une dégradation de l'élément et no plus un défaut, puis de prédire le type de défaut apparaîtra par le suivi de l'évolution de cette dégradation.

* Localisation prédictive des défauts

Cette étape a pour objectif de prédire la localisation des éléments défectueux avant de leurs apparitions.

* Identification prédictive des causes

Elle présente l'opération d'identifier les causes possibles de l'émergence potentielle d'un défaut dans le futur.

I. 6. Objectif du projet

L'objectif principal de ce projet de recherche est présenté dans la figure I. 12. Il est constitué de trois sous objectifs :



Figure I. 12. Schéma récapitulatif présentant l'objectif de ce projet de recherche.

I. 6. 1. Modélisation du champ PV

Le premier sous objectif est le développement d'un modèle capable de créer une base de données. Elle présente l'historique de fonctionnement du champ PV contenant leurs différents cas normaux et anormaux. Avec le manque de données expérimentales correspondant aux défauts à étudier, cette modélisation est utilisée pour tester la performance de la solution proposée, qui est basée sur la reconnaissance des formes. Le modèle obtenu peut faciliter l'étude de caractéristiques du champ PV, éviter le nombre d'expériences et assurer une meilleure évaluation des conséquences de défauts.

I. 6. 2. Surveillance de défauts dans un champ PV

Le deuxième sous objectif est le développement d'un algorithme pour la surveillance prédictive des défauts les plus critiques et une surveillance en temps réel relatif aux défauts d'une influence moindre dans un champ PV. Cet algorithme est basé sur les deux approches diagnostic et pronostic. Néanmoins, le pronostic qui permet d'assurer le fonctionnement normal du champ PV est très couteux.

I. 6. 3. Smart surveillance de défauts dans un champ PV

Le grand nombre des paramètres de fonctionnement et le nombre des classes existantes rendent la fonction de la surveillance classiques plus complexe, et surtout avec l'augmentation de taux d'erreur de leur utilisation. Alors, l'utilisation d'outils de l'IA peut rendre ces fonctions plus souples et plus avancées.
Par conséquent, le troisième sous objectif est la création d'un nouvel algorithme pour la smart surveillance prédictive des défauts les plus critiques, et une smart surveillance en temps réel des défauts d'une influence moindre dans un champ PV.

I. 7. Etat de l'art du projet

Au niveau de cette partie, l'objectif est de faire une recherche bibliographique sur les outils de modélisation et les méthodes de diagnostic existants dans la littérature ou bien celles appliquées dans l'industrie, afin de sélectionner l'outil de modélisation et la méthode de diagnostic adéquate à la problématique du projet.

I. 7. 1. Etat de l'art sur les outils de modélisation d'un champ PV

La modélisation est une partie très importante de toute pratique de l'ingénierie. Aujourd'hui avec l'utilisation des ordinateurs et des logiciels puissants, des systèmes extrêmement complexes peuvent être simulés, et leurs performances peuvent être prédites et surveillées.

Bien que, la technique de la simulation en temps réel des champs PV a été développée. Il est encore difficile d'analyser ses caractéristiques au sain de la même condition d'atmosphère. De plus, ces techniques utilisent un simulateur solaire coûteux, et leur flexibilité est limitée. Dans la littérature, de nombreux chercheurs sont développés de modèles de simulation des champs PV, par l'utilisation des outils suivants :

Logiciels spéciaux

Ils sont spécifiquement dédiés aux applications photovoltaïques, telles que PVSyst [10-11], PVSIM [12], SPYCE [13-14], RETScreen [15-16]. Cependant, la plupart de ces logiciels ont un objectif économique. Ils présentent une boîte noire avec des inputs tels que le nombre des modules existants et la situation géographique, et des outputs comme la puissance produite. Par conséquent, le chercheur est un utilisateur limité par le cadre spécifié par le constructeur.

Logiciels généraux

Ils présentent des plates-formes générales telles que LABVIEW [17-18], MATLAB [19-21] et PSIM [22-24]. Ces outils sont plus flexibles. En effet, le modèle proposé pour le champ PV est créé à partir d'un ensemble de composants électroniques de base (diode, résistance...). Il est basé sur des équations électriques mathématiques. Aussi, il est variant dans le nombre de cellules PV, de groupes PV, de modules PV et de strings PV. Cependant, ces plates-formes générales possèdent quelques inconvénients comme le temps de simulation.

Bien que, ce temps peut être accéléré par l'utilisation de modèles mathématiques. Néanmoins, le comportement électrique de champ PV ne peut pas être toujours représenté d'une manière significative.

Outils de l'IA

Il existe des modèles des champs PV construits par des outils de l'IA [25-26] comme Système Expert [27-28], Réseaux de Neurones [29-31], Logique Floue [32-33] et Neuro-Flou [34-36]. Ils ont pour objectif d'améliorer le rendement simulé du champ PV. Mais, un modèle précis et efficace est encore difficile à réaliser par l'IA.

* Approches spécifiques

Elles présentent un ensemble d'approches spécifiques pour simuler le comportement d'un champ PV [37-40]. Deux grandes approches sont appliquées, soit par l'addition de caractéristiques I-V de différents composants d'un champ PV, ou bien par la modélisation de la caractéristique I-V de chaque point d'interconnexion dans le champ PV. Cependant, les travaux basés sur ces approches dans la littérature se sont intéressés aux défauts mis-match et ombrage. Pour cela, ces approches manquent de développement pour d'autres types de défauts.

I. 7. 2. Recherche bibliographique sur les méthodes de diagnostic d'un champ PV

Malgré la fiabilité de la technologie photovoltaïque, des accidents électriques et des vieillissements peuvent provoquer des défauts dans les champs PV. Ainsi, ce champ PV est incompatible en termes de connexion en série avec la résistance de la ligne de transmission, ce qui conduira à de grandes variations dans les caractéristiques I-V et P-V de leur sortie. Par conséquent, l'analyse de l'influence de défauts est une information importante pour la maintenance, afin d'améliorer la fiabilité, la disponibilité et la sécurité du champ PV.

Pour la sélection de la méthode de diagnostic adéquate à la problématique de ce projet de recherche, nous avons réalisé une recherche bibliographique relative aux méthodes de diagnostic classiques et intelligentes appliquées dans la littérature et l'industrie (figure I. 13).



Figure I. 13. Méthodes de diagnostic de défauts d'un champ PV.

I. 7. 2. 1. Diagnostic classique

Le diagnostic des défauts dans les champs PV est un sujet d'actualité. Dans cette étape, l'objectif est de sélectionner les différentes méthodes classiques appliquées, avec la détermination pour chacune les paramètres utilisés, leurs avantages et leurs limites.

a) Méthodes non électrique

Ce type de méthodes est basé sur l'utilisation de paramètres d'indication non électrique, comme par exemple :

* Méthode de réflectométrie

Elle est utilisée par [41-42]. Elle consiste à appliquer la transmission d'un signal dans le champ PV à diagnostiquer, puis de mesurer les échos retournés. Le retard et l'amplitude des échos sont utilisés pour obtenir des informations sur la localisation, la caractérisation et éventuellement la prédiction du défaut. Elle a seulement besoin d'un point d'accès, qu'il demande une précision dans leur détermination. Néanmoins, elle est adaptée pour les réseaux de topologie complexes. Aussi, elle peut être intégrée dans les systèmes de contrôle. Cependant, la détection précoce de défauts d'un champ PV nécessite un traitement de données puissant avec un échantillonnage très rapide, ce qui augmente la complexité et le coût du système de diagnostic.

* Méthode de l'imagerie numérique infrarouge thermique

Elle est basée aussi dans son diagnostic des défauts d'un champ PV sur des paramètres non électrique. Elle est appelée dans certains documents « études de gradient thermographie

ou de température ». Elle utilise l'imagerie des émissions de chaleur vasculaires de l'organisme, pour détecter leurs défauts. Selon les documents [43-44], les paramètres les plus couramment considérés comme des indicateurs de défauts sont température moyenne, variations thermiques spatiales et temporelles, y compris la fréquence des variations thermiques. Ces défauts dans les modèles thermiques de la surface du corps se produisent en réponse à un dysfonctionnement vasomoteur.

Cette méthode peut être utilisée comme outil de détection, pour faire le pronostic et / ou le diagnostic. Cependant, il peut être difficile d'utiliser cette technologie de manière efficace, car le travail avec des bonnes conditions environnementales est essentiel. Un manque de chauffage solaire, le ciel de nuit nuageux, le vent ou une forte rosée, tout ceci peut rendre la détection des modèles thermiques plus difficile.

b) Méthodes électriques

Les méthodes électriques utilisées pour le pronostic et le diagnostic de défauts du champ PV sont basées sur l'étude et l'analyse des paramètres électriques de leur fonctionnement, particulièrement courant, tension et puissance. Dans la littérature, ces méthodes sont centrées sur la détection des défauts par :

***** L'analyse de la puissance produite par le champ PV

Elle est appliquée par [45-47]. Elle est efficace pour déterminer si un champ PV est généralement propre ou non.

L'analyse de caractéristiques I-V et P-V

Elle est utilisée par [48-49]. Elle fournit une connaissance importante sur le fonctionnement du champ PV, et la chute de la productivité est au niveau de la tension, du courant ou de deux.

L'analyse du point de fonctionnement

Ce point présente la puissance maximale produite par le champ PV [50-51]. Cette méthode est basée sur la comparaison ente la puissance maximale actuelle fournie et celle attendue.

c) Méthodes avec modèles

Les méthodes avec modèles utilisées pour le diagnostic des champs PV sont basées sur la construction de modèles spéciaux, parmi eux :

Analyse des Modes de Défaillances, de leurs Effets et de leur Criticité (AMDEC)

Cette méthode est appliquée par [52]. Elle est composée de l'analyse des modes de défaillances et ses effets (AMDE), et l'analyse de leur criticité (AC).

- L'AMDEC

Cette analyse est une forme d'évaluation des risques avec une résolution complète et efficace de défauts. Cependant, sa prescription doit être reconnue. Elle ne devrait pas être utilisée comme un substitut à une évaluation complète des risques quantifiée pour un système à risque élevé.

- L'AC

Sur la base du taux et de la gravité de l'effet des défauts, un classement en priorité du niveau d'importance de chaque défaut est déterminé. Le processus de classement du AC peut être réalisé, en utilisant les informations de défauts existants, ou par une procédure d'un propre classement menée par une équipe d'expertises.

Arbre de défaillances (AdD)

Cette méthode est appliquée par [53-54]. Elle est spécifiée pour prévenir ou identifier les défauts avant leur apparition. Elle est le plus souvent utilisée pour analyser les accidents, ou bien pour faire une enquête pour identifier la cause de l'apparition d'un événement. Chaque événement est analysé en demandant: «Comment ce défaut a pu arriver?" En répondant à cette question par l'identification des principales causes et comment ils interagissent pour produire cet événement indésirable, ce processus continu jusqu'à ce que la logique de toutes les causes potentielles aient été identifiées.

Tout au long de ce processus, un diagramme arborescent est utilisé pour enregistrer les événements tels qu'ils sont identifiés. Les branches des arbres s'arrêtent lorsque tous les événements mènent à l'événement négatif. Le problème majeur de cette méthode c'est que l'événement indésirable évalué et tous les contributeurs à l'échec doit être prévus. Cet effort peut être très long et coûteux. Enfin, le succès global du processus dépend de la compétence de l'analyste en question.

* Redondance Analytique

La plupart des méthodes de diagnostic de défaut à base de modèles s'appuient sur le concept de redondance analytique. Elle est appliquée par [55]. À la différence de la redondance matérielle, des mesures sensorielles sont comparées aux valeurs obtenues à partir des mesures de différents capteurs, pour analyser les variables respectives. Ces calculs

utilisent des mesures actuelles et/ou antérieures a ces variables. Un modèle mathématique décrite les relations. Les différences résultantes sont appelés résidus. La procédure d'évaluation de la redondance est donnée par l'un des modèles mathématiques décrivant le système. Elle est divisée en deux étapes :

- *La première* présente le champ PV résiduel. Elle effectue une sorte de validation des relations nominales du système, par l'utilisation de l'entrée réelle, la sortie mesurée et la génération du résidu qui est normalement nulle. Les relations de redondance à évaluer peuvent tout simplement être interprétées comme des relations d'entrées-sorties de la dynamique. Si une erreur se produit, les relations de redondance ne sont plus remplies, et les résidus s'écartent de zéro.

- La deuxième étape présente l'analyse des résidus en termes de décision et isolation des défauts d'un champ PV. Les résidus sont examinés à la probabilité de défauts, en utilisant des fonctions de décision appropriées ou des méthodes statistiques. Le principal avantage de cette approche est la capacité de détecter non seulement les défauts abrupts, mais aussi les défauts de développement lentement, par l'analyse des tendances. Les principaux inconvénients de cette approche sont: les dépenses de calcul pour la modélisation du processus détaillé en ligne, et la sensibilité du processus de détection, par rapport aux erreurs de modélisation et de mesure du bruit.

* Estimation des Paramètres

La détection et l'isolement par l'estimation des paramètres reposent sur le principe que les défauts possibles dans le champ PV contrôlé peuvent être associés à des paramètres et des états spécifiques, d'un modèle mathématique d'un processus donné en général par une relation d'entrées-sorties. Cette méthode appliquée par [56-57] nécessite un modèle précis du champ PV, qui habituellement décrite des équations d'équilibre de base pour la masse et l'énergie. Ce modèle apparaît dans le temps continu ou discret. Les paramètres sont exprimés en fonction des coefficients de transformation, comme la quantité de stockage ou de résistance. L'existence des variations indique une erreur de processus.

La prise de décision de savoir si un défaut est apparu peut se faire à l'aide d'un catalogue de défaut, dans ce quel la relation entre les erreurs de processus et les changements dans les coefficients ont été établis. Elle peut être basée sur les niveaux de seuil simples, où en utilisant des méthodes plus sophistiquées de la théorie statistique de la décision. Le principal avantage de cette méthode est que le procédé d'estimation d'état est l'existence d'un modèle mathématique, suffisamment précis et fiable pour le diagnostic de défaut.

L'inconvénient est lorsque le point de fonctionnement détruit, ou la linéarisation n'est pas assez précise.

I. 7. 2. 2. Diagnostic intelligent

Le diagnostic des systèmes physiques complexes contenants plusieurs types de descriptions et d'éléments, et celles basées sur des modèles purement mathématiques ne peuvent pas offrir une méthodologie adéquate avec la précision requise, pour résoudre les problèmes qui se posent dans ce domaine. Par conséquent, les méthodes de l'IA ont été développées pour imiter le raisonnement humain dans la prise de la décision. Elles ont pour objectif de simplifier et rendre la tâche du diagnostic plus simple et plus facile.

Système Expert (SE)

Il est appliqué pour le diagnostic des champs PV dans [58]. Il est basé sur le raisonnement d'un expert humain présenté sous forme d'une base de connaissances d'un champ PV. Ainsi, il utilise un moteur d'inférence contenant un ensemble de règles pour prendre la décision. L'ingénierie des connaissances est le processus de construction de systèmes experts. Il se compose de deux activités principales, l'acquisition des connaissances et la mise en œuvre du système. L'activité d'acquisition implique la collecte de connaissances sur des faits et des stratégies de raisonnement des experts du champ PV. Dans le monde, un système expert permet l'automatisation complète ou partielle de la procédure de diagnostic, afin d'aider le diagnosticien humain en temps réel.

L'avantage du système expert réside dans son adaptation à des systèmes difficiles à modéliser, car ils provoquent des interactions subtiles et compliquées. Néanmoins, il dispose de quelques inconvénients, particulièrement la quantité considérable de temps qui peut s'écouler avant que leurs connaissances ne soient accumulées, pour développer l'ensemble nécessaire des règles heuristiques pour un diagnostic fiable. Aussi, un système expert n'est pas facilement portable d'un système à l'autre. Enfin, il est difficile pour la validation.

✤ Logique floue (LF)

Les systèmes experts traditionnels développés pour le diagnostic des champs PV peuvent être améliorés avec la logique floue comme dans [59]. Les systèmes experts sont généralement appropriés à des problèmes où l'expert humain peut linguistiquement décrire la solution. La connaissance humaine typique est vague et imprécise, et la manipulation de ce type d'information a souvent été un problème avec les systèmes experts traditionnels. Par exemple, la limite lorsque « la puissance du champ PV est max » est vague dans l'esprit

humain. La logique floue fournit un cadre systématique pour traiter la connaissance qualitative. Pour cela, la plupart des systèmes experts actuellement utilisent la logique floue à la place du traitement traditionnel de la base de connaissances.

L'un des avantages de la logique floue réside dans le but que les règles dans la base de connaissances ne doivent pas être détaillées et exactes, comme avec les systèmes experts traditionnels. Avec la logique floue, les règles peuvent être généralisées pour couvrir un plus grand nombre de cas. Aussi, la logique floue fournit un moyen facile pour traiter les contradictions dans la base de connaissances.

Concernant le diagnostic des défauts, les systèmes flous sont utiles, parce que le diagnostic a souvent besoin d'un traitement basé sur la connaissance. Dans la pratique, il est très difficile d'obtenir des représentations adéquates au comportement complexe et hautement non linéaire des systèmes défectueux à l'aide de modèles quantitatifs. L'utilisation de modèles qualitatifs flous peut également prendre en compte les incertitudes associées à la description du système.

Réseaux de neurones (RdN)

Un RdN est composé d'un grand nombre de neurones interconnectés. Chaque neurone peut avoir plusieurs entrées, et calcule la sortie en tant que fonction non linéaire de la somme pondérée de leurs entrées. Les RdNs généralement constitués d'une couche d'entrée, un ou plusieurs couches intermédiaires et une couche de sortie, avec un grand nombre de neurones de chaque couche. Il existe deux propriétés principales de RdNs pouvant les rendent intéressants pour le diagnostic des systèmes de production. Tout d'abord, ils sont capables de se rapprocher des fonctions non linéaires. Aussi, ils sont très bons pour les tâches de reconnaissance de formes, comme dans le diagnostic des champs PV dans [60-65].

Les RdNs n'utilisent pas une description mathématique du système. Pour cela, un processus s'appelant l'apprentissage du réseau doit être pris pour mettre en œuvre les connaissances sur le champ PV. Le principe d'apprentissage est d'alimenter le réseau à l'entrée, puis de régler les paramètres internes de façon que la sortie du réseau se rapproche de la sortie du système réel, à chaque cycle d'apprentissage.

Le principal avantage des RdNs réside dans la non-utilisation de modèles mathématiques. De plus, ils sont applicables aux systèmes difficiles à modéliser. Néanmoins, ils présentent quelques inconvénients :

- L'apprentissage du réseau nécessite un ensemble de données du fonctionnement du champ PV, qui doit être pris à partir du processus réel ou leurs modèles.

- La sortie du réseau est définie que pour les situations pour lesquelles elle a été entraînée, et non pas pour tous les cas possibles.

- Pour les systèmes complexes, le nombre de neurones dans le réseau augmente et le temps de calcul devient énorme.

Malgré les inconvénients du RdN et la multiplicité des outils de classification, il reste le plus utilisé dans la littérature pour le traitement des problèmes nécessitent une grande précision.

Réseaux de neurones flous

Les valeurs numériques nettes obtenues à partir des réseaux de neurones peuvent être considérées comme un inconvénient du système de diagnostic. Car, l'information heuristique ou qualitative peut être nécessaire, et souvent les connaissances pour les systèmes de diagnostic sont disponibles uniquement sous forme qualitative. La solution est de combiner les réseaux de neurones et la logique floue, pour créer des réseaux de neurones flous. Cette approche est utilisée pour le diagnostic des champs PV dans [66-68]. Elle montre sa prometteuse en intégrant la connaissance qualitative et quantitative, grâce à un système neuroflou. Il est possible de combiner la capacité d'apprentissage des réseaux de neurones avec la représentation de la connaissance explicite de la logique floue.

Dans le diagnostic de défaut, les combinaisons de la logique floue et les réseaux des neurones offrent des avantages. L'approche de RdNs est une boîte noire, car elles ne permettent pas l'utilisation des connaissances qualitatives de défauts et de leurs symptômes. Tandis que les systèmes de diagnostic de défaut basé sur la LF sont souvent statiques, c'est-àdire qu'ils ne permettent pas de changements au cours des expériences. Avec les neuro-floue, une meilleure compréhension du procédé de diagnostic du système peut être obtenue. Également, le détecteur de défaut peut être adapté pour fournir des solutions plus précises, sous différentes conditions de fonctionnement.

Les algorithmes génétiques (AG)

Les AGs sont des techniques d'optimisation stochastiques. Ils ont été introduits par Hollande en 1970. Ils sont basés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique :

- Un mécanisme de codage est utilisé pour représenter les variables du problème d'optimisation.

- Fonction de fitness - ou fonction objectif - fournit le mécanisme d'évaluation de chaque chromosome et la formation de la population apte.

- Un croisement est utilisé pour combiner les chromosomes.

- Les chromosomes sont soumis à une mutation, pour garder l'espace de solution assez riche.

Les AGs sont révélés être un outil puissant pour l'optimisation. Ils ont été appliqués en coopération avec d'autres méthodes de l'IA pour le diagnostic des champs PV dans [69-70]. Par exemple, les AGs sont utilisés pour isoler les caractéristiques de l'espace d'entrée qui fournit les informations les plus importantes, pour un réseau des neurones qui détecte les défauts dans un champ PV [71]. Donc, le nombre d'entrées du réseau est réduit, et le temps de calcul est diminué. Ainsi, le processus de diagnostic devient plus rapide et plus précis dans son classification.

k-plus proche voisin (k-PPV)

L'algorithme du k-PPV est utilisé pour le diagnostic des champs PV dans [72-74]. Il est basé sur le principe que les nouveaux objets au sain d'un ensemble de données existent généralement à proximité d'autres objets qui ont des propriétés similaires. Si ces nouveaux objets sont étiquetés avec une étiquette de classification, alors ils sont classés par un vote à la majorité de leurs voisins. Ils sont affectés à la classe la plus commune parmi ses voisins de kplus proches. k est un nombre impair positif en général assez petit, et la classification correcte des voisins est connue a priori. Les objets peuvent être considérés comme des points à n dimensions, à l'intérieur d'un espace de n-dimensionnel, où chaque point correspond à un des n éléments décrivant ces objets.

La proximité pour les voisins d'un objet non classifié est déterminée en utilisant une mesure de distance (également appelé fonction de similarité), par exemple la distance euclidienne ou la distance de Manhattan. La valeur de k a une forte influence sur la performance de l'algorithme du k-PPV. Le choix optimal de k dépend du problème, mais des techniques telles que la validation croisée peuvent être utilisées pour révéler la valeur optimale de k adéquate à la distribution d'objets dans l'espace d'apprentissage. Le temps d'exécution nécessaire pour faire une seule classification ou prédiction est proportionnel au nombre de données de l'espace d'apprentissage. Par ailleurs, chaque caractéristique supplémentaire augmente encore le temps de classification.

Compte tenu de la simplicité de l'algorithme k-PPV, leurs résultats sont généralement bons et comparables à la performance réalisée avec les arbres de décision par exemple. Toutefois, la précision de la régression et de la classification des modèles k-PPV ne pas atteindre la précision obtenue avec les SVMs par exemple. k-PPV est considéré comme étant intolérant au bruit, puisque ses mesures de similarité peuvent être facilement faussées par des erreurs de mesures. Il est également très sensible à des caractéristiques d'objets non pertinentes. Au contraire, les modèles k-PPV ne sont pas enclins à plus de montage, et ils peuvent être appliqués à des stratégies d'apprentissage supplémentaires, car k-PPV ne construit pas un modèle de classification, et les nouvellement observations classifiées peuvent être ajoutées à l'espace d'apprentissage facilement.

Après cette présentation détaillée à cette technique, avec ses avantages et ses inconvénients, nous a permis de conclure que cet outil possède des performances avancées, particulièrement sa rapidité et sa non nécessité à la phase d'apprentissage. Cependant, l'augmentation de son erreur de mesure grâce à la complexité des systèmes a limité son utilisation. Pour cela, il est souvent utilisé dans la littérature comme un outil de comparaison.

Raisonnement basé sur un modèle (RbM)

Ce type de méthodes utilise un modèle d'usage général de la structure et du comportement du champ PV [75-77]. Il est construit en utilisant la technologie d'IA standard, tel que la logique des prédicats, des contraintes et des règles. L'algorithme de diagnostic est également basé sur des techniques classiques d'IA comme la démonstration de théorèmes, recherche heuristique, la satisfaction de la contrainte et de la simulation qualitative.

L'avantage de cette méthode réside dans leur indépendance au fonctionnement du système, ce qu'il permet de commencer à raisonner sur le système dès que la description de leur structure et de leur comportement est disponible. Il peut être moins coûteux à utiliser ce type de méthodes, car le modèle nécessaire est souvent fourni par la description utilisée pour concevoir et construire le système en premier lieu. Aussi, Il est plus susceptible de fournir une couverture méthodique, car le processus de construction du modèle fournit un moyen d'énumérer systématiquement les connaissances requises.

Cependant, l'application de cette méthode de diagnostic pour les systèmes dynamiques n'est pas encore pleinement démontrée. La plupart des scientifiques utilisant le RBM proposent pour le diagnostic de défauts des systèmes dynamiques se baser sur le formalisme de diagnostic général proposé pour les systèmes statiques.

* Machine à vecteur de support (SVM)

La SVM est une méthode relativement nouvelle de l'apprentissage computationnelle. Elle est basée sur la théorie statistique de l'apprentissage présenté par V-N. Vapnik. Cette technique peut séparer les données de l'espace en deux classes. Elle est appelée également séparateurs à vaste marge destinée à résoudre des problèmes de diagnostic des champs PV comme dans [78-82].

En SVM, l'espace d'entrée d'origine est mappé dans un espace de grandes dimensions de produit scalaire, appelé espace d'apprentissage. Dans cet espace, l'hyperplan optimal est déterminé pour maximiser la capacité de généralisation du classifieur. Il est obtenu en exploitant la théorie d'optimisation, et le respect de l'éclairage fourni par la théorie de l'apprentissage statistique.

Les SVMs ont un potentiel pour traiter de très grands espaces de données, car leur entraînement est réalisé de telle sorte que la dimension de petits vecteurs n'a pas d'influence sur leur performance. Par conséquent, elle est particulièrement bien adaptée pour traiter des données de très haute dimension. Concernant la classification des défauts, il constitue d'un avantage, car la dimension de données n'a pas à être limitée.

En outre, les classifieurs basés SVM sont prétendues avoir de meilleures propriétés de généralisation que par exemple classifieurs basés RdN. En effet, dans l'apprentissage du SVM, un risque soi-disant erreur de classification structurelle doit être minimisé, tandis que les classifieurs traditionnels sont formés de sorte que le risque empirique est minimisé.

Cet outil a chargé une grande partie dans la littérature, grâce à ses avantages. Il est relativement nouveau par rapport à tous les outils proposés dans ce chapitre. Aussi, il est actuellement au cours de développement. Il est le plus utilisé grâce à sa rapidité pour le traitement des problèmes de classification dans les espaces des grandes dimensions. Par conséquent, cet outil peut devenir l'outil de classification de la venir.

I. 8. Choix de l'approche de diagnostic

Suite à cette recherche bibliographique, nous remarquons que chaque méthode décrite ci dessus a ses avantages et ses inconvénients. Le choix d'une approche pour un système donné dépend des caractéristiques, des connaissances disponibles et du type de défauts à diagnostiquer. Il n'y a pas une distinction nette entre les différentes techniques de diagnostic de défauts, et de leurs domaines d'application. Elles peuvent être souvent utilisées pour se compléter les unes des autres.

Le travail présenté dans ce document est centré sur la modélisation, la surveillance prédictive et aussi celle en temps réel des défauts affectant un champ PV. L'approche proposée est basée sur la reconnaissance des formes. La figure I. 14 présente le travail à réaliser.

Chapitre I : Contexte et problématique de l'étude



Figure I. 14. Schéma récapitulatif présentant la solution proposée de la problématique de ce projet de recherche.

I. 8. 1. Modélisation des défauts d'un champ PV

Après l'analyse des différents outils utilisés dans la littérature pour la modélisation des champs PV, les avantages et les inconvénients de chacun, nous nous sommes orientés vers les approches spécifiques, par la modélisation mathématique de la caractéristique I-V et la puissance de composants défectueux et celles des différents regroupements du champ PV. Cette modélisation conduit à l'élaboration d'une base de données contenant un ensemble d'observations, chaque observation est présentée sous forme d'un vecteur constituant cinq paramètres : puissance, courant, tension, résistance et ensoleillement.

I. 8. 2. Surveillance des défauts d'un champ PV

Après une présentation détaillée des différentes méthodes utilisées dans la littérature et l'industrie pour le diagnostic des défauts d'un champ PV, notre choix s'est orienté vers les méthodes électriques. L'approche proposée présente un nouvel algorithme pour la détection et la localisation des défauts, puis l'identification des causes possible de l'apparition de chaque type de défaut. Pour les deux premières tâches, ce nouvel algorithme est basé sur l'analyse des paramètres de fonctionnement des différents regroupements d'un champ PV. La figure I. 15 présente la méthodologie utilisée pour ce nouvel algorithme.



Figure I. 15. Méthodologie de la surveillance en temps réel des défauts d'un champ PV.

Cependant, cet algorithme a montré avec le temps certains inconvénients tels qu'un taux de surveillance faible, une erreur de surveillance élevée et un temps de surveillance lent. L'idée donc est de proposer un nouvel outil de classification pouvant améliorer les performances de ce nouvel algorithme. Actuellement, l'utilisation des outils de l'IA peuvent assurer ces problèmes d'optimisation. Les SVMs constituent un outil performant pouvant palier à ce problème.

Cet outil est sélectionné pour sa rapidité. Il est basé sur des équations mathématiques. De plus, la classification des observations dépend uniquement au signe de la fonction objectif f(x) dans les cas linéaire et non linéaire dans un espace de données de grande dimension. Néanmoins, l'utilisation des SVMs montre ses limites comme la classification des observations situées dans sa marge, comme il est présenté dans la Figure 16. Cette limite peut diminuer la précision et augmenter l'erreur de classification de cet outil.



Figure I. 16. Classification par SVM.

Pour ces observations particulières, nous avons proposé les RdNs de type perceptron multicouches pouvant assurer une classification avec une grande précision. L'hybridation de ces deux outils conduit à la proposition d'un modèle rapide comme les SVMs et précis comme les RdNs. Pour la comparaison des résultats, nous avons proposé en parallèle un nouveau modèle basé sur l'optimisation du même outil SVM par la méthode classique k-PPV, qui ne nécessite aucun apprentissage.

La figure I. 17 montre la méthodologie utilisée dans le chapitre IV pour optimiser les performances du nouvel algorithme :



Figure I. 17. Méthodologie de la smart surveillance en temps réel des défauts d'un champ PV.

Enfin, l'existence de défauts pouvant créer une baisse de la productivité d'un champ PV, nous a poussés à proposer une nouvelle approche pouvant prédire ces situations anormales pour conduire le champ PV, et éviter au maximum leurs causes possibles. Cette approche commençant par la détection d'une dégradation et non pas d'un défaut. Alors, un outil est sélectionné pour suivre l'évolution de cette dégradation. Le choix est tombé sur les SVRs.

Cependant, l'utilisation de cet outil montre ses limites. Nous pouvons citer le cas de l'existence des outputs indéterminés. L'idée est d'utiliser un autre outil de régression comme les RdNs de type récurrent pour prédire les caractérisations de ces observations possédant des outputs indéterminés. Pour la comparaison de résultats, le même outil SVR est optimisé par la méthode classique k-PPV de régression.

Cette étape de régression peut faciliter la prédiction de l'observation du fonctionnement futur du champ PV. Enfin, les deux dernières étapes : classification et localisation prédictive des défauts pouvant déterminer le type de défaut à apparaître et aussi sa localisation.

La figure I. 18 montre la méthodologie utilisée dans le chapitre V pour la surveillance prédictive des défauts d'un champ PV :



Figure I. 18. Méthodologie de la surveillance prédictive des défauts d'un champ PV.

I. 9. Contributions de la thèse

Les principales contributions de cette thèse sont:

Une nouvelle méthodologie pour la modélisation d'un champ PV défectueux. Elle est basée sur la modélisation mathématique de la caractéristique I-V des différents composants et ses regroupements d'un champ PV en fonctionnement normal et anormal, par l'utilisation des lois électriques connus.

Cette modélisation conduit à l'élaboration d'une base de données utilisée par la suite dans la smart surveillance des défauts d'un champ PV.

Un nouvel algorithme pour la smart surveillance en temps réel des défauts du champ PV. Premièrement, ce nouvel algorithme est basé sur le développement d'un algorithme pour la détection, la classification et la localisation des défauts, puis l'identification des causes de l'apparition des ces défauts. Cet algorithme utilise les paramètres de fonctionnement en temps réel des différents composants et ses regroupements d'un champ PV. Pour l'amélioration des performances de cet algorithme, nous avons recommandé d'utiliser au niveau de la tâche de classification la technique SVM. Pour certains inconvénients, nous avons proposé pour améliorer les performances de cette technique :

1) La résolution d'un ensemble des équations, chacune présente un classifieur entre une classe et son complément, pour le problème des multi-classes.

2) L'optimisation de cette technique par les RdNs de type perceptron multicouche et k-PPV, pour la classification des observations situées dans sa marge.

Cette partie conduit à la proposition d'une plateforme pouvant surveillée en temps réel les défauts d'un champ PV, avec un taux de surveillance important, une erreur de surveillance acceptable, et un temps de surveillance lent.

Un nouvel algorithme pour la smart surveillance prédictive des défauts du champ PV. La première partie de cet algorithme est basé sur les caractérisations prédites des différents composants et ses regroupements d'un champ PV. Ces caractérisations sont déterminées par un nouveau modèle de régression basé sur la technique de SVR. A ce niveau, nous avons proposé pour améliorer les performances de cette technique l'utilisation des RdNs de type récurrent et k-PPV de régression, pour objectif de faire la régression des observations ayant des outputs indéterminées résultant par la régression du SVR.

La deuxième partie de l'algorithme proposé est pour le développement d'un nouvel algorithme pour la prédiction, la smart classification prédictive, la localisation prédictive des défauts, puis l'identification prédictive des causes de l'apparition des ces défauts. cet algorithme proposé est basé sur l'analyse des paramètres de fonctionnement futur du champ PV.

Cette partie conduit à la mise en œuvre d'un logiciel permettant d'assurer une meilleure fonction de smart surveillance prédictive des défauts d'un champ PV, avec des performances améliorées.

Partie I. Modélisation d'un champ PV en fonctionnement normal et défectueux

Résumé

Dans cette partie, nous avons présenté une nouvelle méthodologie pour la modélisation mathématique de la caractéristique I-V du champ PV. Cette nouvelle méthodologie basée sur des lois électriques connus. Elle a pour objectif de présenter la caractérisation de cellules PV, de groupes de cellules PV, de modules PV, de strings PV et du champ PV lorsque leurs composants comme cellules, diodes by-pass et diodes anti-retour sont soumis aux défauts court-circuit, circuit-ouvert, impédance et inversion de polarité. Les algorithmes obtenus peuvent faciliter la prédiction pour le pronostic, et la détection pour le diagnostic de défauts de champs PV.

Cette partie est composée de deux chapitres :

1) Chapitre II : Modélisation d'un champ PV soumet aux deux défauts : court-circuit et circuit-ouvert.

2) *Chapitre III* : Modélisation d'un champ PV soumet aux deux défauts : impédance et inversion de polarité.

Chapitre II. Modélisation d'un champ PV en présence de deux défauts : court-circuit et circuit-ouvert

Résumé

Le travail présenté dans ce chapitre rentre dans le cadre de la préparation d'une plateforme de diagnostic d'un champ PV. Pour ce faire, nous proposons dans un premier temps un modèle du champ PV dont l'objectif est d'élaborer l'historique des traces de la caractéristique I-V et la puissance de son fonctionnement normal. Ces traces constitueront une référence dans la suite du travail.

Nous modélisons ensuite la caractéristique I-V du champ PV en fonctionnement défectueux, c'est-à-dire lorsque l'un de ses composants comme la cellule PV, la diode bypass, la diode anti-retour et la connexion entre ces composants est soumis au court-circuit ou bien au circuit-ouvert. Cette étape a pour objectif de quantifier l'influence de ces défauts sur la caractéristique I-V de la cellule PV, d'un groupe des cellules PV, d'un module PV, d'un string PV et enfin du champ PV.

Avec cette application, les contrôleurs sont en mesure de faire un diagnostic et prendre la décision adéquate au moment opportun.

II. 1. Introduction

L'utilisation des champs PV ne nécessite de l'opérateur qu'un minimum d'effort pour leur surveillance régulière. Malgré la fiabilité de la technologie photovoltaïque, ces contrôles peuvent révéler des anomalies et des défauts pouvant occasionner des pertes de leur rendement. Il est donc nécessaire de faire une modélisation de l'influence de défauts sur le fonctionnement du champ PV. Cette modélisation peut simplifier la détection de différents défauts. L'objectif de ce chapitre est de proposer une modélisation du champ PV en fonctionnement normal et anormal.

Nous proposons dans ce chapitre une nouvelle méthodologie pour la modélisation du champ PV. Cette modélisation est basée sur la modélisation mathématique de la caractéristique I-V et la puissance de composants défectueux et celles des différents regroupements du champ PV.

Ce chapitre s'articule autour de trois sections:

La Section I présente la modélisation du champ PV en fonctionnement normal. *La Section II* est réservée à la modélisation du défaut court-circuit dans un champ PV. *La Section III* est quant à elle dédiée à la modélisation du défaut circuit-ouvert dans un champ PV.

II. 2. Modélisation d'un champ PV en fonctionnement normal

La figure II.1 présente une description détaillée du champ PV étudié.



Figure II. 1. Schéma synoptique électrique d'un champ PV.

Chapitre II : Modélisation d'un champ PV en présence de deux défauts : court-circuit et circuit-ouvert

Ce champ est de type série/parallèle. Il est constitué de cinq strings PV en parallèle. Chacun contient cinq modules PV en série, et se termine par une diode anti-retour. Aussi, chaque module PV constitué de trente-six cellules PV regroupé en deux groupes par des diodes by-pass.

Une cellule PV saine d'un groupe sain, d'un module sain, d'un string sain, dans un champ PV sain, dans un circuit électrique fonctionne comme un générateur du courant. Elle fournit un courant et une tension en général entre 0.5 et 0.6 volts (pour le type monocristallin objet de cette application). Dans ce travail, nous avons utilisé pour la modélisation des cellules, un modèle appelé « à une diode » présenté sur la figure II. 2.



Figure II. 2. Schéma électrique du modèle « à une diode » de la cellule PV.

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement normal est constitué de cinq étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V de la cellule PV basée sur le modèle « à une diode » est :

$$V_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfs}} = V_{Cellule_{imposée}}$$

I_{Cellulencs,ngs,nms,nss,nfs}

$$= \frac{alpha(t_{nf} - 20)}{0.8phi_{sc}}phi^{2} + \frac{iph_{sc} + alpha(at - tc_{sc})}{phi_{sc}}phi$$
 Mod(II.1)
- $\left(i_{0}e^{\left(V_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfs} + rs \times I_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfs}}\right)/dtv} + \frac{V_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfs}} + rs \times I_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfs}} - i_{0}\right)$

 iph_{SC} = Photo-courant dans les conditions de test standard.

phi = Ensoleillement.

- phi_{SC} = Ensoleillement dans les conditions de test standard.
- t_{nf} = Température du fonctionnement normal de la cellule PV.
- tc_{sc} = Température de la cellule PV dans les conditions de test standards.
- at = Température ambiante.

rs	= Résistance séries.
rsh	= Résistance shunt.
$V_{Cellule_imposed}$	= Tension de la cellule PV imposée.
dtv	= Tension thermique de la diode.

 i_0

Etape 2 : la caractéristique I-V d'un groupe des cellules PV en série est :

= Courant de saturation inverse de la diode.

$$V_{\text{Groupe}_{ngs,nms,nss,nfs}} = \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ngs,nms,nss,nfs}}$$
Mod(II.2)
$$I_{\text{Groupe}_{ngs,nms,nss,nfs}} = I_{\text{Cellule}_{ncs,ngs,nms,nss,nfs}}$$

Etape 3 : la caractéristique I-V d'un module PV en fonctionnement normal est :

$$V_{Module_{nms,nss,nfs}} = \sum_{ng=1}^{N_{Groups}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nms,nss,nfs}}$$
Mod(II.3)

 $I_{Module_{nms,nss,nfs}} = I_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfs}}$

★ Etape 4 : au niveau du string, la différence entre leur courant et leur tension devient remarquable. Car, le courant n'augmente pas, et la tension augmente proportionnellement avec l'augmentation du nombre de cellules PV. Alors, la caractéristique I-V d'un string PV en fonctionnement normal est :

$$V_{\text{String}_{\text{nss,nfs}}} = \sum_{nm=1}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{ng=1}^{N_{\text{Groups}}} \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng,nm,nss,nfs}}$$
Mod(II.4)
$$I_{\text{String}_{nss,nfs}} = I_{\text{Cellule}_{ncs,ngs,nms,nss,nfs}}$$

Etape 5 : la caractéristique I-V du champ PV en fonctionnement normal est :

$$V_{PV_{nfs}} = V_{String_{nss,nfps}} = \sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groups}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,nss,nfs}}$$
Mod(II.5)
$$I_{PV_{nfs}} = N_{Strings} \times I_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfs}}$$

La figure II. 3 présente la caractéristique I-V et la puissance d'un champ PV en fonctionnement normal.



Figure II. 3. I-V & puissance d'un champ PV en fonctionnement normal.

II. 3. Modélisation du défaut « court-circuit » dans un champ PV

Erreur de câblage, dégradation de l'isolation par l'usure, la chaleur, l'humidité ... tous ces facteurs peuvent participer dans l'apparition d'un court-circuit aux bornes des différents composants défectueux d'un champ PV.

II. 3. 1. Cellule PV en court-circuit

Une liaison entre les deux phases d'une cellule PV présentée sur la figure II.4 peut faire apparaître un court-circuit à ses bornes.



Figure II. 4. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « cellule PV en court-circuit »

Ce défaut annule carrément la tension de la cellule PV défectueuse, et augmente son courant jusqu'à sa valeur de court-circuit. Par conséquent, ce type de défaut est classé parmi

les défauts les plus dangereux, car il peut diminuer la puissance produite par le champ PV défectueux.

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « cellules PV en court-circuit » est constitué de cinq étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V d'une « cellule PV en court-circuit » est :

$$V_{\text{Cellule}_{ncd,ngd,nmd,nsd,nfd}} = 0$$

Etape 2 : la caractéristique I-V d'un groupe PV contient des « cellules PV en courtcircuit » est liée à l'existence des cellules PV saines :

S'il existe au moins une cellule PV saine dans ce groupe PV défectueux

$$V_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}}$$
$$I_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = I_{\text{Cellule}_{ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}}$$
Mod(II.7)

Si non

 $V_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = 0$

 $I_{Groupe_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_Court-circuit} + I_{Bypass_Diode_{ngd,nmd,nsd,nfd}}$

Fin

Etape 3 : la caractéristique I-V d'un module PV défectueux contient des « cellules PV en court-circuit » est :

S'il existe au moins une cellule PV saine dans ce module PV défectueux

$$V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nmd,nsd,nfd}}$$

$$I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ng,nmd,nsd,nfd}}$$
Mod(II.8)

Si non

$$V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = 0$$

$$I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{Court-circuit}} + I_{Bypass_{Diode_{ngd,nmd,nsd,nfd}}}$$

Fin

Etape 4 : la caractéristique I-V d'un string PV défectueux contient des « cellules PV en court-circuit » dépend du nombre de leurs cellules PV saines :

S'il existe au moins une cellule PV saine dans ce string PV défectueux

$$V_{\text{String}_{nsd,nfd}} = \sum_{nm=1}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{ng=1}^{N_{\text{Groupes}}} \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}}$$

$$I_{\text{String}_{nsd,nfd}} = I_{\text{Cellule}_{ncs,ng,nm,nsd,nfd}}$$
Mod(II.9)

Si non

$$V_{String_{nsd,nfd}} = 0$$

$$I_{String_{nsd,nfd}} = I_{String_{Court-circuit}} = I_{Cellule_{Court-circuit}}$$

Fin

Etape 5 : la caractéristique I-V du champ PV défectueux est en fonction de la caractérisation de leurs strings PV sains et défectueux, et même au nombre des cellules PV saines dans leurs strings PV défectueux :

$$V_{PV_{nfd}} = \min_{ns=1}^{N_{Strings}} (V_{String_{ns=nsd,nfd}})$$
$$= \min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left(\sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns=nsd,nfd}} \right)$$
Mod(II.10)

 $I_{PV_{nfd}} = N_{Strings'} \times I_{Cellule_{ncs,ng,nm,ns,nfd}} + N_{Strings''} \times I_{Cellule_{Court-circuit}}$

avec:

N_{Strings}': Nombre des strings, chacun contient au moins une cellule PV saine.

N_{Strings}":Nombre des strings, chacun toutes ses cellules PV sont défectueuses.

La figure II. 5 présente la caractéristique I-V et la puissance d'un champ PV contenant des « cellules PV en court-circuit ». Nous remarquons que la puissance délivrée par ce champ PV défectueux diminue avec l'augmentation du nombre de cellules PV défectueuses.



Figure II. 5. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « cellules en court-circuit ».

II. 3. 2. Diode by-pass en court-circuit

La figure II. 6 présente un schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant « une diode by-pass en court-circuit ». Ce défaut peut augmenter le courant du groupe des cellules PV protégé par cette diode by-pass défectueuse et annuler sa tension.



Figure II. 6. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode by-pass en courtcircuit ».

Par conséquent, l'influence du défaut « diode by-pass en court-circuit » sur la caractéristique I-V de la cellule PV est nulle. Cependant, elle peut créer un court-circuit au niveau de leur groupe PV.

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « diodes by-pass en court-circuit » est constitué de quatre étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V d'un groupe PV défectueux est :

$$W_{\text{Groupe}_{\text{ngd,nmd,nsd,nfd}}} = 0$$
 Mod(II.11)

 $I_{Groupe_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}} + I_{Bypass_Diode_{ngd,nmd,nsd,nfd}}$

Etape 2 : la caractéristique I-V du module PV défectueux est liée à l'existence des groupes PV sains et défectueux :

S'il existe au moins un groupe PV sain dans ce module PV défectueux

$$V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng\neq ngd,nmd,nsd,nfd}} Mod(II.12)$$
$$I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ngs,nmd,nsd,nfd}}$$

Si non

 $V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = 0$

$$I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}} + I_{Bypass_Diode_{ngd,nmd,nsd,nfd}}$$

Fin

Etape 3 : la caractéristique I-V d'un string PV contient des « diodes by-pass en courtcircuit » dépend du nombre de leurs groupes PV sains et défectueux :

S'il existe au moins un groupe PV sain dans ce string PV défectueux

$$V_{\text{String}_{nsd,nfd}} = \sum_{nm=1}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{ng=1}^{N_{\text{Groupes}}} \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng\neq ngd,nm,nsd,nfd}}$$

$$I_{\text{String}_{nsd,nfd}} = I_{\text{Cellule}_{ncs,ngs,nm,nsd,nfd}}$$
Mod(II.13)

Si non

$$V_{\text{String}_{nsd,nfd}} = 0$$

$$I_{\text{String}_{nsd,nfd}} = \min_{\substack{nm=1 \\ nm=1}}^{N_{\text{Modules}}} \min_{\substack{ng=1 \\ ng=1}}^{N_{\text{Groupe}}} \left(I_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} \right)$$

Fin

Etape 4 : car ce défaut peut diminuer la tension des strings PV défectueux, alors la tension du champ PV dépend de la caractérisation de leurs strings PV défectueux seulement :

$$V_{PV_{nfd}} = \min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left(V_{String_{ns=nsd,nfd}} \right)$$

$$= \min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left[\sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng\neq ngd,nm,ns=nsd,nfd}} \right] \qquad Mod(II.14)$$

$$I_{PV_{nfd}} = N_{Strings'} \times I_{Cellule_{ncs,ngs,nm,ns,nfd}} + \sum_{ns=1}^{N_{Strings''}} \min_{nm=1}^{N_{Modules}} \min_{ng=1}^{N_{Groupes}} I_{Groupe_{ng,nm,ns,nfd}}$$

Où:

N_{Strings}: Nombre des strings, chacun contiens au moins un groupe sain.

N_{Strings}": Nombre des strings, chacun tous ses groupes sont défectueux.

La figure II. 7 présente la caractéristique I-V et la puissance du champ PV défectueux contenant des « diodes by-pass en court-circuit ».



Figure II. 7. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « diodes by-pass en court-circuit »

La figure II. 7 montre qu'une diode by-pass défectueuse annule la tension de leur groupe PV. Ainsi, elle peut diminuer la productivité de tout le champ PV. Nous remarquons que sa puissance diminue avec l'augmentation du nombre de diodes by-pass défectueuses.

II. 3. 2. Diode anti-retour en court-circuit

La figure II. 8 présente l'état d'un champ PV contenant « une diode anti-retour en courtcircuit ». L'influence de ce défaut sur la caractéristique I-V du champ PV dans le fonctionnement normal n'est pas remarquable, mais il a une grande influence dans leur fonctionnement anormal où ses strings disposent des tensions différentes.



Figure II. 8. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode anti-retour en courtcircuit ».

L'existence d'une « diode anti-retour en court-circuit » dans un string PV montre trois modes de fonctionnement :

1) Le string défectueux est en mode générateur si le courant fourni par ses cellules est non nul, et son courant inversé est nul.

2) Le string défectueux est en mode récepteur si le courant fourni par ses cellules est nul (par exemple cas d'ombrage), et son courant inversé est non nul.

3) Le string défectueux est en mode circuit-ouvert si le courant fourni par ses cellules est non nul, et son courant inversé aussi non nul – la présence de deux courants opposés–.

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « diodes anti-retour en court-circuit » est constitué de quatre étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V du groupe PV est :

Chapitre II : Modélisation d'un champ PV en présence de deux défauts : court-circuit et circuit-ouvert

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est non nul et son courant inversé est nul

$$V_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} = \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}}$$
Mod(II.15)

 $I_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} = I_{\text{Cellule}_{ncs,ng,nm,nsd,nfd}}$

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est nul et son courant inversé est non nul

$$V_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} = \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} \left(R_{\text{Cellule}_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} \times I_{\text{String_Oppose}_{nsd,nfd}} \right) \qquad \text{Mod(II.16)}$$

 $I_{Groupe}{}_{ng,nm,nsd,nfd} = -I_{String_Oppose'_{nsd,nfd}}$

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est non nul et son courant inversé est non nul

$$V_{Groupe_{ng,nm,nsd,nfd}} = N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert}$$
Mod(II.17)
$$I_{Groupe_{ng,nm,nsd,nfd}} = 0$$

Fin

Etape 2 : la caractéristique I-V du module PV est :

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est non nul et son courant inversé est nul

$$V_{Module_{nm,nsd,nfd}} = \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}} Mod(II.18)$$

 $I_{Module_{nm,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ng,nm,nsd,nfd}}$

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est nul et son courant inversé est non nul

$$V_{Module_{nm,nsd,nfd}} = \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} \left(R_{Cellule_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} \times I_{String_Oppose_{nsd,nfd}} \right)$$
Mod(II.19)

 $I_{Module_{nm,nsd,nfd}} = -I_{String_Oppose_{nsd,nfd}}$

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est non nul et son courant inversé est non nul

$$V_{Module_{nm,nsd,nfd}} = N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert}$$
Mod(II.20)
$$I_{Module_{nm,nsd,nfd}} = 0$$

Fin

Etape 3 : la caractéristique I-V du string PV est :

Si le courant fourni par les cellules PV de ce string PV défectueux est non nul et son courant inversé est nul

$$V_{\text{String}_{nsd,nfd}} = \sum_{nm=1}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{ng=1}^{N_{\text{Groupes}}} \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}}$$
Mod(II.21)
$$I_{\text{String}_{nsd,nfd}} = I_{\text{Cellule}_{ncs,ng,nm,nsd,nfd}}$$

Si le courant fourni par les cellules PV de ce string PV défectueux est nul et son courant inversé est non nul

$$V_{\text{String}_{\text{nsd,nfd}}} = \sum_{\text{nm=1}}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{\text{ng=1}}^{N_{\text{Groupes}}} \sum_{\text{nc=1}}^{N_{\text{Cellules}}} \left(R_{\text{Cellule}_{\text{nc,ng,nm,nsd,nfd}}} \times I_{\text{String_Oppose}_{\text{nsd,nfd}}} \right) \qquad \text{Mod(II.22)}$$
$$I_{\text{String}_{\text{nsd,nfd}}} = -I_{\text{String_Oppose}_{\text{nsd,nfd}}}$$

Si le courant fourni par les cellules PV de ce string PV défecteux est non nul et son courant inversé est non nul

Chapitre II : Modélisation d'un champ PV en présence de deux défauts : court-circuit et circuit-ouvert

$$V_{\text{String}_{\text{nsd},\text{nfd}}} = N_{\text{Modules}} \times N_{\text{Groupes}} \times N_{\text{Cellules}} \times V_{\text{Cellule}_\text{Circuit-ouvert}}$$
Mod(II.23)
$$I_{\text{String}_{\text{nsd},\text{nfd}}} = 0$$

Fin

Etape 4 : la caractéristique I-V du champ PV défectueux est :

Si les courants des cellules PV des strings PV défectueux sont non nuls et ses courants inversés sont nuls

$$V_{PV_{nfd}} = \sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns,nfd}}$$
Mod(II.24)
$$I_{PV_{nfd}} = N_{Strings} \times I_{Cellule_{ncs,ng,nm,ns,nfd}}$$

Si les courants des cellules PV des strings PV défectueux sont nuls, ses courants inversés sont non nuls et

il existe au moins un string sain

$$V_{PV_{nfd}} = \min \frac{N_{Strings}}{ns=1} \left[\sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} \left(R_{Cellule_{nc,ng,nm,ns=nsd,nfd}} \right) \right] \\ \times I_{String_Oppose_{ns=nsd,nfd}} \right]$$

$$I_{PV_{nfd}} = \sum_{ns=1}^{N_{Strings_{sains}}} I_{String_{ns,nfd}} - \sum_{ns=1}^{N_{Strings'}} I_{String_Oppose_{ns,nfd}}$$

$$I_{String_Oppose_{ns,nfd}} = \sum_{ns=1}^{N_{Strings_{sains}}} I_{String_{ns,nfd}} - \sum_{ns=1}^{N_{Strings_{sains}}} I_{String_{ns,nfd}}$$

Où N_{Strings}': nombre des strings défectueux en récepteur.

Si les courants des cellules des strings défectueux sont non nuls, ses courants inversés sont non nuls

S'il existe au moins un string PV sain

$$V_{PV_{nfd}} = N_{Modules} \times N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfd}}$$

$$I_{PV_{nfd}} = N_{Strings_sains} \times I_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfd}}$$
Mod(II.26)

Si non (tous les strings PV sont défectueux)

 $V_{PV_{nfd}} = N_{Modules} \times N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert}$

 $I_{PV_{nfd}} = 0$

Fin

Fin

Figure II. 9 présente la caractéristique I-V et la puissance du champ PV contenant des strings PV défectueux avec des « diodes anti-retour en court-circuit ». Elle montre que le courant consommé par « le string PV défectueux avec un courant fourni nul » augmente proportionnellement avec l'augmentation de la tension globale du champ PV.



Figure II. 9. I-V & la puissance d'un champ PV avec des « diodes anti-retour en court-circuit ».

II. 4. Modélisation du défaut « circuit-ouvert » dans un champ PV

« Une cellule PV en circuit-ouvert » présente un obstacle pouvant bloquer le courant circulant dans leur groupe PV. Pratiquement, une fissure dans cette cellule PV peut faire apparaître ce type de défaut.

Aussi, « connexions entre les cellules PV » peuvent être soumises au défaut circuitouvert, à cause de plusieurs actionneurs parmi eux l'augmentation de la température et l'apparition d'un court-circuit.

Les diodes by-pass et anti-retour sont comme les cellules PV et tout composant électronique, ont une durée de vie. La résistance de ces diodes est théoriquement négligeable lorsqu'elles sont passantes. Mais après leur usage, cette résistance augmente jusqu'à devenir un obstacle empêchant le passage du courant dans les deux sens.

Mathématiquement, ces types de défauts apparaissent lorsque la résistance de l'élément défectueux augmente à l'infini.

II. 4. 1. Cellule PV en circuit-ouvert / connexions entre cellules PV en circuit-ouvert

La figure II. 10 présente un schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant « une cellule PV en circuit-ouvert » et « une connexion entre deux cellules PV en circuitouvert ». La présence de ce type de défaut dans un groupe PV désigne l'absence du courant circulant entre leurs cellules PV saines et défectueuses, avec l'augmentation de la tension de ce groupe PV jusqu'à leur valeur de circuit-ouvert. Nous remarquons que ces deux types de défauts possèdent la même influence sur le fonctionnement du champ PV.



Figure II. 10. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant « une cellule PV en circuit-ouvert » et « une connexion entre deux cellules PV en circuit-ouvert ».

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « cellules PV en circuit-ouvert » est constitué de cinq étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V d'une « cellule PV en circuit-ouvert » est :

$$V_{Cellule_{ncd,ngd,nmd,nsd,nfd}} = V_{Cellule_Circuit-ouvert}$$

$$I_{Cellule_{ncd,ngd,nmd,nsd,nfd}} = 0$$
Mod(II.27)

Etape 2 : la caractéristique I-V d'un groupe PV contient « une cellule PV ou une connexion en circuit-ouvert » est :

$$V_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = N_{\text{Cellules}} \times V_{\text{Cellule}_\text{Circuit-ouvert}}$$
Mod(II.28)
$$I_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfp}} = I_{\text{Bypass}_\text{Diode}_{ngd,nmd,nsd,nfd}}$$

Etape 3 : la caractéristique I-V du module PV dépend du nombre de leurs groupes PV sains et défectueux :

S'il existe au moins un groupe PV sain dans ce module PV défectueux

$$V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = \left(\sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} \left(V_{Cellule_{nc=ncs,ng\neq ngd,nmd,nsd,nfd}} \right) \right) + \left(N_{Groupes_Défectueux} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert} \right)$$

$$I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = \min_{ng=1}^{N_{Groupes}} \left(I_{Groupe_{ng,nmd,nsd,nfd}} \right)$$

Si non

$$\begin{split} V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} &= N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert} \\ I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} &= I_{Bypass_Diode_{ngd,nmd,nsd,nfd}} \end{split}$$

Fin

Etape 4 : la caractéristique I-V du string PV est liée à l'existence des groupes PV sains et défectueux :

S'il existe au moins un groupe PV sain dans ce string PV défectueux

$$V_{\text{String}_{nsd,nfd}} = \sum_{nm=1}^{N_{\text{Modules}}} \left[\left(\sum_{ng=1}^{N_{\text{Groupes}}} \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng\neq ngd,nm,nsd,nfd}} \right) + \left(N_{\text{Groups}_\text{Défectueux}_{nm}} \times N_{\text{Cellules}} \times V_{\text{Cellule}_\text{Circuit-ouvert}} \right) \right]$$

$$I_{\text{String}_{nsd,nfd}} = \min_{nm=1}^{N_{\text{Modules}}} \min_{ng=1}^{N_{\text{Groupes}}} \left(I_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} \right)$$

Si non

$$V_{String_{nsd,nfd}} = N_{Modules} \times N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert}$$
$$I_{String_{nsd,nfd}} = 0$$

Fin

✤ Etape 5 : la caractéristique I-V du champ PV est déterminée en fonction des caractéristiques I-V de leurs strings PV sains et défectueux :

 $I_{PV_{nfd}} = N_{Strings'} \times I_{Cellule_{nc,ngs,nm,ns,nfd}}$

 $V_{PV_{nfd}} = N_{Modules} \times N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule}{}_{ncs,ngs,nms,nss,nfd}$

S'il existe au moins un string PV sain dans ce champ PV défectueux

Si non

$$V_{PV_{nfp}} = \min_{ns=1}^{N_{Strings}} (V_{String_{ns=nsd,nfd}})$$

$$= \min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left[\sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \left[\left(\sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng\neq ngd,nm,ns=nsd,nfd}} \right) + \left(N_{Groups_Défectueux_{nm,ns=nsd}} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert} \right) \right] \right]$$
Fin

N_{String}': nombre des strings PV, chacun contient au moins un groupe PV sain.

La figure II. 11 présente la caractéristique I-V et la puissance d'un champ PV contenant « des cellules PV et des connexions entre elles en circuit-ouvert ». Elle montre que :

 La tension fournie par un string PV défectueux augmente proportionnellement avec l'augmentation du nombre de groupes PV défectueux.

2) La tension du champ PV augmente proportionnellement avec l'augmentation de la tension de leurs strings PV défectueux, dans le cas où tous ses strings PV sont défectueux.

Chapitre II : Modélisation d'un champ PV en présence de deux défauts : court-circuit et circuit-ouvert

3) Le courant du champ PV est indépendant du nombre de groupes défectueux, sauf si tous les groupes PV de l'un de ses strings sont défectueux, car le courant de ce string PV devient nul.



Figure II. 11. I-V & la puissance d'un champ PV contenant « des cellules PV et des connexions entre elles en circuit-ouvert ».

II. 4. 2. Diode by-pass en circuit-ouvert

La figure II. 12 présente un schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant « une diode by-pass en circuit-ouvert ». L'influence de la présence de ce type de défaut n'est pas remarquable sur la caractérisation du groupe PV défectueux, tant que leurs cellules PV sont en fonctionnement sain.



Figure II. 12. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode by-pass circuitouvert ».

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « diodes by-pass en circuit-ouvert » est constitué de quatre étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V d'un groupe de cellules PV rassemblé par « une diode by-pass en circuit-ouvert » est :

$$V_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}}$$
Mod(II.32)
$$I_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = I_{\text{Cellule}_{ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}}$$

✤ Etape 2 : la caractéristique I-V d'un module PV contient de « diodes by-pass en circuit-ouvert » est :

$$V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Gellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nmd,nsd,nfd}} Mod(II.33)$$

 $I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ng,nmd,nsd,nfd}}$

Etape 3 : la caractéristique I-V d'un string PV défectueux par de « diodes by-pass en circuit-ouvert » est :

$$V_{\text{String}_{\text{nsd,nfd}}} = \sum_{\text{nm=1}}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{\text{ng=1}}^{N_{\text{Groupes}}} \sum_{\text{nc=1}}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{\text{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}}}$$
Mod(II.34)
$$I_{\text{String}_{\text{nsd,nfd}}} = I_{\text{Cellule}_{\text{ncs,ng,nm,nsd,nfd}}}$$

Etape 4 : la caractéristique I-V du champ PV dépend de la caractérisation de leur strings PV sains et défectueux :

$$V_{PV_{nfd}} = \min_{n_{s=1}}^{N_{Strings}} (V_{String_{ns,nfd}})$$

$$= \min_{n_{s=1}}^{N_{Strings}} [\sum_{n_{m=1}}^{N_{Modules}} \sum_{n_{g=1}}^{N_{Groupes}} \sum_{n_{c=1}}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns,nfd}}] \qquad Mod(II.35)$$

$$I_{PV_{nfd}} = \sum_{n_{s=1}}^{N_{Strings}} I_{Cellule_{ncs,ng,nm,ns,nfd}}$$

La figure II. 13 présente la caractéristique I-V et la puissance du champ PV défectueux contenant « des diodes by-pass en circuit-ouvert ». Elle montre que l'influence de ce type de défaut n'est pas remarquable sur le fonctionnement du champ PV, tant que les cellules PV protégées par cette diode défectueuse sont en fonctionnement sain.



Figure II. 13. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « diodes by-pass en circuit-ouvert ».

II. 4. 3. Diode anti-retour en circuit-ouvert et connexions entre groupes en circuit-ouvert

La présence de deux défauts « diode anti-retour en circuit-ouvert » et « connexion entre les groupes en circuit-ouvert » peut couper la circulation du courant dans tout le string défectueux, et donc provoquer une baisse dans leur productivité. Donc, nous remarquons que ces deux types des défauts possèdent même influence sur le fonctionnement du champ PV.

La figure II. 14 présente un schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant « une diode anti-retour en circuit-ouvert » et « une connexion entre deux groupes PV en circuit-ouvert ».



Figure II. 14. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant « une diode anti-retour en circuitouvert » et « une connexion entre deux groupes PV en circuit-ouvert ».
L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « diodes anti-retour en circuit-ouvert » est constitué de quatre étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V d'une cellule PV dans un string PV contenant « une diode anti-retour en circuit-ouvert » est :

$$V_{Cellule_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} = V_{Cellule_{Circuit-ouvert}}$$

$$I_{Cellule_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} = 0$$
Mod(II.36)

✤ Etape 2 : la caractéristique I-V d'un groupe des cellules PV dans un string PV contenant « une diode anti-retour en circuit-ouvert » est :

$$V_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} = N_{\text{Cellules}} \times V_{\text{Cellule}_\text{Circuit-ouvert}}$$

$$I_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} = 0$$
Mod(II.37)

Etape 3 : la caractéristique I-V d'un module PV dans un string PV contenant « une diode anti-retour en circuit-ouvert » est :

$$V_{Module_{nm,nsd,nfd}} = N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert}$$

$$I_{Module_{nm,nsd,nfd}} = 0$$
Mod(II.38)

Etape 4 : la caractéristique I-V d'un string PV contenant « une diode anti-retour en circuit-ouvert » est :

$$V_{\text{String}_{\text{nsd,nfd}}} = N_{\text{Modules}} \times N_{\text{Groupes}} \times N_{\text{Cellules}} \times V_{\text{Cellule_Circuit-ouvert}}$$

$$I_{\text{String}_{\text{nsd,nfd}}} = 0$$
Mod(II.39)

Etape 5 : ce défaut augmente la tension du string PV défectueux jusqu'à sa valeur de circuit-ouvert. Pour cela, l'existence au minimum d'un seul string PV sain peut diminuer la tension du champ PV à sa valeur en fonctionnement normal (qui est la tension minimale). La caractéristique I-V du champ PV est :

Si tous les strings PV du champ PV sont défectueux

$$V_{PV_{nfd}} = N_{Modules} \times N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert}$$
$$I_{PV_{nfd}} = 0$$

Si non

$$V_{PV_{nfd}} = \sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns\neq nsd,nfd}}$$
$$I_{PV_{nfd}} = N_{Strings_sains} \times I_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfd}}$$

Fin

La figure II. 15 présente la caractéristique I-V et la puissance d'un champ PV défectueux contenant des strings PV avec « des diodes anti-retour et connexions entre groupes

Mod(II.40)

PV en circuit-ouvert ». Elle montre que le courant fourni par ce champ PV augmente proportionnellement avec la diminution du nombre de diodes anti-retour en circuit-ouvert.



Figure II. 15. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des strings avec des « diodes anti-retour en circuit-ouvert » et « connexions entre groupes PV en circuit-ouvert ».

II. 5. Synthèse

Dans ce travail, nous remarquons que les deux défauts « cellule PV en circuit-ouvert » et « connexions entre cellules PV en circuit-ouvert » possèdent la même influence sur la caractéristique I-V et la puissance du champ PV défectueux. Aussi, les deux types de défauts « diode anti-retour en circuit-ouvert » et « connexions entre groupes PV en circuit-ouvert » disposent également de la même influence.

Par contre, l'influence du défaut « diode by-pass en circuit-ouvert » n'est pas remarquable sur le fonctionnement du champ PV, mais dans le fonctionnement normal de leur groupe PV. L'existence d'un défaut pouvant couper la circulation du courant dans le groupe de cellules PV rassemblées par cette diode défectueuse, comme « la cellule PV en circuit-ouvert » peut mettre en exergue l'influence du défaut « diode by-pass en circuit-ouvert ». Il participe dans l'apparition d'une chute de la productivité de tout le champ PV, car il peut couper le courant circulant dans tout le string PV défectueux.

L'influence du défaut « cellule PV en court-circuit » sur la productivité du champ PV est très importante, mais pas comme celle du défaut « diode by-pass en court-circuit ». En effet, l'influence du premier défaut dépend de la cellule PV elle-même, mais l'influence du deuxième est dépend de tout le groupe des cellules PV rassemblées par cette diode

défectueuse permettant d'annuler toute la puissance fournie par ce groupe PV, à cause de la création d'un court-circuit.

Cependant, l'influence du défaut « diode anti-retour en court-circuit » n'est pas remarquable sur la caractérisation du champ PV lorsque tous ses strings disposent de la même valeur de tension. Cependant, l'existence de n'importe quel problème pouvant minimiser la tension de l'un de ces strings défectueux peut créer une dégradation au niveau de la productivité de tout le champ PV. Il peut changer le comportement du string PV défectueux à partir d'un générateur vers un récepteur.

II. 6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle méthodologie pour la modélisation mathématique du fonctionnement d'un champ PV, lorsqu'il est soumis au court-circuit ou bien au circuit-ouvert au niveau de ses cellules PV, diodes by-pass, diodes anti-retour et aussi connexions entre ces composants.

Ce travail a conduit à l'élaboration d'un logiciel pouvant faire une comparaison entre les résultats obtenus par l'expérimentation et ceux de cette application, qui sont tous les deux sous forme d'une base de données. Par conséquent, il peut contribuer aisément à la simplification de la détection des états anormaux, avec une diminution du taux d'erreur dans la prise de décision pour faire le diagnostic.

La modélisation de l'influence des autres défauts comme impédance et inversion de polarité dans le fonctionnement du champ PV fait l'objet du chapitre III.

Chapitre III. Modélisation d'un champ PV en présence de deux défauts : impédance et inversion de polarité

Résumé

Dans ce chapitre, nous présentons une nouvelle méthodologie proposée pour la modélisation mathématique de la caractéristique I-V du champ PV. L'algorithme obtenu peut améliorer et développer les méthodes de détection et de diagnostic des défauts dans les champs PV, en présence des deux défauts, impédance et inversion de polarité.

Cette nouvelle méthodologie consiste à modéliser la caractérisation de la cellule PV, du groupe de cellules PV, du module PV, du string PV et du champ PV contenant un ou plusieurs cellules PV, diodes by-pass ou diodes anti-retour en impédance ou en inversion de polarité.

Ce travail a débouche sur la mise en place d'une base de données riche contenant deux types de défauts. Elle peut-être utilisée dans plusieurs domaines, comme dans la phase d'apprentissage pour la classification de nouvelles observations recueillies sur le système pendant son fonctionnement.

III. 1. Introduction

Dans la pratique, l'existence de défauts électriques dans un champ PV peut diminuer sa productivité. Parmi les défauts connus dans le domaine du diagnostic l'impédance et l'inversion de polarité. Ainsi, ces défauts peuvent réduire la puissance produite par le champ PV par le changement du courant, de la tension, de la résistance, de la température et de la lumière du soleil capturée. Pour cela et avec la hausse des coûts de maintenance de champs PV, il est préférable de prévoir et de maintenir les composants défectueux avant leur indisponibilité.

L'objectif du chapitre est le développement d'un modèle capable de prédire et de détecter les situations anormales du fonctionnement du champ PV. La contribution de ce chapitre est de proposer une nouvelle méthodologie pour la modélisation du champ PV basée sur :

1) la modélisation mathématique de la caractéristique I-V de composants défectueux comme les cellules PV, les diodes by-pass et les diodes anti-retour, afin d'étudier le fonctionnement de ces éléments défectueux eux même.

2) la modélisation mathématique de la caractéristique I-V des regroupements du champ PV comme le groupe PV, le module PV, le string PV et enfin le champ PV, pour étudier l'influence de ces composants défectueux sur le fonctionnement de ces regroupements.

Aussi, ce chapitre s'articule autour de deux sections :

La section I présente la modélisation du défaut impédance dans un champ PV, et la *section II* est consacrée à la modélisation du défaut inversion de polarité dans un champ PV.

III. 2. Modélisation du défaut « impédance » dans un champ PV

La « cellule PV en impédance » présente l'état de dégradation de la cellule défectueuse, à cause de l'augmentation de sa résistance électrique. Pratiquement, une simple fissure peut faire apparaître ce type de défaut.

Ainsi, « une cellule PV en impédance » peut créer les deux défauts : « cellule PV en circuit-ouvert » si sa résistance augmente jusqu'à devenir comme un obstacle pouvant empêcher la circulation du courant, et « l'échauffement de la cellule PV » à cause de l'augmentation de sa résistance.

Aussi, les diodes by-pass et anti-retour au cours de leur fonctionnement peuvent être soumises au défaut impédance. La présence de ce type de défaut peut changer carrément le fonctionnement de diodes défectueuses, car elles deviennent passantes dans les deux sens, et quelle que soit la valeur de la tension à ses bornes. En plus, ces diodes ont créées des tensions à leurs bornes, car ses résistances augmentent et deviennent remarquable et calculable.

Enfin, « les connexions entre les cellules PV » au cours de leur fonctionnement peuvent être soumises à la dégradation de leurs câbles, à cause de certains actionneurs pouvant augmenter leur résistance.

III. 2. 1. Cellule PV en impédance

La présence du défaut « cellule PV en impédance » dans un champ PV peut créer une dégradation importante dans sa productivité par :

1) La diminution de la puissance du champ PV jusqu'à zéro, comme le cas où toutes les cellules PV du champ PV sont en impédance.

 2) La diminution du courant du champ PV, comme le cas où toutes les cellules PV de l'un de leurs strings PV sont en impédance.

3) La diminution de la tension du champ PV à zéro, comme le cas où la somme des tensions fournies par « les cellules PV en impédances » est égale à la somme des tensions fournies par « les cellules PV saines » dans chacun de ses strings PV.

4) Le changement du fonctionnement du string PV en mode récepteur dans le cas où la somme des tensions fournies par « les cellules PV en impédances » est supérieure à la somme des tensions fournies par « les cellules PV saines » dans le même string PV.



La figure III. 1 présente le cas de l'existence d'une « cellule PV en impédance » dans un champ PV défectueux.

Figure III. 1. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « cellule PV en impédance ».

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « cellules PV en impédance » est constitué de cinq étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V d'une « cellule PV en impédance » est :

$$I_{Cellule_{ncd,ngd,nmd,nsd,nfd}} = 0$$
 Mod(III.1)

 $V_{Cellule_{ncd,ngd,nmd,nsd,nfd}} = -Z_{ncd,ngd,nmd,nsd,nfd} \times I_{Groupe_{ngd,nmd,nsd,nfd}}$

Etape 2 : la caractéristique I-V du groupe PV contient une hybridation des « cellules
 PV en impédance et saines » est en fonction de leur tension :

S'il existe au moins une cellule PV saine dans ce groupe défectueux

$$V_{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd} = \sum_{n_{c=1}}^{N_{Cellules}} \left(V_{Cellule_{n_{c}=n_{c}s,ngd,nmd,nsd,nfd}} - \left[Z_{n_{c}=n_{c}c,n_{g}d,nmd,nsd,nfd} \times I_{Cellule_{n_{c}=n_{c}s,ngd,nmd,nsd,nfd}} \right] \right)$$
Si $V_{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd} > 0$

$$I_{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd} = I_{Cellule_{nss,ngd,nmd,nsd,nfd}}$$
Mod(III.2)
Si non
$$I_{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd} = I_{Cellule_{ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}} + I_{Bypass}_{ngd,nmd,nsd,nfd}$$
Fin

Si non

T 7

$$V_{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd} = 0$$

$$I_{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd} = I_{Bypass_Diode}_{ngd,nmd,nsd,nfd}$$

Fin

Etape 3 : la caractéristique I-V d'un module PV est liée à la présence des groupes PV avec au moins une « cellule PV saine » pour chacun :

Si \exists nc = 1: N_{Cellules} du \exists ng = 1: N_{Groupes} où I_{Cellulenc,ng,nmd,nsd,nfd} \neq 0

V_{Modulenmd,nsd,nfd}

$$\begin{aligned} &= \sum_{ng=1}^{N_{Groupes'}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} \left[V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nmd,nsd,nfd}} - \left(Z_{nc=ncd,ng,nmd,nsd,nfd} \times I_{Cellule_{nc=ncs,ng,nmd,nsd,nfd}} \right) \right] \\ &Si \exists ng = 1: N_{Groupes'} \text{ où } V_{Groupe_{ng}} > 0 \\ &I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ng,nmd,nsd,nfd}} \end{aligned}$$

$$Mod(III.3)$$

Si non

$$I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = \min_{ng=1}^{N_{Groupes}} (I_{Cellule_{ncs,ng,nmd,nsd,nfd}} + I_{Bypass_{ng,nmd,nsd,nfd}})$$

Fin

Si non

$$V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = 0$$

$$I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = I_{Bypass_Diode_{ngd,nmd,nsd,nfd}}$$

Fin

Avec N_{Groupes}: nombre des groupes PV, chacun contient au moins une cellule PV saine.

★ Etape 4 : la caractéristique I-V du string PV dépend du nombre de leurs cellules PV saines et défectueuses, et même de la tension de chacun de leurs groupes PV :
Si ∃ nc = 1: N_{Cellules} du ng = 1: N_{Groupes'} du ∃ nm = 1: N_{Modules}où I_{Cellulenc,ng,nm,nsd,nfd} ≠ 0

$$V_{\text{String}_{\text{nsd,nfd}}} = \sum_{\text{nm=1}}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{\text{ng=1}}^{N_{\text{Groupes'}}} \sum_{\text{nc=1}}^{N_{\text{Cellules}}} \left[V_{\text{Cellule}_{\text{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}}} - \left(Z_{\text{nc=ncd,ng,nm,nsd,nfd}} \times I_{\text{Cellule}_{\text{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}}} \right) \right]$$

Si $\exists ng = 1: N_{Groupes'} du \exists nm = 1: N_{Modules} où V_{Groupe_{ngnm}} > 0$

 $I_{\text{String}_{\text{nsd.nfd}}} = I_{\text{Cellule}_{\text{ncs,ng,nm,nsd,nfd}}}$

Si non

$$I_{String_{nsd,nfd}} = min_{nm=1}^{N_{Modules}} min_{ng=1}^{N_{Groupes}} (I_{Groupe_{ng,nm,nsd,nfd}})$$

Fin Si non

$$I_{\text{String}_{\text{nsd},\text{nfd}}} = 0$$
$$V_{\text{String}_{\text{nsd},\text{nfd}}} = 0$$

Fin

Avec N_{Groupes} : nombre des groupes PV, chacun contient au moins une cellule PV saine.

Etape 5 : le défaut « cellule PV en impédance » diminue la tension totale du groupe
PV. Il diminue automatiquement la tension du string PV et même du champ PV. Alors, la caractéristique I-V du champ PV défectueux est :

si $\exists \ nc = 1: N_{Cellules} \ du \ \exists \ ng = \ 1: N_{Groupes}' \ du \ \exists \ nm = 1: N_{Modules} \ du \ \exists \ ns$

= 1: N_{Strings} où I_{Cellulenc,ng,nm,ns,nfd}
$$\neq 0$$

$$V_{PV_{nfd}} = \min_{ns=1}^{N_{Strings}} (V_{String_{ns=nsd,nfd}})$$

$$= \min_{ns=1}^{N_{strings}} \sum_{nm=1}^{N_{modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes'}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns=nsd,nfd}}} \left[V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns=nsd,nfd}} - \left(Z_{nc=ncd,ng,nm,ns=nsd,nfd} \times I_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns=nsd,nfd}} \right) \right] \qquad Mod(III.5)$$

$$I_{PV_{nfd}} = N_{Strings'} \times I_{Cellule_{ncs,ng,nm,ns,nfd}}$$

$$+ \sum_{ns=1}^{N_{strings''}} \min_{nm=1}^{N_{Modules}} \min_{ng=1}^{N_{Groupes}} (I_{Groupe_{ng,nm,ns=nsd,nfd}})$$

avec:

Mod(III.4)

Chapitre III : Modélisation d'un champ PV en présence de deux défauts : impédance et inversion de polarité

 $\begin{array}{l} N_{Groupe'}: \text{nombre des groupes, chacun contient au moins une cellule saine} \\ N_{Strings'}: \text{nombre des strings, chacun contient } \exists ng = 1: N_{Groups} \ du \exists nm = 1: N_{Modules}, \\ \text{où } V_{Group ng,nm} > 0 \\ N_{Strings''}: \text{Nombre des strings, chacun contient au moins une cellule PV saine et } \forall ng = 1: N_{Groupes} \ du \forall nm = 1: N_{Modules} \ \text{où } V_{Groupe}_{ng,nm} < 0 \\ \text{Si non} \\ V_{PVnfd} = 0 \end{array}$

 $I_{PV_{nfd}} = 0$

Fin

La figure III. 2 présente l'influence du défaut « cellule PV en impédance » sur la caractéristique I-V et la puissance d'un champ PV. Les résultats obtenus indiquent que ce défaut peut provoquer une détérioration très importante dans la productivité du champ PV défectueux, car sa puissance diminue proportionnellement avec l'augmentation du nombre de cellules PV défectueuses.



Figure III. 2. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « cellules PV en impédance ».

III. 2. 2. Diode by-pass en impédance

La figure III. 3 présente le cas de l'existence d'une « diode by-pass en impédance » dans un champ PV. Ce type de défaut peut provoquer une augmentation dangereuse dans la productivité du champ PV, malgré qu'il n'y pas d'influence sur leur tension, mais peut augmenter son courant dans le cas où tous les groupes PV de l'un de leurs strings PV sont défectueux.



Figure III. 3. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode by-pass en impédance ».

Cependant, le problème de ce type de défaut réside dans deux points, à savoir l'augmentation de l'impédance de la diode défectueuse :

1) Il peut créer le défaut du point chaud.

2) Il peut augmenter le courant fourni par le groupe PV, ainsi peut changer carrément leur fonctionnement en mode récepteur.

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « diodes by-pass en impédance » est constitué de quatre étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V du groupe PV défectueux est :

$$V_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}}$$
Mod(III.6)
$$I_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = I_{\text{Cellule}_{ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}} + \frac{\sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}}}{Z_{ngd,nmd,nsd,nfd}}$$

Etape 2 : la caractéristique I-V du module PV contient une hybridation de « diodes by-pass en impédance et saines » est :

$$V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Celulels}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nmd,nsd,nfd}}$$

S'il existe au moins un groupe PV sain dans ce module PV défectueux

$$I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ngs,nmd,nsd,nfd}} Mod(III.7)$$

Si non

Chapitre III : Modélisation d'un champ PV en présence de deux défauts : impédance et inversion de polarité

 $I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = min_{ng=1}^{N_{Groupes}} \left[I_{Cellule_{ncs,ng,nmd,nsd,nfd}} + \frac{\sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nmd,nsd,nfd}}}{Z_{ng,nmd,nsd,nfd}} \right]$

Fin

✤ Etape 3 : la tension d'un string PV défectueux contient des « diodes by-pass en impédance » est indépendante à l'existence des diodes by-pass défectueuses. Mais, leur courant dépend du nombre de leurs groupes PV défectueux et sains :

$$V_{\text{String}_{\text{nsd},\text{nfd}}} = \sum_{\text{nm=1}}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{\text{ng=1}}^{N_{\text{Groupes}}} \sum_{\text{nc=1}}^{N_{\text{Gelulels}}} V_{\text{Cellule}_{\text{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}}}$$

 $I_{\text{String}_{\text{nsd},\text{nfd}}} = I_{\text{Cellule}_{\text{ncs},\text{ngs},\text{nm},\text{nsd},\text{nfd}}}$

S'il existe au moins un groupe PV sain dans ce string PV défectueux

Mod(III.8)

Si non

$$\begin{split} I_{\text{String}_{nsd,nfd}} &= \min_{nm=1}^{N_{\text{Modules}}} \left[\min_{ng=1}^{N_{\text{Groupes}}} \left[I_{\text{Cellule}_{ncs,ng,nm,nsd,nfd}} \right] \\ &+ \frac{\sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}}}{Z_{ng,nm,nsd,nfd}} \right] \end{split}$$

Fin

Etape 4 : la caractéristique I-V de champ PV défectueux est :

$$\begin{split} V_{PV_{nfd}} &= \min_{ns=1}^{N_{Strings}} (V_{String_{ns,nfd}}) \\ &= \min_{ns=1}^{N_{Strings}} [\sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns,nfd}}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns,nfd}}] \\ I_{PV_{nfd}} &= N_{Strings'} \times I_{Cellule_{ncs,ngs,nm,ns,nfd}} \\ &+ \sum_{ns=1}^{N_{Strings''}} \min_{nm=1}^{N_{Modules}} \left[\min_{ng=1}^{N_{Groupes}} \left[I_{Cellule_{ncs,ng,nm,ns,nfd}} \right] \\ &+ \frac{\sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns,nfd}}}{Z_{ng,nm,ns,nfd}} \right] \end{split}$$

Mod(III.9)

où:

N_{Strings}': Nombre des strings PV, chacun contient au moins un groupe PV sain.

N_{Strings}": Nombre des strings PV, chacun tous ses groupes PV sont défectueux.

La figure III. 4 présente la caractéristique I-V et la puissance du champ PV contenant des « diodes by-pass en impédance ». Elle montre que ce défaut peut augmenter le courant fourni par un string PV défectueux où tous leurs groupes sont défectueux. Ainsi, il augmente la puissance fournie par tout le champ PV.

Malheureusement, ce défaut possède d'autres inconvénients comme l'augmentation de la température de la diode défectueuse, et du courant fourni par le groupe PV protégé par cette diode défectueuse. Ce courant peut passer au delà de sa valeur de court-circuit défini par le constructeur. Aussi, il sort de la plage de son fonctionnement normal et devient en mode récepteur.



Figure III. 4. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « diodes by-pass en impédance ».

III. 2. 3. Diode anti-retour en impédance

L'existence d'une « diode anti-retour en impédance » dans un champ PV indique la présence de l'un de ces cas :

1) Si tous les strings du champ PV sont défectueux, disposent de la même valeur de tension, et avec des courants non nuls. Alors, l'influence de ce défaut n'est pas remarquable sur la caractéristique I-V du champ PV.

2) Le défaut diode anti-retour en impédance peut créer un courant inversé dans le stringPV défectueux possédant une tension minimale. Par conséquent :

- Ce string PV défectueux devient en mode circuit-ouvert si et seulement si son courant fourni est non nul, à cause de l'existence de deux courants opposés. Dans ce cas, ce défaut peut diminuer le courant du champ PV, mais son influence sur la tension du champ PV n'est pas remarquable tant qu'il contient au moins un string sain.

- Ce string PV défectueux fonctionne en mode récepteur si et seulement si son courant fourni est nul, car il consomme les courants fournis par les strings PV possédant des tensions maximales. Dans ce cas, ce défaut peut diminuer le courant et aussi la tension du champ PV.

La figure III. 5 présente le cas de l'existence d'une « diode anti-retour en impédance » dans un champ PV.



Figure III. 5. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode anti-retour en impédance ».

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « diodes anti-retour en impédance » est constitué de quatre étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V d'un groupe PV dans un string PV défectueux avec
 « une diode anti-retour en impédance » est :

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est non nul et son courant inversé est nul

$$V_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} = \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}}$$
Mod(III.10)

 $I_{\text{Groupe}}_{\text{ng,nm,nsd,nfd}} = I_{\text{Cellule}_{\text{ncs,ng,nm,nsd,nfd}}}$

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est nul et son courant inversé est non nul

$$V_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} = \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} \left(R_{\text{Cellule}_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} \times I_{\text{String_Oppose}_{nsd,nfd}} \right)$$

$$I_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} = -I_{\text{String_Oppose}_{nsd,nfd}}$$
Mod(III.11)

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est non nul et son courant inversé est non nul

$$V_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} = N_{\text{Cellules}} \times V_{\text{Cellule_Circuit-ouvert}}$$
Mod(III.12)
$$I_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} = 0$$

Fin

I

Etape 2 : la caractéristique I-V d'un module PV dans un string PV avec « une diode anti-retour en impédance » est :

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est non nul et son courant inversé est nul

$$V_{Module_{nm,nsd,nfd}} = \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}} Mod(III.13)$$

 $I_{Module_{nm,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ng,nm,nsd,nfd}}$

NI

ENI

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est nul et son courant inversé est non nul

$$V_{\text{Module}_{nm,nsd,nfd}} = \sum_{ng=1}^{N_{\text{Groupes}}} \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} \left(R_{\text{Cellule}_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} \times I_{\text{String_Oppose}_{nsd,nfd}} \right)$$
Mod(III.14)
$$I_{\text{Module}_{nm,nsd,nfd}} = -I_{\text{String_Oppose}_{nsd,nfd}}$$

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est non nul et son courant inversé est non nul

$$V_{Module_{nm,nsd,nfd}} = N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert}$$
Mod(III.15)
$$I_{Module_{nm,nsd,nfd}} = 0$$

Fin

♦ Etape 3 : la caractéristique I-V d'un string PV avec « une diode anti-retour en impédance » est :

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est non nul et son courant inversé est nul

ът

$$V_{\text{String}_{\text{nsd,nfd}}} = \left[\sum_{nm=1}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{ng=1}^{N_{\text{Groupes}}} \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} \left(V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}} \right) \right] \qquad \text{Mod(III.16)}$$
$$- \left[Z_{\text{nsd,nfd}} \times I_{\text{String}_{nsd,nfd}} \right]$$
$$I_{\text{String}_{nsd,nfd}} = I_{\text{Cellule}_{ncs,ng,nm,nsd,nfd}}$$

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est nul et son courant inversé est non nul

$$V_{\text{String}_{nsd,nfd}} = \left[\sum_{nm=1}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{ng=1}^{N_{\text{Groupes}}} \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} \left(R_{\text{Cellule}_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} \times I_{\text{String_Oppose}_{nsd,nfd}} \right) \right] \qquad \text{Mod(III.17)}$$
$$+ \left[Z_{nsd,nfd} \times I_{\text{String_Oppose}_{nsd,nfd}} \right]$$

 $I_{\text{String}_{nsd,nfd}} = -I_{\text{String}_{Oppose}_{nsd,nfd}}$

Si le courant fourni par les cellules PV de string PV défectueux est non nul et son courant inversé est non nul

$$V_{\text{String}_{\text{nsd,nfd}}} = N_{\text{Modules}} \times N_{\text{Groupes}} \times N_{\text{Cellules}} \times V_{\text{Cellule_Circuit-ouvert}}$$

$$I_{\text{String}_{\text{nsd,nfd}}} = 0$$
Mod(III.18)

Fin

Etape 4 : la caractéristique I-V d'un champ PV défectueux avec une hybridation de « diodes anti-retour en impédance et saines » est :

Si les courants fournis par les cellules PV de strings PV défectueux sont non nuls et ses courants inversés sont nuls

$$V_{PV_{nfd}} = \min_{ns=1}^{N_{Strings}} (V_{String_{ns=nsd,nfd}})$$

$$= \min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left(\left[\sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns=nsd,nfd}} \right] - \left[Z_{ns,nfp} \times I_{String_{ns=nsd,nfd}} \right] \right)$$
Mod(III.19)

$$\begin{split} I_{PV_{nfd}} &= \sum_{ns=1}^{N_{Strings}} I_{String_{ns,nfd}} \\ Si les courants fournis par les cellules PV de strings PV défectueux sont nuls et ses courants inversés est non nuls \\ V_{PV_{nfd}} &= min_{ns=1}^{N_{Strings}} (V_{String_{ns=nsd,nfd}}) \\ &= min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left(\left[\sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} \left(R_{Cellule_{nc,ng,nm,ns=nsd,nfd}} \right) \right) \\ &= inin_{ns=1}^{N_{Strings}} \left(\left[\sum_{nm=1}^{N_{Strings,nfd}} \sum_{ng=1}^{N_{Strings,nfd}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellule}} \left(R_{Cellule_{nc,ng,nm,ns=nsd,nfd}} \right) \right) \\ &= inin_{ns=1}^{N_{Strings,sains}} \left[I_{String_{ns,nfd}} - \sum_{ns=1}^{N_{Strings,Défectueux}} I_{String_Opposé_{ns=nsd,nfd}} \right] \right) \\ &= inin_{ns=1}^{N_{Strings,sains}} I_{String_{ns,nfd}} - \sum_{ns=1}^{N_{Strings,Défectueux}} I_{String_Opposé_{ns,nfd}} \\ Si les courants fournis par les cellules PV de strings PV défectueux sont non nuls, ses courants inversés sont non nuls \\ S'il existe au moins un string PV sain dans ce champ PV \\ &V_{PV_{nfd}} = N_{Modules} \times N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_{ncs,ngs,nms,ns,nfd}} \\ &I_{PV_{nfd}} = N_{Strings,Sains} \times I_{Cellule_{ncs,ngs,nms,ns,nfd}} \\ &Mod(III.21) \\ Si non (tous les string PV de champ PV sont défectueux) \\ &V_{PV_{nfd}} = N_{Modules} \times N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_{Circuit-ouvert}} \\ \end{aligned}$$

$$I_{PV_{nfd}} = 0$$

Fin Fin

La figure III. 6 présente la caractéristique I-V et la puissance d'un champ PV contenant des strings PV défectueux par des « diodes anti-retour en impédance ».



Figure III. 6. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « diodes anti-retour en impédance ».

Elle montre que la tension du string PV en mode générateur dans un champ PV diminue proportionnellement avec l'augmentation de la valeur de l'impédance de leur diode anti-retour

défectueuse. Par conséquent, ce type de défaut a une influence très néfaste sur la productivité de tout le champ PV par la diminution de son courant et aussi de sa tension.

III. 2. 4. Connexions entre cellules PV en impédance

La figure III. 7 présente un cas de l'existence d'une « connexion entre deux cellules PV en impédance » dans un champ PV.

L'existence du défaut « connexions entre cellules PV en impédance » peut annuler la tension du string PV lorsque la somme des tensions fournies par leurs « cellules PV » est égale à la somme des tensions fournies par leurs « connexions défectueuses ». Ainsi, cette tension du string PV peut devenir négative lorsque la somme des tensions fournies par leurs « cellules PV » est inférieure à la somme des tensions fournies par leurs « connexions défectueuses ».

Néanmoins, le courant du champ PV est constant dans le cas où chacun de ses strings PV contenant au moins un « groupe PV avec une tension positive ». Mais, ce courant peut augmenter dans le cas où au minimum tous les groupes PV de l'un des strings PV sont avec des tensions négatives.



Figure III. 7. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « connexion entre deux cellules PV en impédance ».

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « connexions entre cellules PV en impédance » est constitué de quatre étapes :

Etape 1 : une « connexion entre cellules PV en impédance » n'a aucune influence sur la caractéristique I-V des cellules PV du string PV défectueux. Néanmoins, la caractéristique I-V d'un groupe PV avec de « connexions entre cellules PV en impédance » est :

$$V_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}} - \sum_{nkd}^{N_{\text{Connexionx}},\text{Défectueuses}} \left(R_{nkd,ngd,nmd,nsd,nfd} \times I_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}} \right) \quad \text{Mod(III.22)}$$

Si $V_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} > 0$

 $I_{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd} = I_{Cellule_{ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}}$

Si non

 $I_{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd} = I_{Cellule}_{ncs,ngd,nmd,nsd,nfd} + I_{Bypass_Diode}_{ngd,nmd,nsd,nfd}$ Fin

Etape 2 : la caractéristique I-V du module PV défectueux est liée à la tension de chacun de leurs « groupes PV sains et défectueux » :

V_{Modulenmd,nsd,nfd}

$$= \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \left[\sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nmd,nsd,nfd}} - \sum_{nkd}^{N_{Connexionx_Défectueuses}} \left(R_{nkd,ng,nmd,nsd,nfd} \times I_{Cellule_{nc=ncs,ng,nmd,nsd,nfd}} \right) \right] Mod(III.23)$$

Si \exists ng = 1: N_{Groupes} où V_{Groupeng} > 0:

 $I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ng,nmd,nsd,nfd}}$

Si non

 $V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}} + I_{Bypass_Diode_{ngd,nmd,nsd,nfd}}$

Fin

Etape 3 : la caractéristique I-V du string PV défectueux avec « connexions entre cellules PV en impédance » est :

$$V_{\text{String}_{nsd,nfd}} = \sum_{nm=1}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{ng=1}^{N_{\text{Groupes}}} \left[\sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}} - \sum_{nkd}^{N_{\text{Connexions_Défectueuses}}} \left(R_{nkd,ng,nm,nsd,nfd} \times I_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}} \right) \right]$$
Mod(III.24)

Si \exists ng = 1: N_{Groupes} de \exists nm = 1: N_{Modules} où V_{Groupeng,nm} > 0:

 $I_{\text{String}_{\text{nsd},\text{nfd}}} = I_{\text{Cellule}_{\text{ncs},\text{ng},\text{nm},\text{nsd},\text{nfd}}}$

Si non

$$I_{\text{String}_{\text{nsd},\text{nfd}}} = \min_{\text{nm}=1}^{N_{\text{Modules}}} \min_{\text{ng}=1}^{N_{\text{Groupe}}} \left(I_{\text{Groupe}_{\text{ng},\text{nm},\text{nsd},\text{nfd}}} \right)$$

Fin

Etape 4 : la caractéristique I-V du champ PV défectueux dépend de la caractérisation de leurs « groupes PV sains et défectueux » :

$$V_{PV_{nfd}} = \min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left(V_{String_{ns=nsd,nfd}} \right)$$

$$= \min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left[\sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \left(\sum_{nc=1}^{N_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns=nsd,nfd}}} Mod(III.25) - \sum_{nkd}^{N_{Connexionx_Défectueuses}} \left(R_{nkd,ng,nm,ns=nsd,nfd} - \sum_{nkd}^{N_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns=nsd,nfd}}} \left(R_{nkd,ng,nm,ns=nsd,nfd} - \sum_{nkd}^{N_{Strings'}} \left(I_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns,nfp}} + \sum_{ns=1}^{N_{Strings''}} \min_{nm=1}^{N_{Modules}} \min_{ng=1}^{N_{Groupes}} \left(I_{Groupe_{ng,nm,ns,nfd}} \right)$$

Où:

N_{Strings}": Nombre des strings PV, chacun contient au moins un groupe PV avec une tension positive. N_{Strings}": Nombre des strings PV, chacun tous ses groupes PV sont avec des tensions négatives.

La figure III. 8 présente la caractéristique I-V et la puissance d'un champ PV contenant de « connexions entre cellules PV en impédance ». Elle montre que la puissance d'un champ PV défectueux diminue proportionnellement avec l'augmentation des nombres de connexions entre cellules PV défectueuses.



Figure III. 8. I-V & la puissance d'un champ PV défectueux contenant des « connexions entre cellules PV en impédance ».

III. 3. Modélisation du défaut « inversion de polarité » dans un champ PV

Au cours de la production d'un champ PV, une erreur humaine côté programmation ou matériel conduit à une mauvaise installation d'une cellule PV, d'une diode by-pass et d'une diode anti-retour, par l'inversion de leur polarité à titre d'exemple.

Ces causes peuvent faire apparaître des défauts connus dans le domaine du diagnostic par « cellule PV en inversion de polarité », « diode by-pass en inversion de polarité » et « diode anti-retour en inversion de polarité ». Tous ces défauts peuvent diminuer la production de tout le string PV. Par conséquent, ils peuvent réduire la productivité de tout le champ PV.

III. 3. 1. Cellule PV en inversion de polarité

Un champ PV contenant des « cellules PV en inversion de polarité » désigne une dégradation remarquable dans sa productivité, car ce défaut peut diminuer la tension du champ PV jusqu'à devenir négative. Néanmoins, le courant du champ PV ne change pas, car une « cellule PV en inversion de polarité » produit la même valeur du courant fourni par une cellule PV saine. Cependant, le changement de la tension de groupes PV du champ PV peut augmenter son courant.

La figure III. 9 présente l'existence du défaut « cellule PV en inversion de polarité » dans un champ PV.



Figure III. 9. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « cellule PV en inversion de polarité ».

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « cellules PV en inversion de polarité » est constitué de cinq étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V d'une « cellule PV en inversion de polarité » est :

$$V_{Cellule_{ncd,ngd,nmd,nsd,nfd}} = -V_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfs}} Mod(III.26)$$
$$I_{Cellule_{ncd,ngd,nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfs}}$$

Etape 2 : la caractéristique I-V d'un groupe PV défectueux avec des « cellules PV en inversion de polarité » est en fonction de leur tension :

$$V_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} \left(V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}} - V_{\text{Cellule}_{nc=ncd,ngd,nmd,nsd,nfd}} \right)$$

Si $V_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} > 0$
Mod(III.27

 $I_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = I_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}}$

)

Si non

- -

$$I_{\text{Groupe}_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = I_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}} + I_{\text{Bypass}_{Diode}_{ngd,nmd,nsd,nfd}}$$

Fin

Etape 3 : la caractéristique I-V du module PV contient des « cellules PV en inversion de polarité » dépend de la tension de chacun de leurs groupes PV défectueux et sains :

$$V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} \left(V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nmd,nsd,nfd}} - V_{Cellule_{nc=ncd,ng,nmd,nsd,nfd}} \right)$$

Si = ng = 1: N_{Groupes} où V_{Groupe_{ng}} > 0:
Mod(III.28)

 $I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{nc=ncs,ng,nmd,nsd,nfd}}$

Si non

 $I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{nc=ncs,ng,nmd,nsd,nfd}} + I_{Bypass_Diode_{ngd,nmd,nsd,nfd}}$

Fin

Etape 4 : la caractéristique I-V du string PV contient de « cellules PV en inversion de polarité » est :

$$V_{\text{String}_{nsd,nfd}} = \sum_{nm=1}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{ng=1}^{N_{\text{Groupes}}} \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} \left(V_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}} - V_{\text{Cellule}_{nc=ncd,ng,nm,nsd,nfd}} \right)$$

Si ∃ ng = 1: N_{Groupes}, ∃ nm = 1: N_{Modules} où V_{Groupeng,nm} > 0:
$$I_{\text{String}_{nsd,nfd}} = I_{\text{Cellule}_{nc=ncs,ng,nm,nsd,nfd}}$$
Mod(III.29)

Si non

 $I_{String_{nsd,nfd}} = min_{nm=1}^{N_{Modules}} \left(I_{Groupe_{ngd,nm,nsd,nfd}} \right)$

Fin

♦ Etape 5 : la caractéristique I-V du champ PV défectueux est liée à la caractérisation de leurs groupes PV :

$$V_{PV_{nfd}} = \min_{ns=1}^{N_{Strings}} (V_{String_{ns=nsd,nfd}})$$

$$= \min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left[\sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} (V_{Cellule_{nc=ncs,ng,nm,ns=nsd,nfd}} \right] Mod(III.30)$$

$$- V_{Cellule_{nc=ncd,ng,nm,ns=nsd,nfd}}) \right]$$

$$I_{PV_{nfp}} = \sum_{ns=1}^{N_{String'}} I_{Cellule_{nc,ng,nm,ns,nfd}} + \sum_{ns=1}^{N_{Strings''}} \min_{nm=1}^{N_{Modules}} (I_{Groupe_{ngd,nm,ns,nfd}})$$

Avec:

N_{String}: Nombre des strings PV, chacun contient au moins un groupe PV avec une tension positive. N_{Strings}": Nombre des strings PV, chacun tous ses groupes PV sont avec des tensions négatives.

La figure III. 10 présente la caractéristique I-V et la puissance d'un champ PV contenant des « cellules PV en inversion de polarité ». Elle montre que la puissance d'un champ PV défectueux diminue proportionnellement avec l'augmentation du nombre de cellules PV défectueuses.



Figure III. 10. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « cellules PV en inversion de polarité ».

III. 3. 2. Diode by-pass en inversion de polarité

La figure III. 11 présente le cas de l'existence d'un groupe PV rassemblé par « une diode by-pass en inversion de polarité » dans un champ PV.



Figure III. 11. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode by-pass en inversion de polarité ».

L'existence d'une « diode by-pass en inversion de polarité » dans un champ PV désigne une dégradation importante dans sa productivité, car il peut annuler carrément la tension de leur groupe PV et diminuer leur courant.

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « diodes by-pass en inversion de polarité » est constitué de quatre étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V d'un groupe PV rassemblé par « une diode by-pass en inversion de polarité » est :

$$V_{Groupe_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = 0$$

$$I_{Groupe_{ngd,nmd,nsd,nfd}} = I_{Cellule_{ncs,ngd,nmd,nsd,nfd}} - I_{Bypass_Diode_{ngd,nmd,nsd,nfd}}$$
Mod(III.31)

Etape 2 : la caractéristique I-V d'un module PV contient des « diodes by-pass en inversion de polarité et saines » est :

$$I_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = \min_{ng=1}^{N_{Groupe}} \left(I_{Groupe_{ng=ngd,nmd,nsd,nfd}} \right)$$

S'il existe au moins un groupe PV sain dans ce module PV défectueux

$$V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng=ngs,nmd,nsd,nfd}} Mod(III.32)$$

Si non

 $V_{Module_{nmd,nsd,nfd}} = 0$

Fin

Etape 3 : la caractéristique I-V d'un string PV avec de « diodes by-pass en inversion de polarité » est liée à la présence de groupes PV sains :

$$I_{String_{nsd,nfd}} = min_{nm=1}^{N_{Modules}} min_{ng=1}^{N_{Groupes}} \left(I_{Groupe_{ng=ngd,nm=nmd,nsd,nfd}} \right)$$

Chapitre III : Modélisation d'un champ PV en présence de deux défauts : impédance et inversion de polarité

S'il existe au moins un groupe PV sain dans ce string PV défectueux

$$V_{\text{String}_{\text{nsd},\text{nfd}}} = \sum_{\text{nm=1}}^{N_{\text{Modules}}} \sum_{\text{ng=1}}^{N_{\text{Groupes}}} \sum_{\text{nc=1}}^{N_{\text{Cellules}}} V_{\text{Cellule}_{\text{nc}=\text{ncs},\text{ng}=\text{ngs},\text{nm},\text{nsd},\text{nfd}}$$
Mod(III.33)

Si non

 $V_{\text{String}_{nsd\,nfd}} = 0$

Fin

✤ Etape 4 : la caractéristique I-V du champ PV contient de « diodes by-pass en inversion de polarité » dépend de la caractérisation de leurs groupes PV :

$$\begin{split} I_{PV_{nfd}} &= N_{Strings_sains} \times I_{Cellule}{}_{ncs,ngs,nms,nss,nfd} \\ &+ \sum_{ns=1}^{N_{Strings_Défectueux}} \left[min_{nm=1}^{N_{Modules}} \left(I_{Groupe}{}_{ng=ngd,nm=nmd,ns,nfd} \right) \right] \end{split}$$

S'il existe au moins un groupe PV sain dans le string PV défectueux de la minimale tension Mod(III.34)

$$V_{PV_{nfd}} = \min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left(V_{String_{ns=nsd,nfd}} \right)$$

$$= \min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left[\sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} V_{Cellule_{nc=ncs,ng=ngs,nm,ns=nsd,nfd}} \right]$$
Si non
$$V_{PV_{nfd}} = 0$$

Fin

La figure III. 12 présente la caractéristique I-V et la puissance du champ PV défectueux contenant des « diodes by-pass en inversion de polarité ». Elle montre que l'énergie produite par ce champ PV diminue proportionnellement avec l'augmentation du nombre de diodes by-pass défectueuses.



Figure III. 12. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « diodes by-pass en inversion de polarité ».

III. 3. 3. Diode anti-retour en inversion de polarités

Un champ PV soumis au défaut « diode anti-retour en inversion de polarité » désigne la présence de l'un de ces deux cas :

1) Lorsque le courant fourni par les cellules PV de chacun des strings PV défectueux est non nul. Alors, la présence de ce défaut peut bloquer ce courant, de tel sorte que le courant du champ PV diminue jusqu'à zéro. Néanmoins, l'influence de ce défaut sur la tension du champ PV n'est pas remarquable tant qu'il contient au moins un « string PV sain », sinon cette tension augmente jusqu'à sa valeur de circuit-ouvert, et par conséquent le champ PV devient en mode circuit-ouvert.

2) Lorsque le courant fourni par les cellules PV de chacun des strings PV défectueux est nul (cas d'ombrage). Alors, ces strings PV défectueux deviennent en mode récepteur pouvant consommer le courant produit par les autres strings PV des tensions maximales.

La figure III. 13 présente le cas de la présence d'une « diode anti-retour en inversion de polarité » dans un champ PV.



Figure III. 13. Schéma synoptique électrique d'un champ PV contenant une « diode anti-retour en inversion de polarité ».

L'algorithme proposé pour la modélisation d'un champ PV en fonctionnement anormal soumis à des « diodes anti-retour en inversion de polarité » est constitué de cinq étapes :

Etape 1 : la caractéristique I-V d'une cellule PV dans un string PV avec « une diode anti-retour en inversion de polarité » est :

Si le courant des cellules PV du string PV est nul

$$I_{Cellule_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} = -I_{String_Oppos\acute{e}_{nsd,nfd}}$$

$$V_{Cellule_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} = R_{Cellule_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} \times I_{String_Oppos\acute{e}_{nsd,nfd}}$$
Mod(III.35)

Si non

$$\label{eq:V_Cellule_nc,ng,nm,nsd,nfd} \begin{split} V_{Cellule_nc,ng,nm,nsd,nfd} &= V_{Cellule_Circuit-ouvert} \\ I_{Cellule_nc,ng,nm,nsd,nfd} &= 0 \end{split}$$

Fin

Etape 2 : la caractéristique I-V du groupe PV dans un string PV avec « une diode anti-retour en inversion de polarité » est :

Si le courant des cellules PV du string PV est nul

$$I_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} = -I_{\text{String_Oppose}_{nsd,nfd}}$$
$$V_{\text{Groupe}_{ng,nm,nsd,nfd}} = \sum_{nc=1}^{N_{\text{Cellules}}} \left(R_{\text{Cellule}_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} \times I_{\text{String_Oppose}_{nsd,nfd}} \right) \qquad \text{Mod(III.36)}$$

Si non

$$\begin{split} V_{Groupe}{}_{ng,nm,nsd,nfd} &= N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert} \\ I_{Groupe}{}_{ng,nm,nsd,nfd} &= 0 \end{split}$$

Fin

Etape 3 : la caractéristique I-V du module PV dans un string PV avec « une diode anti-retour en inversion de polarité » est :

Si le courant des cellules PV du string PV est nul

$$I_{Module_{nm,nsd,nfd}} = -I_{String_Oppose_{nsd,nfd}}$$

$$V_{Module_{nm,nsd,nfd}} = \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} \left(R_{Cellule_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} \times I_{String_Oppose_{nsd,nfd}} \right) \qquad Mod(III.37)$$

Si non

$$V_{Module_{nm,nsd,nfd}} = N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert}$$
$$I_{Module_{nm,nsd,nfd}} = 0$$

Fin

Etape 4 : la caractéristique I-V d'un string PV avec « une diode anti-retour en inversion de polarité » est :

Si le courant des cellules PV du string PV est nul

$$V_{\text{String}_{nsd,nfd}} = -I_{\text{String}_{Oppose_{nsd,nfd}}}$$
$$V_{\text{String}_{nsd,nfd}} = \sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellules}} \left(R_{Cellule_{nc,ng,nm,nsd,nfd}} \times I_{\text{String}_{Oppose_{nsd,nfd}}} \right) \qquad \text{Mod(III.38)}$$

Si non

$$V_{\text{String}_{nsd,nfd}} = N_{\text{Modules}} \times N_{\text{Groupes}} \times N_{\text{Cellules}} \times V_{\text{Cellule_Circuit-ouvert}}$$

 $I_{\text{String}_{nsd,nfd}} = 0$

Fin

✤ Etape 5: la caractéristique I-V d'un champ PV avec de « diodes anti-retour en inversion de polarité » est :

Si le courant des cellules PV des strings PV défectueux est nul

$$I_{PV_{nfd}} = N_{Strings_sains} \times I_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfd}} - \sum_{ns=1}^{N_{Strings_Défectueux}} I_{String_Opposé_{nsd,nfd}}$$
$$V_{PV_{nfd}} = min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left(V_{String_{ns=nsd,nfd}} \right)$$
$$= min_{ns=1}^{N_{Strings}} \left(\sum_{nm=1}^{N_{Modules}} \sum_{ng=1}^{N_{Groupes}} \sum_{nc=1}^{N_{Cellule_{nc,ng,nm,ns=nsd,nfd}}} \left(R_{Cellule_{nc,ng,nm,ns=nsd,nfd}} \right) \right)$$
Mod(III.39)

Si non

S'il existe au moins un string PV sain

 $I_{PVnfd} = N_{Strings_sains} \times I_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfd}}$

 $V_{PV_{nfd}} = N_{Modules} \times N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_{ncs,ngs,nms,nss,nfd}}$

Si non

$$V_{PV_{nfd}} = N_{Modules} \times N_{Groupes} \times N_{Cellules} \times V_{Cellule_Circuit-ouvert}$$

 $I_{PV_{nfd}} = 0$

End

End

La figure III. 14 présente la caractéristique I-V et la puissance d'un champ PV contenant des « diodes anti-retour en inversion de polarité ». Elle montre que l'influence de ce défaut n'est pas remarquable au niveau de la tension du champ PV tant qu'il contient au moins un « string PV sain ». Néanmoins, il a une grande influence sur le courant fourni par le champ PV, car l'existence d'une seule diode anti-retour défectueuse signifie l'absence totale de courant de son string PV.



Figure III. 14. I-V & la puissance d'un champ PV contenant des « diodes anti-retour en inversion de polarité ».

III. 4. Synthèse

Dans ce travail, nous remarquons que les trois types des défauts « cellule PV en impédance », « connexions entre cellules PV en impédance » et « diode by-pass en impédance » possèdent la même influence sur le fonctionnement du champ PV. Les trois peuvent 1) minimiser la productivité de tout le champ, 2) augmenter la température des composants défectueux et 3) participer dans donc l'apparition de points chauds.

Le défaut impédance peut annuler le courant fourni par une cellule PV défectueuse. Par conséquent, il peut annuler le courant circulant dans tout le string PV si toutes les cellules PV sont défectueuses.

Aussi, une « diode anti-retour en impédance » peut diminuer la tension du string PV défectueux, puis de changer leur comportement en mode récepteur ou en mode circuit-ouvert.

L'influence du défaut impédance au niveau de la diode by-pass n'est pas remarquable sur la tension de son groupe PV. Mais, il peut augmenter le courant de son groupe PV proportionnellement avec la diminution de la valeur d'impédance de la diode défectueuse. Malheureusement, l'augmentation du courant pouvant changer le comportement du groupe PV en mode récepteur si leur courant dépasse sa valeur de court-circuit.

Enfin, l'existence des deux défauts « cellule PV en inversion de polarité » et « diode bypass en inversion de polarité » dans un champ PV peut provoquer une dégradation remarquable dans sa productivité par la dégradation de sa tension. En effet, la présence du défaut inversion de polarité peut pousser la cellule PV défectueuse à fournir une tension négative à ses bornes. Aussi, la présence de ce défaut au niveau d'une diode by-pass peut créer un court-circuit pouvant annuler la tension de tout le groupe des cellules PV protégées par cette diode défectueuse.

Néanmoins, l'existence de ce défaut au niveau de la diode anti-retour possède une influence remarquable sur la caractérisation du champ PV défectueux, par la diminution de leur courant jusqu'à la valeur zéro et l'augmentation de leur tension jusqu'à la valeur de circuit-ouvert.

III. 5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle méthodologie pour la modélisation mathématique de l'influence de deux défauts impédance et inversion de polarité sur la caractérisation électrique du champ PV. Cette méthodologie peut faciliter les mesures de tolérance et les tests expérimentaux, ajouter cela un gain important en temps et en coût.

L'interprétation de résultats montre que la méthodologie proposée donne une information importante sur le comportement et le fonctionnement normal et anormal du champ PV. Ces informations peuvent être utilisées par la suite dans la surveillance de ces défauts des champs PV l'objet de la prochaine partie.

Partie II. Développement d'un smart algorithme pour la surveillance d'un champ PV

Résumé

Dans cette partie, nous proposons un nouvel algorithme intelligent pouvant assurer une meilleure fonction de surveillance des défauts tel que court-circuit, circuit-ouvert, impédance et inversion de polarité affectant les composants constituants un champ PV.

Cet algorithme est basé sur les SVRs pour la régression des caractérisations futures des composants qui sont actuellement en mode dégradé. Cette régression présente la première étape de la surveillance prédictive de défauts court-circuit et circuit-ouvert. En plus, cet outil sera optimisé par les RdNR et k- PPVR, pour le rapprochement des caractérisations futures des observations ayant des outputs indéterminées par SVR. Ces caractérisations futures sont utilisées pour le développement d'un algorithme réservé à la prédiction, la localisation prédictive et l'identification prédictive des causes des défauts prédits. Cet algorithme est basé sur l'analyse des paramètres de fonctionnement future des différents composants d'un champ PV.

Pour la surveillance en temps réel, un nouvel algorithme pour la détection, la localisation et l'identification des causes de défauts impédance et inversion de polarité est développé. Cet algorithme est basé sur l'analyse des paramètres de fonctionnement en temps réel des différents composants d'un champ PV. Pour l'amélioration de ses performances, ce nouvel algorithme utilise les SVMs pour la tâche de classification. En raison de l'emplacement de nouvelles observations sur le classifieur et sa marge, une optimisation est effectuée sur la base du RdN-PM et k-PPV.

La simulation et l'interprétation des résultats obtenus montrent l'efficacité et la performance de cet algorithme proposé dans le domaine de la surveillance de champs PV.

Cette partie sera présentée en deux chapitres comme suit :

1) Chapitre IV dédié au développement d'un smart algorithme pour la surveillance en temps réel de deux défauts : impédance et inversion de polarité dans un champ PV.

2) *Chapitre V* dont l'objectif est de développer un smart algorithme pour la surveillance prédictive de deux défauts : court-circuit et circuit-ouvert dans un champ PV.

Chapitre IV. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de deux défauts : impédance et inversion de polarité dans un champ PV

Résumé

Ce chapitre propose un nouvel algorithme intelligent pouvant faire une surveillance en temps réel des composants d'un champ PV soumis aux défauts, impédance et inversion de polarité. Premièrement, cet algorithme utilise l'analyse des paramètres de fonctionnement en temps réel du champ PV pour la détection, la classification et la localisation des défauts. Ainsi, il intègre les outils de l'IA pour objectif de développer ses performances.

Cet algorithme est basé sur l'utilisation de la technique SVM-PQ pour la smart classification des défauts d'un champ PV, où chaque défaut est représenté sous forme d'une ou plusieurs observations. Cette technique est réservée aux observations ne se trouvant pas dans la marge. Dans le cas où ils se situent dans la marge, l'algorithme proposé utilise le RdN-PM. Les résultats obtenus sont comparés avec d'autre modèle développé dans ce chapitre basé sur SVM-PL, qui est lui optimisée par la méthode classique k-PPV.

Une base de données du champ PV contenant des observations réparties sur leurs classes est utilisée pour tester la performance et montrer la contribution et l'efficacité de cet algorithme dans le domaine de la surveillance en temps réel des champs PV.

IV. 1. Introduction

Un champ PV au cours de son fonctionnement peut êtres soumis à un ensemble d'accidents électriques pouvant diminuer sa productivité, tels que l'échauffement et le crack des cellules, ou bien la dégradation et la corrosion des interconnexions. Ces accidents électriques peuvent participer dans l'apparition de deux défauts qui sont l'impédance et l'inversion de polarité. Ils possèdent une influence importante sur la puissance produite par le champ PV. Il est possible grâce à une maîtrise des fonctions comme le diagnostic et le contrôle de défauts de champs PV de réduire les coûts de maintenance et surtout augmenter la productivité.

Dans ce chapitre, nous proposons deux contributions :

1) La première est relative au développement d'un algorithme ayant pour objectif de détecter, de classifier et de localiser l'existence des deux défauts dans un champ PV. Cet algorithme possède deux points forts :

- *Le premier* concerne la surveillance de défauts. Elle s'appuie sur l'analyse des paramètres de fonctionnement en temps réel tel que la puissance, le courant, la tension, la résistance et l'ensoleillement.

- *Le deuxième* concerne la philosophie de la surveillance. Elle est basée sur la décomposition graduelle du champ PV jusqu'à ses composants élémentaires. Cette décomposition donne une vision plus claire sur le degré d'influence des défauts sur les composants défectueux et leurs regroupements.

2) La deuxième contribution est née de la complexité du problème de la classification des observations recueilles sur le champ PV. Après une recherche bibliographie, nous avons trouvé que la technique SVM-PQ est la plus apte et la plus adéquate à cette tâche, car elle est rapide et possède des fondements mathématiques solides. Aussi, les nouvelles observations seront comparés seulement avec les supports du vecteur, et non pas avec toutes les données de l'espace d'apprentissage.

Cependant cette technique a montré avec le temps certains inconvénients, parmi eux la multi-classe et la classification des points situés dans la marge.

Pour *le premier inconvénient*, il est proposé dans la littérature deux méthodes, uncontre-un et un-contre-tous. Nous proposons d'utiliser la second approche en introduisant la résolution d'un ensemble d'équations.

Pour *le deuxième inconvénient*, les chercheures proposent pour la classification des observations généralement situées dans la marge du classifieur SVM-PQ, et particulièrement

Chapitre IV. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de deux défauts : impédance et inversion de polarité dans un champ PV

celles situées sur le classifieur lui-même, le changement de leur emplacement. Cette solution pouvant augmenter le temps d'exécution de l'algorithme. Nous proposons l'utilisation d'un autre outil de classification, comme les RdNs, qui sont plus précis pour classifier les observations situées dans la marge du SVM. Pour la comparaison des résultats, nous avons utilisé les SVM-PL optimisée par la méthode classique k-PPV.

Pour tester les performances des algorithmes proposés dans ce chapitre, nous avons utilisé comme plateforme logicielle le labVIEW et MATLAB, et comme base de données un historique de fonctionnement du champ PV contenant 6300 observations distribuées sur 7 classes. Chaque observation est constituée de cinq paramètres : puissance, courant, tension, résistance et ensoleillement.

Ce chapitre va donc s'articuler autour du développement d'un smart algorithme pour la surveillance en temps réel des défauts impédance et inversion de polarité d'un champ PV.

IV. 2. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de défaut « impédance » dans un champ PV

IV. 2. 1. Détection, classification et localisation en temps réel de défaut « impédance » dans un champ PV

La première contribution présentée dans ce chapitre a pour objectif de développer un nouvel algorithme de détection, de classification et de localisation en temps réel de l'existence de ces défauts d'un champ PV :

- Cellules PV en impédance.
- Diodes by-pass en impédance.
- Diodes anti-retour en impédance.

Le nouvel algorithme est capable de présenter l'influence de ce défaut sur les différents regroupements du champ PV. Il est constitué de quatre étapes principales :

Etape 1 : si la caractéristique I-V du champ PV est :

$$\begin{cases} -V_{PV_Inverse} \leq V_{PV} \leq V_{PV_sain} \\ -I_{PV_Inverse} \leq I_{PV} \leq I_{PV_Court-circuit} \end{cases} Mod(IV.1)$$

Cette situation signifie que le champ PV contient de « composants en impédance ». Le problème majeur réside dans leur capacité d'annuler le courant et la tension fournie par le champ PV lorsque tous leurs composants sont défectueux, ou de modifier leur fonctionnement vers le mode récepteur en cas d'absence de photo-courant.

Etape 2 : il existe quatre situations différentes de la caractérisation du string PV.

1) Si la caractéristique I-V du string PV est :

$$\begin{cases} I_{String} \geq I_{String_sain} \\ I_{String_PH} \neq 0 \\ I_{String_Inverse} = 0 \\ V_{String} < V_{String_sain} \\ \sum V_{String_Modules} = V_{String} \end{cases} Mod(IV.2)$$

Cela signifie la présence au minimum d'un « module PV en impédance ».

2) Si la caractéristique I-V du string PV est :

$$I_{String} = I_{String_sain}$$

$$I_{String_PH} \neq 0$$

$$I_{String_inverse} = 0$$

$$V_{String} < V_{String_sain}$$

$$Mod(IV.3)$$

$$\sum V_{String_Modules} = \sum V_{String_Modules_sains}$$

Elle montre la présence de « connexions entre modules PV en impédance ».

3) Si la caractéristique I-V du string PV est :

$$\begin{cases} I_{String} = 0 \\ I_{String_PH} \neq 0 \\ I_{String_Inverse} = 0 \\ V_{String} = 0 \\ I_{String_Cells} = 0 \end{cases} Mod(IV.4)$$

Cette caractérisation indique que « toutes les cellules PV de string PV sont en impédances ».

4) Si la caractéristique I-V du string PV est :

$$\begin{cases} I_{String_Cells} = 0\\ I_{String_PH} = 0\\ I_{String} = I_{String_inverse} < 0\\ V_{String} = V_{String_Inverse} \end{cases} Mod(IV.5)$$

Cela désigne la présence de défaut « diode anti-retour en impédance » en cas d'absence de photo-courant.

Néanmoins, la présence du photo-courant peut créer le phénomène de l'existence de deux courants opposés. Ainsi, le string PV devient en mode circuit-ouvert :

$$\begin{cases} I_{\text{String}} = 0 \\ V_{\text{String}} = V_{\text{String_Circuit-ouvert}} \end{cases} \text{Mod(IV.6)}$$

Etape 3 : il existe trois situations différentes de la caractérisation du module PV.

1) Si la caractéristique I-V du module PV est :

$$\begin{cases} I_{Module_Groupes} \geq I_{Module_sain} \\ I_{Module_PH} \neq 0 \\ I_{Module_Inverse} = 0 \\ V_{Module} \leq V_{Module_sain} \\ \sum V_{Module_Groupes} = V_{Module} \end{cases} Mod(IV.7)$$

Chapitre IV. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de deux défauts : impédance et inversion de polarité dans un champ PV

Cela signifie la présence au moins de l'un de ses « groupes PV en impédance ».

2) Si la caractéristique I-V du module PV est :

$$\begin{cases} I_{Module} = I_{Module_sain} \\ I_{Module_PH} \neq 0 \\ I_{Module_Inverse} = 0 \\ V_{Module} < V_{Module_sain} \\ \sum V_{Module_Groupes} = \sum V_{Module_Groupes_sains} \end{cases} Mod(IV.8)$$

Elle montre la présence au moins d'une « connexion entre ses groupes PV en impédance ».

3) Si la caractéristique I-V du module PV est :

$$\begin{cases} I_{Module} = I_{String} \\ I_{Module_PH} \neq 0 \\ I_{Module_Inverse} = 0 \\ V_{Module} = 0 \\ I_{Modules_Cellules} = 0 \end{cases} Mod(IV.9)$$

Cette situation indique la présence du défaut « toutes les cellules PV du module PV sont en impédances ».

Etape 4 : il existe cinq situations différentes de la caractérisation du groupe PV.

1) Si la caractéristique I-V du group PV est :

$$\begin{aligned} I_{Groupe} &\geq I_{Groupe_sain} \\ I_{Groupe_PH} &\neq 0 \\ I_{Groupe_Inverse} &= 0 \\ V_{Groupe} &< V_{Groupe_sain} \\ \sum V_{Groupe_Cellules} &= V_{Groupe} \end{aligned}$$

$$Mod(IV.10)$$

Cela signifie la présence au moins d'une « cellule PV en impédance ».

2) Si la caractéristique I-V du groupe PV est :

$$\begin{split} I_{Groupe} &\geq I_{Groupe_sain} \\ I_{Groupe_PH} \neq 0 \\ I_{Groupe_Inverse} &= 0 \\ V_{Groupe} < V_{Groupe_sain} \\ \sum V_{Groupe_Cellules} &= \sum V_{Groupe_Cellules_sains} \end{split}$$
 Mod(IV.11)

Elle montre la présence de défaut « connexions entre les cellules PV en impédance ».

3) Si la caractéristique I-V du groupe PV est :

$$\begin{cases} I_{Groupe} = I_{String_Bypass} \\ I_{Groupe_PH} \neq 0 \\ I_{Groupe_Inverse} = 0 \\ V_{Groupe} = 0 \\ I_{Groupe_Cellules} = 0 \end{cases} Mod(IV.12)$$

Elle indique la présence de défaut « toutes les cellules PV du groupe PV sont en impédances ».

Chapitre IV. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de deux défauts : impédance et inversion de polarité dans un champ PV

4) Si la caractéristique I-V du groupe PV est :

$$\begin{cases} I_{Groupe} > I_{Groupe_sain} \\ I_{Groupe_PH} \neq 0 \\ I_{Groupe_Inverse} = 0 \\ V_{Groupe} = V_{Groupe_sain} \end{cases} Mod(IV.13)$$

Elle signifie la présence de défaut « diode by-pass en impédance ».

5) Si la caractéristique I-V du groupe PV est :

$$\begin{cases} I_{Groupe} = I_{String} \\ I_{Groupe_PH} \neq 0 \\ I_{Groupe_Inverse} = 0 \\ V_{Groupe} = V_{Bypass_Diode} \\ I_{Groupe_Cellules} = 0 \end{cases} Mod(IV.14)$$

Elle indique la présence de l'hybridation de deux défauts : « toutes les cellules PV du groupe PV sont en impédances » et « diode by-pass en impédance ».

IV. 2. 2. Détection, smart classification et localisation de défaut « impédance » dans un champ PV

Cette étape a pour objectif de développer un algorithme pour la détection, la smart classification et la localisation de défaut impédance dans un champ PV. Cet algorithme est s'appuie sur le classifieur SVM-PQ pour la détermination des différentes classes existantes. L'apprentissage de ce classifieur est basé sur l'algorithme développé dans l'étape précédente, qui est réservé à la détection, la classification et la localisation de ce type de défaut.

IV. 2. 2. 1. Algorithme du SVM-PQ

Cette technique est un algorithme de classification qui a pour objectif de séparer deux types des classes et pas plus. L'algorithme SVM-PQ sera utilise pour déterminer une fonction f qui pour toute entrée x fera correspondre une sortie y = f(x). Cette étape va construire la fonction f à partir d'un ensemble de couples (x_i, y_i) , pour classifier toute nouvelle observation x dans l'une de deux classes $y \in \{-1,1\}$, si le problème à étudier est linéairement séparable [83-88].

D'autre part, dans l'industrie et à cause de la complexité des systèmes de production, la classification des observations devient non linéaire. Par conséquent, ces cas présentent un inconvénient majeur du classifieur à marge maximale. Pour cela, les mathématiciens proposent une solution basée sur le changement de l'espace de travail actuel, vers un autre espace d'une dimension plus grande, par l'utilisation d'une fonction de mappage non linéaire ϕ , afin de transformer le problème de classification non linéaire en un problème de classification linéaire.

polarité dans un champ PV

Si le problème est linéairement séparable

Soit $X \xrightarrow{f} Y$ $X = \{x_1, x_2, ..., x_N\} \in X$ $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots \mathbf{y}_N\} \in \mathbb{Y}$ Alors $y_i = f(x_i)$ avec i = 1: nSi non (le problème est non linéairement séparable) Soit $X \xrightarrow{f} Y \Rightarrow X \xrightarrow{\phi} Z$ $X = \{x_1, x_2, ..., x_N\} \in X$ $\mathbf{Z} = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots \mathbf{z}_N\} \in \mathbb{Z}$ Alors $z_i = \phi(x_i)$ avec i = 1: NFin

L'approche à suivre pour déterminer le classifieur h (pouvant séparer entre deux types de données dans le même espace à partir des vecteurs de support) est constituée de quatre étapes successives :

 \bullet *Etape 1* : elle a pour objectif de construire la forme générale du classifieur sous forme d'une équation d'une droite pour les deux cas du SVM-PQ, linéairement séparable et non linéairement séparable mais après la transformation de l'espace.

Si le problème est linéairement séparable

Si non

 $h_{c,\zeta(c)}(x^*) = \langle w_{c,\zeta(c)}, \phi(x^*) \rangle + b_{c,\zeta(c)}$

 $h_{c,\zeta(c)}(x^*) = \langle w_{c,\zeta(c)}, x^* \rangle + b_{c,\zeta(c)}$

Fin

Avec : (w, b) : Paramètres d'estimation du classificateur *h*, le premier présente le vecteur de poids $\in \mathbb{R}^n$ et le deuxième présente une constante $\in \mathbb{R}$. x^{*} : Variable du problème. c : Classe. C : complément de la classe.

Mathématiquement, il existe une infinité d'hyperplans, qui sont tous valides. Mais, l'objectif est de trouver l'optimal qui passe par le milieu.

- *Etape 2* : elle sert pour le calcul de la marge entre les vecteurs de support de deux classes, c'est-à-dire le calcul de la distance entre les données de limites opposées de deux classes. Cette distance représente la ligne perpendiculaire aux deux lignes qui sont parallèle, et que chacune de ces linges touche le maximum de vecteurs de support des deux classes.

- *Etape 3* : elle est réservée à la détermination des hyperplans pouvant maximiser la marge entre leur emplacement et les deux lignes des vecteurs de support. Cette étape a pour objectif d'augmenter la sécurité de classification d'une nouvelle donnée, et aussi d'éviter

Mod(IV.16)
toute modification dans le cas de l'existence d'une donnée n'ayant pas été décrite parfaitement.

- *Etape 4* : elle permet de déterminer les paramètres d'estimation pour chacun des hyperplans. Le modèle précédent peut être transformé en introduisant les multiplicateurs de Lagrange. Le problème est devenu alors un problème de programmation quadratique de dimension n (nombre de données). La forme finale est comme suit :

Si le problème est linéairement séparable

$$h(x^*) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i^{c, \zeta(c)} y_i \langle x_i, x^* \rangle + b_{c, \zeta(c)}$$
Sinon

Si non

$$\left| \begin{array}{l} h(x^*) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i^{c, \zeta(c)} y_i \langle \varphi(x_i), \varphi(x^*) \rangle + b_{c, \zeta(c)} \\ Fin \end{array} \right|$$

N : La taille de l'espace d'apprentissage du SVM.

Le point fort de SVM par rapport aux techniques d'apprentissage est son indépendance de la dimension de l'espace de représentation de données. Mais, le choix de la fonction noyau adaptée au problème, ou bien le temps de calcul qui est en fonction du nombre de données à traiter peuvent rendre l'utilisation de cet outil plus compliqué. L'analyse et l'étude de cette méthode font ressortir deux inconvénients majeurs dans son utilisation :

1) La classification est binaire, c'est-à-dire il ne peut pas traiter plus de deux classes à la fois.

2) La classification des observations situées dans la marge du séparateur et surtouts celles placées sur son emplacement.

Pour le premier inconvénient, notre contribution est de proposer comme solution, de traiter le problème par la résolution d'un ensemble des équations, chacune présentant un classifieur entre une classe et son complément.

L'idée est de faire la séparation entre chaque classe et son complément. Puis, si l'observation n'appartient pas à cette classe, nous refaisons la séparation, mais cette fois entre une autre classe et son complément, et ainsi de suite. Cette contribution est représentée par le modèle suivant :

Si le problème est linéairement séparable

$$h(x^*) = \begin{bmatrix} \left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_i^{c_1, C(c_1)} y_i \langle x_i, x^* \rangle + b_{c_1, C(c_1)} \right) \\ \left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_i^{c_2, C(c_2)} y_i \langle x_i, x^* \rangle + b_{c_2, C(c_2)} \right) \\ \vdots \\ \left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_i^{c_m, C(c_m)} y_i \langle x_i, x^* \rangle + b_{c_m, C(c_m)} \right) \end{bmatrix}$$

Si non

$$\left| \begin{array}{l} h(x^*) = \begin{bmatrix} \left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_i^{c_1, C(c_1)} y_i \langle \varphi(x_i), \varphi(x^*) \rangle + b_{c_1, C(c_1)} \right) \\ \left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_i^{c_2, C(c_2)} y_i \langle \varphi(x_i), \varphi(x^*) \rangle + b_{c_2, C(c_2)} \right) \\ \vdots \\ \left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_i^{c_m, C(c_m)} y_i \langle \varphi(x_i), \varphi(x^*) \rangle + b_{c_m, C(c_m)} \right) \\ \end{array} \right)$$
 Fin

Le *deuxième inconvénient* du classifieur SVM-PQ est la classification des vecteurs de supports dans le cas où la marge n'est pas bien maximisée, à cause de la complexité du système, aussi bien pour la classification des points situés dans la marge, que ceux placés sur le classifieur lui-même. Dans la littérature, il est proposé plusieurs solutions à ce problème, entre autre le changement de l'emplacement du classifieur. Mais, l'inconvénient majeur de cette approche réside dans l'augmentation du temps de calcul. Nous proposons un autre outil de l'IA capable de faire une classification très précise. Cet outil est appelé les RdNs.

IV. 2. 2. 2. L'algorithme de réseau de neurones - Perceptron Multicouche -

Dans la littérature, il existe plusieurs types de réseaux variant en fonction de leur niveau de complexité, le type de neurones et même son objectif. Dans cette partie, nous avons choisis le type perceptron multicouche pour ses avantages, tel que la précision dans la tâche de classification et l'apprentissage automatique de ses poids [96-102].

L'algorithme d'un réseau de neurones de type perceptron multicouche (RdN-PM) est constitué de quatre étapes principales :

Etape 1 : elle a pour objectif de déclarer les différentes données : vecteur de poids de chaque couche du réseau, vecteur d'entrées et vecteur de sorties désirées pour faire le test de l'arrêt de l'algorithme par la suite.

 $E = \{E_1, E_2, ..., E_i, ..., E_R\}$ Vecteur d'entrée. $O = \{O_1, O_2, ..., O_j, ..., O_M\}$ Vecteur de sortie. $O^d = \{O_1^{\ d}, O_2^{\ d}, ..., O_j^{\ d}, ..., O_M^{\ d}\}$ Vecteur de sortie désirée. $O_j : La j^{ième}$ sortie du réseau. Mod(IV.18)

 $U = \{U_1, U_2, ..., U_k, ..., U_L\}$ Vecteur des neurones cachés. O_i^d : La j^{ième} sortie désirée du réseau.

 β_{ki} : Le poids entre la i^{ième} entrée et le k^{ième} neurone caché. β_{jk} : Le poids entre le k^{ième} neurone caché et la j^{ième} sortie. β_{ji} : Le poids entre la i^{ième} entrée et la j^{ième} sortie.

- *Etape 2* : elle initialise les poids du réseau aléatoirement :

nitialize
$$(\beta_{ik}, \beta_{kj}, \beta_{ij})$$
 Mod(IV.19)

- *Etape 3* : elle est réservée au calcul de la sortie de chaque neurone du réseau de l'entrée vers la sortie, de telle sorte que chaque sortie soit égale à la somme de la multiplication de chaque entré et de son poids. Dans la littérature, il existe plusieurs types de fonction d'activations utilisées dans les applications des RdNs, comme la fonction à seuil, linéaire et sigmoïdale. Cependant, dans cette application nous n'utiliserons le classifieur SVM-PQ que dans le cas de la classification binaire, car chaque neurone ne peut faire qu'une classification de deux classes à la fois.

$$O_j = \sum_{i=1}^{R+1} \beta_{ji} E_i + \sum_{k=1}^{L} (\beta_{jk} f(\sum_{i=1}^{R+1} \beta_{ki} E_i))$$
Mod(IV.20)

- *Etape 4* : elle présente un test sur la différence entre la sortie obtenue et la sortie désirée. Par conséquent, l'algorithme doit s'arrêter dans le cas où cette différence est acceptable, ou bien doit boucler jusqu'à trouver la solution approchée.

$$\zeta = \sum_{j=1}^{M} (O_j^d - O_j)$$
 Mod(IV.21)

IV. 2. 2. 3. Algorithme proposé

Dans cette partie, nous proposons un nouvel algorithme « SVM-PQ+RdN-PM ». Il est constitué de deux parties :

1) La première est pour la classification par SVM-PQ réservée aux observations qui ne sont pas situées dans la marge.

2) La deuxième est pour la classification par les RdNs-PM réservée aux observations situées dans la marge du SVM-PQ.

Ce nouvel algorithme est capable de traiter le problème de la multi-classe de SVM-PQ par la résolution d'un ensemble d'équations, chacune présente un classifieur entre une classe et son complément.

Par conséquent, cet algorithme est capable de classifier les observations situées dans la marge du classifieur SVM-PQ et surtout celles situées sur le classifieur lui-même, sans refaire le calcul comme dans la méthode classique.

Si le problème est linéairement séparable

$$f(x^{*}) = \begin{bmatrix} (1-\varphi) \left(\operatorname{sign} \left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_{i}^{c_{1},\mathcal{C}(c_{1})} y_{i} \langle x_{i}, x^{*} \rangle + b_{c_{1},\mathcal{C}(c_{1})} \right) \right) \\ +\varphi \left(\sum_{i=1}^{R+1} \beta_{1i} \ X^{*}_{i} + \sum_{k=1}^{L} \left(\beta_{1k} \left(\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \left(\tilde{\alpha}_{i}^{c_{1},\mathcal{C}(c_{1})} \tilde{y}_{i} \langle \tilde{x}_{i}, \sum_{i=1}^{R+1} \beta_{ki} \ X^{*}_{i} \rangle \right) + \tilde{b}_{c_{1},\mathcal{C}(c_{1})} \right) \right) \end{pmatrix} \end{bmatrix} \\ f(x^{*}) = \begin{bmatrix} (1-\varphi) \left(\operatorname{sign} \left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_{i}^{c_{2},\mathcal{C}(c_{2})} y_{i} \langle x_{i}, x^{*} \rangle + b_{c_{2},\mathcal{C}(c_{2})} \right) \right) \\ +\varphi \left(\sum_{i=1}^{R+1} \beta_{2i} \ X^{*}_{i} + \sum_{k=1}^{L} \left(\beta_{2k} \left(\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \left(\tilde{\alpha}_{i}^{c_{2},\mathcal{C}(c_{2})} \tilde{y}_{i} \langle \tilde{x}_{i}, \sum_{i=1}^{R+1} \beta_{ki} \ X^{*}_{i} \rangle \right) + \tilde{b}_{c_{2},\mathcal{C}(c_{2})} \right) \right) \end{pmatrix} \end{bmatrix} \\ \vdots \\ \left[\left((1-\varphi) \left(\operatorname{sign} \left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_{i}^{c_{m},\mathcal{C}(c_{m})} y_{i} \langle x_{i}, x^{*} \rangle + b_{c_{m},\mathcal{C}(c_{m})} \right) \right) \right) \\ +\varphi \left(\sum_{i=1}^{R+1} \beta_{mi} \ X^{*}_{i} + \sum_{k=1}^{L} \left(\beta_{mk} \left(\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \left(\tilde{\alpha}_{i}^{c_{m},\mathcal{C}(c_{m})} \tilde{y}_{i} \langle \tilde{x}_{i}, \sum_{i=1}^{R+1} \beta_{ki} \ X^{*}_{i} \rangle \right) + \tilde{b}_{c_{m},\mathcal{C}(c_{m})} \right) \right) \right) \end{bmatrix}$$

Si non

$$f(x^{*}) = \begin{bmatrix} (1-\phi) \left(sign\left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_{i}^{c_{1}, \zeta(c_{1})} y_{i} \langle \varphi(x_{i}), \varphi(x^{*}) \rangle + b_{c_{1}, \zeta(c_{1})} \right) \right) \\ +\phi \left(\sum_{i=1}^{R+1} \beta_{1i} \ \varphi(X^{*}_{i}) + \sum_{k=1}^{L} \left(\beta_{1k} \left(\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \left(\tilde{\alpha}_{i}^{c_{1}, \zeta(c_{1})} \tilde{y}_{i} \langle \varphi(\tilde{x}_{i}), \sum_{i=1}^{R+1} \beta_{ki} \ \varphi(X^{*}_{i}) \rangle \right) + \tilde{b}_{c_{1}, \zeta(c_{1})} \right) \right) \right) \\ = \begin{bmatrix} (1-\phi) \left(sign\left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_{i}^{c_{2}, \zeta(c_{2})} y_{i} \langle \varphi(x_{i}), \varphi(x^{*}) \rangle + b_{c_{2}, \zeta(c_{2})} \right) \right) \\ +\phi \left(\sum_{i=1}^{R+1} \beta_{2i} \ \varphi(X^{*}_{i}) + \sum_{k=1}^{L} \left(\beta_{2k} \left(\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \left(\tilde{\alpha}_{i}^{c_{2}, \zeta(c_{2})} \tilde{y}_{i} \langle \varphi(\tilde{x}_{i}), \sum_{i=1}^{R+1} \beta_{ki} \ \varphi(X^{*}_{i}) \rangle \right) + \tilde{b}_{c_{2}, \zeta(c_{2})} \right) \right) \\ \vdots \\ \left[(1-\phi) \left(sign\left(\sum_{i=1}^{N} \alpha_{i}^{c_{m}, \zeta(c_{m})} y_{i} \langle \varphi(x_{i}), \varphi(x^{*}) \rangle + b_{c_{m}, \zeta(c_{m})} \right) \right) \\ +\phi \left(\sum_{i=1}^{R+1} \beta_{mi} \ \varphi(X^{*}_{i}) + \sum_{k=1}^{L} \left(\beta_{mk} \left(\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \left(\tilde{\alpha}_{i}^{c_{m}, \zeta(c_{m})} \tilde{y}_{i} \langle \varphi(\tilde{x}_{i}), \sum_{i=1}^{R+1} \beta_{ki} \ \varphi(X^{*}_{i}) \rangle \right) + b_{c_{m}, \zeta(c_{m})} \right) \right) \\ \end{bmatrix}$$

Fin

Avec $\varphi = 1$ si x est situé dans la marge du SVM-PQ, si non $\varphi = 0$.

IV. 2. 3. Simulation de l'algorithme proposé et interprétation des résultats

IV. 2. 3. 1. Simulation de l'algorithme de détection, classification et localisation en temps réel de défaut « impédance » dans un champ PV

La simulation du nouvel algorithme proposé pour la détection, la classification et la localisation en temps réel de défaut « impédance » influant sur un champ PV est représentée par les figures IV. 1-3 :

✤ La figure IV. 1 présente le fonctionnement en temps réel d'un champ PV soumis au défaut « cellules PV en impédance ». L'algorithme proposé détecte la présence successivement de 8, 20, 40 cellules PV défectueuses.



Figure IV. 1. Surveillance en temps réel de « cellules en impédance » dans un champ PV.

La figure IV. 2 présente le fonctionnement en temps réel d'un champ PV soumis au défaut « diodes by-pass en impédance ». L'algorithme proposé détecte la présence de 10 diodes défectueuses avec différentes valeurs d'impédance dans chaque période.



Figure IV. 2. Surveillance en temps réel de « diodes by-pass en impédance » dans un champ PV.

La figure IV. 3 présente le fonctionnement en temps réel d'un champ PV soumis au défaut « diodes anti-retour en impédance ». L'algorithme proposé détecte la présence d'une seule diode défectueuse avec différentes valeurs d'impédance dans chaque période.

Chapitre IV. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de deux défauts : impédance et inversion de

polarité dans un champ PV





Ainsi, l'algorithme proposé pour la surveillance en temps réel de défaut « impédance » dans un champ PV est capable d'assurer cette fonction avec :

1) Un taux de surveillance variant entre 65 à 75%.

2) Une erreur de surveillance qui varie entre 20 à 38%.

3) Un temps de surveillance prenant des valeurs entre 2.5 à 7 secondes.

IV. 2. 3. 2. Simulation de l'algorithme de détection, smart classification et localisation en temps réel de défaut « impédance » dans un champ PV

La simulation de l'algorithme proposé pour la détection, la smart classification et la localisation en temps réel des observations de fonctionnement du champ PV est représentée sur les figures IV. 4-6.

✤ La figure IV. 4 montre que le taux des observations bien surveillées par :



Figure IV. 4. Taux des observations bien surveillées par: SVM-PQ, RdN-PM et SVM-PQ+RdN-PM.

1) L'algorithme SVM-PQ varie entre 60.1-69.9%.

2) L'algorithme RdN-PM prenant des valeurs entre 76.3-79.8%.

3) L'algorithme SVM-PQ+RdN-PM entraine le taux des observations bien surveillées jusqu'à 92.5%.

✤ La figure IV. 5 indique que le taux d'erreur moyenne de la surveillance par :

1) L'algorithme SVM-PQ est 0.877%.

2) L'algorithme RdN-PM est 0.24%.

3) L'algorithme SVM-PQ+RdN-PM est 0.004%.



Figure IV. 5. Taux d'erreur de la surveillance par: SVM-PQ, RdN-PM et SVM-PQ+RdN-PM.

✤ La figure IV. 6 présente un ensemble de tests pour calculer le temps nécessaire pour surveiller une nouvelle observation. Elle montre dans l'ordre l'outil le plus rapide vers l'outil le plus lent :

1) L'algorithme SVM-PQ.

2) L'algorithme RdN-PM.

3) L'algorithme SVM-PQ+RdN-PM.

Par conséquent, le nouvel algorithme « SVM-PQ+RdN-PM » présente l'outil le plus lent parmi les outils utilisés dans cette étape grâce au calcul énorme qu'il a fait.

Chapitre IV. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de deux défauts : impédance et inversion de



polarité dans un champ PV

Figure IV. 6. Temps calculé pour surveiller une nouvelle observation par: SVM-PQ, RdN-PM et SVM-PQ+RdN-PM.

IV. 3. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de défaut « inversion de polarité » dans un champ PV

IV. 3. 1. Détection, classification et localisation en temps réel de défaut « inversion de polarité » dans un champ PV

La contribution proposée dans cette étape présente le développement d'un nouvel algorithme pour la détection, la classification et la localisation en temps réel de ces défauts d'un champ PV :

- Cellule PV en inversion de polarité.
- Diode by-pass en inversion de polarité.
- Diode anti-retour en inversion de polarité.

Le nouvel algorithme est constitué de quatre étapes :

Etape 1 : il existe trois situations différentes de la caractérisation du champ PV :

1) Si la caractéristique I-V du champ PV est :

$$\begin{cases} 0 \le V_{PV} \le V_{PV_Inverse} \\ -I_{PV_Inverse} \le I_{PV} \le 0 \\ I_{PV_PH} = 0 \end{cases} Mod(IV.23)$$

Cela montre la présence d'un « champ PV en inversion de polarité ».

2) Si la caractéristique I-V du champ PV est :

$$\begin{cases} -V_{PV_sain} \le V_{PV} \le V_{PV_sain} \\ 0 < I_{PV} \le I_{PV_sain} \\ I_{PV_PH} \neq 0 \end{cases} Mod(IV.24)$$

Cette situation signifie que ce champ PV contient au moins « un string PV avec des composants (cellule PV et diode by-pass) en inversion de polarité ».

3) Si la caractéristique I-V du champ PV est :

$$\begin{cases} V_{PV} = V_{PV_Circuit-ouvert} \\ I_{PV} = 0 \\ I_{PV_PH} \neq 0 \end{cases} Mod(IV.25)$$

Dans ces conditions, le « champ PV est en mode circuit-ouvert » à cause de l'inversion de polarité de ses composants.

Cependant, si ce « champ PV contient au moins un string sain », alors sa caractéristique I-V devient :

$$\begin{cases} V_{PV} = V_{String_sain} \\ I_{PV} = \sum_{I_{String_sain}} I_{String_sain} \\ I_{PV_PH} \neq 0 \end{cases} Mod(IV.26)$$

Etape 2 : il existe deux situations différentes de la caractérisation du string PV :

1) Si la caractéristique I-V du string PV est :

$$\begin{cases} V_{String} = V_{StringCircuit}-ouvert \\ I_{String} = 0 \\ I_{Stringinverse} = 0 \\ I_{StringPH} \neq 0 \\ \end{cases} \qquad Mod(IV.27)$$
et
$$\begin{cases} V_{String} = V_{StringInverse} \\ I_{String_cellules} = 0 \\ I_{String} = I_{StringInverse} < 0 \\ I_{StringPH} = 0 \\ \end{cases}$$

Cela désigne la présence d'une « diode anti-retour en inversion de polarité ».

2) Si la caractéristique I-V du string PV est :

$$\begin{cases} -V_{String_sain} \leq V_{String} < V_{String_sain} \\ 0 < I_{String} \leq I_{String_sain} \\ I_{String_Inverse} = 0 \\ I_{String_PH} \neq 0 \end{cases} Mod(IV.28)$$

Ce string PV contient au moins un « module PV en inversion de polarité ».

Etape 3 : si la caractéristique I-V du module PV est :

$$\begin{cases} -V_{Module_sain} \leq V_{Module_sain} \\ 0 < I_{Module} \leq I_{Module_sain} \end{cases} Mod(IV.29)$$

Cela montre la présence au moins de l'un des « groupes PV est en inversion de polarité ».

Etape 4 : il existe trois situations différentes de la caractérisation du groupe PV.

1) Si la caractéristique I-V du groupe PV est :

$$\begin{cases} 0 < V_{Groupe} < V_{Groupe_sain} \\ I_{Groupe} = I_{Groupe_sain} \end{cases} Mod(IV.30)$$

Cette situation signifie que ce groupe PV contient au moins une « cellule PV en inversion de polarité », mais il possède une tension positive (c'est-à-dire le nombre de ses cellules PV saines est plus grand que le nombre des cellules PV défectueuses).

2) Si la caractéristique I-V du groupe PV est :

$$\begin{cases} -V_{\text{Groupe}_sain} \leq V_{\text{Groupe}} \leq 0 \\ I_{\text{Groupe}} = I_{\text{Cellule}} + I_{\text{Bypass}_\text{Diode}} \end{cases}$$
 Mod(IV.31)

Cela montre que dans ce groupe PV au moins la moitié des « cellules PV en inversion de polarité ». Ce défaut peut modifier le fonctionnement de la diode by-pass, et elle devient passante lorsque la somme de tensions de ses cellules PV est négative.

3) Si la caractéristique I-V du groupe PV est :

$$\begin{cases} V_{Groupe} = 0 \\ I_{Groupe} = I_{Cellule_sain} - I_{Bypass_Diode} \end{cases} Mod(IV.32)$$

Cette caractérisation désigne la présence d'un groupe PV rassemblé par une « diode bypass en inversion de polarité ».

IV. 3. 2. Détection, smart classification et localisation en temps réel de défaut « inversion de polarité » dans un champ PV

L'algorithme proposé dans cette étape est basé sur l'utilisation du classifieur SVM-PL, pour la classification des différentes observations recueillent sur le champ PV. L'apprentissage de cet outil utilise l'algorithme proposé dans l'étape précédente, qui est réservé à la détection, la classification et la localisation de défaut « inversion de polarité » dans un champ PV.

IV. 3. 2. 1. Algorithme du SVM-PL

Le premier inconvénient du classifieur SVM-PL est la classification binaire des données de l'espace d'apprentissage. Notre contribution dans cette partie est de proposer une solution par la résolution d'un ensemble d'équations, chacune représente un classifieur entre une classe et son complément [90-95].

L'idée est de faire la séparation entre une classe et son complément. Puis, si l'observation n'appartient pas à cette classe, nous refaisons la séparation mais cette fois entre une autre classe et son complément, sauf la classe qu'elle est déjà traitée.

L'algorithme du SVM-PL suivant explique cette proposition :

Etape 1: construire le classifieur SVM-PL

La forme générale du classifieur SVM-PL dans les deux cas linéairement séparable et non linéairement séparable est comme suit :

Si le problème est linéairement séparable

$$\begin{cases} f_{c_{1},C(c_{1})}(x) = sign(\langle w_{c_{1},C(c_{1})}, x \rangle + b_{c_{1},C(c_{1})}) \\ f_{c_{2},C(c_{2})-c_{1}}(x) = sign(\langle w_{c_{2},C(c_{2})-c_{1}}, x \rangle + b_{c_{2},C(c_{2})-c_{1}}) \\ \vdots \\ f_{c_{m-1},c_{m}}(x) = sign(\langle w_{c_{m-1},c_{m}}, x \rangle + b_{c_{m-1},c_{m}}) \\ Mod(IV.33) \end{cases}$$

Si non

 $\begin{cases} f_{c_1, \zeta(c_1)}(x) = sign(\langle w_{c_1, \zeta(c_1)}, \phi(x) \rangle + b_{c_1, \zeta(c_1)}) \\ f_{c_2, \zeta(c_2) - c_1}(x) = sign(\langle w_{c_2, \zeta(c_2) - c_1}, \phi(x) \rangle + b_{c_2, \zeta(c_2) - c_1}) \\ \vdots \\ f_{c_{m-1}, c_m}(x) = sign(\langle w_{c_{m-1}, c_m}, \phi(x) \rangle + b_{c_{m-1}, c_m}) \end{cases}$

Fin

Etape 2: détermination de l'hyperplan.

L'hyperplan à marge maximale est donné par :

Si le problème est linéairement séparable

$$f_{c_{1},C(c_{1})}(x) = sign\left(\alpha_{c_{1},C(c_{1})}^{T}X_{base}x - \frac{1}{2}\binom{\max_{y_{i}=-1}(\langle w_{c_{1},C(c_{1})}, x_{i} \rangle)}{+\min_{y_{i}=1}(\langle w_{c_{1},C(c_{1})}, x_{i} \rangle)}\right)$$

$$f_{c_{2},C(c_{2}-c_{1})}(x) = sign\left(\alpha_{c_{2},C(c_{2})-c_{1}}^{T}X_{base}x - \frac{1}{2}\binom{\max_{y_{i}=-1}(\langle w_{c_{2},C(c_{2})-c_{1}}, x_{i} \rangle)}{+\min_{y_{i}=1}(\langle w_{c_{2},C(c_{2})-c_{1}}, x_{i} \rangle)}\right)$$

$$\vdots$$

$$f_{c_{m-1},c_{m}}(x) = sign\left(\alpha_{c_{m-1},c_{m}}^{T}X_{base}x - \frac{1}{2}\binom{\max_{y_{i}=-1}(\langle w_{c_{m-1},c_{m}}, x_{i} \rangle)}{+\min_{y_{i}=1}(\langle w_{c_{m-1},c_{m}}, x_{i} \rangle)}\right)$$

Si non

$$\begin{cases} f_{c_{1},C(c_{1})}(x) = sign\left(K(x,X_{base}^{T})D\alpha_{c_{1},C(c_{1})} - \frac{1}{2}\binom{\max_{y_{i}=-1}(\langle w_{c_{1},C(c_{1})},\phi(x_{i})\rangle)}{+\min_{y_{i}=1}(\langle w_{c_{1},C(c_{1})},\phi(x_{i})\rangle)}\right) \\ f_{c_{2},C(c_{2}-c_{1})}(x) = sign\left(K(x,X_{base}^{T})D\alpha_{c_{2},C(c_{2})-c_{1}} - \frac{1}{2}\binom{\max_{y_{i}=-1}(\langle w_{c_{2},C(c_{2})-c_{1}},\phi(x_{i})\rangle)}{+\min_{y_{i}=1}(\langle w_{c_{2},C(c_{2})-c_{1}},\phi(x_{i})\rangle)}\right) \\ \vdots \\ f_{c_{m-1},c_{m}}(x) = sign\left(K(x,X_{base}^{T})D\alpha_{c_{m-1},c_{m}} - \frac{1}{2}\binom{\max_{y_{i}=-1}(\langle w_{c_{m-1},c_{m}},\phi(x_{i})\rangle)}{+\min_{y_{i}=1}(\langle w_{c_{m-1},c_{m}},\phi(x_{i})\rangle)}\right) \end{cases}$$

Fin

Avec i=1:N.

Le deuxième inconvénient du classifieur SVM-PL est la classification de vecteurs de support et les données situées dans la marge, surtout dans le cas où cette dernière n'est pas bien maximisée. Après une recherche bibliographique, nous proposons d'utiliser une méthode classique très connu dans le domaine de la classification appelée k - PPV, pour la classification de ces données particulières.

Mod(IV.34)

IV. 3. 2. 2. Méthode k- plus proche voisin

k-PPV est un algorithme d'apprentissage non supervisé. Il permet de résoudre les problèmes de la classification. Il est utilisé dans plusieurs domaines, comme le diagnostic [111-115]. Cet algorithme est constitué principalement de trois étapes :

★ Etape 1: elle a pour objectif de déterminer un représentant pour chaque observation X = {x₁, x₂, ..., x_R} dans l'espace d'apprentissage X: R × N. Dans la littérature, il existe plusieurs travaux utilisant, pour définir ces représentants, le calcul des centres de gravité de chaque observation, et donc il résulte le vecteur center(X):

$$X_{\text{base}} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} & \dots & x_{R1} \\ x_{12} & x_{22} & \dots & x_{R2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{1N} & x_{2N} & \dots & x_{RN} \end{bmatrix} \Rightarrow \text{center}(X) = \begin{bmatrix} \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_{j1} \\ \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_{j2} \\ \vdots \\ \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_{jN} \end{bmatrix}$$
Mod(IV.35)

Avec $\begin{bmatrix} N : nombre d'observations \\ R : nombre de paramètres \end{bmatrix}$

Etape 2 : elle est réservée à la détermination d'un représentant pour l'observation à classifier. L'idée donc est de calculer son centre de gravité.

$$X^* = [x_1^* \quad x_2^* \quad \dots \quad x_R^*]^T \Rightarrow C(X^*) = \frac{1}{R} \sum_{j=1}^R x_j^*$$
 Mod(IV.36)

$$\operatorname{center}(X^*) = \operatorname{C}(X^*) * \operatorname{V} = \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_j^* * \begin{bmatrix} 1\\1\\\vdots\\1 \end{bmatrix} \Rightarrow \operatorname{center}(X^*) = \begin{bmatrix} \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_j^* \\ \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_j^* \\ \vdots \\ \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_j^* \end{bmatrix}$$
Mod(IV.37)

 \clubsuit *Etape 3* : elle est concernée par la détermination de l'indice de la valeur minimale, de la distance euclidienne du type Manhattan entre le vecteur *center*(X^*) et le vecteur *center*(X) :

$$f(X^{*}) = \text{classe de l'observation}(\text{index}[\min(\text{center}(X) - \text{center}(X^{*}))])$$

$$= \text{classe de l'obsevation}\left(\inf\left(\min\left[\frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_{j_{1}} \\ \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_{j_{2}} \\ \vdots \\ \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_{j_{N}} \\ \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_{j_{N}} \\ \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_{j_{N}} \\ \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} x_{j_{N}} \\ \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} |x_{j_{1}} - x_{j}^{*}| \\ \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} |x_{j_{2}} - x_{j}^{*}| \\ \frac{1}{R} \sum_{j=1}^{R} |x_{j_{N}} - x_{j}^{*}| \\ \frac{1}{R} |x_{j_{N}} - x_{j}^{*}| \\ \frac{1}{R} |x_{j_{N}} - x_{j}^{*}| \\$$

Cette méthode a montrée avec le temps son apport dans le domaine de la classification :

Elle est rapide. En général cette rapidité dépend du nombre d'observations existantes.

- ✤ Elle est robuste.
- ✤ Elle est facile à comprendre.

✤ Elle est relativement efficace.

Mais, elle présente quelques inconvénients, entre autre les problèmes de rejets à distance et de rejets d'ambigüité.

- Le rejet à distance ne concerne pas cette situation, car les observations situées à distance sont classifiées déjà par le classifieur SVM-PL.

- Dans le cas de l'existence de plusieurs distances minimales (c'est-à-dire qu'il existe plus d'une même distance entre cette nouvelle observation et les anciennes observations), une vérification de classes de ces dernières observations devient obligatoire. Par conséquent :

- Si ces observations appartiennent à la même classe, alors cette nouvelle observation appartient à la classe de ces observations les plus proches.

- Si non, cette nouvelle observation appartient à la classe de rejets d'ambiguïté (on doit créer une nouvelle classe).

IV. 3. 2. 3. Algorithme proposé

La contribution proposée dans cette étape a pour objectif de présenter un nouvel algorithme intelligent. Il est capable de faire une smart classification des observations récupérées à partir du fonctionnement du champ PV.

Ce nouvel algorithme « SVM-PL+k-PPV » résulte de l'hybridation de deux outils connus dans le domaine de la classification. Le premier appartient à la famille de l'IA appelé SVM-PL. Il est optimisé par le deuxième outil très connu dans les méthodes classiques de la classification appelé k – PPV. Ce dernier a pour objectif de classifier les observations situées dans la marge de la SVM-PL, et donc éviter le calcul effectué pour changer son emplacement. $f(x^*) = (1 - \xi) \times$

Mod(IV.40)

Où $\xi = 1$ si x est situé dans la marge du SVM-PL, si non $\xi = 0$.

IV. 3. 3. Simulation de l'algorithme et interprétation des résultats

IV. 3. 3. 1. Simulation de l'algorithme de détection, classification et localisation en temps réel de défaut « inversion de polarité » dans un champ PV

La simulation de l'algorithme de détection, de classification et de localisation de défaut « inversion de polarité » dans un champ PV est présentée sur les trois figures IV. 7-9.

La figure IV. 7 décrit la situation de la présence de défaut « cellules PV en inversion de polarité » dans un champ PV. L'algorithme proposé détecte successivement la présence de 4, 7, 10 cellules PV défectueuses.



Figure IV. 7. Surveillance en temps réel de « cellules PV en inversion de polarité » dans un champ PV.

✤ La figure IV. 8 présente l'influence de défaut « diode by-pass en inversion de polarité » sur le fonctionnement en temps réel du champ PV. L'algorithme proposé détecte la présence successivement de 2, 5, 8 diodes by-pass défectueuses.



Figure IV. 8. Surveillance en temps réel de « diodes by-pass en inversion de polarité » dans un champ PV.

✤ La figure IV. 9 présente le cas de la présence de défaut « diodes anti-retour en inversion de polarité » dans le fonctionnement en temps réel du champ PV. L'algorithme proposé détecte la présence successivement de 1, 2, 3 diodes anti-retour défectueuses.

Chapitre IV. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de deux défauts : impédance et inversion de

polarité dans un champ PV



Figure IV. 9. Surveillance en temps réel de « diodes anti-retour en inversion de polarité » dans un champ PV.

IV. 3. 3. 2. Simulation de l'algorithme de détection, smart classification et localisation en temps réel de défaut « inversion de polarité » dans un champ PV

Pour tester la performance du nouvel algorithme proposé pour la smart surveillance des observations obtenues au cours du fonctionnement en temps réel du champ PV, nous avons utilisé trois indicateurs :

1) Taux des observations bien surveillées (figure IV. 10).

- 2) Taux d'erreur de surveillance (figure IV. 11).
- 3) Temps de calcul pour surveiller une nouvelle observation (figure IV. 12).

Pour cela, nous avons gardé le même échantillon utilisé précédemment, mais cette fois avec les trois algorithmes : SVM-PQ, k-PPV et SVM-PL+k-PPV.



Figure IV. 10. Changement du taux des observations bien surveillées entre SVM-PQ, k-PPV, RdN-PM, SVP-PL+k-PPV et SVM-PQ+RdN-PM.

Chapitre IV. Smart algorithme pour la surveillance en temps réel de deux défauts : impédance et inversion de

polarité dans un champ PV



Figure IV. 11. Changement du taux d'erreur de surveillance entre SVM-PQ, k-PPV, RdN-PM, SVP-







Les résultats de simulation montre que :

✤ Pour SVM-PQ : le taux des observations bien surveillées varie entre 60 à 69.9%, un taux d'erreur prend des valeurs entre 0.8 à 0.9%, et un temps de calcul compris 2 et 8 (S).

✤ Pour k-PPV : le taux des observations bien surveillées varie entre 50 à 53.5%, un taux d'erreur prenant des valeurs entre 1.5 à 2%, et un temps de calcul compris 1.8 et 5 (S).

✤ Pour SVM-PQ+k-PPV: le taux des observations bien surveillées varie entre 68 à 75.8%, un taux d'erreur avec des valeurs entre 0.36 à 0.55%, et un temps de calcul situe entre 2.6 et 6.3 (S).

L'étude et l'analyse de ces résultats montrent que :

✤ L'algorithme SVM-PQ est capable de présenter un taux d'observations bien surveillées moyen, et un taux d'erreur moyen, dans un temps de calcul moyen.

L'algorithme k-PPV est capable de présenter un taux d'observations bien surveillées faible, avec un taux d'erreur élevé, dans un temps de calcul rapide.

✤ L'algorithme SVM-PL+k-PPV est capable de présenter un taux d'observations bien surveillées élevé, avec un taux d'erreur faible, mais dans un temps de calcul lent.

➢ Par la comparaison avec les deux premiers modèles proposés, celle de « la détection, la classification et la localisation en temps réel » et celui du « SVM-PQ+RdN-PM », nous remarquons que ce dernier garde le taux des observations bien surveillées le plus élevé, avec le taux d'erreur le plus faible, mais dans un temps de calcul le plus lent, par rapport aux tous les outils utilisés dans ce chapitre.

IV. 4. Conclusion

Ce chapitre présente un nouvel algorithme intelligent permettant de surveiller en temps réel les deux défauts « impédance » et « inversion de polarité » dans les champs PV. Ce nouvel algorithme est basé sur l'analyse des paramètres de fonctionnement en temps réel des différents regroupements d'un champ PV.

Pour une amélioration des performances de cet algorithme, l'utilisation des outils d'IA devient indispensable. Le choix est tombé sur le classifieur SVM résolue par un ensemble d'équations comme solution au problème de la multi-classe, et optimisée par RdN-PM et k-PPV comme solution à la classification des observations situées dans sa marge.

Le nouvel smart algorithme « SVM-PQ+RdN-PM » présente des caractéristiques spécifiques, un taux de surveillance élevé, et un taux d'erreur faible, mais avec un temps de calcul lent.

Résumé

Ce chapitre propose un nouvel algorithme intelligent permettant d'assurer une meilleure fonction de surveillance prédictive des deux défauts court-circuit et circuit-ouvert dans les champs PV. L'algorithme proposé est constitué de deux parties :

- *La première* est réservée à l'élaboration d'un outil capable de prédire la caractérisation d'un composant affectait soit par un court-circuit, soit par un circuit-ouvert dans le futur. Nous optons les SVRs résolues par la programmation quadratique (SVR-PQ). Ainsi, elles sont optimisées par les RdNs de type récurrent (RdNR) pour leurs sorties indéterminées.

Pour la comparaison des résultats, un autre outil de régression a été développé en parallèle. Il est basé sur les SVRs résolues par la programmation linéaire (SVR-PL), et optimisées par la méthode classique k-PPV de régression (k-PPVR).

- *La deuxième* est pour la prédiction et la localisation prédictive de deux défauts dans un champ PV, ces deux tâches sont basées sur l'analyse de paramètres de fonctionnement futur des différents composants qui sont actuellement en mode dégradé.

Pour tester les performances de l'algorithme proposé, nous avons utilisé une base de données importante contenant l'historique de fonctionnement du champ PV, et comme indicateurs nous avons choisi la variance, l'écart-type, l'erreur absolue, l'erreur relative et l'intervalle de confiance.

V. 1. Introduction

Le rendement d'un champ PV exprime la quantité d'énergie fournie sous forme d'énergie électrique contenue, par rapport à l'énergie solaire captée par des panneaux solaires. Ce rendement peut se dégrader et entrainer l'augmentation des pertes énergétiques. Ces pertes peuvent êtres causé par l'apparition des défauts comme « la dégradation des interconnexions », « les fissures sur les cellules PV » et « la corrosion de liaisons entre cellules PV ». Tous ces défauts peuvent êtres représenter sous forme électrique, particulièrement comme court-circuit et circuit-ouvert.

Assurer une meilleure fonction de la surveillance prédictive peut réduire les coûts de maintenance, augmenter la productivité du champ PV et rendre le rendement optimal. Alors, l'objectif du chapitre est de proposer un algorithme capable de prédire, localiser et identifier les causes de la présence de deux défauts dans le fonctionnement d'un champ PV.

Dans ce chapitre, nous avons proposé deux contributions :

La première a pour objectif de prédire la caractérisation future des composants constituant un champ PV, pour éviter leurs indisponibilités ce qui va influer sur le rendement global. Pour cela, nous avons opte pour la SVR-PQ comme outil de régression, car il est avec une décision rapide, et il donne de résultats de prédiction efficaces.

Mais, l'application de cet outil montre des limites pour certaines situations, où il présente des résultats indéterminés. Pour cela, nous avons proposé d'utiliser pour ces cas le RdN de régression. Ainsi, l'hybridation de ces deux outils donne un modèle rapide comme les SVRs et avec une grande précision comme les RdNs.

Pour augmenter le niveau de confiance, nous avons utilisé SVR-PL comme un outil de régression, qui est optimisée par la méthode classique k-PPV de régression, pour leurs résultats indéterminés.

La deuxième contribution a pour objectif de prédire et localiser l'existence de deux défauts dans un champ PV. Pour cela, nous avons développé un nouvel algorithme basé sur l'analyse de paramètres de fonctionnement futur tel que la puissance, le courant, la tension, la résistance et l'ensoleillement des composants en mode dégradés et de leurs regroupements.

Pour tester les performances des algorithmes proposés dans ce chapitre, nous avons utilisé comme base des données l'historique de fonctionnement du champ PV obtenu par la simulation de différents modes de fonctionnement. Cette base contient 6300 observations distribuées sur 7 classes. Chaque observation est constituée d'un ensemble de paramètres comme la puissance, le courant, la tension, la résistance et l'ensoleillement.

Ce chapitre s'articule autour du développement d'un smart algorithme pour la surveillance prédictive des défauts court-circuit et circuit-ouvert dans un champ PV.

V. 2. Smart algorithme pour la surveillance prédictive de défaut « court-circuit » dans un champ PV

V. 2. 1. Smart régression de défaut « court-circuit » dans un champ PV

V. 2. 1. 1. Algorithme du SVR-PQ

SVM peut également être utilisée comme une méthode de régression. Elle a pour objectif de déterminer l'hyperplan optimal, qui présente la fonction d'estimation. Pour minimiser la distance entre cette fonction et les points de l'espace, il suffit d'appliquer pour ça le problème primal. Le choix est tombé sur cet outil grâce à ses avantages entre autre sa robustesse contre les erreurs, et la possibilité de traiter les problèmes dans le cas non linéaire par l'utilisation de fonctions noyaux. Il existe deux types de régression par SVR-PQ selon la distribution de données de l'espace d'apprentissage :

1) La régression linéaire basée sur un modèle linéaire f entre le vecteur des entrées X et la sortie Y où Y=f(X).

2) La régression non-linéaire basée sur un modèle non-linéaire entre le vecteur des entrées *X* et la sortie *Y*, qui doit être transformé par une fonction dite fonction de mappage non linéaire Φ vers un modèle linéaire, entre le nouveau vecteur des entrées *Z* et la sortie *Y* avec $Z=\Phi(X)$.

Alors le modèle général de la régression par SVR-PQ est comme suit : Si le problème est linéairement séparable

 $f(x) = \langle w. x \rangle + b$ Si non $\int f(x) = \langle w. \phi(x) \rangle + b$ Fin

L'objectif à ce niveau est de déterminer les paramètres de cette fonction, le poids w et la constante b, de telles sortes que ces deux derniers pouvant minimiser la marge entre la fonction et les points de l'espace. Cela conduit à une programmation quadratique présentant un problème d'optimisation sous contraintes. Le problème SVR-PQ peut s'écrire comme suit: Si le problème est linéairement séparable

$$\int f(x) = \sum_{i=1}^{N} (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle x_i, x \rangle + (y_i - \langle w, x_i \rangle - \varepsilon_i - \xi_i)$$

Si non Mod(V.2)

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N} (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle \phi(x_i), \phi(x) \rangle + (y_i - \langle w, \phi(x_i) \rangle - \varepsilon_i - \xi_i)$$

Fin

Avec

ϕ	= Fonction de mappage non linéaire - Nonlinear mapping function-
α	= multiplicateur de Lagrangien.
x, x_{q1}, x_{q2}	= variables du problème, numéro q1, q2.
Ν	= Taille de l'espace d'apprentissage du SVR.
ξ	= Variable d'écart (Slack variable).
3	= Fonction de perte insensible (Insensitive loss function).

SVR-PQ possède plusieurs inconvénients dépendants de leur utilisation, comme le choix de la fonction noyau et ses paramètres, leur vitesse et leur complexité algorithmique. Néanmoins, dans ce cas nous avons traité ces deux problèmes majeurs :

Le non-changement de paramètres de la fonction de régression : SVR-PQ est un modèle stable basé sur de paramètres constants, quelques soit le nombre de données existantes ou bien le nombre de données entrantes, le problème résultant est : est ce que ce modèle est acceptable pour tous ces données ou non ?

Pour cela, nous proposons comme solution la résolution des deux équations :

1) La première présente la fonction de régression obtenue à partir de l'espace d'apprentissage.

2) La deuxième présente la fonction de régression obtenue à partir de l'ensemble d'apprentissage plus les nouvelles observations obtenues durant le fonctionnement du système.

Tant que la différence entre les deux équations est nulle, alors la première fonction est encore acceptable pour faire la régression, si non son changement par la second fonction devient nécessaire.

Si le problème est linéairement séparable

$$f^{t}(x) = \sum_{i=1}^{N^{t}} (\alpha_{i} - \alpha_{i}^{*}) \langle x_{i}, x \rangle + (y_{i} - \langle w, x_{i} \rangle - \varepsilon_{i} - \xi_{i})$$
$$f^{t+1}(x) = \sum_{i=1}^{N^{t} + N^{*}} (\alpha_{i} - \alpha_{i}^{*}) \langle x_{i}, x \rangle + (y_{i} - \langle w, x_{i} \rangle - \varepsilon_{i} - \xi_{i})$$

Si non

$$f^{t}(x) = \sum_{i=1}^{N^{t}} (\alpha_{i} - \alpha_{i}^{*}) \langle \phi(x_{i}), \phi(x) \rangle + (y_{i} - \langle w, \phi(x_{i}) \rangle - \varepsilon_{i} - \xi_{i})$$
Mod(V.3)

$$\begin{vmatrix} f^{t+1}(x) = \sum_{i=1}^{N^{t}+N^{*}} (\alpha_{i} - \alpha_{i}^{*})\langle \phi(x_{i}), \phi(x) \rangle + (y_{i} - \langle w, \phi(x_{i}) \rangle - \varepsilon_{i} - \xi_{i}) \\ Fin \\ Si f^{t}(x) = f^{t+1}(x) \\ f(x) = f^{t}(x) \\ Si non \\ \begin{vmatrix} f(x) = f^{t+1}(x) \\ Fin \\ Avec: \\ f, f, f^{t+1} \\ = Fonction linéaire, à l'instant t, à l'instant t+1. \\ N^{t} \\ = Nombre des observations à l'instant t. \\ N^{t}+N^{*} \\ = Nombre des observations à l'instant t+1. \end{aligned}$$

✤ Résultats indéterminés de la fonction de régression : le deuxième inconvénient de cet outil de régression réside dans l'existence de sorties prédites par la fonction f indéterminées, pour certaines observations de l'espace d'apprentissage. Pour cela, nous proposons après une recherche bibliographique comme solution les RdNs de type récurrents. Ils sont beaucoup plus utilisés dans la résolution des problèmes nécessitant une grande précision, pour prédire les sorties de observations possèdent des sorties non déterminées par SVR-PQ.

V. 2. 1. 2. Algorithme de réseaux de neurones récurrents

Les RdNs sont de réseaux composés d'un ensemble de neurones fonctionnant en parallèle. Ils sont inspirés par le système nerveux biologique. Chaque neurone calcul une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. L'apprentissage d'un RdN est effectué à partir de la comparaison de la sortie calculée d'une entrée spécifique et la sortie désirée, jusqu'à ce que la différence devienne acceptable.

Il existe plusieurs types d'un RdN en fonction de leur hiérarchie, parmi eux le réseau récurrent. Il est choisit à son adaptation aux problèmes de la reconnaissance de formes. Un réseau récurrent n'est pas différent par rapport des autres types dans le fonctionnement de leurs neurones, mais il est différent dans l'architecture de ses liens. Les liens des autres types sont dans un seul sens de l'entrée vers la sortie, mais ses liens sont dans les deux sens. Cette caractéristique peut créer un réseau d'un comportement dynamique, car il peut mémoriser ce comportement dans ses connexions vers l'arrière, pour son utilisation par la suite.

Nous avons choisi ce type particulièrement, car notre cas nécessite un outil capable de faire une prédiction de la caractérisation des observations possédant des sorties indéterminées prédit par SVR-PQ. Dans cette situation, nous avons trouvé que ce type de réseau de neurones est le plus approprié, son modèle mathématique est le suivant :

$$O_k^{t+1} = f_k \left(\sum_{i=1}^{R+1} (\beta_{ik} E_i^t) + \sum_{j=1}^M (\beta_{kj} O_j^t) \right)$$
 Mod(V.4)

 O_k^{t+1} = la k^{ième} sortie du réseau à l'instant t+1.

 $O_i^t = la j^{i \text{eme}}$ sortie du réseau à l'instant t.

 $E_i^t = \text{la i}^{\text{ième}}$ entrée du réseau à l'instant t.

 β_{ik} = le poids du lien entre la i^{ième} entrée et le k^{ième} neurone.

 β_{kj} = le poids du lien entre le k^{ième} neurone et la j^{ième} sortie.

M = la taille du vecteur de sortie du réseau de neurones.

R = la taille du vecteur d'entrée du réseau de neurones.

V. 2. 1. 3. Algorithme proposé

L'algorithme obtenu s'appuie sur l'optimisation de la SVR-PQ par l'utilisation de RdNR pour ses sorties prédites indéterminées. Le modèle du SVR-PQ utilisé dans cette partie est fondé sur la programmation quadratique pour la résolution du problème de la minimisation de la marge. Dans le RdN de type récurrent, la fonction d'activation utilisée pour chaque neurone est basée sur le modèle du SVR-PQ.

Le modèle résultant « SVR-PQ+RdNR » est capable de faire une prédiction par SVR-PQ optimisée par les RdNR dans les deux cas linéaires et non linéaires.

Si le problème est linéairement séparable

$$f(x^*) = \left[(1 - \Psi) \left(\sum_{i=1}^{N} (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle x_i, x^* \rangle + (y_i - \langle w, x_i \rangle - \varepsilon_i - \xi_i) \right) + \Psi \left(\sum_{i=1}^{\tilde{N}} (\tilde{\alpha}_i - \tilde{\alpha}_i^*) \langle \tilde{x}_i, \sum_{i=1}^{R+1} (\beta_i X^{*t}_i) + \sum_{j=1}^{M} (\beta_j O_j^t) \rangle + (\tilde{y}_i - \langle \tilde{w}, \tilde{x}_i \rangle - \tilde{\varepsilon}_i - \tilde{\xi}_i) \right) \right]$$

Si non

$$f(x^*) = \left[(1 - \Psi) \left(\sum_{i=1}^{N} (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle \phi(x_i), \phi(x^*) \rangle + (y_i - \langle w, \phi(x_i) \rangle - \varepsilon_i - \xi_i) \right) + \Psi \left(\sum_{i=1}^{\tilde{N}} (\tilde{\alpha}_i - \tilde{\alpha}_i^*) \langle \phi(\tilde{x}_i), \phi(\sum_{i=1}^{R+1} (\beta_i X^{*t}_i) + \sum_{j=1}^{M} (\beta_j O_j^t)) \rangle + (\tilde{y}_i - \langle \tilde{w}, \phi(\tilde{x}_i) \rangle - \tilde{\varepsilon}_i - \tilde{\xi}_i) \right) \right]$$
Mod(V.5)

Fin

 $\Psi=0$ tant que les résultats du SVR-PQ sont déterminés, sinon $\Psi=1$. Avec \tilde{p} = paramètres de la fonction d'activation SVR.

V. 2. 2. Prédiction, classification et localisation prédictive de défaut « court-circuit » dans un champ PV

La contribution proposée dans cette partie présente un nouvel algorithme pouvant faire la prédiction, la classification et la localisation prédictive aux défauts d'un champ PV :

- Cellule en court-circuit.

- Diode by-pass en court-circuit.

- Diode anti-retour en court-circuit.

Le nouvel algorithme est basé sur la caractérisation prédite dans la partie précédente du composant qui est actuellement en mode dégradé, et qui sera affecté par un défaut au plus tard. Il est constitué de quatre étapes principales :

Etape 1 : il existe deux situations différentes de la caractérisation future du champ PV :

1) Si la caractéristique I-V future d'un champ PV est :

$$\begin{cases} V_{PV} = 0 \\ I_{PV} = I_{PV_Court-circuit} \end{cases} Mod(V.6)$$

Alors, cette situation désigne que ce « champ PV est en court-circuit ».

2) Si la caractéristique I-V future d'un champ PV est :

$$\begin{cases} 0 < V_{PV} \le V_{PV_sain} \\ -I_{PV_Inverse} \le I_{PV} < I_{PV_Court-circuit} \end{cases} \mbox{Mod}(V.7)$$

Cette situation indique que ce champ PV contient « des composants en court-circuit ». Pour plus d'informations, il faut faire un zoom sur la caractérisation future des strings PV.

Etape 2 : il existe cinq situations différentes de la caractérisation future du string
 PV :

1) Un string PV sera en court-circuit si et seulement si sa caractéristique I-V future est :

$$\begin{cases} V_{String} = 0 \\ I_{String} = I_{String_Court-circuit} \end{cases} Mod(V.8)$$

Cette situation désigne que « tous leurs modules PV sont en court-circuit ».

2) Si la caractéristique I-V future du string PV est :

$$\begin{cases} 0 < V_{String} < V_{String_{sain}} \\ I_{string_{sain}} \leq I_{String} < I_{String_{court-circuit}} \\ I_{String_{Inverse}} = 0 \\ I_{String_{PH}} \neq 0 \end{cases} Mod(V.9)$$

Alors, ce string PV contient au moins un « module PV en court-circuit » et au moins un « module PV sain ».

3) Si la caractéristique I-V future du string PV est :

$$V_{String} = V_{String_Circuit-ouvert}$$

$$I_{String} = 0$$

$$Mod(V.10)$$

$$I_{String_Inverse} = 0$$

$$I_{String_PH} \neq 0$$

Donc, cette situation signifie l'existence future de défaut « diode anti-retour en courtcircuit » (la présence future du phénomène de deux courants opposés).

4) Ce défaut « diode anti-retour en court-circuit » pourra exister lorsque la caractéristique I-V future du string PV est :

$$\begin{cases} V_{String} = V_{String_Inverse} \\ I_{String_Cells} = 0 \\ I_{String} = I_{String_Inverse} < 0 \\ I_{String_PH} = 0 \end{cases} Mod(V.11)$$

5) La dernière situation concernant le défaut « diode anti-retour en court-circuit » est lorsque les strings PV du champ PV disposent mêmes valeurs de tension, alors l'influence de ce défaut n'est pas remarquable sur le fonctionnement futur du champ PV. Néanmoins, leur existence est dangereuse, car leur détection est difficile.

Etape 3 : il existe deux situations différentes de la caractérisation future du module PV :

1) Un module PV sera en court-circuit, lorsque sa caractéristique I-V future est :

$$\begin{cases} V_{Module} = 0 \\ I_{Module_Court-circuit} = I_{Cellule_Court-circuit} + I_{Bypass_Diode} \end{cases} Mod(V.12)$$

Cela signifie que « tous leurs groupes sont en court-circuit ».

2) Si la caractéristique I-V future du module PV est :

$$\begin{cases} 0 < V_{Module} < V_{Module_sain} \\ I_{Module_sain} \le I_{Module} < I_{Module_Court-circuit} \end{cases} Mod(V.13)$$

Cette situation montre que ce module PV contient au moins un « groupe PV en courtcircuit ».

Etape 4 : il existe quatre situations différentes de la caractérisation future du groupe PV :

1) Un groupe PV sera en court-circuit si et seulement si sa caractéristique I-V future est :

$$\begin{cases} V_{Groupe} = 0 \\ I_{Groupe} = I_{Cellule_{Court-circuit}} + I_{Bypass_{Diode}} \end{cases} Mod(V.14)$$

Ce cas signifie que « tous leurs composants sont en court-circuit ».

2) Si la caractéristique I-V future du groupe PV est :

$$\begin{cases} 0 < V_{Groupe} < V_{Groupe_sain} \\ I_{Groupe} = I_{Cellule_sain} \end{cases} Mod(V.15)$$

Alors, ce groupe contient au moins « une cellule PV saine et les autres sont en courtcircuit ».

3) Si la caractéristique I-V future du groupe PV est :

$$\begin{cases} V_{Groupe} = 0 \\ I_{Groupe} = I_{Cellule_Court-circuit} + I_{Bypass_Diode} \end{cases} Mod(V.16)$$

Cette situation indique que « toutes les cellules PV de groupe PV sont défectueuses ».

4) Si la caractéristique I-V future du groupe PV est :

$$\begin{cases} V_{Groupe} = 0 \\ I_{Groupe} = I_{Cellule_sain} + I_{Bypass_Diode} \end{cases} Mod(V.17)$$

Cette situation signifie que ce groupe PV est rassemblé par une « diode by-pass en court-circuit ».

V. 2. 3. Simulation de l'algorithme proposé et l'interprétation de résultats

➢ La simulation de l'algorithme proposé pour la surveillance prédictive de la présence de défaut « court-circuit » dans les composants de champ PV affiche les trois figures V. 1-3 :

La figure V. 1 représente le fonctionnement futur de champ PV soumis au défaut
« cellules PV en court-circuit ». L'algorithme proposé prédira la présence successivement de
50, 100, 150 cellules PV défectueuses.



Figure V. 1. Surveillance prédictive de « cellules PV en court-circuit » dans un champ PV.

La figure V. 2 représente la situation future du fonctionnement de champ PV soumis aux « diodes by-pass en court-circuit ». L'algorithme proposé prédira la présence successivement de 1, 4, 7 diodes by-pass défectueuses.



Figure V. 2. Surveillance prédictive de « diodes by-pass en court-circuit » dans un champ PV.

La figure V. 3 représente le fonctionnement futur du champ PV soumis aux « diodes anti-retour en court-circuit ». L'algorithme proposé prédira la présence successivement :

1) Une seule « diode anti-retour en court-circuit » dans un champ PV possédant une même valeur de tension au niveau de leurs strings PV.

2) Deux « diodes anti-retour en court-circuit » dans un champ PV possédant une même valeur de tension au niveau de leurs strings PV.

3) Deux « diodes anti-retour en court-circuit » affectant la puissance de leurs deux strings PV.



Figure V. 3. Surveillance prédictive de « diodes anti-retour en court-circuit » dans un champ PV.

➢ Pour l'évaluation du nouvel algorithme proposé pour la smart surveillance prédictive des défauts d'un champ PV, nous avons choisi cinq critères d'évaluation que l'on présenté dans les figures V. 4-6 :

✤ La figure V. 4 illustre les performances du nouvel algorithme proposé en termes d'erreur absolue et relative. Elle montre que la smart surveillance prédictive par :

1) SVR-PQ possède une erreur absolue et relative assez grandes.

2) RdNR donne une erreur absolue et relative moyennes.

3) SVR-PQ+RdNR garde l'erreur absolue et relative les plus petites possibles.

Par conséquent, la smart surveillance prédictive basée sur le modèle « SVR-PQ+RdNR » possède un degré de précision plus élevé par rapport aux deux autres outils SVR-PQ et RdNR.



Figure V. 4. Comparaison de valeurs de l'erreur absolue et relative obtenues de la smart surveillance prédictive par SVR-PQ, RdNR et SVR-PQ+RdNR.

✤ La figure V. 5 illustre les performances du nouvel algorithme proposé en termes d'écart type et de variance. Ces deux critères ont pour objectif de mesurer la dispersion de résultats prédits dans l'espace de données. Elle montre que la smart surveillance prédictive par :

1) SVR-PQ donne l'écart type et la variance les plus grands.

2) RdNR possède un écart type et une variance moyens.

3) SVR-PQ+RdNR montre l'écart type et la variance les plus faibles.

Par conséquent, la smart surveillance prédictive basée sur le modèle « SVR-PQ+RdNR » garde les résultats les plus homogènes par rapport aux deux autres outils SVR-PQ et RdNR.



Figure V. 5. Comparaison des valeurs de l'écart type et la variance obtenues de la smart surveillance prédictive par SVR-PQ, RdNR et SVR-PQ+RdNR.

✤ La figure V. 6 illustre les performances de l'algorithme proposé en termes d'intervalle de confiance. Ce critère permet de définir une marge d'erreur de résultats prédits.
Elle montre que la smart surveillance prédictive par :



Figure V. 6. Comparaison des valeurs de l'intervalle de confiance obtenues de la smart surveillance prédictive par SVR-PQ, RdNR et SVR-PQ+RdNR.

- 1) SVR-PQ donne l'intervalle de confiance le plus large.
- 2) RdNR possède un intervalle moins large.

3) SVR-PQ+RdNR garde l'intervalle de confiance le plus optimisé.

Par conséquent, la smart surveillance prédictive faite par « SVR-PQ+RdNR » donne les résultats les plus fiables par rapport aux deux autres outils SVR-PQ et RdNR.

V. 3. Smart algorithme pour la surveillance prédictive de défaut « circuit-ouvert » dans un champ PV

V. 3. 1. Smart régression de défaut « circuit-ouvert » dans un champ PV

Cette partie a pour objectif de développer un modèle mathématique capable de prédire les caractérisations futures des composants en mode dégradés du champ PV avec une précision acceptable. Ce modèle servira pour l'augmentation du niveau de confiance dans le modèle proposé précédemment. Après une recherche bibliographique, nous avons choisi les deux outils suivants :

V. 3. 1. 1. L'algorithme du SVR-PL

SVR-PL possède aussi deux cas dans le cadre de la regression :

- Le cas linéaire,

- Le cas non linéaire.

Pour le second cas, SVR-PL fait rappel à une fonction de mappage non linéaire, pour transformer les données en un nouvel espace d'une dimension plus grande, et donc rendre le traitement de données dans un espace linéaire. Le modèle général de la régression par SVR-PL est comme suite :

Si le problème est linéairement séparable

 $f(x) = \langle w. x \rangle + b$ Si non $f(x) = \langle w. \phi(x) \rangle + b$ Fin

w et b sont les paramètres de la fonction objectif f. Ils seront déterminés de telle sorte que les deux maximisent la marge de la fonction (dans le cas non linéaire après la transformation de l'espace). Donc, le problème peut être écrit dans sa forme de programmation linéaire, et résolu par la minimisation de Lagrangien. Le problème SVR-PL devient comme suit:

Si le problème est linéairement séparable

$$f(x) = [\langle x. x_1 \rangle \langle x. x_2 \rangle \dots \langle x. x_N \rangle] \alpha + b$$
 Mod(V.19)

Si non

$$f(x) = [\langle \phi(x). \phi(x_1) \rangle \langle \phi(x). \phi(x_2) \rangle \dots \langle \phi(x). \phi(x_N) \rangle] \alpha + b$$

Fin Avec

 α = multiplicateurs de Lagrangien.

N = Taille de l'espace d'apprentissage du SVR-PL.

 ϕ = Fonction de mappage non linéaire.

Une fois que le coefficient α défini, alors la détermination du paramètre *b* est obtenue par la soustraction de deux équations, chacune présente un ensemble de couples (x_i , y_i) de l'ensemble d'apprentissage.

De même, SVR-PL présente le problème de *résultats indéterminés de la fonction de régression*. Pour cela, notre contribution est de proposer comme solution l'utilisation de la méthode k- PPVR, pour prédire les caractérisations de certaines observations de l'espace d'apprentissage qui ont des sorties prédites par SVR-PL non déterminées.

V. 3. 1. 2. L'algorithme du k-PPVR

Pour atteindre cet objectif, notre choix s'est fait sur la base de ses performances parmi elle :

1) Elle ne nécessite aucun apprentissage, c'est-à-dire ne nécessite pas à un modèle.

2) Ses prévisions reposent sur l'ensemble des observations les plus proches seulement.L'algorithme proposé pour la régression par k-PPV est constitué des étapes suivantes :

Etape1 : identifier le centre de gravité de la nouvelle observation.

$$x^* \times V = x^* \times \begin{bmatrix} 1\\1\\\vdots\\1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x^*\\x^*\\\vdots\\x^* \end{bmatrix}$$
 Mod(V.20)

Avec V un vecteur d'une taille N, où N nombre d'observations.

Etape 2 : calculer la distance entre le centre de gravité de cette nouvelle observation et les centres de gravité de toutes les anciennes observations de la base de données. Nous utilisons la distance de Manhattan présentée comme suite :

$$DIS = \begin{bmatrix} x^* \\ x^* \\ \vdots \\ x^* \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |x^* - x_1| \\ |x^* - x_2| \\ \vdots \\ |x^* - x_N| \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dis_1 \\ dis_2 \\ \vdots \\ dis_N \end{bmatrix}$$
Mod(V.21)

Etape 3 : choisir parmi les distances calculées précédemment les distances minimales, et sélectionner leurs index :

$$MIN = index \left(min \begin{bmatrix} dis_1 \\ dis_2 \\ \vdots \\ dis_N \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} index_1 \\ index_2 \\ \vdots \\ index_Q \end{bmatrix} Mod(V.22)$$

Avec $Q \le N$

1) S'il existe un seul minimum, alors la valeur prédite de cette observation (qui possède une sortie indéterminée par SVR-PL) est égale à la valeur prédite de l'observation la plus proche.

2) Dans le cas où il existe plusieurs distances minimales, c'est-à-dire qu'il existe plus d'une même distance entre cette observation et les autres observations, alors la valeur prédite de cette observation est égale à la moyenne des valeurs prédites de ses observations les plus proches.

3) Mais, il existe un autre problème, en effet si cette distance est très grande, alors cette observation appartient à la classe de rejets à distance, qui est représente une limite à cette méthode.

V. 3. 1. 3. Algorithme proposé

Si le problème est linéairement séparable

$$f(x^*) = \begin{bmatrix} (1-\theta)([\langle x^*.x_1 \rangle \langle x^*.x_2 \rangle \dots \langle x^*.x_N \rangle]\alpha + b) + \\ \theta\left(\frac{\sum_{d=1}^{Q}([\langle x^*_{[\text{index}_d]}.x_1 \rangle \langle x^*_{[\text{index}_d]}.x_2 \rangle \dots \langle x^*_{[\text{index}_d]}.x_N \rangle]\alpha + b)}{Q} \right) \end{bmatrix}$$

Si non

$$\begin{cases} f(x^*) \\ = \begin{bmatrix} (1-\theta)([\langle \phi(x^*).\phi(x_1)\rangle \langle \phi(x^*).\phi(x_2)\rangle \dots \langle \phi(x^*).\phi(x_N)\rangle]\alpha + b) + \\ \theta\left(\frac{\sum_{d=1}^{Q}([\langle \phi(x^*_{[index_d]}).\phi(x_1)\rangle \langle \phi(x^*_{[index_d]}).\phi(x_2)\rangle \dots \langle \phi(x^*_{[index_d]}).\phi(x_N)\rangle]\alpha + b) \\ Q \end{bmatrix} \end{cases}$$
Fin

 θ =0 tant que les résultats du SVR-PL sont déterminés, sinon θ =1.

Cette étape est pour augmenter le niveau de confiance dans l'algorithme proposé précédemment dans ce chapitre. Ce nouvel algorithme s'appuie sur SVR-PL pour la prédiction de caractérisations des observations tant que leurs résultats sont déterminés, si non le modèle utilise la deuxième partie en basant sur la régression par la méthode classique k-PPVR.

L'hybridation de ces deux méthodes donne un modèle mathématique « SVR-PL+ k-PPVR » capable de prédire les caractérisations du champ PV avec une précision acceptable.

V. 3. 2. Prédiction, classification et localisation prédictive de défaut « circuit-ouvert » dans un champ PV

La dernière contribution proposée dans ce chapitre présente un nouvel algorithme ayant pour objectif de prédire et de localiser l'existence des défauts dans un champ PV tel que :

- Cellule PV en circuit-ouvert.

Mod(V.23)

- Diode by-pass en circuit-ouvert.

- Diode anti-retour en circuit-ouvert.

L'algorithme proposé est constitué principalement de quatre étapes :

Etape 1 : il existe deux situations différentes de la caractérisation future du champ PV :

1) Si la caractéristique I-V future du champ PV est :

$$V_{PV} = V_{PV_Circuit-ouvert}$$

$$I_{PV} = 0$$
Mod(V.24)

Cette situation indique la présence future du défaut « champ PV en circuit-ouvert ».

2) Si la caractéristique I-V future du champ PV :

$$\begin{cases} V_{PV_sain} \le V_{PV} < V_{PV_Circuit-ouvert} \\ 0 < I_{PV} \le I_{PV_sain} \end{cases} Mod(V.25) \end{cases}$$

Elle montre que le champ PV contient des « composants en circuit-ouvert ».

Etape 2 : il existe deux situations différentes de la caractérisation future du string PV :

1) Si la caractéristique I-V future du string PV est :

$$\begin{cases} V_{\text{String}} = V_{\text{String_Circuit-ouvert}} \\ I_{\text{String}} = 0 \end{cases} \text{Mod}(V.26)$$

Cette situation montre la présence future au moins de l'un de ces défauts : « connexions entre les modules PV en circuit-ouvert », « diode anti-retour en circuit-ouvert » et « modules PV en circuit-ouvert ».

2) Si la caractéristique I-V future du string PV est :

$$\begin{cases} V_{String_sain} \leq V_{String_Circuit-ouvert} \\ I_{String} = I_{String_sain} \end{cases} Mod(V.27)$$

Cela montre que ce string PV contient au moins « un groupe PV sain et les autres sont en circuit-ouvert ».

Etape 3 : il existe deux situations différentes de la caractérisation future du module PV :

1) Un module PV sera en circuit-ouvert si et seulement si sa caractéristique I-V future est :

$$V_{Module} = V_{Module_Circuit-ouvert}$$

$$I_{Module} = 0$$

$$Mod(V.28)$$

Ce type de défaut est le résultat des deux situations : « groupes PV en circuit-ouvert », et « connexions entre groupes PV en circuit-ouvert ».

2) Si la caractéristique I-V future du module PV est :

$$\begin{cases} V_{Module_sain} \le V_{Module} < V_{Module_circuit-ouvert} \\ I_{Module} = I_{String} \end{cases} Mod(V.29)$$

Cette situation désigne que ce module PV contient au moins « un groupe PV sain et les autres sont en circuit-ouvert ».

✤ *Etape 4* : il existe trois situations différentes de la caractérisation future du group PV :

1) Si la caractéristique I-V future du groupe PV est :

$$V_{\text{Groupe}} = V_{\text{Group}_\text{Circuit-ouvert}}$$

 $I_{\text{Group}} = 0$
 $Mod(V.30)$

Elle indique la présence future d'une hybridation de ces trois types de défauts : « cellule PV en circuit-ouvert », « diode by-pass en circuit-ouvert » et « connexions entre les cellules PV en circuit-ouvert ».

2) Si la caractéristique I-V future du groupe PV est :

$$\begin{cases} V_{Groupe} = V_{Group_Circuit-ouvert} \\ I_{Group} = I_{Bypass_Diode} \end{cases} \qquad Mod(V.31)$$

Cela montre l'existence future de trois situations : « cellule PV en circuit-ouvert », « connexion entre les cellules PV en circuit-ouvert », et « les deux défauts sont présents ».

3) Le dernier cas est celui d'un groupe PV défectueux, et ceci lorsque la caractéristiqueI-V future est (à cause de l'ombrage par exemple) :

$$\begin{cases} V_{Groupe} = 0 \\ I_{Group} = 0 \\ I_{Group_{PH}} = 0 \end{cases} Mod(V.32)$$

Cette situation désigne que ce groupe PV contient une « diode by-pass en circuitouvert ».

V. 3. 3. Simulation de l'algorithme proposés et l'interprétation de résultats

➤ La simulation de l'algorithme proposé pour la prédiction, la classification et la localisation prédictive du défaut « circuit-ouvert » affiche les trois figures suivantes :

✤ La figure V. 7 présente le fonctionnement futur du champ PV. L'algorithme proposé prédira la présence successivement de 10, 20, 48 groupes PV défectueux, où chacun contient une « cellule PV en circuit-ouvert ».



Figure V. 7. Surveillance prédictive de « cellules PV en circuit-ouvert » dans un champ PV.

✤ La figure V. 8 présente le fonctionnement futur du champ PV. L'algorithme proposé montre la présence future d'un fonctionnement normal avec une puissance produite maximale, et le nombre des éléments défectueux est nul. Par conséquent, l'absence du photocourant dans la troisième phase du fonctionnement futur du champ PV prouvera la présence d'une « diode by-pass en circuit-ouvert ».



Figure V. 8. Surveillance prédictive de « diodes by-pass en circuit-ouvert » dans un champ PV.

La figure V. 9 présente le fonctionnement futur de champ PV soumis à de « diodes anti-retour en circuit-ouvert ». L'algorithme proposé prédira la présence successivement de 1, 3, 5 diodes anti-retour défectueuses.
Chapitre V. Smart algorithme pour la surveillance prédictive de deux défauts : court-circuit et circuit-ouvert d'un champ PV





➢ La simulation de deux algorithmes de la smart surveillance prédictive par l'utilisation de SVR-PQ, k-PPVR et SVR-PL+k-PPVR est présentée sur les figures suivantes :

✤ La figure V. 10 illustre les performances de l'algorithme proposé en termes d'erreur absolue et relative. Elle montre que la smart surveillance prédictive par :

1) k-PPVR possède l'erreur absolue et relative les plus grandes.

2) SVR-PQ donne l'erreur absolue et relative moyennes.

3) SVR-PL+k-PPVR garde l'erreur absolue et relative les plus petites.



Figure V. 10. Comparaison des valeurs de l'erreur absolue et relative obtenues de la smart surveillance prédictive par SVR-PQ, k-PPVR, RdNR, SVR-PL+k-PPVR et SVR-PQ+RdNR.

Chapitre V. Smart algorithme pour la surveillance prédictive de deux défauts : court-circuit et circuit-ouvert d'un champ PV

Ces résultats montre que la smart surveillance prédictive basée sur l'algorithme « SVR-PL+k-PPVR » possède le degré de précision le plus élevé par rapport aux deux autres outils SVR-PQ et k-PVVR.

Par conséquent, nous remarquons que la smart surveillance prédictive basée sur l'algorithme « SVR-PQ+RdNR » garde la précision du calcul la plus optimisée par rapport aux tous les outils utilisés dans ce chapitre.

✤ Le deuxième critère pour l'évaluation de l'algorithme proposé est la variance et l'écart type de résultats obtenus présentant dans la figure V. 11. Elle montre que la smart surveillance prédictive basée sur :

1) k-PPVR dispose de la variance et de l'écart type les plus élevés.

2) SVR-PQ possède une variance et un écart type moyens.

3) SVR-PL+k-PPVR donne la variance et l'écart type les plus faibles.

✤ Cette situation montre que les résultats obtenus à partir de la smart surveillance prédictive basée sur l'algorithme « SVR-PL+k-PPVR » sont les plus homogènes par rapport aux deux autres outils SVR-PQ et k-PPVR.

Ainsi, nous remarquons que les résultats obtenus à partir de la smart surveillance prédictive basée sur l'algorithme « SVR-PQ+RdNR » sont les plus homogènes par rapport aux tous les outils utilisés dans ce chapitre.



Figure V. 11. Comparaison des valeurs de l'écart type et de la variance obtenues de la smart surveillance prédictive par SVR-PQ, k-PPVR, RdNR, SVR-PL+k-PPVR et SVR-PQ+RdNR.

✤ Le troisième critère d'évaluation de l'algorithme proposé est l'intervalle de confiance. La figure V. 12 montre que la smart surveillance prédictive par :

1) k-PPVR possède l'intervalle de confiance le plus large.

2) SVR-PQ donne l'intervalle de confiance moyen.

3) SVR-PL+k-NNR garde l'intervalle de confiance le plus optimisé.

♦ Cette situation montre que les résultats obtenus à partir de la smart surveillance prédictive faite par l'algorithme « SVR-PL+k-PPVR » sont plus fiables par rapport aux deux autres outils SVR-PQ et k-PPVR.

Par conséquent, les résultats obtenus précédemment montre que la smart surveillance prédictive faite par l'algorithme « SVR-PQ+RdNR » sont plus fiables par rapport aux tous les outils utilisés dans ce chapitre.



Figure V. 12. Comparaison des valeurs de l'intervalle de confiance obtenues de la smart surveillance prédictive par SVR-PQ, k-PPVR, RdNR, SVR-PL+k-PPVR et SVR-PQ+RdNR.

V. 4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un nouvel algorithme intelligent pour la surveillance prédictive de la présence de court-circuit et circuit-ouvert au niveau de composants élémentaire d'un champ PV.

L'approche proposée est basée pour la régression des caractérisations futurs des composants qui sont actuellement en mode dégradé sur l'utilisation de SVR-PQ optimisée par

RdNR pour leurs sorties indéterminées. Pour la comparaison de résultats, nous avons utilisé SVR-PL optimisée par la méthode classique k-PPVR.

En se basant sur les résultats de la première étape, un nouvel algorithme basé sur l'analyse des paramètres de fonctionnement future des composants du champ PV est développé, pour la prédiction, la classification, la localisation prédictive et enfin l'identification prédictive des causes des défauts apparaîtront dans le future.

L'étude et l'analyse des résultats obtenus basée sur la détermination de l'erreur absolue, l'erreur relative, l'écart-type, la variance et enfin l'intervalle de confiance montre que la smart surveillance prédictive faite par l'algorithme « SVR-PQ+RdNR » réalise une meilleure performance de prédiction avec des résultats homogène et fiable.

Conclusion générale et perspectives

Dans le cadre de ce travail de recherche, nous avons proposé une nouvelle méthodologie pour la modélisation et la surveillance de défauts de champs PV. Cette méthodologie est scindée en trois parties:

➤ La première a pour objectif de développer un modèle pour le comportement d'un champ PV en fonctionnement normal et défectueux. Le modèle proposé a fourni une base de données pour la phase d'apprentissage, la régression et la classification de nouvelles observations de deux cas normaux et anormaux recueillies sur le champ PV pendant leur fonctionnement.

Comme contribution au niveau de cette première partie, nous avons proposé une nouvelle méthodologie pour la modélisation de champs PV. Elle est basée sur une modélisation mathématique électrique de la caractéristique I-V de différents composants constituant un champ PV. Avec cette méthodologie, la détection de défauts dans un champ PV est devenue plus souple et facile.

Cette nouvelle méthodologie a conduit à une reformulation électrique du comportement du champ PV en fonctionnement normal, et en présence de l'un de ces défauts le court-circuit, le circuit-ouvert, l'impédance et l'inversion de polarité, et au niveau de l'un de leurs composants comme la cellule PV, la diode by-pass, la diode anti-retour et les connexions entre ces composants. Cette nouvelle méthodologie donne une connaissance plus claire au diagnostiqueur, pas seulement sur le degré d'influence de défauts sur les composants défectueux, mais aussi a permis de mieux cerner le degré d'influence de ces composants défectueux sur tous ses regroupements.

Cette nouvelle méthodologie a conduit à une base de données riche contenant treize classes présentant différentes modes de fonctionnement d'un champ PV. Le problème posé alors était de voit comment développer un smart algorithme capable de prédire et de classifier ces différentes classes ? Ceci a été objectif du deuxième volet.

➤ La deuxième partie a été dédiée au développement d'un smart algorithme de la surveillance prédictive en présence de deux défauts court-circuit et circuit-ouvert dans un champ PV. Le choix de ces deux défauts a été conditionné par vu de leur criticité par rapport aux quatre défauts étudiés. Cet algorithme est constitué de deux étapes principales :

- La première étape a été réservée au développement d'un smart algorithme de régression de deux défauts court-circuit et circuit-ouvert. Après une importante recherche bibliographique, nous avons opté pour l'outil de régression SVR-PQ, qui est le plus adéquat

pour traiter des problèmes de grandes dimensions. Néanmoins, son utilisation a présenté certains inconvénients, comme la non détermination des outputs de certaines observations. Ceci, nous a conduit à une hybridation avec le RdNR. Cette proposition donne un modèle plus rapide et plus précis. Afin d'élever le niveau de confiance dans ce nouvel algorithme, une autre hybridation entre l'outil de régression SVR-PL et la méthode classique k-PPVR a été proposée.

L'étude et l'analyse des résultats obtenus à partir de la simulation par le logiciel LabVIEW basée sur la régression par les cinq outils tel que SVR-PQ, k-PPVR, RdNR, SVR-PL+k-PPVR et SVR-PQ+RdNR, et évaluée par cinq paramètres comme l'erreur absolue et relative, l'écart type et la variance, et enfin la marge de confiance montre que la nouvelle contribution « SVR-PQ+RdNR » possède une meilleure performance de prédiction avec de résultats homogènes et fiables par rapport à tous les outils de régression utilisés dans ce travail.

- *La deuxième étape* a été consacrée au développement d'un algorithme de prédiction, de classification, de localisation prédictive et enfin d'indentification prédictive des causes de deux défauts dans un champ PV. Cet algorithme peut remplir ces fonctions par l'analyse de la caractérisation prédite dans l'étape précédente de différents composants et ses regroupements qui sont actuellement en mode dégradé dans un champ PV.

L'objectif de la *troisième partie* a été le développement d'un smart algorithme pour la surveillance en temps réel relatif aux défauts les moins influencent sur la productivité du champ PV comme l'impédance et l'inversion de polarité. Cet algorithme est constitué de deux étapes principales :

- *La première étape* est réservée au développement d'un algorithme pour la détection, la classification, la localisation et l'identification des causes en temps réel des deux défauts. Cet algorithme est basé sur l'analyse des paramètres de fonctionnement en temps réel des différents composants et ses regroupements d'un champ PV.

- La deuxième étape a été dédiée au développement d'un smart algorithme pour la classification des deux défauts impédance et inversion de polarité dans un champ PV. Cet algorithme a pour objectif d'améliorer les performances de l'algorithme proposé au niveau de la première étape. Après une importante recherche bibliographique, le choix est tombé sur classifieur SVM-PQ. Néanmoins, cet outil a montré lors de son utilisation certains inconvénients, comme la classification binaire, et la classification des observations situées dans leur marge. Pour cela, nous avons proposé pour le premier inconvénient la résolution d'un ensemble d'équations, avec l'utilisation de la notion un contre tous. Pour le deuxième

inconvénient, nous avons sélectionné un autre outil de l'IA très connu appelé RdN-PM. Pour élever le niveau de confiance dans ce nouvel algorithme proposé, nous avons fait une autre hybridation entre l'outil de classification SVM-PL optimisée par la méthode classique k-PPV.

L'étude et l'analyse de résultats obtenus à partir de la simulation basée sur la classification par les cinq outils : SVM-PQ, k-PPV, RdN-PM, SVM-PL+k-PPV et SVM-PQ+RdN-PM, et évaluée par les trois paramètres : taux des observations bien surveillées, taux d'erreur de la surveillance, et le temps calculé pour surveiller une nouvelle observation, montrent que la nouvelle contribution « SVM-PQ+RdN-PM » capable de faire une surveillance avec un taux le plus élevé, un taux d'erreur le plus faible, mais dans un temps de calcul le plus lent, par rapport aux tous les outils utilisés dans ce document.

Le travail futur de cette méthodologie réside dans :

La modélisation d'un champ PV soumis aux d'autres types de défauts, et de proposer ainsi une modélisation de l'hybridation de ces différents défauts. Finalement, le modèle dynamique résultant sera plus proche du comportement réel d'un champ PV.

✤ Après la modélisation de l'hybridation de ces défauts, le développement d'un algorithme pour la surveillance des défauts influant sur la productivité du champ PV devient plus facile. Aussi, l'utilisation d'autres paramètres de fonctionnement du champ PV comme la température pouvant optimiser plus la capacité de surveiller un champ PV.

✤ L'amélioration des performances de l'algorithme proposé pour la surveillance en temps réel des défauts dans un champ PV. Cette amélioration doit augmenter le taux de surveillance, diminuer l'erreur de surveillance, et enfin réduire le temps total pour surveiller une observation.

✤ Les résultats de la simulation de l'algorithme proposé pour la surveillance prédictive des défauts affectant un champ PV sont acceptables. Néanmoins, l'optimisation de ses performances reste un objectif de futur de ce travail, car cette optimisation pouvant minimiser l'erreur absolue, l'erreur relative, la variance, l'écart type et en fin l'intervalle de confiance.

Références Bibliographiques

- F. Bizzarri, A. Brambilla, L. Caretta, C. Guardiani, Monitoring performance and efficiency of photovoltaic parks, *Renewable Energy*, Vol. 78, pp. 314-321, June 2015.
- [2]. P. Guerriero, F. D. Napoli, F. Cominale, V. d'Alessandro, S. Daliento, Accurate analysis of small shadows effects on photovoltaic systems yield, *in the proceeding of 2014 IEEE SPEEDAM* (International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion), pp. 987 – 992, Ischia, 18-20 June 2014.
- [3]. T. Mambrini, A. Migan, C. Longeaud, L. Prieur, V. Radivoniuk, Outdoor characterizations to evaluate the low-light effect on photovoltaic modules yield, *in the proceeding of 2014 IEEE PVSC* (40th Photovoltaic Specialist Conference), pp. 1358 – 1361, Denver, CO, 8-13 June 2014.
- [4]. D. Thevenard, S. Pelland, Estimating the uncertainty in long-term photovoltaic yield predictions, *Solar Energy*, Vol. 91, pp. 432-445, May 2013.
- [5]. F. Bizzarri, A. Brambilla, G. Gruosso, C. Guardiani, A. S. Vincentelli, G. S. Gajani, Modeling and estimating yield and efficiency of photovoltaic solar parks, *in the proceeding of 2013 IEEE ICIT* (International Conference on Industrial Technology), pp. 734 – 739, Cape Town, 25-28 February 2013.
- [6]. N. Al-Messabi, L. Yun, I. El-Amin, C. Goh, Forecasting of photovoltaic power yield using dynamic neural networks, *in the proceeding of 2012 IEEE IJCNN* (International Joint Conference on Neural Networks), pp. 1 – 5, Brisbane, QLD, 10-15 June 2012.
- [7]. L. Dorobantu, M. O. Popescu, C. L. Popescu, Yield loss of photovoltaic panels caused by depositions, *in the proceeding of 2011 IEEE ATEE* (7th International Symposium on Advanced Topics in Electrical Engineering), pp. 1–4, Bucharest, 12-14 May 2011.
- [8]. S. V. Dhople, A. Davoudi, P. L. Chapman, A. D. Dominguez-Garcia, Integrating photovoltaic inverter reliability into energy yield estimation with Markov models, *in the proceeding of 2010 IEEE COMPEL* (12th Workshop on Control and Modeling for Power Electronics), pp. 1 – 5, Boulder, CO, 28-30 June 2010.
- [9]. C. Bendel, A. Wagner, Photovoltaic measurement relevant to the energy yield, *in the proceeding* of 2003 IEEE PEC (3rd World Conference on Photovoltaic Energy Conversion), pp. 2227 – 2230, Osaka, Japan, 18 May 2003.
- [10]. P. Karki, B. Adhikary, K. Sherpa, Comparative study of grid-tied photovoltaic (PV) system in Kathmandu and Berlin using PVsyst, *in the proceeding of 2012 IEEE ICSET* (Third International Conference on Sustainable Energy Technologies), pp. 196 – 199, Kathmandu, 24-27 September 2012.

- [11]. S. jianping, An optimum layout scheme for photovoltaic cell arrays using PVSYST, *in the proceeding of 2011 IEEE MEC* (International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer), pp. 243 245, Jilin, 19-22 August 2011.
- [12]. D. L. King, J. K. Dudley, W. E. Boyson, PVSIMC: a simulation program for photovoltaic cells, modules, and arrays, *in the proceeding of 1996 IEEE PVSC* (Twenty Fifth Photovoltaic Specialists Conference), pp. 1295 – 1297, Washington, DC, 13-17 May 1996.
- [13]. S. Stettler, P. Toggweiler, J. Remund, SPYCE: satellite photovoltaic yield control and evaluation, *in the proceeding of 2006 EPSE* (21st European Photovoltaic Solar Energy Conference), pp. 2613-2616, Dresden, Germany, 4-8 September 2006.
- [14]. M. Beaudhuin, K. Zaidat, T. Duffar, M. Lemiti, Silicon purity controlled under electromagnetic levitation (SPYCE): influences on undercooling, *Journal of Materials Science*, Vol. 45, Issue. 8, pp. 2218-2222, April 2010.
- [15]. A-. Mehmood, F. A. Shaikh, A. Waqas, Modeling of the solar photovoltaic systems to fulfill the energy demand of the domestic sector of Pakistan using RETSCREEN software, *in the proceeding of 2014 IEEE ICUE* (International Conference and Utility Exhibition on Green Energy for Sustainable Development), pp. 1 – 7, Pattaya, 19-21 March 2014.
- [16]. D. Thevenard, G. Leng, S. Martel, The RETScreen model for assessing potential PV projects, *in the proceeding of 2000 IEEE PVSC* (Twenty-Eighth Photovoltaic Specialists Conference), pp. 1626 1629, Anchorage, AK, 15-22 September 2000.
- [17]. K. Bhise, N. Pragallapati, S. Thale, V. Agarwal, LabVIEW based emulation of Photovoltaic array to study maximum power point tracking algorithms, *in the proceeding of 2012 IEEE PVSC* (38th Photovoltaic Specialists Conference), pp. 002961 002966, Austin, TX, 3-8 June 2012.
- [18]. C. Yinxiang, G. Juping, M. Jingfeng, L. Laiwu, C. Kaian, M. Yangyang, L. Xuan, Wireless monitor system of the focusing and tracking photovoltaic generation system based on LabVIEW, *in the proceeding of 2012 IEEE CCC* (31st Chinese Control Conference), pp. 5595 – 5600, Hefei, 25-27 July 2012.
- [19]. R. Krishan, Y. R. Sood, B. U. Kumar, The simulation and design for analysis of photovoltaic system based on MATLAB, *in the proceeding of 2013 IEEE ICEETS* (International Conference on Energy Efficient Technologies for Sustainability), pp. 647 – 651, Nagercoil, 10-12 April 2013.
- [20]. P. Suskis, I. Galkin, Enhanced photovoltaic panel model for MATLAB-simulink environment considering solar cell junction capacitance, *in the proceeding of 2013 IEEE IECON* (39th Annual Conference of Industrial Electronics Society), pp. 1613 – 1618, Vienna, 10-13 November 2013.

- [21]. M. Soliman, M. M. Alsari, E. I. Reda, R. M. Alhammadi, MATLAB modeling and simulation of photovoltaic modules, *in the proceeding of 2012 IEEE MWSCAS* (55th International Midwest Symposium on Circuits and Systems), pp. 786 – 789, Boise, ID, 5-8 August 2012.
- [22]. Y. Zhang, L. Xiaoqin, Z. Xiaoli, D. Zhen, G. C. Jun, The simulation algorithm for array of photovoltaic cells the maximum power point tracking based on the PSIM, *in the proceeding of* 2011 IEEE CSSS (International Conference on Computer Science and Service System), pp. 902 – 905, Nanjing, 27-29 June 2011.
- [23]. Y. Jun, L. Xiaoqin, Z. Xiaoli, D. Zhengang, W. Min, Versatile PSIM Simulation Model for Photovoltaic Array with MPPT Function, *in the proceeding of 2011 IEEE ICICTA* (International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation), pp. 987 – 990, Shenzhen, Guangdong, 28-29 March 2011.
- [24]. M. Veerachary, PSIM circuit-oriented simulator model for the nonlinear photovoltaic sources, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 42, Issue. 2, pp. 735 – 740, April 2006.
- [25]. A-. Mellit, S. A. Kalogirou, Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: A review, *Progress in Energy and Combustion Science*, Vol. 34, Issue. 5, pp. 574-632, October 2008.
- [26]. A-. Mellit, S. A. Kalogirou, L. Hontoria, S. Shaari, Artificial intelligence techniques for sizing photovoltaic systems: A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 13, Issue. 2, pp. 406-419, February 2009.
- [27]. M. Shawal, S. Taib, Development of expert system as an evaluation tool for photovoltaic power supply, *in the proceeding of 2003 IEEE PECon* (Power Engineering Conference), pp. 292 295, Malaysia, 15-16 December 2003.
- [28]. C. E. Ochoa, I. G. Capeluto, Decision methodology for the development of an expert system applied in an adaptable energy retrofit façade system for residential buildings, *Renewable Energy*, Vol. 78, pp. 498-508, June 2015.
- [29]. L. L. Jiang, D. L. Maskell, J. C. Patra, Chebyshev Functional Link Neural Network-based modeling and experimental verification for photovoltaic arrays, *in the proceeding of 2012 IEEE IJCNN* (International Joint Conference on Neural Networks), pp. 1 – 8, Brisbane, QLD, 10-15 June 2012.
- [30]. D. M. Riley, G. K. Venayagamoorthy, Characterization and modeling of a grid-connected photovoltaic system using a Recurrent Neural Network, *in the proceeding of 2011 IEEE IJCNN* (International Joint Conference on Neural Networks), pp. 1761 – 1766, San Jose, CA, July 31 2011-August 5 2011.

- [31]. S. Wang, N. Zhang, Y. Zhao, J. Zhan, Photovoltaic system power forecasting based on combined grey model and BP neural network, *in the proceeding of 2011 IEEE ICECE* (International Conference on Electrical and Control Engineering), pp. 4623 – 4626, Yichang, 16-18 September 2011.
- [32]. M. S. Fadali, S. Jafarzadeh, A. Nafeh, Fuzzy TSK approximation using type-2 fuzzy logic systems and its application to modeling a photovoltaic array, *in the proceeding of 2010 IEEE* ACC (American Control Conference), pp. 6454 – 6459, Baltimore, MD, June 30 2010-July 2 2010.
- [33]. S. Lalouni, T. Rekioua, Modeling and Simulation of a Photovoltaic System Using Fuzzy Logic Controller, *in the proceeding of 2009 IEEE DESE* (Second International Conference on Developments in eSystems Engineering), pp. 23 – 28, Abu Dhabi, 14-16 December 2009.
- [34]. A-. Mellit, S. A. Kalogirou, Neuro-Fuzzy Based Modeling for Photovoltaic Power Supply System; *in the proceeding of 2006 IEEE PECon* (International Power and Energy Conference), pp. 88 – 93, Putra Jaya, 28-29 November 2006.
- [35]. A-. Mellit, Artificial intelligence based-modeling for sizing of a Stand-Alone Photovoltaic Power System: Proposition for a New Model using Neuro-Fuzzy System (ANFIS), *in the proceeding of 2006 IEEE IS* (3rd International Conference on Intelligent Systems), pp. 606 – 611, London, September 2006.
- [36]. K. Rouzbehi, A. Miranian, A. Luna, P. Rodriguez, Identification and maximum power point tracking of photovoltaic generation by a local neuro-fuzzy model, *in the proceeding of 2012 IEEE IECON* (38th Annual Conference on Industrial Electronics Society), pp. 1019 – 1024, Montreal, QC, 25-28 October 2012.
- [37]. G. Liu, S. K. Nguang, A. Partridge, A general modeling method for *I–V* characteristics of geometrically and electrically configured photovoltaic arrays, *Energy Conversion and Management*, Vol. 52, Issue. 12, pp. 3439-3445, November–December 2011.
- [38]. T. Ma, H. Yang, L. Lu, Development of a model to simulate the performance characteristics of crystalline silicon photovoltaic modules/strings/arrays, *Solar Energy*, Vol. 100, pp. 31-41, February 2014.
- [39]. W. Xiao, F. F. Edwin, G. Spagnuolo, J. Jatskevich, Efficient Approaches for Modeling and Simulating Photovoltaic Power Systems, *IEEE Journal of Photovoltaics*, Vol. 3, Issue. 1, pp. 500 – 508, January 2013.
- [40]. A. S. Mahmoud, H. N. Mohamed, Novel modeling approach for photovoltaic arrays, *in the proceeding of 2012 IEEE MWSCAS* (55th International Midwest Symposium on Circuits and Systems), pp. 790 793, Boise, ID, 5-8 August 2012.

- [41]. M. K. Alam, F. H. Khan, J. Johnson, J. Flicker, PV arc-fault detection using spread spectrum time domain reflectometry (SSTDR), *in the proceeding of 2014 IEEE ECCE*(Energy Conversion Congress and Exposition), pp. 3294 – 3300, Pittsburgh, PA, 14-18 September 2014.
- [42]. G. Deans, S. McDonald, C. Baer, K. Cadien, Solar wafer emitter measurement by infrared reflectometry for process control: Implementation and results, *in the proceeding of 2014 IEEE* PVSC (40th Photovoltaic Specialist Conference), pp. 0729 – 0732, Denver, CO, 8-13 June 2014.
- [43]. J. Carlson, D. Menicucci, P. Vorobieff, A. Mammoli, H. Hongbo, Infrared imaging method for flyby assessment of solar thermal panel operation in field settings, *Applied Thermal Engineering*, Vol. 70, Issue. 1, pp. 163-171, 5 September 2014.
- [44]. D. Kendig, G. B. Alers, A. Shakouri, Characterization of defects in photovoltaics using thermoreflectance and electroluminescence imaging, *in the proceeding of 2010 IEEE PVSC* (35th Photovoltaic Specialists Conference), pp. 001733 – 001736, Honolulu, HI, 20-25 June 2010.
- [45]. D. Gaikwad, S. Mehraeen, Reactive Power Considerations in Reliability Analysis of Photovoltaic Systems, *in the proceeding of 2012 IEEE GREEN* (Green Technologies Conference), pp. 1 – 6, Tulsa, OK, 19-20 April 2012.
- [46]. X. Chen, Q. Fu, D. Wang, Performance analysis of PV grid-connected power conditioning system with UPS, *in the proceeding of 2009 IEEE ICIEA* (4th Conference on Industrial Electronics and Applications), pp. 2172 – 2176, Xi'an, 25-27 May 2009.
- [47]. W. Yi-Bo, W. C. Sheng, L. Hua, X. H. hua, Steady-state model and power flow analysis of gridconnected photovoltaic power system, *in the proceeding of 2008 IEEE ICIT* (International Conference on Industrial Technology), pp. 1 – 6, Chengdu, 21-24 April 2008.
- [48]. E. E. van Dyk, A. R. Gxasheka, E. L. Meyer, Monitoring current-voltage characteristics of photovoltaic modules, *in the proceeding of 2002 IEEE PVSC* (Twenty-Ninth Photovoltaic Specialists Conference), pp. 1516 – 1519, Hyatt Regency New Orleans New Orleans, Louisiana, 19-24 May 2002.
- [49]. J.S. C. Raj, E. Jeyakumar, A Novel Maximum Power Point Tracking Technique for Photovoltaic Module based on Power Plane Analysis of I-V Characteristics, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 61, Issue. 9, pp. 4734-4745, September 2014.
- [50]. M. Uoya, H. Koizumi, A Calculation Method of Photovoltaic Array's Operating Point for MPPT Evaluation Based on One-Dimensional Newton–Raphson Method, *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 51, Issue. 1, pp. 567 – 575, January-February 2015.
- [51]. X. Weidong, M. G. J. Lind, W. G. Dunford, A. Capel, Real-Time Identification of Optimal Operating Points in Photovoltaic Power Systems, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 53, Issue. 4, pp. 1017 – 1026, June 2006.

- [52]. M. Catelani, L. Ciani, L. Cristaldi, M. Faifer, M. Lazzaroni, P. Rinaldi, FMECA technique on photovoltaic module, *in the proceeding of 2011 IEEE I2MTC* (Instrumentation and Measurement Technology Conference), pp. 1 – 6, Binjiang, 10-12 May 2011.
- [53]. H. Rong, M. Jinhua, H. Tianyou, F. Minling, P. Yang, Reliability research for PV system using BDD-based fault tree analysis, *in the proceeding of 2013 IEEE QR2MSE* (International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering), pp. 359 – 363, Chengdu, 15-18 July 2013.
- [54]. A-. Colli, Extending performance and evaluating risks of PV systems failure using a fault tree and event tree approach: Analysis of the possible application, *in the proceeding of 2012 IEEE PVSC* (38th Photovoltaic Specialists Conference), pp. 002922 – 002926, Austin, TX, 3-8 June 2012.
- [55]. H. Guozhen, C. Tao, C. Changsong, D. Shanxu, Solutions for SCADA system communication reliability in photovoltaic power plants, *in the proceeding of 2009 IEEE* IPEMC (6th International Power Electronics and Motion Control Conference), pp. 2482 – 2485, Wuhan, 17-20 May 2009.
- [56]. M. Jieming, K. L. Man, T. O. Ting, N. Zhang, S-U. Guan, P. W. H. Wong, Accelerating Parameter Estimation for Photovoltaic Models via Parallel Particle Swarm Optimization, *in the proceeding of 2014 IEEE IS3C* (International Symposium on Computer, Consumer and Control), pp. 175 – 178, Taichung, 10-12 June 2014.
- [57]. B. Aldwane, Modeling, simulation and parameters estimation for Photovoltaic module, *in the proceeding of 2014 IEEE ICGE* (International Conference on Green Energy), pp. 101 106, Sfax, 25-27 March 2014.
- [58]. Y. Yagi, H. Kishi, R. Hagihara, T. Tanaka, S. Kozuma, T. Ishida, M. Waki, M. Tanaka, S. Kiyama, Diagnostic technology and an expert system for photovoltaic systems using the learning method, *Solar Energy Materials and Solar Cells*, Vol. 75, Issues. 3–4, pp. 655-663, February 2003.
- [59]. S. D. Kaminaris, T. D. Tsoutsos, D. Agoris, A. V. Machias, Assessing renewables-to-electricity systems: a fuzzy expert system model, Energy Policy, Vol. 34, Issue. 12, pp. 1357-1366, August 2006.
- [60]. B. Singh, D. T. Shahani, A. K. Verma, Neural network controlled grid interfaced solar photovoltaic power generation, *IET Power Electronics*, Vol. 7, Issue. 3, pp. 614 – 626, March 2014.
- [61]. R. M. Ehsan, S. P. Simon, P. R. Venkateswaran, Artificial neural network predictor for gridconnected solar photovoltaic installations at atmospheric temperature, *in the proceeding of 2014*

IEEE ICAGE (International Conference on Advances in Green Energy), pp. 44 – 49, Thiruvananthapuram, 17-18 December 2014.

- [62]. R. Dubey, Neural network MPPT control scheme with hysteresis current controlled inverter for photovoltaic system, *in the proceeding of 2014 IEEE RAECS* (Recent Advances in Engineering and Computational Sciences), pp. 1 – 6, Chandigarh, 6-8 March 2014.
- [63]. W. Yuchuan, L. Qinli, S. Yaqin, Application of BP neural network fault diagnosis in solar photovoltaic system, *in the proceeding of 2009 IEEE ICMA* (International Conference on Mechatronics and Automation), pp. 2581 – 2585, Changchun, 9-12 August 2009.
- [64]. S. Syafaruddin, E. Karatepe, T. Hiyama, Controlling of artificial neural network for fault diagnosis of photovoltaic array, *in the proceeding of 2014 IEEE ISAP* (16th International Conference on Intelligent System Application to Power Systems), pp. 1 – 6, Hersonissos, 25-28 September 2011.
- [65]. K-H. Chao, M-S. Yang, C-P. Hung, Applying a CMAC neural network to a photovoltaic system islanding detection, *in the proceeding of 2013 IEEE ICMLC* (International Conference on Machine Learning and Cybernetics), pp. 259 – 264, Tianjin, 14-17 July 2013.
- [66]. F. Lin, K. Lu, T. Ke, B. Yang, Y. Chang, Reactive Power Control of Three-Phase Grid-Connected PV System during Grid Faults Using Takagi-Sugeno-Kang Probabilistic Fuzzy Neural Network Control, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. PP, Issue: 99, pp. 1-12, February 2015.
- [67]. A-. Yona, T. Senjyu, T. Funabashi, C-H. Kim, Determination Method of Insolation Prediction With Fuzzy and Applying Neural Network for Long-Term Ahead PV Power Output Correction, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol. 4, Issue. 2, pp. 527 – 533, April 2013.
- [68]. Syafaruddin, E. Karatepe, T. Hiyama, Artificial neural network-polar coordinated fuzzy controller based maximum power point tracking control under partially shaded conditions, *IET Renewable Power Generation*, Vol. 3, Issue. 2, pp. 239 – 253, June 2009.
- [69]. S. I. Sulaiman, T. K. A. Rahman, I. Musirin, S. Shaari, Sizing grid-connected photovoltaic system using genetic algorithm, *in the proceeding of 2011 IEEE ISIEA* (Symposium on Industrial Electronics and Applications), pp. 505 – 509, Langkawi, 25-28 September 2011.
- [70]. S. I. Sulaiman, Z. Othman, T. K. A. Rahman, Dimensioning of photovoltaic array using Genetic Algorithm, *in the proceeding of 2013 IEEE ISCAIE* (Symposium on Computer Applications and Industrial Electronics), pp. 89 – 93, Kota Kinabalu, 3-4 December 2012.
- [71]. A-. Mellit, S. A. Kalogirou, D. Mahmoud, Application of neural networks and genetic algorithms for sizing of photovoltaic systems, *Renewable Energy*, Vol. 35, Issue. 12, pp. 2881-2893, December 2010.

- [72]. H. T.C. Pedro, C. F.M. Coimbra, Nearest-neighbor methodology for prediction of intra-hour global horizontal and direct normal irradiances, *Renewable Energy*, Vol. 80, pp. 770-782, August 2015.
- [73]. L. MacIsaac, A. Knox, Improved Maximum Power Point Tracking Algorithm for Photovoltaic Systems, *in the proceeding of 2010 ICREPQ* (International Conference on Renewable Energies and Power Quality), Granada, Spain, 23-25 March 2010.
- [74]. A-. Mellit, A. Massi Pavan, V. Lughi, Short-term forecasting of power production in a largescale photovoltaic plant, *Solar Energy*, Vol. 105, pp. 401-413, July 2014.
- [75]. L. Cristaldi, M. Faifer, M. Rossi, S. Toscani, An Improved Model-Based Maximum Power Point Tracker for Photovoltaic Panels, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 63, Issue. 1, pp. 63 – 71, January 2014.
- [76]. L. V. Hartmann, M. A. Vitorino, M. B. R. Correa, A. M. N. Lima, Combining Model-Based and Heuristic Techniques for Fast Tracking the Maximum-Power Point of Photovoltaic Systems, *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 28, Issue. 6, pp. 2875 – 2885, June 2013.
- [77]. C-S. Chiu, Y-L. Ouyang, Robust Maximum Power Tracking Control of Uncertain Photovoltaic Systems: A Unified T-S Fuzzy Model-Based Approach, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Vol. 19, Issue. 6, pp. 1516 – 1526, November 2011.
- [78]. F. Wang, Z. Zhen, M. Zengqiang, S. Hongbin, S. Shi, Y. Guang, Solar irradiance feature extraction and support vector machines based weather status pattern recognition model for shortterm photovoltaic power forecasting, *Energy and Buildings*, Vol. 86, pp. 427-438, January 2015.
- [79]. N. A. Ahmed, A. K. Al-Othman, Photovoltaic system with voltage-based maximum power point tracking using support vector machine, *in the proceeding of 2010 IEEE ICIEA* (5th Conference on Industrial Electronics and Applications), pp. 2264 – 2269, Taichung, 15-17 June 2010.
- [80]. X. Ruidong, H. Chen, S. Xiaoyan, Short-term photovoltaic power forecasting with weighted support vector machine, *in the proceeding of 2012 IEEE ICAL* (International Conference on Automation and Logistics), pp. 248 – 253, Zhengzhou, 15-17 August 2012.
- [81]. J. Shi, W-J. Lee, Y. Liu, Y. Yang, W. Peng, Forecasting Power Output of Photovoltaic Systems Based on Weather Classification and Support Vector Machines, *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 48, Issue. 3, pp. 1064 – 1069, June 2012.
- [82]. M. Hildmann, A. Rohatgi, G. Andersson, Constrained Support Vector Machines for photovoltaic in-feed prediction, *in the proceeding of 2013 IEEE SusTech* (Conference on Technologies for Sustainability), pp. 23 – 28, Portland, OR, 1-2 August 2013.
- [83]. W. Kim, M. S. Stankovic, K. H. Johansson, H. J. Kim, A Distributed Support Vector Machine Learning Over Wireless Sensor Networks, *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. PP, Issue. 99, pp. 1-13, February 2015.

- [84]. Z. Wang, Y.-H. Shao, L. Bai, N.-Y. Deng, Twin Support Vector Machine for Clustering, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol. PP, Issue. 99, pp. 1-6, January 2015.
- [85]. G-M. Miguel, R. E. I. Orozco, A. L. G. Gamboa, H-G. Neil, M-V. Jaime, J. C. López-Pimentel, Quadratic optimization fine tuning for the Support Vector Machines learning phase, *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, Issue. 3, pp. 886-892, February 2014.
- [86]. M. Karasuyama, I. Takeuchi, Nonlinear Regularization Path for Quadratic Loss Support Vector Machines, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 22, Issue. 10, pp. 1613 – 1625, October 2011.
- [87]. Q. Zhang, C. Zhanbin, A novel method to train support vector machines for solving quadratic programming task, *in the proceeding of 2008 IEEE WCICA* (7th World Congress on Intelligent Control and Automation), pp. 7917 – 7921, Chongqing, 25-27 June 2008.
- [88]. T. Thies, F. Weber, Optimal Reduced-Set Vectors for Support Vector Machines with a Quadratic Kernel, Neural Computation, Vol. 16, Issue. 9, pp. 1769 1777, September 2004.
- [89]. A-. Nefedov, Y. Jiankuan C. Kulikowski, I. Muchnik, K. Morgan, Comparative Analysis of Support Vector Machines Based on Linear and Quadratic Optimization Criteria, *in the proceeding of 2009 IEEE ICMLA* (International Conference on Machine Learning and Applications), pp. 288 – 293, Miami Beach, FL, 13-15 December 2009.
- [90]. Z. Guangyu, P. Zhang, Linear Programming v-Nonparallel Support Vector Machine, *in the proceeding of 2014 IEEE IIKI* (International Conference on Identification, Information and Knowledge in the Internet of Things), pp. 51 55, Beijing, China, 17-18 October 2014.
- [91]. T. Yusuke, A. Shigeo, Decomposition techniques for training linear programming support vector machines, Neuro-computing, Vol. 72, Issues. 4–6, pp. 973-984, January 2009.
- [92]. S. Takeuchi, T. Kitamura, S. Abe, K. Fukui, Subspace based linear programming support vector machines, *in the proceeding of 2009 IEEE IJCNN* (International Joint Conference on Neural Networks), pp. 3067 – 3073, Atlanta, GA, 14-19 June 2009.
- [93]. W. Liwei, C. Zhenyu, L. Jianping, X. Weixuan, Sparse and robust least squares support vector machine: A linear programming formulation, *in the proceeding of 2007 IEEE GSIS* (International Conference on Grey Systems and Intelligent Services), pp. 1134 – 1138, Nanjing, 18-20 November 2007.
- [94]. H. Qiang, X-J. Song, G. Yang, Linear Programming Approach for the Inverse Problem of Support Vector Machines, *in the proceeding of 2006 IEEE ICMLC* (International Conference on Machine Learning and Cybernetics), pp. 3519 – 3522, Dalian, China, 13-16 August 2006.
- [95]. W. Zhou, L. Zhang, L. Jiao, Linear programming support vector machines, Pattern Recognition, Vol. 35, Issue. 12, pp. 2927-2936, December 2002.

- [96]. P. Artameeyanant, S. Sultornsanee, K. Chamnongthai, Classification of electromyogram using weight visibility algorithm with multilayer perceptron neural network, *in the proceeding of 2015 IEEE KST* (7th International Conference on Knowledge and Smart Technology), pp. 190 – 194, Chonburi, 28-31 January 2015.
- [97]. K. L. Goh, K. H. Lim, A. A. Gopalai, Y. Z. Chong, Multilayer perceptron neural network classification for human vertical ground reaction forces, *in the proceeding of 2014 IEEE IECBES* (Conference on Biomedical Engineering and Sciences), pp. 536 – 540, Kuala Lumpur, 8-10 December 2014.
- [98]. U. Orhan, M. Hekim, M. Ozer, Discretization approach to EEG signal classification usingMultilayer Perceptron Neural Network model, *in the proceeding of 2010 IEEE BIYOMUT* (15th National Biomedical Engineering Meeting), pp. 1 – 4, Antalya, 21-24 April 2010.
- [99]. A-. Zabidi, L. Y. Khuan, W. Mansor, I. M. Yassin, R. Sahak, Classification of Infant Cries with Asphyxia Using Multilayer Perceptron Neural Network, *in the proceeding of 2010 IEEE ICCEA* (Second International Conference on Computer Engineering and Applications), pp. 204 – 208, Bali Island, 19-21 March 2010.
- [100]. A-. Zabidi, W. Mansor, L. Y. Khuan, I. M. Yassin, R. Sahak, The effect of F-ratio in the classification of asphyxiated infant cries using multilayer perceptron Neural Network, *in the proceeding of 2010 IEEE IECBES* (EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences), pp. 126 – 129, Kuala Lumpur, November 30 2010-December 2 2010.
- [101]. A. Zabidi, W. Mansor, L. Y. Khuan, I. M. Yassin, R. Sahak, Classification of infant cries with hypothyroidism using Multilayer Perceptron neural network, *in the proceeding of 2009 IEEE ICSIPA* (International Conference on Signal and Image Processing Applications), pp. 246 – 251, Kuala Lumpur, 18-19 November 2009.
- [102]. N. E. Abdullah, A. A. Rahim, H. Hashim, M. M. Kamal, Classification of Rubber Tree Leaf Diseases Using Multilayer Perceptron Neural Network, *in the proceeding of 2007 IEEE SCOReD* (5th Student Conference on Research and Development), pp. 1 – 6, Selangor, Malaysia, 12-11 December 2007.
- [103]. C.-M. Lin, E.-A. Boldbaatar, Autolanding Control Using Recurrent Wavelet Elman Neural Network, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, Vol. PP, Issue. 99, pp. 1-11, 2015.
- [104]. P. S. Stanimirovic, I. S. Zivkovic, Y. Wei, Recurrent Neural Network for Computing the Drazin Inverse, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol. PP, Issue. 99, pp. 1-14, 2015.
- [105]. C. Lin, E. Boldbaatar, Fault Accommodation Control for a Biped Robot Using a Recurrent Wavelet Elman Neural Network, *IEEE Systems Journal*, Vol. PP, Issue. 99, pp. 1 – 12, 2015.

- [106]. J. D. Sanchez-Torres, M. J. Loza-Lopez, R. Ruiz-Cruz, E. N. Sanchez, A. G. Loukianov, A simple recurrent neural network for solution of linear programming: Application to a Microgrid, *in the proceeding of 2014 IEEE CIASG* (IEEE Symposium on Computational Intelligence Applications in Smart Grid), pp. 1–7, Orlando, FL, 9-12 December 2014.
- [107]. L. Yang-Yin, C. Jyh-Yeong, L. Chin-Teng, Identification and Prediction of Dynamic Systems Using an Interactively Recurrent Self-Evolving Fuzzy Neural Network, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol. 24, Issue. 2, pp. 310 – 321, February 2013.
- [108]. Z. Tian, M. J. Zuo, Health Condition Prediction of Gears Using a Recurrent Neural Network Approach, IEEE Transactions on Reliability, Vol. 59, Issue. 4, pp. 700 – 705, December 2010.
- [109]. M. Han, X. Jianhui, X. Shiguo, Y. Fu-Liang, Prediction of chaotic time series based on the recurrent predictor neural network, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 52, Issue. 12, pp. 3409 – 3416, December 2004.
- [110]. A. G. Bahbah, A. A. Girgis, New method for generators' angles and angular velocities prediction for transient stability assessment of multi-machine power systems using recurrent artificial neural network, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 19, Issue. 2, pp. 1015 – 1022, May 2004.
- [111]. R. Aldea, M. Fira, A. Lazar, Classifications of motor imagery tasks using k-nearest neighbors, *in the proceeding of 2014 IEEE NEUREL* (12th Symposium on Neural Network Applications in Electrical Engineering), pp. 115 120, Belgrade, 25-27 November 2014.
- [112]. L. Chunming, C. Longbing, P. S. Yu, Coupled fuzzy k-nearest neighbors classification of imbalanced non-IID categorical data, *in the proceeding of 2014 IEEE IJCNN* (International Joint Conference on Neural Networks), pp. 1122 – 1129, Beijing, 6-11 July 2014.
- [113]. M. A. Yusnita, M. P. Paulraj, S. Yaacob, A. B. Shahriman, Classification of speaker accent using hybrid DWT-LPC features and K-nearest neighbors in ethnically diverse Malaysian English, *in the proceeding of 2012 IEEE ISCAIE* (IEEE Symposium on Computer Applications and Industrial Electronics), pp. 179 – 184, Kota Kinabalu, 3-4 December 2012.
- [114]. Y. Xiao-gao, Y. Xiao-peng, Locally Adaptive Text Classification Based K-Nearest Neighbors, in the proceeding of 2007 IEEE WICOM (International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing), pp. 5651 – 5654, Shanghai, 21-25 September 2007.
- [115]. G. Morales-España, J. Mora-Flórez, G. Carrillo-Caicedo, A complete fault location formulation for distribution systems using the k-Nearest Neighbors for regression and classification, *in the proceeding of 2010 IEEE TDC-LA* (IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America), pp. 810 – 815, Sao Paulo, 8-10 November 2010.

- [116]. V. Cherkassky, M. Yunqian, J. Tang, Model selection for k-nearest neighbors regression using VC bounds, *in the proceeding of 2003 IEEE IJCNN* (International Joint Conference on Neural Networks), pp. 1143 – 1148, Portland, Oregon, 20-24 July 2003.
- [117]. Y. Wankou, S. Changyin, X. Jianwei, K. Ricanek, Local linear regression classifier for image recognition, *in the proceeding of 2012 IEEE WCICA* (10th World Congress on Intelligent Control and Automation), pp. 4732 – 4736, Beijing, 6-8 July 2012.
- [118]. G. Biau, L. Devroye, L. Devroye, A. Krzyzak, An affine invariant k-nearest neighbor regression estimate, *in the proceeding of 2012 IEEE ISIT* (International Symposium on Information Theory Proceedings), pp. 1445 – 1447, Cambridge, MA, 1-6 July 2012.
- [119]. Z. Jianguang, L. Hongbo, Z. Fanjing, L. Tiefeng, Prognostics of high frequency receiver based on evidential regression, *in the proceeding of 2012 IEEE PHM* (Conference on Prognostics and System Health Management), pp. 1 – 5, Beijing, 23-25 May 2012.
- [120]. J. Qian, J. Yang, General Regression and Representation Model for Face Recognition, *in the proceeding of 2013 IEEE CVPRW* (Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops), pp. 166 172, Portland, OR, 23-28 June 2013.
- [121]. R. Khemchandani, K. Goyal, S. Chandra, Twin Support Vector Machine based Regression, *in the proceeding of 2015 IEEE ICAPR* (Eighth International Conference on Advances in Pattern Recognition), pp. 1 6, Kolkata, 4-7 January 2015.
- [122]. B. Gu, V. S. Sheng, K. Y. Tay, W. Romano, S. Li, Incremental Support Vector Learning for Ordinal Regression, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol. PP, Issue. 99, pp. 1, August 2014.
- [123]. N. I. Sapankevych, R. Sankar, Constrained Motion Particle Swarm Optimization and Support Vector Regression for Non-linear Time Series Regression and Prediction Applications, *in the proceeding of 2013 IEEE ICMLA* (12th International Conference on Machine Learning and Applications), pp. 473 – 477, Miami, FL, 4-7 December 2013.
- [124]. M. Stockman, R. S. El Ramli, M. Awad, R. Jabr, An asymmetrical and quadratic Support Vector Regression loss function for Beirut short term load forecast, *in the proceeding of 2012 IEEE SMC* (International Conference on Systems, Man, and Cybernetics), pp. 651 – 656, Seoul, 14-17 October 2012.
- [125]. X. Chen, J. Yang, J. Liang, Y. Qiaolin, Support Vector Regression with Automatic Margin Control, *in the proceeding of 2010 IEEE CCPR* (Chinese Conference on Pattern Recognition), pp. 1 – 5, Chongqing, 21-23 October 2010.
- [126]. G. Long, Gross industrial output value prediction based on least squares support vector regression, *in the proceeding of 2010 IEEE ICSPS* (2nd International Conference on Signal Processing Systems), pp. V3-545 - V3-548, Dalian, 5-7 July 2010.

- [127]. J. Jiang, C. Song, H. Zhao, C. Wu, Y. Liang, Adaptive and iterative least squares support vector regression based on quadratic Renyi entropy, *in the proceeding of 2008 IEEE GRC* (International Conference on Granular Computing), pp. 340 – 345, Hangzhou, 26-28 August 2008.
- [128]. D. H. Hong, C. Hwang, Interval regression analysis using quadratic loss support vector machine, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 13, Issue. 2, pp. 229 – 237, April 2005.
- [129]. J. Zhou, N. Li, L. Song, Multi-kernel linear programming support vector regression with prior knowledge, *in the proceeding of 2014 IEEE IJCNN* (International Joint Conference on Neural Networks), pp. 1416 – 1423, Beijing, 6-11 July 2014.
- [130]. Xia Xu, C. Hua, Y. Tang, X. Guan, Wiener model identification of blast furnace iron making process based on Laguerre filter and linear programming support vector regression, *in the proceeding of 2014 IEEE IJCNN* (International Joint Conference on Neural Networks), pp. 2198 – 2204, Beijing, 6-11 July 2014.
- [131]. J. Faust, J. Sun, K. Butts, L. Zhao, S. Tanaka, Parameterization and adaptation of gasoline engine air system model via linear programming Support Vector Regression, *in the proceeding* of 2012 IEEE ACC (American Control Conference), pp. 1290 – 1295, Montreal, QC, 27-29 June 2012.
- [132]. X. Chen, J. Yang, J. Liang, Y. Qiaolin, Robust and Sparse Twin Support Vector Regression via Linear Programming, *in the proceeding of 2010 IEEE CCPR* (Chinese Conference on Pattern Recognition), pp. 1 – 6, Chongqing, 21-23 October 2010.
- [133]. J. Zhou, J. Huang, Incorporating priori knowledge into linear programming support vector regression, *in the proceeding of 2010 IEEE ICISS* (International Conference on Intelligent Computing and Integrated Systems), pp. 591 – 595, Guilin, 22-24 October 2010.
- [134]. L. Zhao, J. Sun, L. Dongkyoung, K. Butts, Dynamic engine modeling through linear programming Support Vector Regression, *in the proceeding of 2009 IEEE ACC* (American Control Conference), pp. 2070 – 2075, St. Louis, MO, 10-12 June 2009.
- [135]. Y. Yanfang, F. Qian, Multi-scale linear programming support vector regression for ethylene distillation modeling, *in the proceeding of 2008 IEEE WCICA* (7th World Congress on Intelligent Control and Automation), pp. 1564 – 1568, Chongqing, 25-27 June 2008.
- [136]. Y. Zhao, R. Ball, J. Mosesian, J.-F. de Palma, B. Lehman, Graph-Based Semi-supervised Learning for Fault Detection and Classification in Solar Photovoltaic Arrays, *IEEE Transactions* on Power Electronics, Vol. 30, Issue. 5, pp. 2848 – 2858, May 2015.
- [137]. Y. Liu, H. Xin, Z. Wang, T. Yang, Power control strategy for photovoltaic system based on the Newton quadratic interpolation, *IET Renewable Power Generation*, Vol. 8, Issue. 6, pp. 611 – 620, August 2014.

- [138]. X. Lin, Y. Wang, M. Pedram, J. Kim, N. Chang, Designing Fault-Tolerant Photovoltaic Systems, *IEEE Design & Test*, Vol. 31, Issue. 3, pp. 76 – 84, June 2014.
- [139]. A-. J. Hanson, C. A. Deline, S. M. MacAlpine, J. T. Stauth, C. R. Sullivan, Partial-Shading Assessment of Photovoltaic Installations via Module-Level Monitoring, *IEEE Journal of Photovoltaics*, Vol. 4, Issue. 6, pp. 1618 – 1624, November 2014.
- [140]. L. Beomseok, B. Jinsung, C. Myeong-in, K. Byeongkwan, P. Sehyun, Degradation diagnosis system of photovoltaic panels with mobile application, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol. 60, Issue. 3, pp. 338 – 346, August 2014.
- [141]. G. Parise, L. Martirano, L. Parise, Life Monitoring Tool of Insulated Cables in Photovoltaic Installations, *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 50, Issue. 3, pp. 2156 – 2163, May-June 2014.
- [142]. E. Ribeiro, A. J. M. Cardoso, C. Boccaletti, Fault-Tolerant Strategy for a Photovoltaic DC--DC Converter, *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 28, Issue. 6, pp. 3008 – 3018, June 2013.
- [143]. A. Tahri, T. Oozeki, A. Drao, Monitoring and Evaluation of Photovoltaic System, *Energy Procedia*, Vol. 42, pp. 456-464, 2013.
- [144]. B. Chebel-Morello, K. Medjaher, A.H. Arab, F. Bandou, S. Bouchaib, N. Zerhouni, E-Maintenance for Photovoltaic Power Generation System, *Energy Procedia*, Vol. 18, pp. 640-643, 2012.
- [145]. R. Gonzalez, E. Gubia, J. Lopez, L. Marroyo, Transformer less Single-Phase Multilevel-Based Photovoltaic Inverter, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 55, Issue. 7, pp. 2694 – 2702, July 2008.
- [146]. C.Kuei-Hsiang, H. Sheng-Han, W. Meng-Hui, Modeling and fault diagnosis of a photovoltaic system, *Electric Power Systems Research*, Vol. 78, Issue. 1, pp. 97-105, January 2008.
- [147]. L. Bun, détection et localisation des défauts d'un champ PV, *thèse doctorat*, Laboratoire G2ELAB, École Doctorale EEATS, Université de GRENOBLE, 2011.
- [148]. O. L. SANTOS, Contribution to the DC-AC conversion in photovoltaic systems: module oriented converters, *thèse doctorat*, Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS-CNRS), École Doctorale Systèmes (EDSYS), INSA de Toulouse, 2015.
- [149]. M. BRESSAN, Développement d'un outil de supervision et de contrôle pour une installation solaire photovoltaïque, *thèse doctorat*, Unité de recherche CNRS UPR 8521, École doctorale ED305, Université de Perpignan, 2014.
- [150]. A. B. Arostegi, New Optimized Electrical Architectures of Photovoltaic Generators with High Conversion Efficiency, *thèse doctorat*, Unité de recherche (LAAS-CNRS & TOTAL), École doctorale (ED GEET : Génie Electrique), Université Toulouse, 2013.

- [151]. M. Traore, A. Chammas, E. Duviella, Supervision and prognosis architecture based on dynamical classification method for the predictive maintenance of dynamical evolving systems, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 136, pp. 120-131, April 2015.
- [152]. V. Agrawal, B. K. Panigrahi, P. M. V. Subbarao, Review of control and fault diagnosis methods applied to coal mills, *Journal of Process Control*, In Press, Corrected Proof, Available online 7 May 2015.
- [153]. Lisa Hartling, Kenneth Bond, P. Lina Santaguida, Meera Viswanathan, Donna M. Dryden, Testing a tool for the classification of study designs in systematic reviews of interventions and exposures showed moderate reliability and low accuracy, *Journal of Clinical Epidemiology*, Vol. 64, Issue. 8, pp. 861-871, August 2011.
- [154]. A. Azadeh, O. Seraj, M. Saberi, A review and comparison of fuzzy regression models for energy consumption estimation, *in the proceeding of 2008 IEEE INDIN* (6th IEEE International Conference on Industrial Informatics), pp. 1551 – 1555, Daejeon, 13-16 July 2008.
- [155]. P. C. Choubey, A. Oudhia and R. Dewangan, A review: Solar cell current scenario and future trends, *Recent Research in Science and Technology*, Vol. 4, Issue. 8, pp. 99 – 101, 2012.

Production scientifique

1.1. Publications dans des revues internationales

- W. Rezgui, L. H. Mouss, M. D. Mouss, O. KADRI and A. DISSA, « Electrical faults detection for the intelligent diagnosis of a photovoltaic generator », *Journal of Electrical Engineering*, Vol. 14, Issue. 1, pp. 77-84, March 2014.
- W. Rezgui, L. H. Mouss, N. K. Mouss, M. D. Mouss, Y. Amirat and M. E. H. Benbouzid, « Electrical faults modeling of the photovoltaic generator », *International Review on Modelling and Simulations (IREMOS)*, Vol. 7, N°2, pp. 245-257, May 2014.
- W. Rezgui, L. H. Mouss, N. K. Mouss, M. D. Mouss, Y. Amirat and M. E. H. Benbouzid, « Optimization of SVM Classifier by k-NN for the Smart Diagnosis of the Short-Circuit and Impedance Faults in a PV Generator », *International Review on Modelling and Simulations* (*IREMOS*), Vol. 7, N°5, pp. 863-870, December 2014.
- 4. W. Rezgui, L.H. Mouss, N.K. Mouss, M.D. Mouss, Y. Amirat and M.E.H. Benbouzid, « Smart Algorithm Based on the Optimization of SVR Technique by k-NNR Method for the Prognosis of the Open-Circuit and the Reversed Polarity Faults in a PV Generator », *International Review on Modelling and Simulations (IREMOS)*, Vol. 8, N°1, pp. 863-870, February 2015.

1.2. Publications dans des actes ou proceedings édités

- Wail REZGUI, L. H. MOUSS and M. D. MOUSS, « modeling of a photovoltaic field in malfunctioning », *in the Proceedings of the 2013 IEEE CoDIT* (International Conference on Control, Decision and Information Technologies), pp.788-793, Hammamet Tunisia, 06-08 May 2013.
- W. Rezgui, L. H. Mouss, N. K. Mouss, M. D. Mouss and M. E. H. Benbouzid, «A smart algorithm for the diagnosis of short-circuit faults in a photovoltaic generator », *in Proceedings of the 2014 IEEE ICGE* (International Conference on Green Energy), Sfax (Tunisia), pp. 139-143, March 2014.
- W. Rezgui, L. H. Mouss, N. K. Mouss, M. D. Mouss and M. E. H. Benbouzid, « A Regression Algorithm for the Smart Prognosis of a Reversed Polarity Fault in a Photovoltaic Generator », *in Proceedings of the 2014 IEEE ICGE* (International Conference on Green Energy), Sfax (Tunisia), pp. 134-138, March 2014.
- 4. W. Rezgui, L. H. Mouss, N. K. Mouss, M. D. Mouss, Y. Amirat and M. Benbouzid, « Development of a New Methodology for Modeling the PV Generator Behavior in the Presence of Open-Circuit and Short-Circuit Faults », *in Proceedings of the 2014 IEEE EFEA* (3rd

International Symposium On Environment Friendly Energies And Applications), pp. 445-450, Paris (France), 19-21 November 2014.

- 5. W. Rezgui, L. H. Mouss, N. K. Mouss, M. D. Mouss, Y. Amirat and M. Benbouzid, « Modeling the PV Generator Behavior Submit to the Open-Circuit and the Short-Circuit Faults », *in Proceedings of the 2014 IEEE EFEA* (3rd International Symposium On Environment Friendly Energies And Applications), pp. 57-62, Paris (France), 19-21 November 2014.
- 6. W. Rezgui, L.H. Mouss, N.K. Mouss, M.D. Mouss, Y. Amirat and M. Benbouzid, « New Algorithm for the IV Characteristic Modeling of the Photovoltaic Generator Malfunction within Impedance and Reversed Polarity Faults », *in Proceedings of the 2014 IEEE EFEA* (3rd International Symposium On Environment Friendly Energies And Applications), pp. 506-512, Paris (France), 19-21 November 2014.
- 7. W. Rezgui, L.H. Mouss, N.K. Mouss, M.D. Mouss, Y. Amirat and M. Benbouzid, « Faults Modeling of the Impedance and Reversed Polarity Types within the PV Generator Operation », *in Proceedings of the 2014 IEEE EFEA* (3rd International Symposium On Environment Friendly Energies And Applications), pp. 377-382, Paris (France), 19-21 November 2014.
- W. Rezgui, L.H. Mouss, N.K. Mouss, M.D. Mouss, Y. Amirat and M. Benbouzid, « Smart Diagnosis Algorithm of the Open-Circuit Fault in a Photovoltaic Generator », *accepted in the* 2015 IEEE CEIT (3rd International Conference on Control, Engineering & Information Technology), Tlemcen, Algeria, 25-27 May 2015.

1.3. Publications dans des conférences internationales

- W. REZGUI, L. H. MOUSS, M. D. MOUSS, A. DESSA, « Intelligent detection of defects in a photovoltaic generator », *in the Proceedings of the 2013 ICEEAC* (International Conference of Electrical Engineering and automatic control), Setif, Algeria, 24-26 November 2013.
- W. Rezgui, L. H. Mouss, N. K. Mouss, M. D. Mouss, Y. Amirat and M. E. H. Benbouzid, « Development of a smart algorithm for the prognosis and the diagnosis of the short circuit and the reversed polarity faults in a photovoltaic generator », *in Proceedings of the 2014 ICIEM* (The Third International Conference on Industrial Engineering and Manufacturing), Batna (Algeria), May 2014.
- W. REZGUI, L. H. MOUSS, M. D. MOUSS, A. DESSA, « SVM and Fuzzy-neural network for the diagnosis by pattern recognition of a photovoltaic system », *in the Proceedings of the* 2013 CPI (8th International Conference of Design & Integrated Production), Tlemcen, Algeria, 21-23 October 2013.