



HAL
open science

Efficacité énergétique et surveillance d'un microgrid à courant continu alimenté par des panneaux photovoltaïques

Siwar Fadhel

► **To cite this version:**

Siwar Fadhel. Efficacité énergétique et surveillance d'un microgrid à courant continu alimenté par des panneaux photovoltaïques. Energie électrique. Université Paris-Saclay; Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sousse (Tunisie), 2020. Français. NNT: 2020UPASS001 . tel-03096435

HAL Id: tel-03096435

<https://theses.hal.science/tel-03096435v1>

Submitted on 5 Jan 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Efficacité énergétique et Surveillance d'un microgrid à courant continu alimenté par des panneaux photovoltaïques

Thèse de doctorat de l'université Paris-Saclay

École doctorale n° 575, Electrical, Optical, Bio-physics and Engineering (EOBE)

Spécialité de doctorat: Génie Electrique

Unité de recherche : Université Paris-Saclay, CentraleSupélec, CNRS, Laboratoire de Génie Electrique et Electronique de Paris, 91192, Gif-sur-Yvette, France.

Référent : Faculté des sciences d'Orsay

Thèse présentée et soutenue à l'ENI Sousse, le 06 Mars 2020, par

Siwar FADHEL

Composition du Jury

Adel KHEDHER Professeur, ENI Sousse, Tunisie	Président
Corinne ALONSO Professeur, Université Paul Sabatier- Toulouse III	Rapporteur & Examinatrice
Nasreddine BOUGUILA Professeur, ENI Monastir, Tunisie	Rapporteur & Examineur
Claude DELPHA Maître de conférences, HDR, Université Paris-Saclay	Examineur
Demba DIALLO Professeur, Université Paris-Saclay	Directeur de thèse
Mohamed Faouzi MIMOUNI Professeur, ENI Monastir, Tunisie	Co-Directeur de thèse
Imen BAHRI Maître de conférences, Université Paris-Saclay	Invitée
Mohamed TRABELSI Maître de conférences, ENI Sousse, Tunisie	Invité

A mes très chers parents,

A ma très chère sœur,

A mes très chers frères.

Remerciements

Ce mémoire présente mes travaux de recherche effectués dans le cadre d'une thèse en cotutelle internationale entre l'université de Sousse et l'université Paris-Saclay. Ces travaux se sont déroulés au sein des deux laboratoires d'excellence: le laboratoire Automatique, Systèmes Electriques et Environnement (LASEE) et le laboratoire Génie Electrique et Electronique de Paris (GeePs).

Je tiens à remercier tous ceux qui ont contribué à la réalisation de cette première collaboration entre les deux équipes de recherche et à l'accompagnement dans les démarches administratives de cette cotutelle.

J'exprime ma gratitude à Monsieur **Claude MARCHAND**, directeur du laboratoire GeePs, qui m'a bien accueilli depuis mon stage de Projet de Fin d'Etudes (PFE).

Je tiens à exprimer mes plus vives gratitudees à mon directeur de thèse Monsieur **Demba DIALLO**, professeur à l'université Paris-Saclay. Je le remercie pour sa qualité pédagogique et pour sa disponibilité inconditionnelle durant toute ma thèse. J'exprime ma sincère reconnaissance pour son respect des délais parfois trop serrés de relecture détaillée des documents scientifiques que je lui ai adressés. Je tiens à le remercier pour tous les conseils, toutes les suggestions et les échanges scientifiques qui m'ont toujours été d'une grande valeur ajoutée. Ses qualités humaines d'écoute, de sympathie et sa bonne humeur ont contribué aussi à l'avancement de ma thèse.

J'adresse mes plus vifs remerciements à mon directeur de thèse à l'université de Sousse, Monsieur **Mohamed Faouzi MIMOUNI**, professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Monastir et directeur du laboratoire LASEE. Je le remercie pour m'avoir accueillie chaleureusement dans son équipe de recherche, pour sa disponibilité permanente et pour le suivi et la confiance qu'il m'a accordée tout au long de ma thèse. Je tiens à le remercier pour toutes ses recommandations scientifiques et ses remarques constructives pour l'élaboration de ce modeste travail. Je le remercie aussi pour toutes ses qualités humaines qui m'ont toujours marquées.

Mes plus vifs remerciements vont également à mes deux Co-encadrants de thèse: Monsieur **Mohamed TRABELSI**, maître de conférences à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sousse, et

Madame **Imen BAHRI**, maître de conférences à l'université Paris-Saclay, qui ont participé de façon active à la réalisation de ce travail de recherche. Je les remercie pour tous les échanges scientifiques pertinents qui m'ont été d'une grande importance dans cette expérience de recherche. Je tiens à les remercier pour la qualité d'encadrement, leurs disponibilités et pour leurs remarques précieuses me permettant d'améliorer la qualité du manuscrit.

J'exprime aussi toute ma gratitude à Monsieur **Nasreddine BOUGUILA**, professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Monastir, et à Madame **Corinne ALONSO**, professeur à l'université Paul Sabatier - Toulouse III, pour avoir accepté d'être les rapporteurs de ma thèse. Je les remercie pour avoir consacré le temps pour une lecture attentive et profonde du manuscrit et qui a revalorisé mon travail.

J'exprime mes sincères remerciements à Madame **Anne MIGAN-DUBOIS**, professeur à l'université Paris-Saclay, et Monsieur **Claude DEPLHA**, maître de conférences et HDR à l'université Paris-Saclay, pour leur collaboration et pour les différents échanges scientifiques que j'ai pu avoir avec eux avec bienveillance.

Mes remerciements s'adressent également à tous les membres de jury qui m'ont fait l'honneur de participer à ma soutenance. Merci à Monsieur **Adel KHEDHER**, professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sousse, d'avoir accepté d'examiner ce travail et d'assurer la présidence de Jury.

Merci à toute ma famille et à mes amis pour leur présence et encouragement tout au long de la thèse.

Enfin, un grand merci à toute personne qui de près ou de loin a contribué l'aboutissement et la réussite de ce travail. Merci de m'avoir conduit à ce jour mémorable.

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre I	6
Systèmes photovoltaïques et diagnostic des défauts : Etat de l'art	6
I.1 Introduction	7
I.2 Description de la structure d'un système PV	7
I.2.1 De la cellule au champ PV.....	7
I.2.1.1 Cellule PV.....	7
I.2.1.2 Module PV.....	9
I.2.1.3 String PV.....	9
I.2.1.4 Champ PV ou centrale PV.....	10
I.3 Etat de l'art sur le diagnostic des systèmes PV	11
I.3.1 Revue bibliographique sur les défauts des systèmes PV.....	11
I.3.1.1 Classification des défauts dans une installation PV.....	11
I.3.1.2 Synthèse.....	22
I.3.2 Revue bibliographique sur les méthodes de diagnostic des systèmes PV.....	23
I.3.2.1 Inspection visuelle.....	24
I.3.2.2 Approches basées sur le traitement d'image.....	25
I.3.2.3 Approches basées sur la modélisation analytique.....	28
I.3.2.4 Approches pilotées par les données.....	31
I.3.2.5 Synthèse.....	35
I.4 Contributions de la thèse	38
I.5 Conclusion	41
Bibliographie	42
Chapitre II	48
Application à la surveillance d'un module PV par l'analyse de la caractéristique I(V) en présence du défaut d'ombrage	48
II.1 Introduction	49
II.2 Modèle et principe de fonctionnement d'une cellule PV	49
II.3 Acquisition des données en conditions environnementales réelles	54
II.3.1 Description de la plateforme expérimentale.....	55
II.3.2 Condition de fonctionnement sain.....	57

II.3.3	Condition de fonctionnement sous ombrage partiel	58
II.4	Analyse de la reproductibilité des mesures	61
II.5	Détection du défaut d'ombrage	63
II.5.1	Analyse en composantes principales	64
II.5.1.1	Principe général	65
II.5.1.2	Mise en équation.....	65
II.5.2	Prétraitement et extraction des caractéristiques.....	69
II.5.2.1	Choix initial des variables représentatives et analyse des caractéristiques	69
II.5.3	Nouvelle méthode de prétraitement et analyse des caractéristiques en phase d'apprentissage 72	
II.5.4	Evaluation des performances de classification en phase d'apprentissage	75
II.5.5	Identification des défauts en phase de test.....	77
II.6	Conclusion	80
	Bibliographie	82
	Chapitre III	85
	Application à la surveillance d'un module PV par l'analyse du point de fonctionnement	85
III.1	Introduction	86
III.2	Limite des techniques de diagnostic basées sur l'acquisition des courbes I(V) en temps réel 87	
III.3	Revue des méthodes basées sur l'analyse du point de fonctionnement à puissance maximale (MPP)	90
III.4	Acquisition des mesures par intervalle de 15 minutes	93
III.5	Résultats de l'ACP	96
III.5.1	Phase d'apprentissage.....	96
III.5.2	Phase de test	100
III.6	Résultats de l'ALD	106
III.6.1	Principe de la méthode	106
III.6.2	Formulation Mathématique	107
III.6.3	Résultats du traitement	109
III.7	Synthèse sur les méthodes proposées pour le diagnostic de l'ombrage partiel	117
III.8	Conclusion	120
	Bibliographie	121
	Chapitre IV	123
	Modèle numérique pour l'étude d'une centrale PV en modes sain et dégradé	123
IV.1	Introduction	124
IV.2	Mise en place du modèle de simulation	124
IV.2.1	Les différentes approches de modélisation.....	124

IV.2.1.1	Modèle analytique	124
IV.2.1.2	Tabulation.....	126
IV.2.2	Modélisation proposée d'une centrale PV en présence de défauts.....	126
IV.3	Architectures des centrales PV.....	128
IV.3.1	Topologies de connexion des convertisseurs de puissance associés aux systèmes PV	128
IV.3.1.1	Topologies classiques à un étage.....	129
IV.3.1.2	Topologies classiques à deux étages	131
IV.3.1.3	Topologies évolutives.....	132
IV.4	Validation sur une centrale PV réelle	134
IV.4.1	Simulation en fonctionnement sain	134
IV.4.1.1	Description de la centrale photovoltaïque JIPAIBET	134
IV.4.1.2	Description de la centrale à échelle réduite	135
IV.4.1.3	Résultats de simulation.....	136
IV.4.2	Méthodes de Simulation des défauts	136
IV.4.3	Résultats de simulation des modes de défaut	139
IV.4.3.1	Cas de l'Ombre partiel.....	139
IV.4.3.2	Dégradation de contact.....	144
IV.4.3.3	Défaut de court-circuit.....	147
IV.5	Conclusion.....	150
	Bibliographie.....	151
	Conclusion générale et perspectives.....	154

Table des figures

Fig. I. 1 : Cellule PV	8
Fig. I. 2 : Module PV	9
Fig. I. 3 : String PV	10
Fig. I. 4 : Champ PV de type SP	10
Fig. I. 5 : Origines des défauts dans les systèmes PV	11
Fig. I. 6 : Quelques exemples d'ombrage permanents fréquentés dans les installations PV	12
Fig. I. 7 : (a) Occurrence de tous les types de défauts détectés, (b) Occurrence des défauts à perte de puissance mesurable (IEA, 2017).....	18
Fig. I. 8 : Diagramme de Pareto pour les modules (a) en silicium cristallin et (b) à base de couches minces (Jordan et al., 2017).....	20
Fig. I. 9 : Relations entre les défauts rencontrés dans les systèmes PV	23
Fig. I. 10 : Répartition typique de la température dans la zone inférieure d'un module PV affecté par un défaut PID (Wolfgang et al., 2014)	28
Fig. I. 11 : Image par EL (a) d'un module PV en silicium monocristallin présentant un défaut PID et (b) d'un module PV en silicium polycristallin avec des cellules fissurées (Spertino et al., 2015)	28
Fig. I. 12 : Principe général des méthodes basées sur la modélisation analytique.....	29
Fig. I. 13 : Classification des méthodes de diagnostic des défauts PV basées sur la modélisation analytique	31
Fig. I. 14 : Méthodes de diagnostic pilotées par les données	32
Fig. II. 1 : Circuit électrique équivalent d'une cellule PV (Femia et al., 2013).....	50
Fig. II. 2 : Caractéristique I(V) d'une cellule PV dans ses quatre quadrants.....	53
Fig. II. 3 : Schéma de fonctionnement des diodes bypass dans des conditions d'ombrage	54
Fig. II. 4 : Photo et schéma du dispositif expérimental	57
Fig. II. 5 : Profil de la tension appliquée par la source programmable.....	58
Fig. II. 6 : Caractéristiques redondantes en cas sain (a) : courbe I(V) et (b) : courbe P(V).....	58
Fig. II. 7 : Configuration d'ombrage 1 et courbes I(V) et P(V).....	59
Fig. II. 8 : Configuration d'ombrage 2 et courbes I(V) et P(V).....	60
Fig. II. 9 : Configuration d'ombrage 3 et courbes I(V) et P(V).....	60
Fig. II. 10 : Configuration d'ombrage 4 et courbes I(V) et P(V).....	61
Fig. II. 11 : Diagramme de la méthode de détection et de classification du défaut	64
Fig. II. 12 : Organisation de la matrice des données.....	69
Fig. II. 13 : Résultat de l'ACP dans le plan 2D (CP1, CP2).....	70
Fig. II. 14 : Résultat de l'ACP dans le plan 2D (CP1, CP2).....	71
Fig. II. 15 : Evolution des composantes principales en fonction des observations.....	74
Fig. II. 16 : Résultat de l'ACP pour les données d'apprentissage	75
Fig. II. 17 : Principe d'utilisation de l'ACP pour les données de test	78
Fig. II. 18 : Résultat de l'ACP pour les données de test.....	79
Fig III. 1 : Exemple d'architecture de commande alternée entre le traceur I(V) et la commande MPPT d'un émulateur PV (Bun, 2011)	88
Fig III. 2 : Approximation de la courbe I(V) à partir des cinq mesures, modèle de Sandia (King et al., 2004).....	89

Fig III. 3 : Méthode d'Apprentissage : supervisé (a), non supervisé (b) et semi-supervisé (c)	90
Fig III. 4 : Caractéristiques I(V) et P(V).....	94
Fig III. 5 : Evolution de l'irradiation et de la température du module.....	96
Fig III. 6 : Caractéristiques I(V)	97
Fig III. 7 : Evolution des coordonnées MPP utilisés pour le traitement.....	98
Fig III. 8 : Représentation des données d'apprentissage dans l'espace des CPs	99
Fig III. 9 : Représentation des données de test dans l'espace des CPs	101
Fig III. 10 : Profil de la température du module et de l'irradiation solaire pour une journée ensoleillée	102
Fig III. 11 : Profil des coordonnées MPP pendant une journée ensoleillée.....	103
Fig III. 12 : Représentation des données avec les nouveaux échantillons de test dans l'espace des CPs	105
Fig III. 13 : ALD pour la détection et la classification des défauts d'ombrage.....	109
Fig III. 14 : Disposition des observations selon leurs classes d'affectation	110
Fig III. 15 : Résultats de l'ALD pour les quatre classes étudiées	111
Fig III. 16 : Représentation des lois de séparation dans le plan (DA1, DA2)	112
Fig III. 17 : Projection des données de test pour la journée du 21/03/2019	113
Fig III. 18 : Projection avec des données de test pour la journée du 26/06/2018.....	114
Fig III. 19 : Prédiction de la classe des échantillons de test	115
Fig III. 20 : Influence de la taille des données d'apprentissage sur les règles de décision (a) 80 points d'apprentissage (b) 120 points d'apprentissage	116
Fig IV. 1 : Modèle d'une cellule solaire sur Simulink\Simscape	127
Fig IV. 2 : Principe d'une commande MPPT directe (a) et indirecte (b).....	129
Fig IV. 3 : Schéma de la topologie centrale.....	130
Fig IV. 4 : Schéma de la topologie onduleur-string	130
Fig IV. 5 : Schéma de la topologie onduleur multi-string.....	131
Fig IV. 6 : Schéma de la topologie modulaire	132
Fig IV. 7 : Architecture avec un convertisseur (a) et une cascade de convertisseurs par cellule (b) ...	133
Fig IV. 8 : Schéma de la topologie micro-onduleur.....	133
Fig IV. 9 : Représentation de la centrale JIPAIBET	134
Fig IV. 10 : Influence de l'irradiation solaire	136
Fig IV. 11 : Influence de la température	136
Fig IV. 12 : Représentation des défauts PV étudiés.....	138
Fig IV. 13 : Caractéristiques d'un string défectueux (a), et de la centrale totale (b)	140
Fig IV. 14 : Caractéristiques d'un string défectueux (a), et de la centrale totale (b)	141
Fig IV. 15 : Caractéristiques d'un string défectueux (a), et de la centrale totale (b)	142
Fig IV. 16 : Caractéristiques d'un string défectueux (a), et de la centrale totale (b)	143
Fig IV. 17 : Caractéristique I(V) globale pour une dégradation de contact	145
Fig IV. 18 : Caractéristique I(V) globale pour des dégradations au sein des premiers strings PV	146
Fig IV. 19 : Caractéristiques globales pour un mismatch de 25%	147
Fig IV. 20 : Caractéristiques locales pour un mismatch de 25% (a), 50% (b) et 75% (c)	149

Liste des tableaux

Tableau I. 1 : Quelques exemples des défauts affectant les cellules PV avec une signature visible....	15
Tableau I. 2 : Niveau de sévérité utilisé pour classer l'impact des défauts (Jordan et al., 2017).....	19
Tableau I. 3 : Bilan sur le taux des défauts observés dans les modules PV en fonction du climat (Jordan et al., 2017).....	21
Tableau I. 4 : Pertes de puissances moyennes annuelles liées à quelques exemples des défauts.....	21
Tableau I. 5 : Avantages et inconvénients des méthodes de diagnostic	36
Tableau II. 1 : Spécifications en condition STC du module sous test	55
Tableau II. 2 : Evaluation de la surface sous la courbe I(V) (AUC), l'erreur type et relative entre les mesures.....	62
Tableau II. 3 : Classes de données.....	69
Tableau II. 4 : Contribution de chaque composante principale et sa valeur propre associée.....	73
Tableau II. 5 : Synthèse de la classification pour les données d'apprentissage.....	77
Tableau II. 6 : Synthèse de classification pour les données de test	79
Tableau III. 1 : Différentes normalisations des variables et quantité d'informations utilisées	92
Tableau III. 2 : Comparaison de la classification pour les données d'apprentissage	100
Tableau III. 3 : Comparaison de la classification pour les données de test	101
Tableau III. 4 : Synthèse sur les échantillons de test	103
Tableau III. 5 : Condition de fonctionnement et son label	110
Tableau III. 6 : Coefficient des droites de séparation.....	112
Tableau III. 7 : Matrice de confusion des données de test par analyse du point MPP	115
Tableau III. 8 : Synthèse sur les méthodes proposées pour la détection de l'ombrage partiel.....	119
Tableau IV. 1 : Spécifications de la centrale JIPAIBET et de la centrale simulée	135
Tableau IV. 2 : Classification des défauts suivant leurs positions d'apparition dans la centrale et leurs sévérités.....	138
Tableau IV. 3 : Les sévérités du défaut d'ombrage simulé.....	139
Tableau IV. 4 : Pertes en puissance en fonction de la sévérité de 1%	140
Tableau IV. 5 : Pertes en puissance en fonction de la sévérité de 10%	141
Tableau IV. 6 : Pertes en puissance en fonction de la sévérité de 20%	142
Tableau IV. 7 : Pertes en puissance en fonction de la sévérité de 30%	143
Tableau IV. 8 : Facteur de forme en fonction de la dégradation de contact	147
Tableau IV. 9 : Comparaison de la sensibilité de la caractéristique locale et centrale.....	149

Liste des publications

Article de revue internationale avec comité de lecture

Fadhel, S., Delpha, C., Diallo, D., Bahri, I., Migan, A., Trabelsi, M., Mimouni, M.F., 2019. PV shading fault detection and classification based on I-V curve using principal component analysis: Application to isolated PV system. *Sol.Energy* 179, 1–10.

Articles dans une conférence internationale avec comité de lecture

Fadhel, S., Migan, A., Delpha, C., Diallo, D., Bahri, I., Trabelsi, M., Mimouni, M.F., 2018a. Data-driven Approach for Isolated PV Shading Fault Diagnosis Based on Experimental I-V curves Analysis. Presented at the IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), France, pp. 927–932.

Fadhel, S., Trabelsi, M., Bahri, I., Diallo, D., Mimouni, M.F., 2016. Faults effects analysis in a photovoltaic array based on current-voltage and power-voltage characteristics. Presented at the 17th international conference on Sciences and Techniques of Automatic control & computer engineering (STA), Sousse, Tunisie, pp. 223–228.

Article dans une conférence nationale

Fadhel, S., Migan, A., Delpha, C., Diallo, D., Bahri, I., Trabelsi, M., Mimouni, M.F., 2018b. Surveillance des modules photovoltaïques en conditions réelles par l'analyse des grandeurs électriques. Presented at the Journées Nationales du Photovoltaïques (JNPV), Dourdan, France.

Introduction générale

Les besoins en énergie électrique ne cessent de croître que ce soit pour des applications domestiques ou industrielles. Actuellement la production de cette énergie est basée en grande partie sur les ressources fossiles telles que le pétrole, le gaz naturel et le charbon représentant 75% de la production énergétique mondiale en 2017 (IEA, 2018a). L'accroissement des besoins en énergie électrique entrainera dans les prochaines décennies un risque d'épuisement des ressources fossiles. En outre, non seulement leur coût augmente mais l'utilisation de ces ressources aura des impacts environnementaux indésirables (pollution, réchauffement climatique, ...) d'où l'intérêt de chercher de ressources alternatives propres ayant un coût réduit. Ces enjeux favorisent l'utilisation des énergies renouvelables pour la production de l'énergie électrique notamment dans les zones à fort potentiel avec possibilité de raccordement ou non au réseau public de distribution. Ainsi, le monde a connu une tendance à l'accroissement des investissements dans les ressources renouvelables dont la production mondiale a doublé durant la période 2007-2017. Elle est passée d'environ 1000 GW en l'année 2007 jusqu'à 2200 GW en 2017 (IRENA, 2018a). A titre d'exemple, la stratégie de la transition énergétique tunisienne sur les prochaines décennies met en évidence la nécessité du renforcement de **l'efficacité énergétique** et de l'intégration des énergies renouvelables. Cette stratégie prévoit un objectif de 30% de production d'électricité d'origine renouvelable en 2030 (ANME, 2014). Un taux de 32% d'intégration de ces ressources a été aussi prévu en France pour l'horizon 2030 (REN21, 2018). Le taux mondial de croissance le plus élevé des capacités renouvelables installées dans le monde est attribué aux sources intermittentes à savoir le solaire et l'éolien. Ces deux ressources ont contribué à hauteur de 55% de la croissance mondiale de production renouvelable en 2016 dont plus de 30% pour le solaire (IRENA, 2018b).

Le marché du solaire photovoltaïque a progressé très rapidement pour atteindre 564 GW de production mondiale en 2019, notamment avec la baisse des prix des modules PV (IRENA, 2019). En particulier, les installations solaires en Tunisie et en France ont tendance à augmenter avec notamment l'élargissement des champs d'application. A titre d'exemple, le solaire résidentiel représente 49% de la consommation totale en France suivi par 19% du solaire industriel, 16% dans le transport et 15% pour le secteur commercial selon les statistiques de 2016 (IRENA, 2018a). Le nombre de ces installations devrait augmenter au cours des prochaines années en raison des contraintes économiques et environnementales.

Malgré sa valeur environnementale évidente et les efforts pour l'amélioration de la fiabilité de la technologie PV, le vieillissement naturel et les contraintes fonctionnelles peuvent provoquer l'apparition de défauts dans ces systèmes. Le nombre de ces défauts et leurs impacts dans les installations photovoltaïques ne sont pas négligeables même s'ils ont été toujours considérés comme des systèmes à faible taux de pannes. Ceci a été prouvé par une étude allemande menée sur des installations PV résidentielles (1000 toits solaires) (IEA, 2002). Cette étude a montré que les défauts PV représentent moins de 5% du total des défauts. Une autre étude a montré que la cellule PV est le composant le plus fiable. En effet, les défauts des cellules PV représentent uniquement 2% des défauts incluant les défauts du convertisseur associé, des capteurs, de station météorologique... (Golnas, 2013). Malgré cette fiabilité, des pertes de puissance très coûteuses peuvent être à l'origine des défauts PV notamment avec la sensibilité des cellules PV à l'environnement ce qui favorise leurs dégradations.

- **Problématique de la thèse**

Le comportement fortement variable de la source PV par rapport aux conditions météorologiques (éclairage solaire, température ambiante, vitesse du vent, angle d'incidence de radiation...) peut causer des problèmes lorsqu'on souhaite l'intégrer dans les réseaux comme dans les microgrids ou aussi dans les centrales photovoltaïques à grande échelle. La gestion de la distribution de l'énergie dans un microgrid devient plus difficile à cause de la production intermittente des systèmes solaires d'une part et à cause des défauts qui affectent les modules PV d'autre part. Par conséquent, l'intégration des sources PV dans les réseaux nécessite la connaissance du comportement des modules PV en fonction de leurs conditions d'implantation notamment l'impact des défauts sur leur fonctionnement et la production. Afin d'améliorer la production d'un système PV, il faut pouvoir agir sur deux facteurs principaux que sont le rendement et la disponibilité (Bendel and Wagner, 2003; Bizzarri et al., 2015).

Le rendement des cellules PV dépend de la technologie ainsi que des conditions climatiques de fonctionnement. L'existence des défauts en cours de fonctionnement peut affecter les performances énergétiques, la disponibilité et la sécurité du système à cause de l'échauffement des cellules en défaut.

Dans ce contexte, des efforts de recherche doivent être menés pour améliorer l'**efficacité énergétique** des centrales PV en minimisant les pertes liées à l'occurrence des défauts pour une fiabilité et une disponibilité meilleures et une sécurité satisfaisante.

Pour assurer au mieux cette efficacité énergétique, il faut mettre en place une maintenance conditionnelle liée à la connaissance fine de l'état de la centrale. Pour cela, il faut développer et implanter des méthodes efficaces de surveillance (*health monitoring*) des cellules et modules PV.

D'une manière générale, un défaut peut affecter un ou plusieurs composants de l'installation PV. Il peut survenir au sein du générateur photovoltaïque (GPV), au niveau des éléments de câblage, des capteurs ou de l'électronique de puissance associée.

Le diagnostic des convertisseurs de puissance (DC/DC et DC/AC) a fait l'objet de plusieurs publications pour différentes applications (Farjah et al., 2017; Givi et al., 2016; Maamouri et al., 2019; Trabelsi et al., 2016; Trablesi et al., 2018) en particulier pour les applications alimentées par des panneaux PV (Espinoza-Trejo et al., 2016; Jamshidpour et al., 2015; Ribeiro et al., 2014). Ce thème est toujours d'actualité vu l'importance de leur intégration dans les systèmes de conversion d'énergies renouvelables. Par contre les publications consacrées au diagnostic des cellules/modules PV sont moins nombreuses. Cette problématique suscite aujourd'hui de plus en plus l'intérêt des chercheurs aussi bien académiques que dans le monde industriel vu l'accroissement de leur intégration dans les différentes applications et leur sensibilité face aux conditions météorologiques. A côté du diagnostic des convertisseurs de puissance et des GPV, nous mentionnons aussi les avancés dans l'électronique de puissance et les recherches menées dans l'amélioration de sa commande. Nous retrouvons aujourd'hui des architectures de puissance innovantes pour optimiser l'intégration de l'énergie photovoltaïque dans les microgrids. Ajoutant à cela, les travaux d'optimisation des commandes appelées Maximum Power Point Tracking (MPPT) permettant d'atteindre le point de fonctionnement optimal quelque soient les conditions d'exploitation.

- **Apport scientifique**

Le travail proposé dans cette thèse a pour objectif d'améliorer l'efficacité énergétique et d'assurer la surveillance d'un microgrid à courant continu alimenté par des panneaux photovoltaïques. Sous-entendu, il s'agit de grandeurs électriques DC à traiter. Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons à la détection des défauts du GPV. Nous avons mené l'étude donc sur les données côté source PV. Il s'agit de développer des méthodes de diagnostic qui sont simples et économiques en exploitant uniquement les mesures électriques disponibles dans les systèmes photovoltaïques.

Dans un premier temps, il s'agit de développer une méthode de diagnostic basée sur les données réelles provenant d'un module PV existant de puissance maximale 250 Wc. Un seul type de défaut avec différentes sévérités a été considéré. En plus de sa capacité à détecter le défaut, l'approche développée permet de classifier les données selon la sévérité du défaut. Cette classification a été obtenue en utilisant deux bases de données différentes : la première est formée par les points des courbes $I(V)$ entières et la deuxième est formée uniquement par les points de fonctionnement MPP. La deuxième application de cette méthode est très intéressante surtout dans le cas des installations PV à grande échelle.

Dans un deuxième temps, on mène l'étude sur une centrale PV de 250 kWc développée et simulée sous MATLAB[®]. Trois types de défauts ont été réalisés avec plusieurs sévérités. L'impact électrique de ces défauts sur le comportement local et central de fonctionnement a été analysé afin de choisir les caractéristiques les plus sensibles à chaque défaut permettant d'assurer la surveillance des centrales PV à grande échelle. Le modèle adopté tel qu'il est instrumenté offre une flexibilité de simuler et d'analyser d'une manière exhaustive l'effet des défauts PV sur les différentes configurations (niveau module/string/centrale) du système souhaitées.

- **Organisation du manuscrit**

Le premier chapitre dresse d'abord l'état de l'art sur les défauts PV et les méthodes de diagnostic développées dans la littérature. D'après cet état de l'art, nous concluons que les travaux de recherche récents sont focalisés sur les défauts les plus sévères et causant l'échauffement des cellules PV comme le *PID* ainsi que sur les défauts les plus fréquemment rencontrés tel que les défauts des diodes bypass. Ce chapitre se termine par les contributions majeures de la thèse.

Le deuxième chapitre présente la méthode de diagnostic proposée pour la détection et la classification du défaut d'ombrage. Parmi les méthodes de modélisation basées sur les données, l'Analyse en Composantes Principales (ACP) est une méthode statistique très intéressante qui met en évidence des combinaisons linéaires significatives entre les variables du système sans formuler explicitement son modèle. Cette méthode est appliquée pour le diagnostic du défaut d'ombrage d'un module PV en exploitant sa caractéristique $I(V)$ complète dans le traitement. Nous commençons par la présentation du principe de l'ACP. Par la suite, nous faisons le point sur le choix des variables représentatives du module PV permettant de faire face aux variations de l'irradiation solaire notées lors des mesures et pour linéariser son comportement. Le banc

expérimental utilisé est décrit et les résultats de traitement des données réelles sont présentés et analysés.

Le troisième chapitre présente les résultats de traitement avec l'ACP pour le même type de défaut mais en exploitant uniquement les coordonnées du point MPP. Afin de montrer la robustesse de classification, le traitement avec l'ACP a été validé avec plus de variations climatiques pour les données du mode sain. Ce traitement a confirmé la faisabilité de classer les données en se basant sur le point de fonctionnement MPP et a validé le choix des classes des défauts. Finalement, pour décider la classe des nouvelles données, nous avons utilisé l'Analyse Linéaire Discriminante (ALD) qui a défini les lois de séparations entre les classes des données.

Le quatrième chapitre est consacré à l'étude des effets des défauts sur les caractéristiques de fonctionnement d'une centrale photovoltaïque à grande puissance. Il s'agit d'un modèle de simulation inspiré de celui d'une centrale PV existante. Trois types de défauts sont considérés avec différentes sévérités et différents positionnements dans la centrale PV simulée. L'impact de ces défauts est montré sur les caractéristiques $I(V)$ locales c'est-à-dire aux niveaux des strings PV et au niveau de la caractéristique centrale. A la fin de ce chapitre nous dressons une synthèse qui compare la sensibilité de chaque caractéristique par rapport à un type de défaut. L'analyse de ces effets va permettre de choisir les grandeurs électriques adéquates (aux niveaux des strings et/ou la centrale globale) pour définir les indicateurs de diagnostic. Par manque de temps, seulement l'impact de ces défauts a été étudié mais ceci laisse penser à une façon optimale d'instrumenter les strings PV et ouvre de nouvelles perspectives par rapport à la détection des défauts de court-circuit naissants par exemple en exploitant les courbes locales $I(V)$.

A la fin de ce mémoire, les conclusions sur les travaux réalisés sont présentées et les perspectives sur les travaux futurs sont proposées.

Chapitre I

Systèmes photovoltaïques et diagnostic des défauts : Etat de l'art

Sommaire

I.1	Introduction	7
I.2	Description de la structure d'un système PV	7
I.2.1	De la cellule au champ PV	7
I.2.1.1	Cellule PV	7
I.2.1.2	Module PV	9
I.2.1.3	String PV	9
I.2.1.4	Champ PV ou centrale PV	10
I.3	Etat de l'art sur le diagnostic des systèmes PV	11
I.3.1	Revue bibliographique sur les défauts des systèmes PV	11
I.3.1.1	Classification des défauts dans une installation PV	11
I.3.1.2	Synthèse.....	22
I.3.2	Revue bibliographique sur les méthodes de diagnostic des systèmes PV	23
I.3.2.1	Inspection visuelle	24
I.3.2.2	Approches basées sur le traitement d'image	25
I.3.2.3	Approches basées sur la modélisation analytique	28
I.3.2.4	Approches pilotées par les données.....	31
I.3.2.5	Synthèse.....	35
I.4	Contributions de la thèse	38
I.5	Conclusion	41
	Bibliographie	42

I.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de présenter la recherche bibliographique réalisée sur les différents types de défauts affectant les systèmes PV ainsi que les méthodes de diagnostic développées. Nous commencerons par la description de la structure du système PV. Ensuite, nous décrirons les défauts, leurs origines et leurs impacts. Une revue sur les méthodes de diagnostic, leur classification et leur évaluation sera ensuite proposée. Enfin, nous présenterons les contributions de la thèse pour situer nos travaux par rapport à l'état de l'art.

I.2 Description de la structure d'un système PV

I.2.1 De la cellule au champ PV

I.2.1.1 Cellule PV

La cellule photovoltaïque représente la plus petite unité dans un système photovoltaïque. Ses dimensions standard sont de 12.5x15 cm (IEA, 2018b). Elle est réalisée à partir d'un matériau semi-conducteur dopé pour créer une jonction PN (Fig. I.1). Lorsque la cellule est éclairée par le rayonnement solaire, le déséquilibre des charges électriques dans les couches P et N provoque leur mouvement à travers la jonction ce qui crée un champ électrique dont l'intensité appelé photo-courant est proportionnel à l'éclairement reçu sur la surface de la cellule.

On peut distinguer quatre familles de technologies pour réaliser les cellules selon les matériaux utilisés: le silicium (mono ou poly) cristallin ou amorphe, les couches minces, les cellules organiques et les cellules hybrides. Chaque technologie présente des avantages en termes de rendement, coût et durée de vie par rapport à l'autre. Aujourd'hui, le silicium cristallin représente la plus grande part du marché du PV en raison de son coût de fabrication et sa durée de vie. Outre ces avantages, le choix d'une technologie repose aussi sur la fiabilité et la tenue des cellules PV selon l'environnement dans lequel elles sont implantées. Pour cela, plusieurs recherches sont en cours afin d'évaluer les performances des technologies PV en fonction du type du climat dans la perspective de faire le choix de la technologie PV la plus appropriée, en fonction des conditions climatiques d'une installation PV (Aste et al., 2014).

Les cellules en silicium cristallin: Elles représentent actuellement 97% des parts du marché du photovoltaïque (IEA, 2018b). Il existe deux types de cette technologie : le silicium monocristallin pour lequel la cellule est constituée d'un seul cristal, et le silicium poly cristallin avec des cellules composées de plusieurs cristaux assemblés. Le rendement des cellules

monocristallines est actuellement de l'ordre de 12 à 20 % en industrie et de 25% en laboratoire. Pour les cellules en silicium poly cristallin, le rendement en industrie est de 14 à 18% (IEA, 2018b) et 20.4% en laboratoire. Par contre les cellules de silicium monocristallin ont un coût de fabrication plus élevé.

Les cellules à base de couches minces (CIGS) : Les cellules sont obtenues par dépôt d'une couche mince d'un matériau semi-conducteur à base de Cuivre, Indium, Gallium ou Sélénium sur un support. Ils ont un rendement légèrement inférieur compris entre 6 et 8% et un record de 13.4% en laboratoire.

Les cellules à base de matériau organique : La partie active des cellules est réalisée à partir de matériau organique. Les recherches actuelles s'intensifient dans le but de produire des cellules à très faible coût.

Les cellules à base de pérovskites : Elles font l'objet de recherches intenses et ont atteint un rendement de 27.3% en juin 2018 en laboratoire (IEA, 2018b). Par contre elles pâtissent actuellement de problème de stabilité de la structure.

Les cellules hybrides : Elles sont conçues par agencement de cellules de technologies différentes pour améliorer le spectre d'absorption du rayonnement afin d'améliorer le rendement de conversion. On peut citer par exemple les cellules tandem ou les cellules multi jonctions qui peuvent théoriquement atteindre un rendement de 40%.

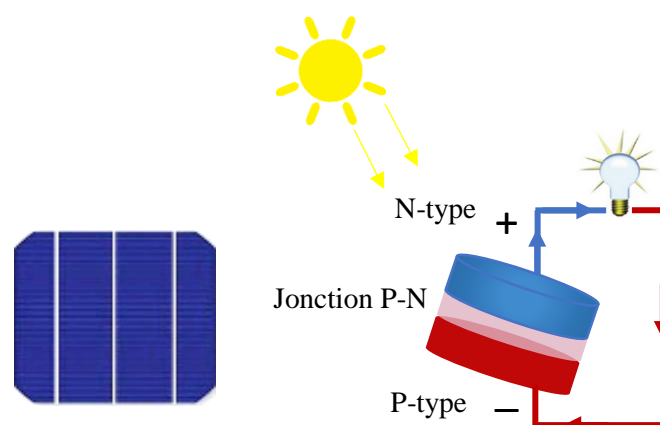


Fig. I. 1 : Cellule PV

I.2.1.2 Module PV

Dans les applications habituelles, les niveaux de tension et de courant ne peuvent pas être atteints par une seule cellule PV. Ainsi, quelques dizaines de cellules PV sont connectées en série et en parallèle pour constituer un module PV. Le nombre de cellules diffère d'un module à un autre. Les modules classiques sont formés avec 36, 60 ou 72 cellules en série. Ce choix de connexion provient du fait que la tension de fonctionnement d'une seule cellule PV est faible (quelques dixièmes de volt) alors que le courant généré est de quelques ampères à haute irradiation solaire. Par conséquent, un module PV fonctionne à quelques dizaines de volts et quelques ampères. Les cellules dans un module sont arrangées en plusieurs groupes. Le nombre de cellules dans un groupe est déterminé par le cas le plus critique qui correspond au cas pour lequel les cellules saines d'un module (ayant les mêmes paramètres et recevant le même éclairage) peuvent se décharger dans une seule cellule mise dans l'obscurité. On retrouve des groupes de 18 ou 20 cellules pour les modules en Silicium. Afin de protéger la cellule qui fonctionne en mode récepteur, chaque groupe est connecté à une diode de protection (diode de bypass ou de dérivation) montée en antiparallèle. Généralement, c'est une diode rapide de type Schottky qui est polarisée en inverse en fonctionnement normal. Ce sujet sera détaillé dans le chapitre II. La structure d'un module PV est donnée à la figure I.2.

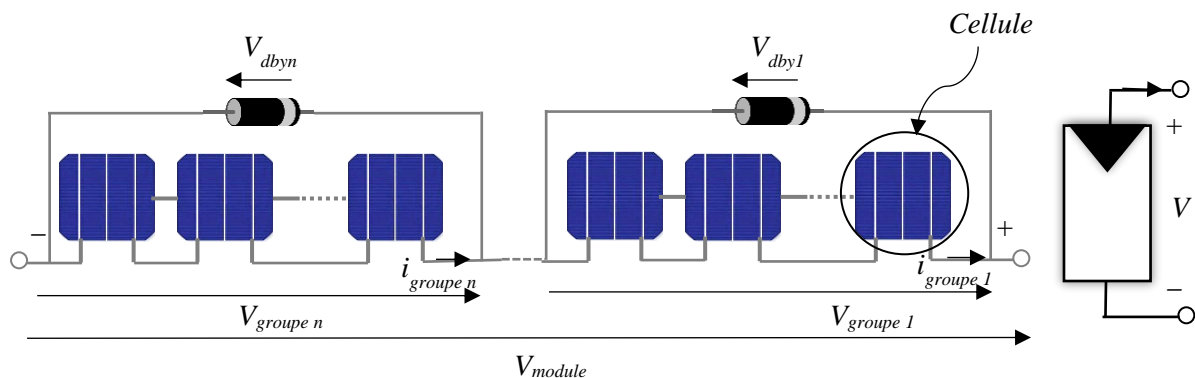


Fig. I. 2 : Module PV

I.2.1.3 String PV

Un string regroupe un ensemble de modules PV en série afin d'atteindre le niveau de tension exigé par l'application. Le string est doté d'une diode de protection dite diode anti-retour (Fig. I.3), qui a pour but de bloquer la circulation d'un courant inverse dans le string PV.

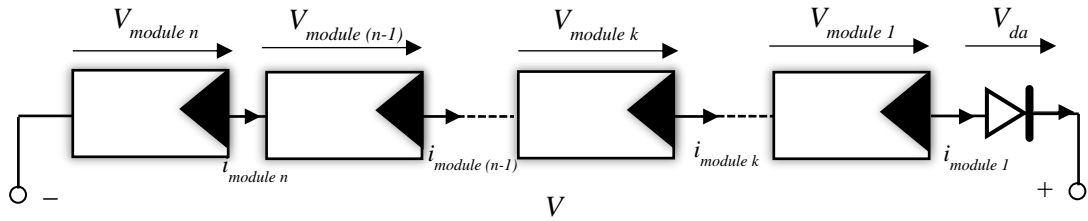


Fig. I. 3 : String PV

I.2.1.4 Champ PV ou centrale PV

Un champ PV est constitué de plusieurs strings PV composés chacun du même nombre de modules. Ils sont assemblés en parallèle afin d'augmenter le courant, et d'obtenir ainsi la puissance souhaitée pour l'installation PV. Il existe trois principales configurations d'un champ PV ; série parallèle (SP), total cross-tied (TCT) et bridge link (BL). La figure I.4 montre une configuration SP d'un champ PV qui est la plus couramment utilisée.

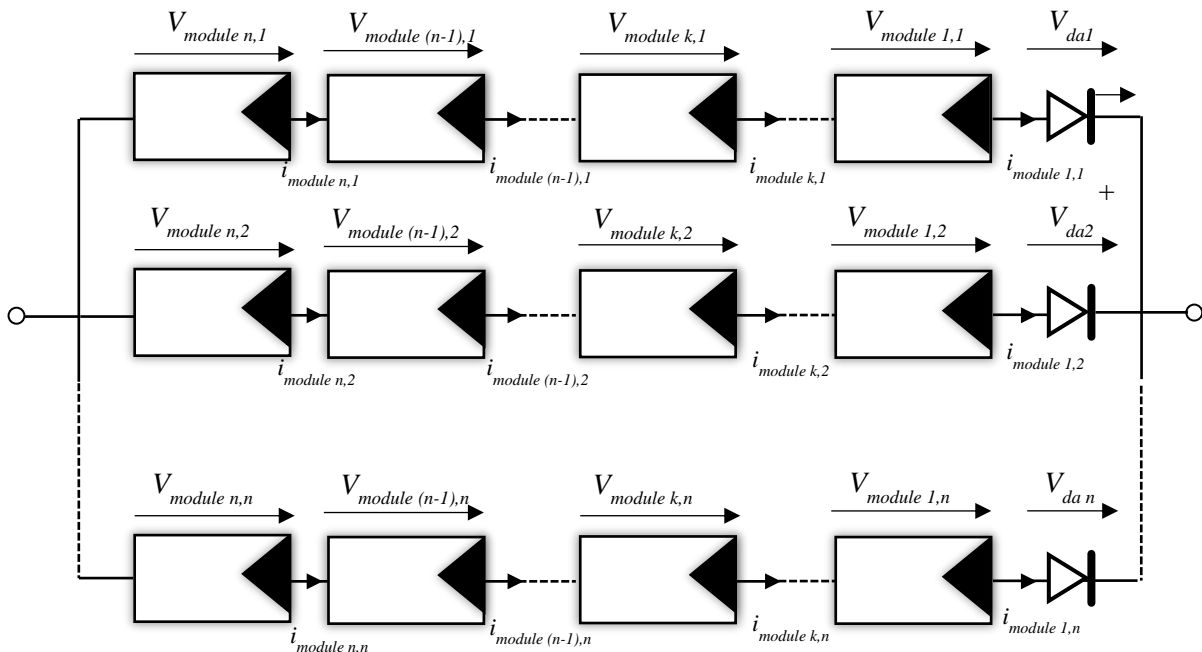


Fig. I. 4 : Champ PV de type SP

I.3 Etat de l'art sur le diagnostic des systèmes PV

I.3.1 Revue bibliographique sur les défauts des systèmes PV

I.3.1.1 Classification des défauts dans une installation PV

I.3.1.1.1 Classification des défauts selon leurs origines

Un défaut sur le système PV est un évènement qui peut apparaître avant ou après la mise en production du système photovoltaïque. Nous proposons de classer les causes d'apparition d'un défaut PV selon quatre origines (Fig. I.5) :

- **Facteurs externes**

Ils regroupent les défauts d'origines environnementales et les défauts dus à un mauvais conditionnement. Les défauts environnementaux peuvent être temporaires comme l'ombrage partiel dû au passage des nuages ou permanents tels que l'ombrage causé par un objet imprévu. La figure I.6 montre 3 exemples de ces ombrages permanents causés par des plantes, des lignes de transport d'électricité et par des modules voisins. La salissure des panneaux ou '*soiling*' est aussi l'un des facteurs environnementaux dégradants. Il s'agit de l'accumulation de la poussière due à la pollution de l'air, du dépôt de sable dans le désert par exemple ou du *soiling* biologique comme le dépôt des feuilles d'arbres ou les déjections d'oiseaux.

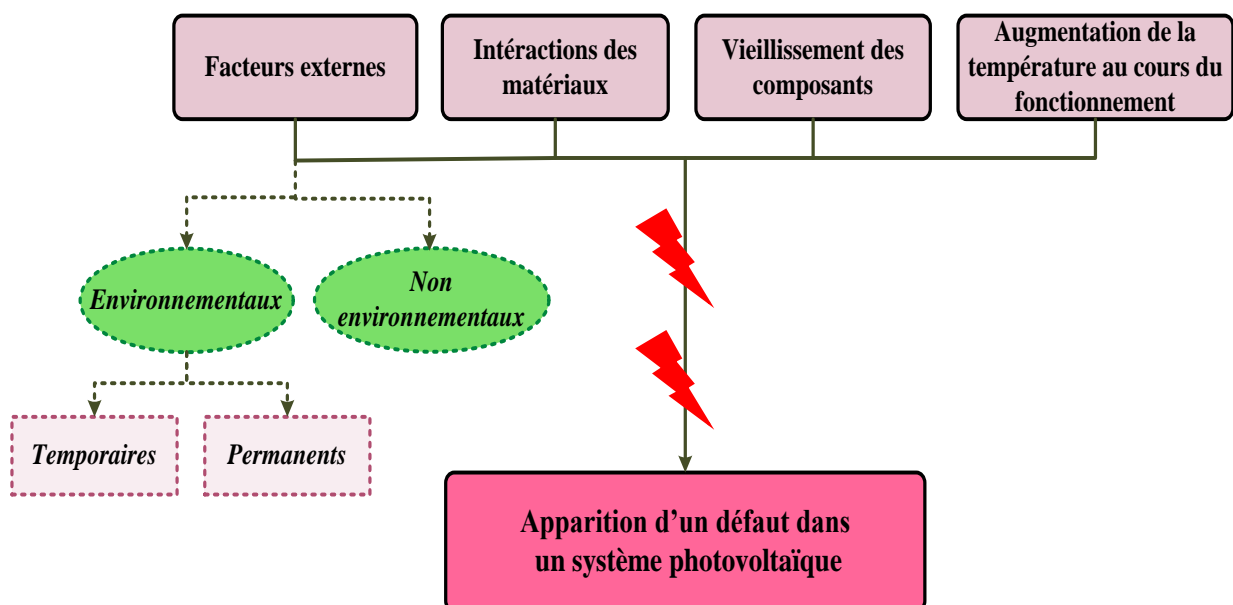


Fig. I. 5 : Origines des défauts dans les systèmes PV

Ces défauts ont tous pour conséquence de réduire la surface des cellules exposées à l'irradiation solaire. De fait on observe une perte de la puissance produite. De plus, ces défauts provoquent dans certains cas la formation des points chauds locaux. Si la température de la cellule atteint une valeur élevée (typiquement $>150^{\circ}\text{C}$), elle peut être irrémédiablement endommagée et donc causer un problème de sécurité (incendie). La grêle est aussi un facteur environnemental qui peut causer des fissures des cellules.

Les défauts dus à un mauvais conditionnement sont essentiellement les défauts de fabrication, d'installation, de transport ou de câblage. Chaque fabricant possède ses propres procédés de contrôle pour vérifier les qualités optiques et le comportement électrique de chaque cellule. A la fin de fabrication, un *flashage* de chaque module PV est effectué dans les conditions STC (Standard Test Condition) pour vérifier les performances du module. La caractéristique $I(V)$ obtenue par ce *flashage* est envoyée au client. Afin d'éviter les défauts de transport, l'assemblage des cellules doit être bien solide. En effet, un assemblage bien réalisé garantit une résistance des modules PV face aux chocs (intempéries de forte intensité par exemple) et plus particulièrement lors du transport pour un long voyage.



Fig. I. 6 : Quelques exemples d'ombrage permanents fréquentés dans les installations PV

▪ Interactions des matériaux

La combinaison des différents matériaux utilisés dans un module PV est à l'origine de présence des plusieurs défauts. En effet, les conditions de formation de ces défauts sont liées aux sources induites par les matériaux et les procédés. L'apparition de ce genre de défauts est souvent favorisée par les facteurs d'environnement (humidité, chaleur,...). Ces interactions peuvent donner lieu à des phénomènes visibles tels que la décoloration de l'encapsulant (jaunissement ou brunissement), la corrosion, la fissure des cellules ou la délamination. Ces

interactions peuvent également se traduire par des dégradations électriques telles que la déconnexion des cellules, les courts-circuits et le défaut PID (Potential Induced Degradation) qui n'ont pas d'effets visuels. Nous allons définir par la suite quelques types de défauts et les conditions relatives à leur apparition.

Décoloration de l'encapsulant

Il s'agit du jaunissement ou du brunissement des cellules. Ceci est causé par la dégradation du matériau de l'encapsulant qui est généralement l'EVA (Ethylene Vinyl Acetate). Ce défaut provoque un changement dans la transmission de l'éclairement solaire atteignant la surface des cellules et par conséquent une réduction de la production. L'origine du défaut est liée aux effets thermiques et se traduit par un léger jaunissement et aux effets photo-thermiques tels que l'exposition à la lumière UV (Ultra-Violet) qui entraîne le brunissement foncé des cellules. Vu l'impact de ce type de décoloration, le pré-conditionnement des modules par rapport à l'exposition UV est nécessaire pour préserver leurs performances sur le long terme. Il a été démontré que la décoloration se produit plus au centre de la cellule (Parretta et al., 2005). Ceci peut s'expliquer par une augmentation de la température plus significative dans sa partie centrale que sur les bords au cours du fonctionnement normal. En outre, une étude faite sur des panneaux en silicium polycristallin exposés à Tunis pendant 12 ans, a confirmé que ce défaut est le facteur principal responsable du vieillissement des modules PV (Rabii et al., 2003). Finalement, l'exposition à la lumière UV et le fonctionnement à une température élevée (> 55°C) sont les facteurs favorisant le brunissement de l'EVA (IEA, 2014).

Délamination

Ce défaut consiste en la perte d'adhérence entre les différentes couches de la cellule PV. Les principales causes de ce défaut sont liées aux contraintes environnementales, l'exposition aux rayonnements UV et l'élévation anormale de la température des cellules.

Fissures des cellules

En plus des dommages mécaniques qui peuvent survenir lors de l'installation ou l'assemblage des cellules, les fissures peuvent être causées par des problèmes mécaniques internes. En effet, afin de protéger les cellules contre la délamination et la corrosion, il est nécessaire d'établir une bonne adhérence entre les couches. Cependant, une adhérence trop forte peut générer de fortes contraintes mécaniques internes surtout dans le cas des cellules à couches minces. Ajoutons à cela les contraintes thermodynamiques induites par les cycles thermiques qui peuvent aussi

provoquer des fissures. Il a été montré que mêmes les microfissures donnent lieu à des points chauds locaux (Kontges et al., 2011) causant ainsi des pertes de puissance par effet thermique. Le comportement des modules présentant des cellules fissurées est similaire en quelque sorte à celui du cas de *soiling* ou d'un ombrage partiel couvrant les cellules, puisque ces fissures bloquent l'absorption de la lumière (Meyer and Dyk, 2004).

Snail trails

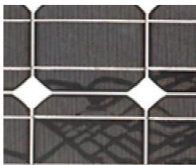
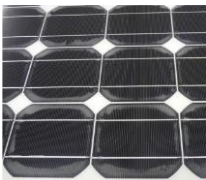


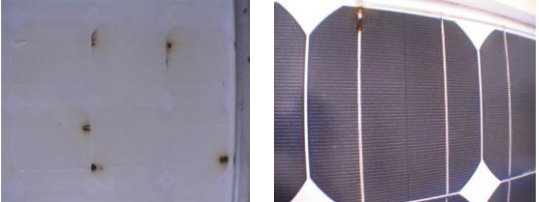
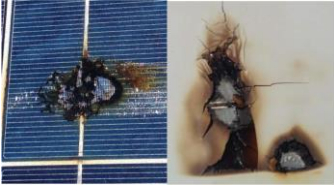
L'étude de (Kim et al., 2016) indique que les fissures cellulaires, les additifs du film EVA, les additifs chimiques utilisés sur la surface des cellules ainsi que des facteurs climatiques, par exemple l'humidité, peuvent accélérer la formation des ces défauts. Ils se traduisent par l'apparition de micro fissures qui se propagent sur la surface de la cellule et donnent l'illusion d'un sentier d'escargot d'où l'appellation *snail trail*.

Potential Induced Degradation

C'est un défaut qui affecte les modules situés au plus près du potentiel bas d'un string. Ils sont alors soumis à une tension très élevée de l'ordre de 900V à 1000V provoquant ainsi la formation des courants de fuite entre les cellules et le cadre du module. Les modules réalisés en silicium et en couches minces sont les plus affectés par ce défaut. Il existe 3 types de défauts PID (PID-c, PID-d et PID-s). Le type PID-s est le plus fréquemment observé. Il peut même conduire à une défaillance totale du module PV. Suite à ce défaut, le facteur de forme (ff) de la caractéristique I(V) se dégrade. Ceci peut être modélisé par une dégradation des paramètres internes de la cellule ; diminution de la résistance R_{shunt} (R_{sh}) et augmentation du facteur d'idéalité de(s) la diode(s). Les variables accélérant l'apparition de ce défaut sont les conditions ambiantes, la configuration du système ainsi que les paramètres de conception du module. Il peut avoir lieu par exemple suite à la fusion de la couche antireflet (AR) et suite à la corrosion de la couche conductrice de la cellule. Le rapport (IEA, 2014) donne plus d'indications sur les facteurs à l'origine de ce défaut.

Le tableau I.1 illustre quelques exemples des cellules défectueuses avec des effets visibles.

Tableau I. 1 : Quelques exemples des défauts affectant les cellules PV avec une signature visible

Type du défaut	Signature physique
<i>Snail trails</i>	
Délamination	
Bris de verres	
Brunissement de l'encapsulant avec 2 micros-fissures	
Marques de brulure causées par des diodes bypass en circuit-ouvert sous conditions d'ombrage partiel par des arbres et des installations PV à proximité	
Endommagement total d'une cellule exposée à un ombrage et avec une diode bypass en circuit-ouvert ou en absence de diode bypass	

- **Vieillessement des composants**

Outre les défauts cités, le vieillissement naturel peut être aussi à l'origine de plusieurs autres défauts. Ceci a été prouvé par une étude approfondie menée sur 4325 modules PV en silicium-mono et poly-cristallin après plus de 11 ans de fonctionnement (M. Kuitche et al., 2014). D'après cette étude, les défauts les plus fréquents dus au vieillissement sont les décolorations de l'encapsulant suivis des défauts de soudure. Le détachement du cadre du module et la formation de bulles d'air sur sa face arrière résultent aussi du vieillissement. Finalement, les éléments les plus fiables à long terme sont les cellules PV.

Le vieillissement d'un système PV est un processus continu dans le temps, mais plusieurs facteurs peuvent influencer sa dynamique, tels que le *mismatch*, la pénétration de l'humidité qui accélère la corrosion qui par la suite contribue à la dégradation des contacts. Le *mismatch* est un problème qui se traduit par des conditions opérationnelles non-uniformes entre les cellules ou les branches constituant le système PV. C'est une inadéquation de point de vue électrique c'est-à-dire que les cellules ne sont pas parfaitement identiques ou du point de vue conditions de fonctionnement telles que l'ombrage partiel ou l'orientation des modules. Il a été démontré par (Manganiello et al., 2015) qu'un lien de 'boucle fermée' existe entre le problème de *mismatch* et le vieillissement, puisque le vieillissement génère une inadéquation qui à son tour favorise le vieillissement principalement à cause des effets thermiques. Par conséquent, non seulement le *mismatch* dégrade la production, mais il peut affecter aussi la durée de vie des modules PV.

- **Augmentation de la température au cours du fonctionnement**

Comme nous l'avons déjà évoqué, le fonctionnement à une température élevée favorise la formation des défauts dus à l'interaction des matériaux. Il contribue aussi à accélérer le vieillissement des composants qui à son tour peut être à l'origine de certains défauts. Ceci est le cas des diodes de protection qui vieillissent rapidement et se comportent comme des impédances ou les contacts qui se dégradent et conduisent à des défauts de type circuit-ouvert.

I.3.1.1.2 Classification des défauts selon leur fréquence d'apparition

Avant d'examiner l'impact d'un défaut sur la qualité de l'énergie produite en mode dégradé d'un système PV, nous allons examiner l'occurrence des défauts observés sur un système après une vingtaine d'années de production (Fig. I.7)

L'occurrence de ces défauts telle qu'elle a été étudiée (IEA, 2017) représente la fréquence d'apparition d'un défaut en fonction de l'année de production du système. La figure I.7 présente cette fréquence selon deux catégories de défauts. La première catégorie représente les défauts dus à des facteurs internes tels que la délamination, les défauts des diodes bypass, la décoloration du pottant, etc. Nous les désignons par les défauts de dégradation qui sont présentés sur le premier sous-diagramme des figures I.7 (a) et I.7 (b) La deuxième catégorie concerne les types de pannes survenus soudainement à cause d'un facteur extérieur comme la grêle ou la foudre. Ils sont désignés par défauts soudains et sont présentés sur le deuxième sous-diagramme de chacune des figures I.7 (a) et I.7 (b) L'effet de ces deux catégories de défauts se cumule surtout durant les 7 premières années de la mise en production du système PV. Le graphique de la figure I.7 (a) montre l'occurrence de tous les types de défauts détectés et celui de la figure I.7 (b) montre ceux qui provoquent une perte de puissance mesurable. Cette perte sera évaluée dans le paragraphe suivant. Nous constatons que les fissures des cellules apparaissent surtout pendant les 2 premières années. On note que les défauts PID sont plus fréquents, surtout au cours des années 3 et 4. La déconnexion des cellules ou strings apparaît à partir de l'année 5 et se répartit sur les années suivantes. La décoloration de l'encapsulant apparaît dès la troisième année de la mise en opération et se reproduit au fil des années avec une forte accumulation qui entraîne des pertes de puissance importantes après 18 ans de fonctionnement. Les défauts des diodes bypass sont très répandus sur les 10 premières années de fonctionnement. Les défauts déjà cités sont les plus répandus et les plus étudiés dans la littérature.

Le défaut « *snails tracks* » ou « *snails trails* » est non mentionné dans ces graphes. En effet, ce type de défaut est généralement associé à des fissures cellulaires. Il apparaît généralement après 3 mois à 1 an d'exposition en milieu extérieur (Li et al., 2017). Ce défaut concerne surtout les cellules en silicium cristallin et se produit souvent sur les bords des cellules et à proximité des microfissures. La fréquence d'apparition des autres défauts de dégradation a été rarement étudiée. L'accumulation du *soiling* est le défaut soudain le plus répandu provoquant des pertes de puissance surtout dans les 12 premières années.

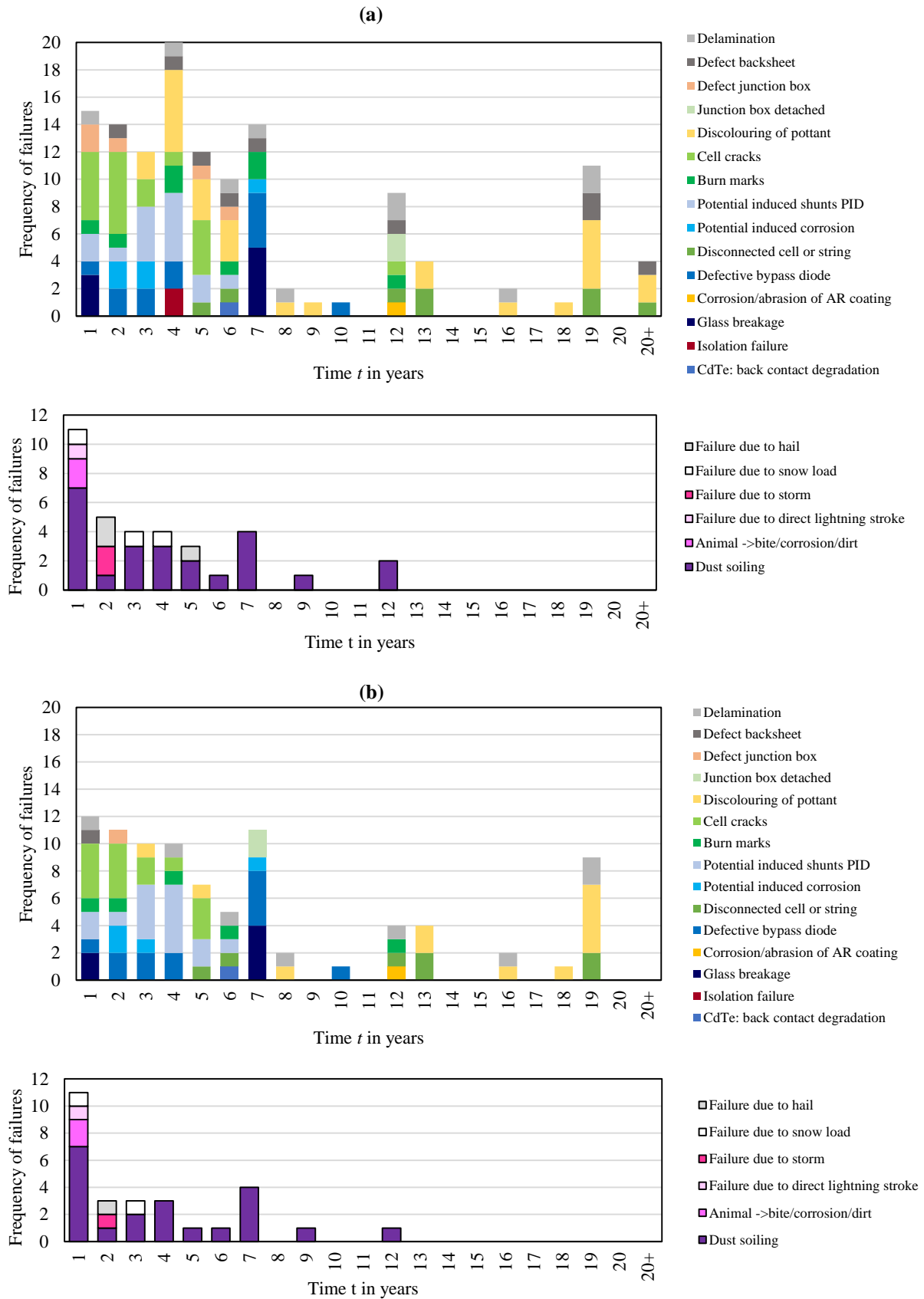


Fig. I. 7 : (a) Occurrence de tous les types de défauts détectés, (b) Occurrence des défauts à perte de puissance mesurable (IEA, 2017)

I.3.1.1.3 Impact des défauts en termes de perte de puissance

Les pertes de puissance induites par les défauts sont fortement liées au climat du site d'implantation et à la technologie des modules PV. Par conséquent, la dégradation mesurée causée par un même type de défaut est variable d'une installation PV à une autre. Généralement cette perte est constante en début de fonctionnement mais elle s'accroît avec le temps. Une étude récente a classé la sévérité des défauts selon le taux de pertes de performances causées (Tableau I.2). Cette sévérité est décrite en classant les modes de défauts par niveau de 1 à 10, où 1 indique aucun effet sur les performances du système et 10 signifie à la fois un effet très considérable sur la puissance et la sécurité du système.

Tableau I. 2 : Niveau de sévérité utilisé pour classer l'impact des défauts (Jordan et al., 2017)

Sévérité	Niveau
Effet majeur sur la puissance et la sécurité	10
Effet majeur uniquement sur la puissance	8
Effet modéré sur la puissance	5
Faible dégradation des performances	3
Aucun effet sur les performances	1

Il a été mentionné dans cette même étude que les défauts ayant la sévérité la plus élevée sont les points chauds et la perte d'isolation de la face arrière des modules. Ensuite ce sont les défauts des soudures, des circuits internes et le défaut PID avec un taux de sévérité de 8 suivis par les défauts à effets modérés comme les défauts des diodes bypass et de la boîte de jonction. Finalement, les défauts à sévérité faible sont généralement les défauts à effet visible comme la décoloration et la délamination. Pour une meilleure visualisation de la sévérité des défauts, nous présentons à la figure I.8 le diagramme de Pareto donné dans le cas des modules en silicium cristallin fabriqués avant et pendant les 10 dernières années et dans le cas des modules à base de couches minces. Pour le silicium monocristallin moderne, les points chauds et le défaut PID sont les défauts les plus sévères. Pour les cellules à base de couches minces, ce sont les points chauds en premier lieu suivi du bris de verres.

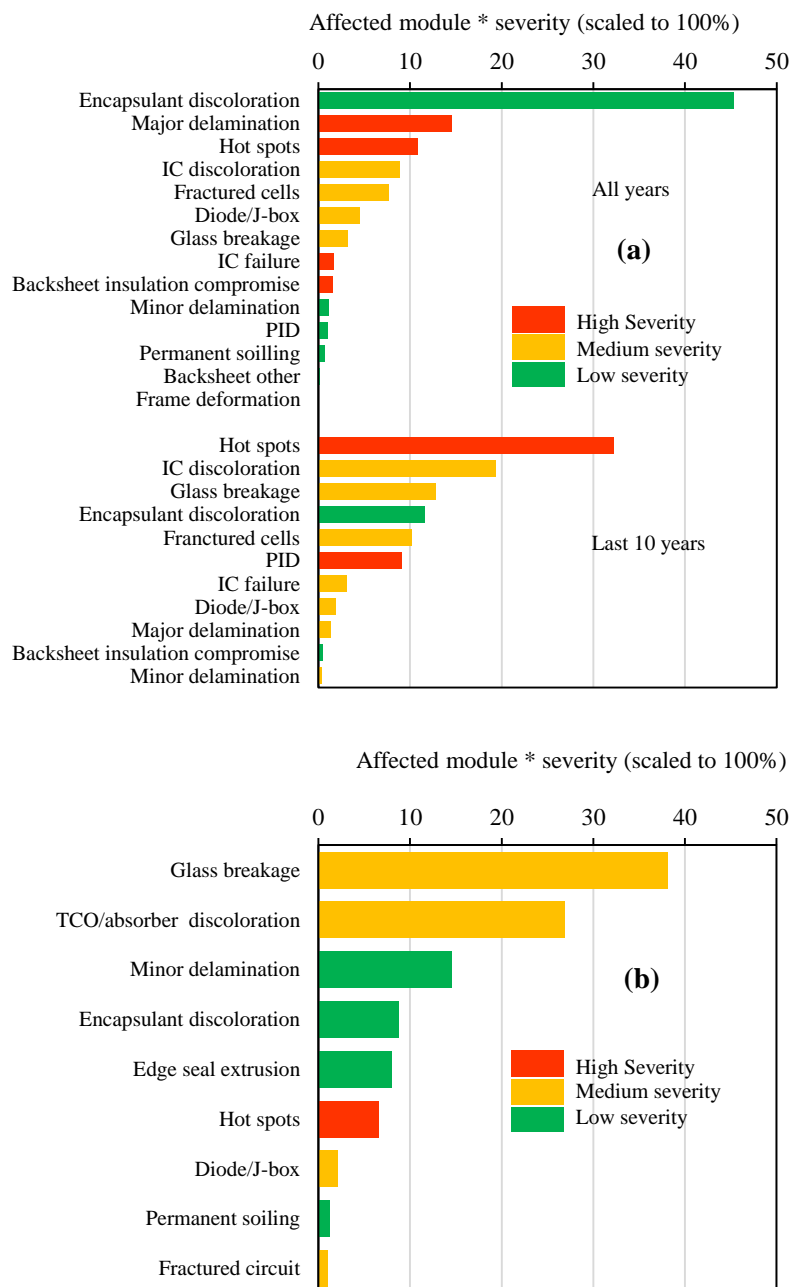


Fig. I. 8 : Diagramme de Pareto pour les modules **(a)** en silicium cristallin et **(b)** à base de couches minces (Jordan et al., 2017)

Afin de montrer la dépendance de l'impact du défaut en fonction du climat, nous reprenons dans le tableau I.3 quelques exemples des défauts étudiés sur un large nombre de modules PV en silicium cristallin (Jordan et al., 2017). Ces modules fabriqués après l'année 2000 ont été exposés dans trois climats différents pendant 10 ans. Ce tableau montre que les modules exposés en climat chaud et humide présentent le taux le plus élevé des modes des défauts. Ce

climat est favorable en particulier à l'apparition des points chauds et des défauts des diodes bypass.

Tableau I. 3 : Bilan sur le taux des défauts observés dans les modules PV en fonction du climat (Jordan et al., 2017)

Type de climat	Modéré	Chaud et humide	Désert
Nombre total de modules	457	2718	1451
Type de défaut	Nombre de modules affectés par ce défaut (%)		
Décoloration	0	9.9	3.3
Points chauds	11.7	26.1	1.1
Augmentation de la résistance série	4	9.9	2.8
Défaut de diodes bypass	0	21.7	0.1
Fissure des cellules	0.5	5	1.7
PID	9.7	1.2	0

Pour quantifier la perte de puissance causée par les défauts, nous présentons dans le tableau I.4 les pertes moyennes annuelles reportées dans la littérature. Ces pertes sont mesurées généralement après une durée de fonctionnement bien déterminée. Les exemples des défauts indiqués dans ce tableau sont relatifs à des modules en silicium cristallin vu que les informations valables dans la littérature pour cette technologie sont plus nombreuses par rapport aux autres technologies PV.

Tableau I. 4 : Pertes de puissances moyennes annuelles liées à quelques exemples des défauts

Référence bibliographique	Type de défaut	Durée de fonctionnement	Pertes de puissance /an (%)
(Dolara et al., 2016)	Snail trails	3 ans	>20
(IEA, 2014)	Jaunissement	-	0.5
(Pern, 1996)		-	10
(Reza Maghami et al., 2016)	Ombrage partiel	-	10 à 70
(Hammoud et al., 1997)	Soiling biologique	16 mois à 5 ans	2.3 à 8
(IEA, 2017)	Délamination	12 ans	11.5
	Fissures	12 ans	2.5

- Non mentionné

I.3.1.2 Synthèse

En se basant sur l'étude précédente, nous pouvons affirmer qu'il y a une relation de causalité entre les différents facteurs à l'origine de l'apparition des défauts mais aussi entre les défauts eux-mêmes. En se basant sur l'étude (Manganiello et al., 2015) et sur notre recherche bibliographique, nous pouvons aboutir aux liens de causalité représentés sur la figure I.9. Nous notons que dans ce schéma R_s et R_{sh} sont respectivement la résistance série et parallèle équivalente de la structure PV. Les origines principales des défauts sont encadrées en rouge.

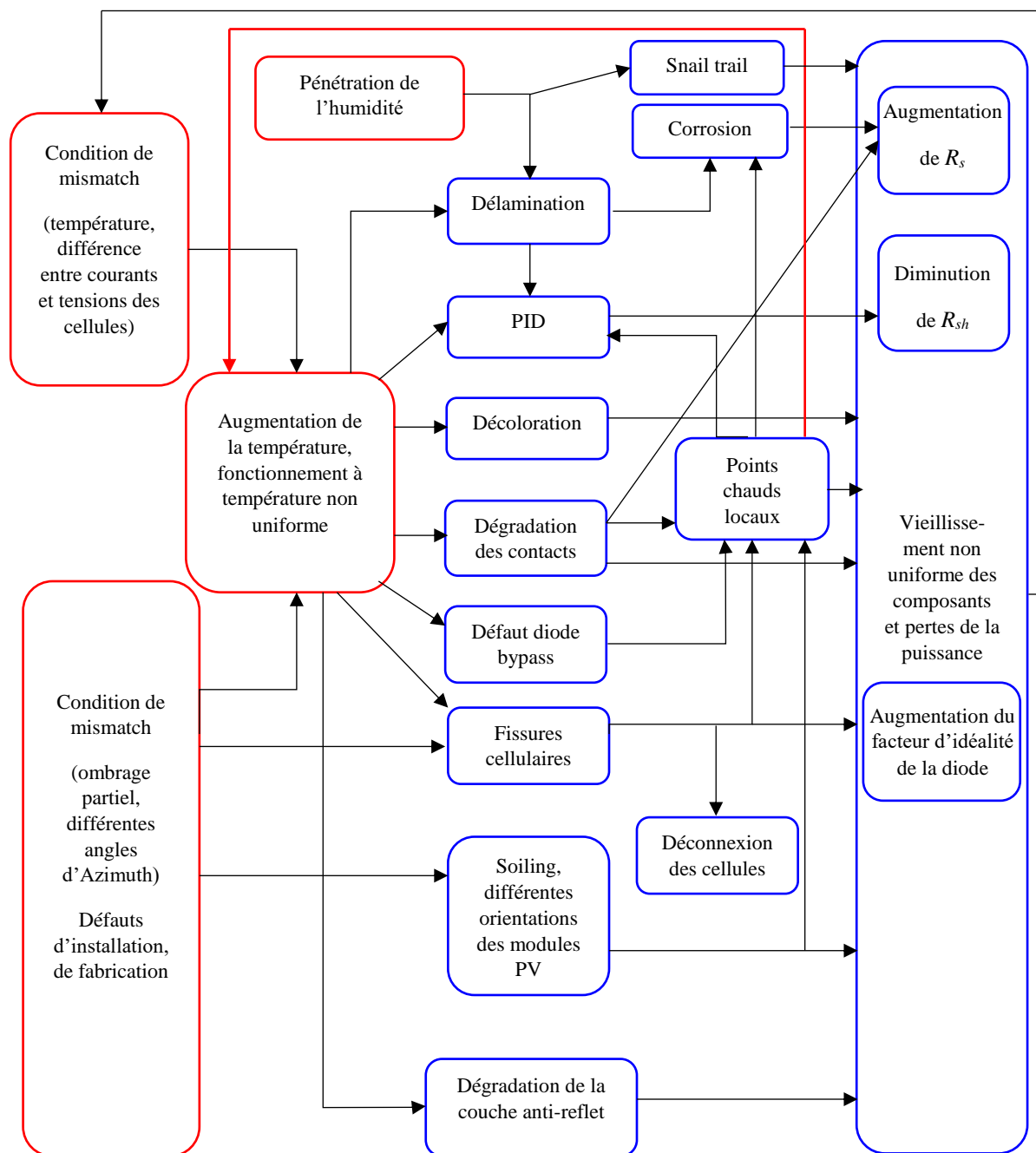


Fig. I. 9 : Relations entre les défauts rencontrés dans les systèmes PV

I.3.2 Revue bibliographique sur les méthodes de diagnostic des systèmes PV

Parallèlement à l'accroissement des systèmes photovoltaïques, le développement de leur maintenance ainsi que l'évaluation précise de leurs performances sont nécessaires pour tenir la

promesse d'une durée de vie opérationnelle de 25 ans sans perte significative de production. En se basant sur des études développées dans la littérature, nous décrivons dans cette partie le choix de la méthode de diagnostic par rapport à chaque défaut ainsi que ses principaux avantages et inconvénients.

I.3.2.1 Inspection visuelle

C'est une étape de diagnostic préliminaire réalisée avant ou après la mise en production d'un système PV. Le module PV est inspecté avant et après qu'il ait été soumis à des essais de stress ou de contraintes environnementales, électriques ou mécaniques en laboratoire afin de prévoir sa réponse et ses performances après la mise en production.

Il s'agit essentiellement d'évaluer la conception des modules au cours de la pré-phase de production, la qualité de production et la durée de vie des modules. Les tests les plus courants sont : le cycle thermique, le cycle humidité-gel, l'exposition à la chaleur humide, l'irradiation UV, la charge mécanique, l'impact de la grêle, l'exposition extérieure et le stress thermique (IEA, 2014).

Pour aborder l'inspection visuelle du module PV, il doit être divisé en plusieurs parties. Chacune est inspectée et documentée séparément avec les défauts relatifs. Deux normes doivent être respectées lors de l'inspection pré-production ; les normes IEC 61215 et 61646. Ces normes exigent un éclairage de plus de 1000 lux lors de l'inspection visuelle et seuls les défauts détectables à l'œil nu sont considérés (IEC, 2016, 2008). En effet, il a été considéré que ce genre de défauts pourrait dans le futur causer des défaillances du système. La norme IEC 61215 dans son article 7 définit ces défauts. La fissure des cellules est un exemple de défaut visuel qui peut causer une défaillance future dans la qualification de conception du module PV. En effet, une propagation de ce défaut pourrait déconnecter plus de 10% de la surface de la cellule fissurée du circuit électrique.

L'inspection visuelle est une bonne pratique de laboratoire avant la mise en production vu qu'elle permet d'enregistrer tous les défauts visibles et la documentation sur les parties du module (la position et la dimension de chaque défaut doivent être documentées) permet de faire le suivi.

Nous nous intéressons à la détection des défauts après la mise en production. L'inspection visuelle est efficace pour repérer les effets des défauts tels que les marques de brûlure causées par les points chauds et les défauts à signature visible tels que la délamination, le jaunissement

de l'encapsulant, le gonflement à l'arrière du panneau et les défauts des boîtes de jonction. Néanmoins, il s'agit d'une méthode très peu pratique dans le cas d'une grande installation où il faut parcourir tout le système et faire des visites régulières. De plus, les causes des baisses de performances et certains défauts ne sont pas toujours visibles. A titre d'exemple, une étude a été menée sur 1272 module PV en monocristallin pendant 4 ans de fonctionnement pour évaluer l'impact des diodes bypass en défaut et a montré que le plus souvent ce genre de défaut, malgré sa gravité, ne produit pas de brulures à traces visibles (Kato, 2011). Ces défauts doivent donc être étudiés avec des outils plus sophistiqués. Pour cela, d'autres méthodes de diagnostic existent dans la littérature.

I.3.2.2 Approches basées sur le traitement d'image

Les méthodes basées sur l'imagerie les plus utilisées sont l'imagerie thermique infrarouge et l'électroluminescence.

Imagerie thermique infrarouge

Le but d'une inspection thermographique est de détecter les défauts avant que ne se produise une baisse substantielle de production ou que des dommages matériels graves ne se produisent. L'imagerie thermique infrarouge permet de détecter les points chauds et d'autres défauts qui ne peuvent être détectés par inspection visuelle. La distribution hétérogène de la température au niveau de la surface du module PV indique la présence des défauts et leurs origines peuvent être identifiées selon le gradient de la température.

Les principales anomalies thermiques rencontrées dans les centrales photovoltaïques sont :

- L'échauffement des cellules dû soit à un bris de verre causé par des chocs intenses tels que la grêle ou d'autres contraintes mécaniques, l'ombrage, les imperfections dans le processus de fabrication tels que de mauvais contacts électriques, des courts-circuits à l'intérieur de la cellule ou au défaut PID qui affecte les modules inférieurs,
- L'échauffement des diodes bypass à l'intérieur de la boîte de jonction du module PV lorsqu'elles se mettent en conduction,
- L'échauffement des fusibles des strings,
- L'échauffement des câbles et des points de connexion coté DC ou AC.

Les principaux avantages de cette méthode sont les suivants :

- Les modules PV peuvent être testés à l'aide d'une caméra thermique sans interruption du fonctionnement de l'installation PV.
- L'imagerie thermique est efficace pour les défauts PID. En effet, vu la similarité des caractéristiques de fonctionnement en mode normal et en mode de défaut (Spataru et al., 2015), ce type de défaut est très difficile à détecter avec d'autres moyens. L'image thermique permet d'obtenir une estimation du degré de ce défaut pendant le fonctionnement des modules PV.
- L'inspection thermique peut être faite aussi d'une manière autonome en utilisant des drones thermiques (Li et al., 2017; Tsanakas et al., 2017). L'autonomie de la prise des images est très utile pour les grandes centrales PV.

Cependant, des conditions environnementales stables sont cruciales pour une imagerie thermique de haute qualité. Il est recommandé de prendre les images thermiques à un rayonnement solaire élevé ($> 600 \text{ W/m}^2$) (IEA, 2018c) et dans des conditions ambiantes constantes (pas de nuages, faible vitesse du vent, température ambiante stable). Les fluctuations météorologiques doivent être beaucoup plus lentes que la constante de temps thermique du module PV. En général, un module PV prend de 5 à 15 minutes pour se stabiliser thermiquement dans de nouvelles conditions environnementales telles que le changement de l'intensité d'irradiation globale, de la température ou de la vitesse du vent. Les nuages peuvent également produire des réflexions thermiques sur les modules PV qui peuvent fausser l'évaluation de l'image. Pour cette raison, les réflexions thermiques des nuages, des bâtiments, des arbres ou d'autres objets doivent être évitées ou réduites au minimum. Cela se fait généralement en attendant des conditions plus stables ou en déplaçant la position de la caméra thermique pour éviter ces réflexions.

La connaissance des données de l'installation PV (inclinaison des modules, orientation, configuration des branches, variations au sein du générateur) est aussi obligatoire pour l'évaluation des images. Pour avoir une bonne précision, une caméra thermique avec des exigences minimales est aussi nécessaire (IEA, 2018c).

Cette méthode présente également l'inconvénient d'être dépendant de la technologie. Il s'est avéré d'après des études que la thermographie éclairée convient mieux aux modules cristallins et que la thermographie sombre est un meilleur outil pour les modules à couche mince. Comparées aux images de thermographie sombre, les images éclairées des modules cristallins fournissent plus de détails et une meilleure résolution des défauts (Ebner and Ujvari, 2010).

Ajoutant à cela que sachant que l'augmentation de la température ne signifie pas toujours l'existence d'un défaut l'interprétation des images thermiques peut s'avérer délicate.

Enfin, par mesure de sécurité, les inspections thermiques doivent être faites régulièrement pour une surveillance efficace. Cela permet d'assurer une maintenance efficace en remplaçant rapidement un composant en fonction du degré de gravité du défaut détecté.

Electroluminescence

Lors d'une inspection par électroluminescence, les cellules solaires sont alimentées par un courant d'excitation externe défini tandis que la caméra prend une image des photons émis. Les zones endommagées d'un module solaire apparaissent sombres ou rayonnent moins que les zones saines. La haute résolution des images permet de détecter certains défauts plus précisément que par les images thermiques. L'électroluminescence est particulièrement efficace dans le cas des fissures, des microfissures et des défauts de contacts (Ebner and Ujvari, 2010).

Toutefois, la mise en œuvre de l'électroluminescence est délicate. En effet, il faut une caméra à haute résolution et un filtre passe-haut. De plus, les essais doivent être réalisés dans un milieu sombre et nécessitent l'interruption de la production. Cette méthode semble être plus pratique à l'échelle du module PV. En effet, vu la nécessité d'un courant d'excitation, elle n'est pas très adaptée pour les grandes installations.

Combinaison possible entre les deux méthodes

L'électroluminescence et l'imagerie infrarouge sont des techniques de mesure non destructives. Ces mesures optiques fournissent des images rapides en temps réel permettant non seulement la détection mais aussi la localisation des défauts. Certains défauts n'entraînent pas nécessairement une augmentation de la température. Compte tenu de ce fait, les mesures thermiques infrarouges ne permettent pas d'identifier tous les types de défauts. D'autre part, les modules PV avec des images électroluminiscentes claires (c'est-à-dire pas de zone sombre identifiée pour confirmer l'existence d'un défaut) fournissent parfois des images thermiques avec des zones chaudes. Par conséquent, une combinaison des deux techniques permettrait d'identifier plus de défauts dans un système PV (Ebner et al., 2013).

Les figures I.10 et I.11 montrent respectivement des images obtenues par caméra thermique et par électroluminescence. .

Sur la figure I.10, on distingue nettement la zone soumise à un échauffement excessif.

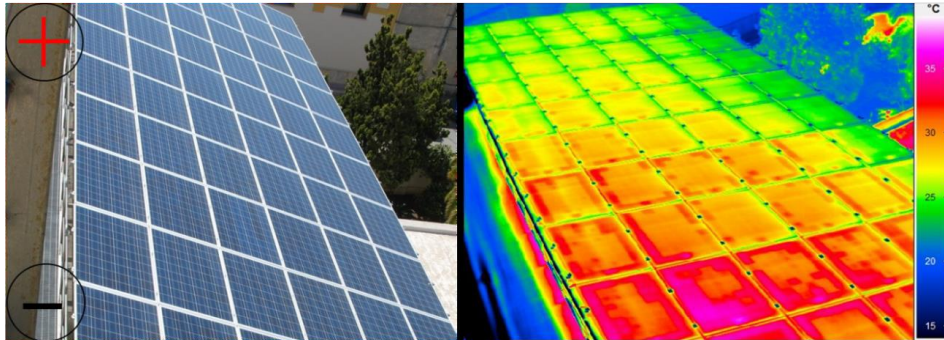


Fig. I. 10: Répartition typique de la température dans la zone inférieure d'un module PV affecté par un défaut PID (Wolfgang et al., 2014)

Sur la figure I. 11, on peut voir les zones plus sombres affectées par le défaut et qui rayonnent donc moins que les zones saines.

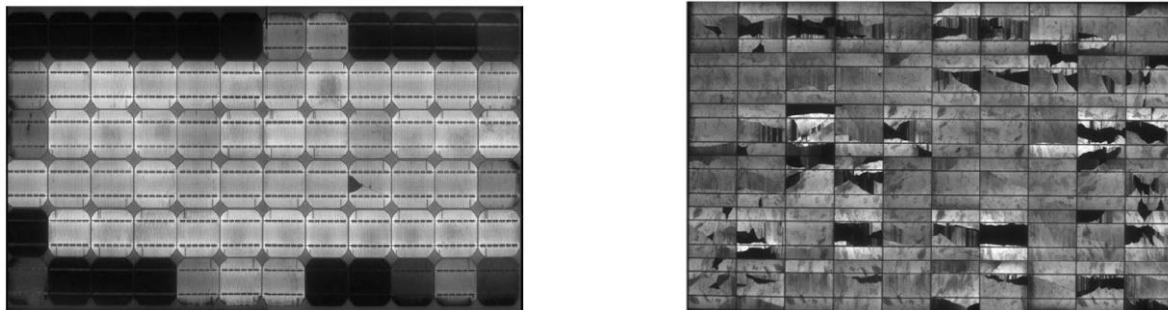


Fig. I. 11 : Image par EL (a) d'un module PV en silicium monocristallin présentant un défaut PID et (b) d'un module PV en silicium polycristallin avec des cellules fissurées (Spertino et al., 2015)

I.3.2.3 Approches basées sur la modélisation analytique

La modélisation analytique d'un système physique consiste à décrire par des relations mathématiques les liens entre les entrées, les états et les sorties à partir des principes physiques qui régissent le comportement du système. Le modèle ainsi obtenu permet de prévoir le comportement du système par la résolution des équations. Ce modèle sera considéré comme modèle de référence ou du comportement sain (aucune présence de défaut) du système réel surveillé. Les approches de diagnostic basées sur le modèle analytique vont exploiter les écarts

entre les sorties réelles du système et les sorties prévues par le modèle (Fig. I.12). Un défaut va affecter le système réel et modifier ses caractéristiques. Par conséquent, l'analyse de cet écart, appelé résidu, doit conduire à une estimation de la présence d'un défaut (détection) et éventuellement de sa localisation et l'estimation de sa sévérité.

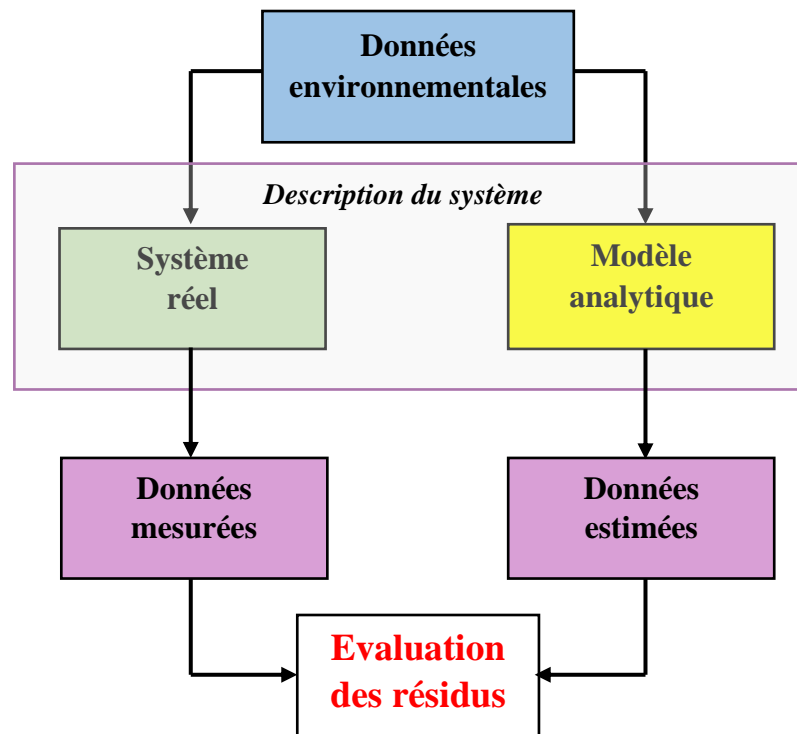


Fig. I. 12 : Principe général des méthodes basées sur la modélisation analytique

Pour ce qui concerne les systèmes PV, les modèles analytiques sont le plus souvent basés sur le modèle électrique équivalent d'une cellule PV avec la prise en compte du nombre de cellules en série N_s et en parallèle N_p .

Plusieurs modélisations analytiques de la cellule sont proposées dans la littérature. On les introduira dans le chapitre II.

D'après l'étude bibliographique menée sur ce type d'approches, nous proposons de classer les méthodes de diagnostic en 3 sous-groupes (Fig. I.13). Le premier repose sur l'analyse de la puissance produite (Ali et al., 2017), (Chouder and Silvestre, 2010). Le deuxième se base sur l'analyse des rapports RI entre les courants estimés et mesurés et/ou les rapports RV entre les

tensions mesurées et estimées et/ou les rapports RP entre les puissances produites mesurées et estimées côté DC. L'analyse de ces rapports a été faite dans des études avec une technique MPPT mise en place dans le système surveillé (Dhimish et al., 2017a, 2017b; Garoudja et al., 2017; Hosseinzadeh and Rajaei Salmasi, 2016; Jianeng et al., 2011; Kang et al., 2012; Umana and Meliopoulos, 2016) et d'autres études dans lesquelles une connexion directe à un onduleur est établie (Mansouri et al., 2018b, 2018a; Silvestre et al., 2013; Tadj et al., 2014) . La comparaison de la puissance peut être aussi réalisée côté AC (Platon et al., 2015; Shimakage et al., 2011) même si dans ce cas le diagnostic est rendu plus difficile du fait du risque de confusion entre les défauts du générateur PV et ceux du ou des convertisseurs statiques. Enfin le dernier groupe s'appuie sur l'estimation des paramètres intrinsèques du système étudié (Wang et al., 2016).

Ces méthodes sont utilisées dans le cas des défauts électriques simples tels que le circuit-ouvert (déconnexion des strings), le défaut de ligne, le défaut de connectique entre les modules ou les strings PV, et dans les cas des défauts environnementaux principalement l'ombrage partiel. On trouve dans certains des travaux cités qu'ils sont aussi capables de détecter des défauts multiples comme l'ombrage partiel et le court-circuit des modules PV (Garoudja et al., 2017), le défaut de diodes bypass avec un défaut de connectique (Mansouri et al., 2018b).

Ces méthodes sont très performantes lorsque le modèle analytique reproduit fidèlement le comportement ou les caractéristiques du système physique en conditions réelles de fonctionnement. Par contre en raison de la forte dépendance des systèmes PV aux données d'environnement (vitesse du vent, température ambiante, irradiation solaire, inclinaison des modules ...) et de leur complexité surtout quand il s'agit d'un système à grande échelle (centrale PV avec plusieurs modules PV, convertisseurs électroniques de puissance...), il semble difficile d'avoir un modèle dont les variables et les paramètres sont suffisamment représentatifs de l'ensemble des conditions de fonctionnement pour permettre un diagnostic robuste des défauts.

De plus de par leur principe ces méthodes s'appuient sur l'analyse d'un écart appelé aussi résidu. La détection par seuillage est l'approche la plus commune pour distinguer un comportement sain de celui en défaut. Il faut donc définir un seuil dit de détection. Par conséquent, la précision et la qualité de la détection dépendent du choix de ce seuil.

A titre d'exemple, un bon choix de ce traitement dans l'étude (Garoudja et al., 2017) a permis de détecter à une étape précoce le défaut vu la sensibilité du résidu traité aux changements naissants dans le système.

En conclusion, ces approches nécessitent de disposer d'un modèle analytique suffisamment précis et de choisir un seuil optimal pour une détection fiable et robuste.

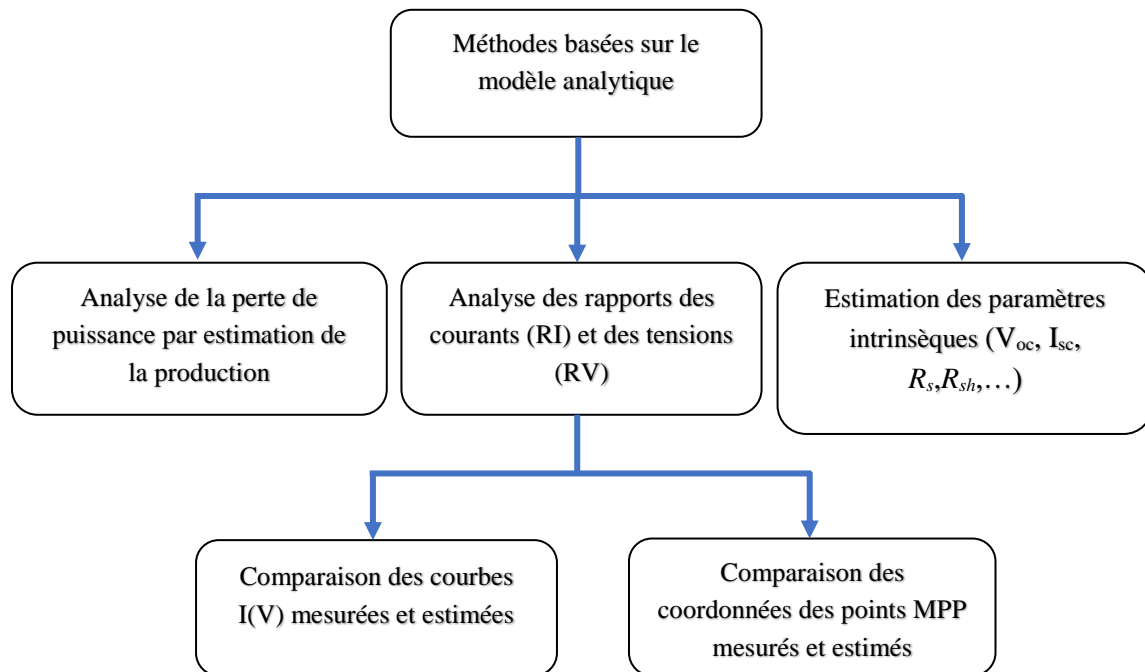


Fig. I. 13 : Classification des méthodes de diagnostic des défauts PV basées sur la modélisation analytique

I.3.2.4 Approches pilotées par les données

Une autre famille de méthodes de diagnostic est aussi proposée dans la littérature ; celles qui sont pilotées par les données également nommées 'data-driven'. Elles sont basées sur l'historique des données collectées au cours du fonctionnement du système. Ces données ou informations sont ensuite dans un premier temps transformées soit dans le domaine temporel, le domaine fréquentiel, le domaine temps-fréquence ou le domaine échelle-fréquence. C'est l'étape dite de construction du domaine d'informations. Les caractéristiques ou signatures des défauts sont extraites et analysées à partir du traitement de ces données. Les méthodes d'extraction peuvent être classées en deux grandes catégories selon qu'elles exploitent ou non les propriétés statistiques des informations: les méthodes statistiques et non statistiques (Fig. I.14). Parmi les outils statistiques multidimensionnels, on peut citer l'Analyse en Composantes Principales (ACP) ou PCA en anglais, la PLS (Partial Least Square), l'ICA (Independent Component Analysis) et la LDA (Linear Discriminant Analysis). Parmi les outils non-

statistiques on peut citer les réseaux de neurones, les algorithmes de classification du type K-means et le fuzzy-clustering.

Différentes méthodes pilotées par les données ont été utilisées pour le diagnostic des défauts PV.

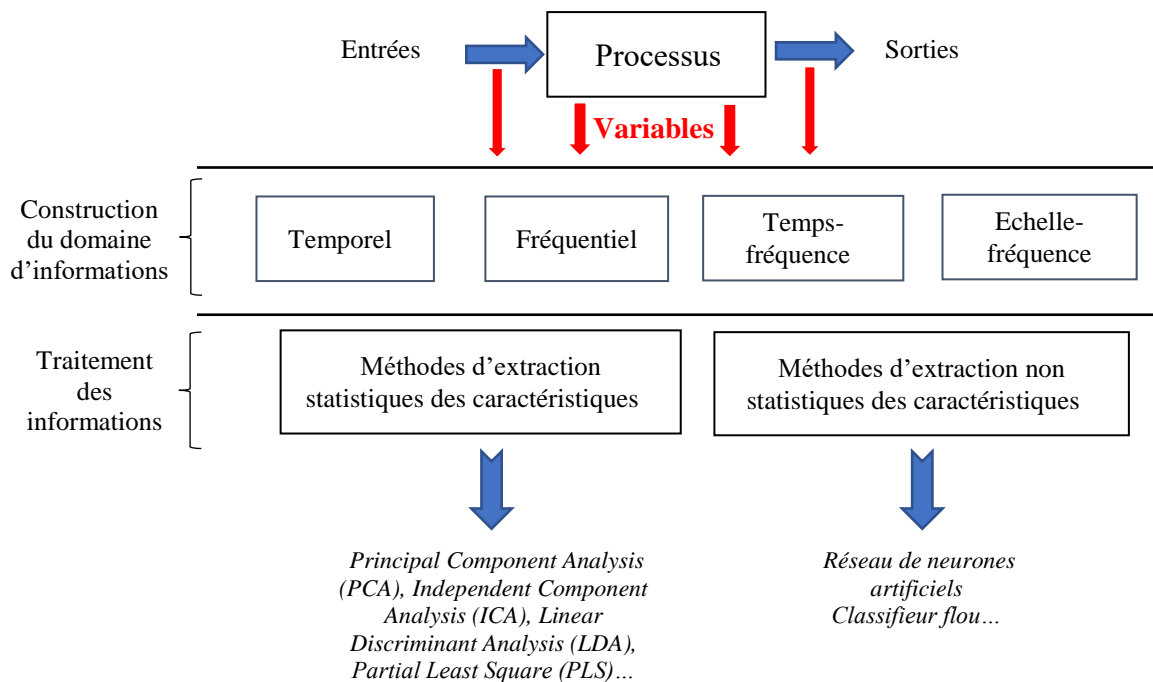


Fig. I. 14 : Méthodes de diagnostic pilotées par les données

Aucun modèle explicite du processus contrôlé n'est requis pour ce type d'approches. C'est leur intérêt majeur par rapport aux méthodes basées sur les modèles analytiques.

La réflectométrie

Parmi ces méthodes on peut citer la réflectométrie dans le domaine temporel (Time Domain Response) et une autre variante dénommée SSTDR (Spread Spectrum TDR). La TDR est utilisée pour la détection des défauts de circuit ouvert intra et inter modules et de court-circuit (Takashima et al., 2009, 2008). La SSTDR a été exploitée pour la détection des défauts catastrophiques ; le défaut de masse, de ligne et d'arc électrique (Alam et al., 2014, 2013). Le principe de ces méthodes consiste à appliquer une tension d'excitation (un échelon ou une impulsion) au string qu'on souhaite diagnostiquer considérée comme une macro-impédance. L'écho de ce signal d'excitation est ensuite analysé pour évaluer l'état du système. Les

informations contenues dans cette réponse permettent de détecter, d'identifier et de localiser le défaut. Par exemple, le temps de réponse du signal réfléchi informe sur la position du défaut. La TDR présente l'avantage de pouvoir détecter plusieurs types de défauts à partir du même signal réfléchi. Mais, cette technique ne réussit pas toujours à détecter efficacement les défauts. En effet, les changements d'impédance fréquents tout au long du string et la présence des réflexions multiples dues au problème de *mismatch* (Miquel, 2011) entraînent une confusion des échos renvoyés ce qui rend leur interprétation extrêmement compliquée. De plus, l'électronique de puissance connectée doit être désactivée ou déconnectée afin d'éviter les interférences. Récemment, il a été démontré que la technique SSTDR permet de détecter efficacement les défauts indépendamment de l'éclairement solaire (même à très faibles irradiations ou en milieu sombre) (Roy et al., 2018) autrement dit qu'elle est capable de détecter les défauts indépendamment de l'amplitude des courants de défaut. Malgré tous ces avantages, d'un point de vue économique, la mise en œuvre de cette technique invasive nécessite un générateur de signal d'excitation spécifique ce qui augmente le coût du système de diagnostic.

Analyse des points d'inflexion de la caractéristique I(V)

Le calcul des dérivées première et seconde de la caractéristique I(V) dans (Bressan et al., 2016) permet d'identifier le nombre de diodes bypass actives afin de détecter le défaut d'ombrage. Le même défaut a été détecté en comparant les caractéristiques I(V) en mode normal et en défaut (El Basri et al., 2015). Ces méthodes sont simples à mettre en place et efficaces pour le cas d'ombrage. Cependant, elles ne sont pas capables d'identifier et de classifier le profil de l'ombrage qui informe sur le nombre de cellules en défaut. Ce sera un des objectifs des travaux de cette thèse. D'autres travaux ont été proposés dans la littérature dans le domaine d'extraction des caractéristiques.

Méthodes de l'Intelligence Artificielle

Le réseau de neurones artificiels et le classifieur flou ont été récemment utilisés pour la détection des défauts d'ombrage (Dhimish et al., 2017a; Spataru et al., 2015). En dépit de leurs performances, ces méthodes présentent quelques inconvénients. En effet, les méthodes à apprentissage supervisé nécessitent une grande base de données d'apprentissage pour la précision de la détection et une phase d'apprentissage parfois lente. Elles sont aussi très sensibles aux perturbations climatiques. En effet un réseau entraîné sur des données obtenues

dans des conditions à faible éclairement solaire et à température ambiante basse aura du mal à classifier des données acquises pour des conditions opérationnelles si l'éclairement et la température sont plus élevés. A titre d'exemple, la méthode reportée dans (Spataru et al., 2015) qui a été utilisée pour la détection d'une dégradation de la résistance série (R_s) et le défaut PID dans le string PV, ne s'avère efficace que pour des irradiances élevées ($> 500 \text{ W/m}^2$). En outre, les données d'apprentissage sont collectées pour un système PV bien particulier. Par conséquent, les règles de l'algorithme de diagnostic sont fortement liées au système d'étude. De plus du fait de la grande variabilité des conditions de fonctionnement comme les variations environnementales, les dégradations et le vieillissement des cellules solaires, il faut mettre à jour régulièrement la base de données et refaire l'apprentissage du réseau.

Parmi ces méthodes, d'autres algorithmes d'apprentissage semi-supervisés basés sur un arbre de décision ont été proposés pour la détection et la classification des défauts de ligne, de circuit-ouvert et d'ombrage dans (Zhao et al., 2012) et des défauts de ligne, de court-circuit et défaut de string dans (Benkercha and Moulahoum, 2018). Ces méthodes sont efficaces pour la discrimination entre le cas sain et le cas en défaut ainsi que pour la classification des défauts. Cependant, la précision du diagnostic dépend essentiellement de la taille de l'arbre, donc de la nécessité d'une très grande quantité d'informations pour évaluer tous les cas de fonctionnement possibles. Des classifieurs tels que les machines à vecteur support (Support Vector Machine) ont également été utilisés pour par exemple détecter les défauts de ligne (Zhehan and Etemadi, 2017). Les mêmes auteurs ont aussi utilisé un algorithme à base de logique floue pour faire la décision sur l'état de santé du système PV.

Toutefois, tous ces outils ont besoin d'une base de données très riche qui couvre les diverses conditions de fonctionnement. De plus les données et les outils sont conçus pour une installation PV spécifique. Donc, toutes les règles de décision établies sont difficilement généralisables.

Pour conclure cette section, nous pouvons citer quelques contributions dans la littérature qui tentent de faire le point sur les méthodes et outils développés pour le diagnostic des systèmes PV (Daliento et al., 2017; Madeti and Singh, 2017; S.Pillai et al., 2019; S.Pillai and Rajasekar, 2018; Triki-Lahiani et al., 2018).

I.3.2.5 Synthèse

D'après l'étude bibliographique réalisée sur les approches de diagnostic développées pour les systèmes PV, nous avons constaté que le choix d'une méthode dépend des connaissances disponibles sur le système, parfois de sa taille, de ses caractéristiques et du type de défaut à diagnostiquer. A titre d'exemple, les méthodes basées sur l'analyse de la réponse d'un signal d'excitation tel que la SSTDR sont utilisées dans le cas des défauts graves naissants et les méthodes basées sur l'imagerie thermique infrarouge sont efficaces pour la localisation des points chauds dans une installation PV. Nous résumons dans le tableau I.5 les principaux avantages et inconvénients de chaque groupe de méthodes de diagnostic.

Tableau I. 5 : Avantages et inconvénients des méthodes de diagnostic

Méthodes	Avantages	Inconvénients	Références
Traitement d'image			
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Imagerie thermique infrarouge (IRT) ▪ Electroluminescence (EL) 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Détection et localisation en temps réel 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Conditions de test spécifiques ▪ Coûteuse ▪ Traitement d'image avancé pour certains défauts ▪ La précision dépend du matériel utilisé et des conditions de test ▪ Dépendance à la technologie (IRT) ▪ Non pratique pour les grandes installations PV (EL) ▪ Nécessite l'interruption du fonctionnement (EL) 	(Li et al., 2017) (Tsanakas et al., 2017) (Ebner and Ujvari, 2010) (Ebner et al., 2013) (Wolfgang et al., 2014) (Spertino et al., 2015) (IEA, 2018c)
A base du modèle analytique	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Détection et identification en temps réel ▪ Simplicité d'implémentation 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Dépendance du système (taille, caractéristiques...) ▪ Non pratique pour les systèmes à grande échelle ▪ La précision dépend du modèle conçu et des seuils de détection 	(Ali et al., 2017) (Chouder and Silvestre, 2010) (Dhimish et al., 2017a, 2017b) (Garoudja et al., 2017) (Hosseinzadeh and Rajaei Salmasi, 2016) (Jianeng et al., 2011) (Kang et al., 2012) (Umana and Meliopoulos, 2016) (Mansouri et al., 2018b, 2018a) (Silvestre et al., 2013) (Tadj et al., 2014) (Platon et al., 2015) (Shimakage et al., 2011) (Wang et al., 2016)

Méthodes	Avantages	Inconvénients	Références
Pilotée par les données			
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Traitement du signal (TDR, SSTDTR) 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Détection des défauts graves et naissants non détectés par les outils conventionnels à l'échelle des strings PV 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Coûteuse ▪ Nécessite l'interruption du fonctionnement ▪ Non pratique pour les grandes installations PV 	<p>(Takashima et al., 2009, 2008) (Alam et al., 2014, 2013) (Roy et al., 2018) (Bressan et al., 2016) (El Basri et al., 2015)</p>
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Méthodes basées sur l'intelligence artificielle 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Simplicité d'implémentation ▪ Efficacité de détection de plusieurs types de défauts 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Grande quantité des données ▪ Dépendance au système étudié ▪ Nécessité de mettre à jour les règles de décision 	<p>(Dhimish et al., 2017a) (Spataru et al., 2015) (Zhao et al., 2012) (Benkercha and Moulahoum, 2018) (Zehhan and Etemadi, 2017)</p>

I.4 Contributions de la thèse

L'état de l'art réalisé sur les différents défauts affectant les systèmes PV et sur les travaux de recherche relatifs à leur diagnostic, nous a permis de nous positionner afin de bien orienter notre choix vers la méthodologie et les outils de diagnostic les plus adéquats en fonction du défaut étudié. Nous avons relativement aux exigences d'une méthode de diagnostic (Diallo and Delpha, 2017) développé une approche de diagnostic qui puisse allier la simplicité, la robustesse et la sensibilité. La simplicité consiste à minimiser la quantité d'informations à traiter. La robustesse définit la capacité de la méthode à détecter les défauts en conditions réelles de fonctionnement malgré les évolutions des variables d'environnement (qui peuvent générer des nuisances). La sensibilité de la méthode est son aptitude à détecter les défauts même ceux ayant de faibles sévérités.

- **Apports pour le premier système étudié**

Choix du défaut

Le module PV a été testé en conditions climatiques réelles sous différents types d'ombrage. Nous avons intérêt à détecter ce mode de fonctionnement indésirable pour plusieurs raisons. En plus des pertes de puissance coûteuses provoquées (parmi les 10 premières causes de pertes), ce défaut contribue à la dégradation des performances du système à court terme et au vieillissement des diodes bypass. En effet, la surchauffe de ces diodes lorsqu'elles s'activent plusieurs fois peut causer leur dégradation rapide ou même leur dysfonctionnement total. C'est aussi le cas des défauts multiples. Si les diodes bypass sont déjà défectueuses (déconnectées, dégradées,...) donc incapables de protéger les cellules dans le cas d'ombrage ou du *soiling* elles peuvent donner lieu à la formation des points chauds qui réduisent les performances et accélèrent les vieillissements des cellules. Cette condition de fonctionnement peut entraîner un endommagement irréversible du système et causer un problème de sécurité quand la température des cellules atteint une valeur très élevée.

Classe de la méthode de diagnostic proposée

Généralement, dans toute installation PV un système d'acquisition de données électriques est mis en place pour le contrôle et l'évaluation de la production. En exploitant cette grande quantité d'informations disponibles, une modélisation basée sur les données réelles du système

serait ainsi mieux appropriée. De plus nous avons souhaité une méthode non invasive sans rajout de capteurs. Enfin sachant que nous souhaitons travailler sur des modules PV en conditions environnementales réelles, nous avons écarté les méthodes à base de modèles analytiques à constantes localisées car il serait difficile d'avoir un modèle qui puisse tenir compte des changements climatiques, du vieillissement des composants et du *mismatch*.

Nous avons donc opté pour une approche pilotée par les données issues des capteurs traditionnels de signaux électriques.

Actuellement, les techniques d'extraction de caractéristiques statistiques multidimensionnelles sont les plus adoptées dans le milieu industriel comparées à leurs alternatives basées sur les données grâce à leur rapport performance/complexité très satisfaisant. L'analyse en composantes principales (ACP) est l'un de ces outils statistiques les plus utilisés pour la représentation et la classification des données (Jolliffe, 2002). Cette technique est classée parmi les méthodes sans modèle a priori étant donné que le modèle se révèle a posteriori par le traitement des données recueillies du système d'étude en fonctionnement normal sans effectuer une distinction entre ses entrées et ses sorties. En effet, ces données peuvent représenter les entrées et/ou les sorties du système. Son principe consiste à transformer les variables descriptives d'origine d'un système en un nombre restreint de nouvelles variables, désignées par composantes principales tout en préservant au maximum la variance des données mesurées. Ces composantes principales sont obtenues par des combinaisons linéaires des variables d'origine. L'ACP définit ainsi un sous-espace de représentation (ou principal) contenant les variations les plus significatives des données et un sous-espace résiduel, porté par les relations de redondance, contenant essentiellement les attributs non significatifs et les bruits de mesures. Premièrement, l'ACP est utilisée pour modéliser les relations existantes entre les variables mesurées sur le système en bon fonctionnement. Une fois le modèle ACP est construit, les défauts peuvent être détectés en se reposant sur l'espace résiduel, l'espace principal ou l'espace global. Les performances du diagnostic en termes de détection et de localisation des défauts dépendent directement de la qualité de ces relations existantes entre les variables ainsi que de leur structure c'est-à-dire du nombre de composantes principales retenues dans le modèle. La formulation mathématique sera détaillée dans le chapitre suivant.

Plusieurs études ont montré l'efficacité de l'ACP pour le diagnostic dans différents domaines d'applications (Harkat et al., 2006) (Gharavian et al., 2013) (Harmouche et al., 2014) (Adouni et al., 2015). A notre connaissance, cet outil n'a pas encore été appliqué pour le diagnostic des systèmes PV en condition d'ombrage permanent. En se basant sur les courbes $I(V)$ réelles du module PV sous test, nous proposons dans un premier temps d'appliquer l'ACP pour le

diagnostic du défaut d'ombrage. Les principales contributions de cette méthode sont les suivantes :

- Simplicité du traitement
- Facilité de mise en pratique
- Adaptabilité avec les nouvelles technologies de traceur I(V) en ligne
- Sensibilité par rapport à la sévérité du défaut ; classification des défauts

Vu quelques limites liées à l'acquisition temps réel de la caractéristique I(V), le diagnostic basé sur les coordonnées MPP a été proposée comme une alternative pour le même type de défaut du module PV sous test. L'analyse en composantes principales a été appliquée pour confirmer la classification des données et l'Analyse Linéaire Discriminante (ALD) a été ensuite utilisée pour définir les lois de séparation entre ces classes. Cette méthodologie de diagnostic est plus pratique en temps réel par rapport à l'exploitation de toute la courbe I(V) et apporte une amélioration de la classification.

▪ **Apport pour le deuxième système étudié**

Modélisation

Nous avons opté pour une configuration simulée semblable à celle d'une centrale réelle mais à échelle réduite. Celle permet d'étudier le comportement en mode dégradé rapproché au cas réaliste d'une centrale PV.

Nous avons opté pour un modèle de simulation instrumenté de telle sorte de pouvoir examiner le comportement des strings PV ainsi que celui de la centrale globale en mode dégradé. Cette instrumentation permettra de choisir les capteurs adéquats pour une surveillance temps réel basée sur les techniques de traitement des données, à savoir l'ACP ou l'ALD.

Les défauts électriques considérés sont représentés physiquement par des impédances additionnelles pour se rapprocher au mieux du cas réel.

Simulation des défauts

Nous avons choisi de simuler trois types de défauts qui sont très répandus dans les centrales photovoltaïques : l'ombrage partiel, le court-circuit et la dégradation de contact.

Trois facteurs ont été considérés et qui n'ont pas été étudiés dans la majorité des travaux publiés à ce sujet : la sévérité du défaut (son amplitude), le nombre des modules défectueux et sa position dans la centrale.

La sensibilité du comportement local et global du système a été analysée en fonction de ces trois facteurs. Le choix des indicateurs pour mesurer l'évolution de ces défauts pourra se baser sur cette sensibilité.

I.5 Conclusion

Ce chapitre a été consacré principalement à l'état de l'art sur les défauts affectant les systèmes PV et les différentes méthodes développées pour leur diagnostic.

En se basant sur la littérature, nous avons proposé d'abord une nouvelle classification des défauts selon leurs origines, puis nous avons présenté quelques extraits sur leurs fréquence d'apparition en fonction de la durée de fonctionnement et sur l'impact de ces défauts décrivant leurs sévérités.

L'apparition des points chauds a été classée comme le défaut le plus sévère dans de tels systèmes ce qui suscite notre intérêt à détecter les défauts d'ombrage pouvant être l'origine de ces points chauds. L'état de l'art sur les défauts se termine par une synthèse montrant les modes de dégradation, leur causes et leurs effets sur les paramètres intrinsèques des systèmes PV.

Nous avons classé les approches de diagnostic proposées dans la littérature pour les systèmes PV mis en production en trois catégories : celles basées sur le traitement d'image, celles basées sur la modélisation analytique et celles pilotées par les données.

Les méthodes pilotées par les données ont été considérées comme les méthodes les plus économiques et les plus adaptées pour les systèmes PV dans notre étude. Nous notons que très peu de celles-ci ont été basées sur le traitement de la caractéristique $I(V)$ toute entière même si ces études font l'acquisition de cette courbe, ce qui peut être expliqué par sa forte sensibilité aux variations climatiques. Ceci suscite notre fort intérêt à son exploitation.

Une première approche *data-driven* qui utilise la courbe $I(V)$ complète sera abordée dans le chapitre suivant. Sans formuler de façon explicite le modèle du système, cette méthode exploite les relations linéaires pouvant exister entre les différentes variables représentatives du système surveillé pour la détection et la classification des défauts d'ombrage étudiés.

Bibliographie

- Adouni, A., Delpha, C., Diallo, D., Sbita, L., 2015. Voltage Dip fault detection and identification based on Principal Component Analysis: Application to Wind Energy Conversion System. Presented at the IEEE 24th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), Brazil, pp. 867–872.
- Alam, M.K., Khan, F., Johnson, J., Flicker, J., 2014. PV arc-fault detection using spread spectrum time domain reflectometry (SSTDR). Presented at the IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), USA, pp. 3294–3300.
- Alam, M.K., Khan, F., Johnson, J., Flicker, J., 2013. PV ground-fault detection using spread spectrum time domain reflectometry (SSTDR). Presented at the IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), USA, pp. 1015–1020.
- Ali, M.H., Rabhi, A., Ahmed, E.H., 2017. Real Time Fault Detection in Photovoltaic Systems. Presented at the 8th International Conference on Sustainability in Energy and Buildings, Italy, pp. 914–923.
- ANME, A., 2014. Stratégie nationale de maîtrise de l'énergie. République Tunisienne, Ministère de l'Industrie, de l'Energie et de Mines.
- Aste, N., Del Pero, C., Leonforte, F., 2014. PV technologies performance comparison in temperate climates. *Sol.Energy* 109, 1–10.
- Bendel, C., Wagner, A., 2003. Photovoltaic measurement relevant to the energy yield. Presented at the 3rd World Conference on Photovoltaic Energy Conversion, Japan, pp. 2227–2230.
- Benkercha, R., Moulahoum, S., 2018. Fault detection and diagnosis based on C4.5 decision tree algorithm for grid connected PV system. *Sol.Energy* 173, 610–634.
- Bizzarri, F., Brambilla, A., Caretta, L., Guardiani, C., 2015. Monitoring performance and efficiency of photovoltaic parks. *Renew.Energy* 78, 314–321.
- Bressan, M., El Basri, Y., Galeano, A.G., Alonso, C., 2016. A shadow fault detection method based on the standard error analysis of I-V curves. *Renew.Energy* 99, 1181–1190.
- Chouder, A., Silvestre, S., 2010. Automatic supervision and fault detection of PV systems based on power losses analysis. *Energy Convers. Manage* 51, 1929–1937.
- Daliento, S., Chouder, A., Guerriero, P., Massy Pavan, A., Mellit, A., Moeini, R., Tricoli, P., 2017. Monitoring, Diagnosis, and Power Forecasting for Photovoltaic Fields: A Review. *International Journal of Photoenergy* 1–13.
- Dhimish, M., Holmes, V., Mehrdadi, B., Dales, M., 2017a. Multi-layer photovoltaic fault detection algorithm. *IET High Voltage* 4, 244–252.
- Dhimish, M., Holmes, V., Mehrdadi, B., Dales, M., 2017b. Simultaneous fault detection algorithm for grid-connected photovoltaic plants. *IET Renew. Power Gener* 12, 1565–1575.

- Diallo, D., Delpha, C., 2017. Incipient Offset Current Sensor Fault Detection and Diagnosis using Statistical Analysis and the Kullback Leibler Divergence for AC drive. Presented at the 43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON), pp. 8070–8075.
- Dolara, A., Lazaroiu, G.C., Leva, S., Manzolini, G., Votta, L., 2016. Snail Trails and Cell Microcrack Impact on PV Module Maximum Power and Energy Production 6, 1269–1277.
- Ebner, R., Kubicek, B., Ujvari, G., 2013. Non-destructive techniques for quality control of PV modules: Infrared thermography, electro- and photoluminescence imaging. Presented at the 39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Austria, pp. 8104–8109.
- Ebner, R., Ujvari, G., 2010. Defect Analysis in Different Photovoltaic Modules Using Electroluminescence (EL) and Infrared (IR)-Thermography. Presented at the 25th EUPVSEC, Spain, pp. 333–336.
- El Basri, Y., Bressan, M., Seguir, L., Alawadhi, H., Alonso, C., 2015. A proposed graphical electrical signatures supervision method to study PV module failures. *Sol.Energy* 116, 247–256.
- Espinoza-Trejo, D.R., Diez, E., Bárcenas, E., Verde, C., Espinoza-Pérez, G., Bossio, G., 2016. Model-based Fault Detection and Isolation in a MPPT BOOST converter for photovoltaic systems”,. Presented at the 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON), Italy, pp. 2189–2194.
- Farjah, E., Givi, H., Ghanbari, T., 2017. Application of an Efficient Rogowski Coil Sensor for Switch Fault Diagnosis and Capacitor ESR Monitoring in Nonisolated Single-Switch DC–DC Converters”,. *IEEE Trans. Indus. Electron* 32, 1442–1456.
- Garoudja, E., Harrou, F., Sun, Y., Kara, K., Chouder, A., Silvestre, S., 2017. Statistical fault detection in photovoltaic systems. *Sol.Energy* 150, 485–499.
- Gharavian, M.H., AlmasGanj, F., Ohadi, A.R., Bafroui, H.H., 2013. Comparison of FDAbased and PCA-based features in fault diagnosis of automobile gearboxes. *Neurocomputing* 121, 150–159.
- Givi, H., Farjah, E., Ghanbari, T., 2016. Switch fault diagnosis and capacitor lifetime monitoring technique for DC-DC converters using a single sensor. *IET Science, Measurement & Technology* 10, 513–527.
- Golnas, A., 2013. PV System Reliability: An Operator’s Perspective. *IEEE J. Photovolt* 3, 416–421.
- Hammoud, R., Srinivasan, D., Harris, A., Whitfield, K., Wohlgemuth, J., 1997. Effects of soiling on PV module and radiometer performance. Presented at the Photovoltaic Specialists Conference, USA, pp. 1121–1124.
- Harkat, M.F., Mourot, G., Ragot, G., 2006. An improved PCA scheme for sensor FDI: application to an air quality monitoring network. *Process Control* 16, 625–634.
- Harmouche, J., Delpha, C., Diallo, D., 2014. Incipient fault detection and diagnosis based on Kullback-Leibler divergence using principal component analysis: Part I. *Signal Process.* 94, 278–287.

- Hosseinzadeh, M., Rajaei Salmasi, F., 2016. Determination of maximum solar power under shading and converter faults—A prerequisite for failure-tolerant power management systems. *Simul. Model. Pract. Theory* 62, 14–32.
- IEA, 2018a. Global Energy & CO2 Status Report 2017.
- IEA, 2018b. Survey Report of Selected IEA Countries between 1992 and 2017 (No. T1-34).
- IEA, 2018c. Review on Infrared and Electroluminescence Imaging for PV Field Applications (No. T13-10).
- IEA, 2017. Assessment of Photovoltaic Module Failures in the Field.
- IEA, 2014. Review of Failures of Photovoltaic Modules (No. T13- 01).
- IEA, 2002. Reliability Study of Grid Connected PV Systems (No. T7- 08).
- IEC, 2016. IEC 61215 Terrestrial photovoltaic (PV) modules - Design qualification and type approval.
- IEC, 2008. Thin-film terrestrial photovoltaic modules - Design qualification and type approval.
- IRENA, 2019. Renewable capacity highlights.
- IRENA, 2018a. . www.irena.org.
- IRENA, 2018b. Renewable energy highlights.
- Jamshidpour, E., Poure, P., Saadate, S., 2015. Photovoltaic Systems Reliability Improvement by Real-Time FPGA-Based Switch Failure Diagnosis and Fault-Tolerant DC-DC Converters. *IEEE Trans. Indus. Electron* 62, 7247–7255.
- Jianeng, T., Yongqiang, Z., Wenshan, W., 2011. Fault diagnosis in photovoltaic arrays. Presented at the International Conference on Electrical and Control Engineering, China, pp. 1569–1573.
- Jolliffe, I.T., 2002. *Principal Component Analysis*. Springer.
- Jordan, D.C., J. Silverman, T., Wohlgmuth, J.H., Kurtz, S.R., VanSant, K.T., 2017. Photovoltaic failure and degradation modes. *Prog. Photovolt: Res. Appl.* 318–326.
- Kang, B.-K., Kim, S.-T., Bae, S.-H., Park, J.-W., 2012. Diagnosis of output power lowering in a PV array by using the Kalman-filter algorithm 27.
- Kato, K., 2011. PVResQ!™ A Research Activity on Reliability of PV System from a user’s viewpoint in Japan. Presented at the Proc. SPIE 8112, Reliability of Photovoltaic Cells, Modules, Components, and Systems IV, 81120K, USA.
- Kim, N., Hwang, K.-J., Kim, D., Lee, J.H., Jeong, S., Dae, H., 2016. Analysis and reproduction of snail trails on silver grid lines in crystalline silicon photovoltaic modules’. *Sol. Energy* 124, 153–162.
- Kontges, M., Kunze, I., Kajari-Schroder, S., Breitenmoser, X., Bjorneklett, B., 2011. The risk of power loss in crystalline silicon based photovoltaic modules due to micro-cracks. *Sol. Energy Mater. and Sol. Cells* 22, 1131–1137.
- Li, X., Qiang, Y., Chen, Z., Luo, X., Yan, W., 2017. Visible defects detection based on UAV-based inspection in large-scale photovoltaic systems. *IET Renew. Power Gener.* 11, 1234–1244.

- M. Kuitche, J., Pan, R., TamizhMani, G., 2014. Investigation of Dominant Failure Mode(s) for Field-Aged Crystalline Silicon PV Modules Under Desert Climatic Conditions. *IEEE J. Photovolt* 4, 814–826.
- Maamouri, R., Trabelsi, M., Boussak, M., M’Sahli, F., 2019. Mixed model-based and signal-based approach for open-switches fault diagnostic in sensorless speed vector controlled induction motor drive using sliding mode observer. *IET Power Electronics* 1–11.
- Madeti, S.R., Singh, S.N., 2017. A comprehensive study on different types of faults and detection techniques for solar photovoltaic system. *Sol. Energy* 158, 161–185.
- Manganiello, P., Batalo, M., Vitelli, M., 2015. A Survey on Mismatching and Aging of PV Modules: The Closed Loop. *IEEE Trans. Indus. Electron* 62, 7276–7286.
- Mansouri, M., Al-khazraji, A., Hajji, M., Harkat, M.F., Nounou, H., Nounou, M., 2018a. Wavelet optimized EWMA for fault detection and application to photovoltaic systems. *Sol. Energy* 167, 125–136.
- Mansouri, M., Hajji, M., Trabelsi, M., Harkat, M.F., Al-khazraji, A., Livera, A., Nounou, H., Nounou, M., 2018b. An effective statistical fault detection technique for grid connected photovoltaic systems based on an improved generalized likelihood ratio test. *Energy* 159, 842–856.
- Meyer, E., Dyk, E. van, 2004. Assessing the reliability and degradation of photovoltaic module performance parameters. *IEE Trans. Rel* 53, 83–92.
- Miquel, C., 2011. *Frequencies Studies Applied to Photovoltaic Modules*. Sweden.
- Parretta, A., Bombace, M., Graditi, G., Schippo, R., 2005. Optical degradation of long-term, field-aged c-Si photovoltaic modules,” *Sol. Energy Mater. and Sol. Cells* 86, 349–364.
- Pern, F.J., 1996. Factors that affect the EVA encapsulant discoloration rate upon accelerated exposure. *Sol. Energy Mater. and Sol. Cells* 41/42, 587–615.
- Platon, R., Martel, J., Woodruff, N., Chau, T.Y., 2015. Online fault detection in PV systems. *IEEE Trans. Sustain. Energy* 6, 1200–1207.
- Rabii, A.B., Jraidi, M., Bouazzi, A.S., 2003. Investigation of the degradation in field-aged photovoltaic modules. Presented at the 3rd World Conf. Photovolt. Energy Convers, pp. 2004–2006.
- REN21, 2018. *Renewables 2018 Global Status Report*.
- Reza Maghami, M., Hizam, H., Gomes, C., Amran Radzi, M., Ismael Rezada, M., Hajighorbani, S., 2016. Power loss due to soiling on solar panel : A review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 59, 1307–1316.
- Ribeiro, E., Cardoso, A.J.M., Boccaletti, C., 2014. Open-Circuit Fault Diagnosis in Interleaved DC–DC Converters. *IEEE Trans. Power Electron* 29, 3091–3102.
- Roy, S., Alam, M.K., Khan, F., Johnson, J., Flicker, J., 2018. An Irradiance-Independent, Robust Ground-Fault Detection Scheme for PV Arrays Based on Spread Spectrum Time-Domain Reflectometry (SSTDR). *IEEE Trans. Power Electron* 33, 7046–7057.

- Shimakage, T., Nishioka, K., Yamane, H., Nagura, M., Kudo, M., 2011. Development of fault detection system in PV system. Presented at the IEEE 33rd Int. Telecommunications Energy Conf. (INTELEC), Netherlands, pp. 1–5.
- Silvestre, S., Chouder, A., Karatepe, E., 2013. Automatic fault detection in grid connected PV systems. *Sol.Energy* 94, 119–127.
- Spataru, S., Sera, D., Kerekes, T., Teodorescu, R., 2015. Diagnostic method for photovoltaic systems based on light I–V measurements. *Sol.Energy* 119, 29–44.
- Spertino, F., Ciocia, A., Di Leo, P., Tommasini, R., Berardone, I., Corrado, M., Infuso, A., Paggi, M., 2015. A power and energy procedure in operating photovoltaic systems to quantify the losses according to the causes. *Sol.Energy* 118, 313–326.
- S.Pillai, D., Blaabjerg, F., Rajasekar, N., 2019. A comparative Evaluation of Advanced Fault Detection Approaches for PV Systems. *IEEE Journal of Photovoltaics* 9, 513–527.
- S.Pillai, D., Rajasekar, N., 2018. A comprehensive review on protection challenges and fault diagnosis in PV systems. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 91, 18–40.
- Tadj, M., Benmouiza, K., Chekrane, A., Silvestre, S., 2014. Improving the performance of PV systems by faults detection using GISTEL approach. *Energy Conv. and Manag.* 80, 298–304.
- Takashima, T., Yamaguchi, J., Ishida, M., 2008. Fault detection by signal response in PV module strings. Presented at the 33rd IEEE Photovoltaic Specialists Conference, USA.
- Takashima, T., Yamaguchi, J., Otani, K., Oozeki, T., Kato, K., Ishida, M., 2009. Experimental studies of fault location in PV module strings. *Sol. Energy Mater. and Sol. Cells* 93, 1079–1082.
- Trabelsi, M., Nguyen, N.K., Semail, E., 2016. Real-time Switches Fault Diagnosis based on Typical Operating Characteristics of Five-Phase Permanent Magnet Synchronous Machines. *IEEE Trans. Indus. Electron* 63, 4683–4694.
- Trablesi, M., Semail, E., Nguyen, N.K., 2018. Experimental Investigation of Inverter Open-Circuit Fault Diagnosis for Biharmonic Five-Phase Permanent Magnet Drive. *IEEE Journal of Emerging and selected topics in power electronics* 6, 339–351.
- Triki-Lahiani, A., Bennani-Ben Abdelghani, A., Slama-Belkhdja, I., 2018. Fault detection and monitoring systems for photovoltaic installations: A review. *Renew. Sustain. Energy Rev* 82, 2680–2692.
- Tsanakas, J.A., Ha, L.D., AL Shakarchi, F., 2017. Advanced inspection of photovoltaic installations by aerial triangulation and terrestrial georeferencing of thermal/visual imagery. *Renew.Energy* 102, 224–233.
- Umana, A., Meliopoulos, A.P.S., 2016. Detection of Cell-level Fault Conditions within a Photovoltaic Array System. Presented at the IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D), USA, pp. 1–5.
- Wang, W., Chun-For Liu, A., Shu-Hung Chung, H., 2016. Fault Diagnosis of Photovoltaic Panels Using Dynamic Current–Voltage Characteristics. *IEEE Trans. on Power Elec.* 31, 1588–1599.

- Wolfgang, M., Hirschl, C., Neumaier, L., Kolger, A., Plosch, A., 2014. Identifikation von fehlerhaften PV Modulen und Anlagen mit Thermografie. Presented at the 29. Symposium Photovoltaische Solarenergie 2014, Deutschland, pp. 1–11.
- Zhao, Y., Yang, L., Lehman, B., de Palma, J., Mosesian, J., Lyons, R., 2012. Decision Tree-Based Fault Detection and Classification in Solar Photovoltaic Arrays. Presented at the Twenty-Seventh Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), Florida, pp. 93–99.
- Zhehan, Y., Etemadi, A.H., 2017. Line-to-line fault detection for photovoltaic arrays based on multiresolution signal decomposition and two-stage support vector machine. *IEEE Trans. Indus. Electron* 64, 8546–8556.

Chapitre II

Application à la surveillance d'un module PV par l'analyse de la caractéristique I(V) en présence du défaut d'ombrage

Sommaire

II.1	Introduction	49
II.2	Modèle et principe de fonctionnement d'une cellule PV	49
II.3	Acquisition des données en conditions environnementales réelles	54
II.3.1	Description de la plateforme expérimentale.....	55
II.3.2	Condition de fonctionnement sain.....	57
II.3.3	Condition de fonctionnement sous ombrage partiel.....	58
II.4	Analyse de la reproductibilité des mesures	61
II.5	Détection du défaut d'ombrage	63
II.5.1	Analyse en composantes principales	64
II.5.1.1	Principe général.....	65
II.5.1.2	Mise en équation.....	65
II.5.2	Prétraitement et extraction des caractéristiques.....	69
II.5.2.1	Choix initial des variables représentatives et analyse des caractéristiques	69
II.5.3	Nouvelle méthode de prétraitement et analyse des caractéristiques en phase d'apprentissage 72	
II.5.4	Evaluation des performances de classification en phase d'apprentissage	75
II.5.5	Identification des défauts en phase de test.....	77
II.6	Conclusion	80
	Bibliographie	82

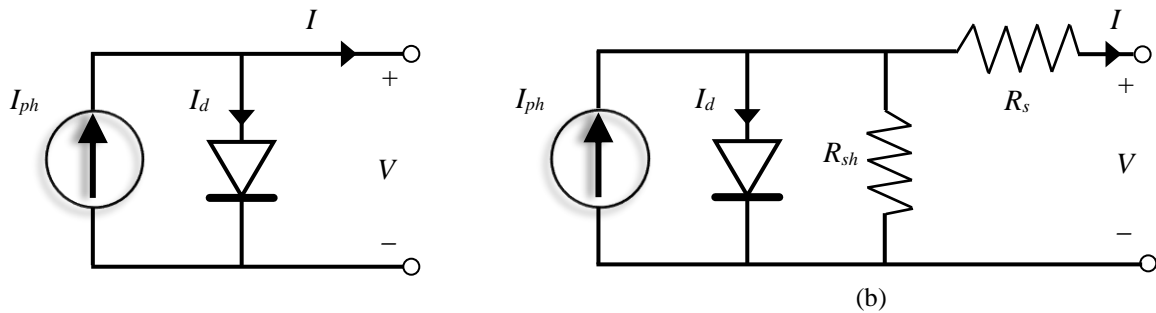
II.1 Introduction

Comme nous l'avons introduit dans le chapitre précédent, l'apparition des points chauds est considérée aujourd'hui comme le défaut le plus sévère. Ce défaut peut être créé par la présence d'un ombrage ou d'une salissure (*soiling*) permanente avec un mauvais fonctionnement ou un dysfonctionnement des diodes *bypass*. L'ombrage est une situation indésirable même si les diodes de protection sont saines. Il réduit la production du système et contribue à la dégradation avancée de ses performances. Une étude récente a évalué la production des modules PV en silicium cristallin à 0.923% par an (Tabatabaei et al., 2017). Dans ce chapitre, nous allons présenter la méthode adoptée pour la détection de ce défaut. Nous allons dans un premier temps rappeler la modélisation d'une cellule PV afin de montrer ses régimes de fonctionnement possibles grâce à sa caractéristique courant-tension I(V). Dans un second temps, nous présenterons le processus d'acquisition des mesures en cas sain permettant de valider les paramètres du *datasheet* et en cas de défaut, ainsi que le banc expérimental utilisé. Ensuite, le principe de la méthode et le choix des variables représentatives du système seront décrits. Ce chapitre se terminera par la présentation et l'analyse des résultats avec une évaluation des performances de la méthode de détection proposée.

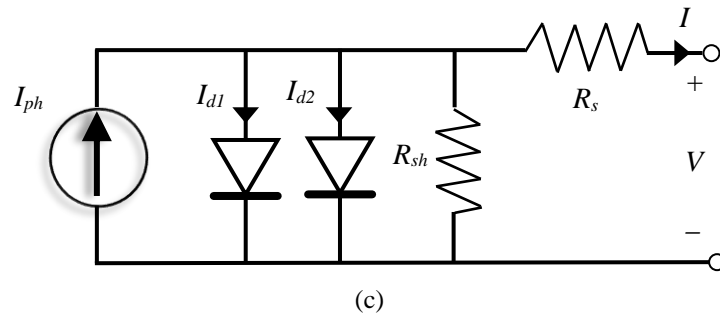
II.2 Modèle et principe de fonctionnement d'une cellule PV

Afin d'analyser le comportement d'une cellule PV par l'observation de sa caractéristique courant-tension I(V), il est habituel de s'appuyer sur un modèle. Nous rappelons à la figure II.1 les circuits électriques équivalents les plus utilisés dans la littérature pour reproduire la caractéristique de fonctionnement I(V) d'une cellule (Femia et al., 2013). Les modèles à une ou à deux diodes sont les plus courants (Azkarzadeh and Rezazadeh, 2012; Merchaoui et al., 2018). Le modèle à deux diodes est plus adapté aux cellules à couches minces. D'autres modèles ont été proposés pour mieux représenter les phénomènes physiques au sein de la cellule (Tossa et al., 2014). Parmi tous ces circuits équivalents, celui à une diode est largement le plus utilisé grâce à sa simplicité et à son adéquation à reproduire les principales caractéristiques des cellules PV. A titre d'exemple il est utilisé pour l'extraction des paramètres internes des modules PV (Merchaoui et al., 2018), la modélisation d'un champ PV en présence des défauts (Rezgui,

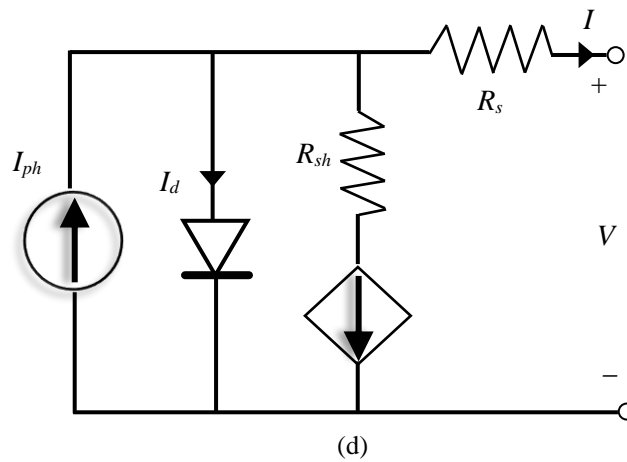
2015) et l'optimisation des algorithmes MPPT (Benyoucef et al., 2015; Farhat et al., 2015; Motahhir et al., 2018).



a) Modèles à une diode



b) Modèle à deux diodes



c) Modèle de Bishop

Fig. II. 1: Circuit électrique équivalent d'une cellule PV (Femia et al., 2013)

Dans la suite de ce chapitre, nous avons adopté le modèle à une diode avec prise en compte des pertes ohmiques (fuites de courant et des résistances de contact). Il est reconnu comme

suffisamment représentatif pour les technologies des panneaux sur lesquels nous allons travailler (Mambrini, 2014). Nous rappelons ci-dessous les équations qui régissent le fonctionnement de ce circuit électrique équivalent. Le photocourant I_{ph} produit par le générateur de courant dépend des caractéristiques du semi-conducteur utilisé. Il dépend linéairement de la surface de la cellule, de l'irradiation (G) et de la température (T) comme indiqué par l'équation (1) :

$$I_{ph} = \frac{G}{G_{STC}} \cdot [I_{sc} + \alpha_i \cdot (T - T_{STC})] \quad (1)$$

Où α_i représente le coefficient de température du courant (en A/°C). Il est défini en condition Standard Test Condition (STC) comme suit :

$$\alpha_i = \left. \frac{dI}{dV} \right|_{STC} \quad (2)$$

En tenant compte des pertes ohmiques modélisées par les résistances série R_s et parallèle R_{sh} , l'équation permettant de reproduire la caractéristique I(V) est donnée par :

$$I = I_{ph} - I_{sat} \cdot \left(e^{\frac{V + I \cdot R_s}{n \cdot V_t}} - 1 \right) - \frac{V + I \cdot R_s}{R_{sh}} \quad (3)$$

Où V_t est la tension thermique exprimée par :

$$V_t = \frac{k \cdot T}{q} \quad (4)$$

Avec $k = 1.3806503 \cdot 10^{-23} \text{ J / K}$ qui est la constante de Boltzmann, $q = 1.60217646 \cdot 10^{-19} \text{ C}$ est la charge d'un électron et n est le facteur d'idéalité de la diode.

Le courant de saturation de la diode I_{sat} dépend de la température selon la loi suivante:

$$I_{sat} = C \cdot T^3 \cdot e^{\left(\frac{-E_{gap}}{kT} \right)} \quad (5)$$

Où E_{gap} est la bande interdite du semi-conducteur, appelée couramment par son équivalent anglais « gap » et C est le coefficient de température de I_{sat} .

Dans ce modèle, la résistance série modélise les résistances internes dans la cellule et les résistances de contact alors que la résistance parallèle est introduite pour tenir compte de l'effet

des courants de fuite. Une cellule de bonne qualité se caractérise par une résistance série R_s la plus petite possible et une résistance R_{sh} la plus grande possible.

La résistance R_s affecte particulièrement la pente de la courbe I(V) au voisinage de la tension V_{oc} . Une approximation de ce paramètre est donnée par :

$$R_s \approx - \left. \frac{dV}{dI} \right|_{V=V_{oc}} \quad (6)$$

La résistance R_{sh} affecte la pente de la courbe I(V) au voisinage de I_{sc} , son approximation est donnée par :

$$R_{sh} \approx - \left. \frac{dV}{dI} \right|_{I=I_{sc}} \quad (7)$$

Fonctionnement dans les 4 quadrants

Afin d'expliquer les modes de fonctionnement possibles d'une cellule PV, nous présentons à la figure II.2 sa caractéristique I(V) dans les quatre quadrants. La cellule PV est conçue pour fonctionner comme un générateur de courant. C'est le mode normal de la cellule où sa caractéristique de fonctionnement est limitée par la tension V_{oc} et le courant I_{sc} . Par contre, il peut arriver que la cellule fonctionne en régime récepteur lorsqu'elle est connectée avec d'autres cellules.

Le premier mode récepteur (Mode récepteur 1) peut se produire lors d'un ombrage partiel. Il correspond à un fonctionnement avec un courant supérieur au courant I_{sc} et avec une tension négative. Dans ce cas, le courant qui traverse la cellule est forcé par les cellules voisines lors de la connexion série. Dans cette situation la cellule recevant moins d'irradiation solaire devient réceptrice contrairement aux autres cellules non ombragées qui sont génératrices. La cellule ombragée devra donc dissiper l'énergie fournie par ces autres cellules. Par conséquent, elle va anormalement s'échauffer ce qui peut aboutir à la dégradation de ses performances. Dans le cas où le courant débité par les cellules saines permet de polariser la cellule défectueuse à une tension supérieure en valeur absolue à la tension de claquage $V_{claquage}$, la jonction sera complètement détruite par effet thermique. Cette tension varie de -10 V à -30 V pour les cellules de type silicium cristallin (Alonso-Garcia and Ruiz, 2006).

Quand la tension aux bornes de la cellule est forcée à dépasser sa tension de circuit ouvert lors d'une connexion parallèle, un courant inverse circule alors dans cette cellule. C'est le deuxième mode récepteur (Mode récepteur 2) qui correspond à un fonctionnement à courant négatif sous une tension supérieure à V_{oc} . La cellule sera irrémédiablement endommagée si ce courant dépasse une limite qui dépend de chaque technologie PV.

Le mode de fonctionnement récepteur est donc indésirable et nécessite la surveillance des modules PV, notamment par la détection du défaut d'ombrage.

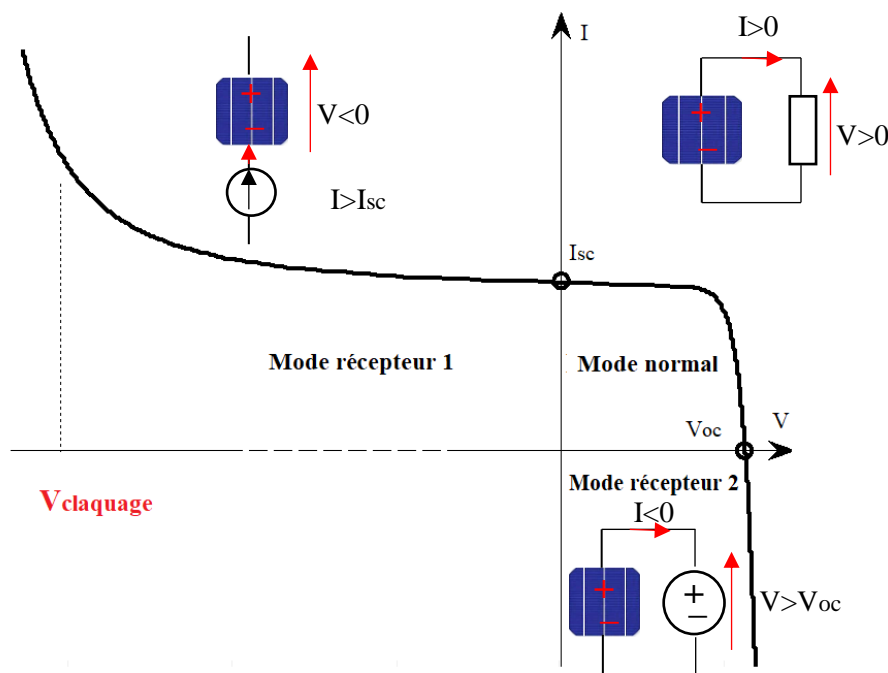


Fig. II. 2: Caractéristique I(V) d'une cellule PV dans ses quatre quadrants

Fonctionnement en condition d'ombrage

Pour illustrer le fonctionnement des cellules PV sous les conditions d'ombrage (et d'autres conditions de *mismatch* éventuellement), nous montrons à la figure II.3 un exemple de deux cellules connectées en série avec chacune montée à ses bornes une diode en antiparallèle. Ces diodes notées DB1 et DB2 sont montées de telle sorte que dans les conditions normales de fonctionnement, (tension de la cellule > 0) elles sont polarisées en inverse et sont donc bloquées. Lorsque la tension de la cellule est inversée à cause d'un ombrage (ou d'un *mismatch*), la diode dite de bypass se met en conduction. Ceci évite à la cellule de fonctionner avec une tension négative en mode récepteur et donc limite la dissipation de la puissance de la cellule défectueuse et évite son échauffement. La figure II.3 illustre la mise en conduction de la diode DB2 lorsque

la cellule 2 fonctionne en condition d'ombrage. L'activation de cette diode entraîne la perte de la tension de la cellule 2.

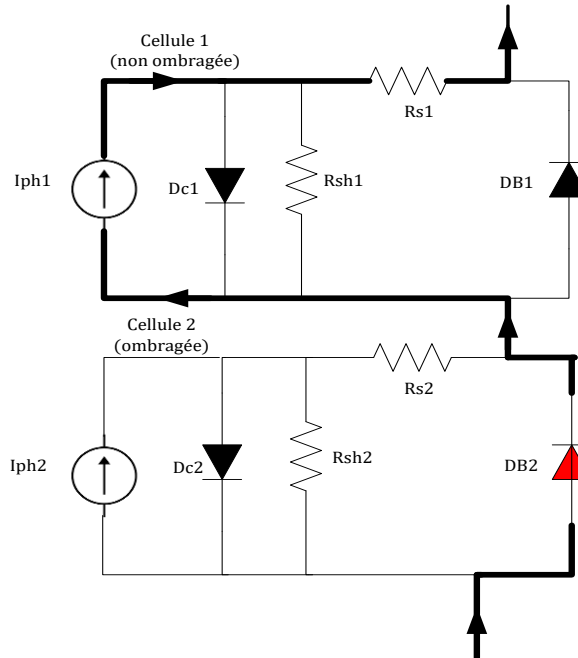


Fig. II. 3: Schéma de fonctionnement des diodes *bypass* dans des conditions d'ombrage

Pour des raisons économiques, dans un module PV, une diode *bypass* protège un groupe de cellules (généralement au nombre de 18 ou 20) comme nous l'avons déjà présenté dans le chapitre précédent. Le principe de fonctionnement reste le même : les cellules ombragées sont court-circuitées par la diode.

II.3 Acquisition des données en conditions environnementales réelles

Le protocole de mesures consiste à effectuer des tests expérimentaux sous différentes conditions de fonctionnement. Nous avons effectué cinq tests :

- Un test en cas sain
- Quatre tests en cas de défaut ; pour chaque test un profil d'ombrage est appliqué en recouvrant les cellules avec une couverture de survie.

Afin d'élaborer notre base de données, nous avons effectué des tests redondants. Pour cela, pour chaque test, nous avons réalisé trois mesures successives notées A_m , B_m , et C_m de la caractéristique I(V). Les mesures A_m et B_m sont destinées pour la phase d'apprentissage et la mesure C_m pour la validation. L'acquisition automatique d'une courbe I(V) complète se fait en une minute au maximum. Elle contient 101 points de mesure. Généralement le choix du nombre de points dépend de la taille du système ainsi que des conditions de *mismatch* qui introduisent des déformations sur la forme de cette caractéristique. Plus on augmente le nombre des échantillons, plus les courbes I(V) seront sensibles aux nuisances environnementales et aux conditions de *mismatch*. De ce fait, malgré la rapidité de l'acquisition, nous avons constaté une variation au niveau de l'irradiation solaire mesurée avec la cellule de référence.

Tableau II. 1: Spécifications en condition STC du module sous test

Désignation	Signification	Valeur
P_{mpp}	Puissance maximale (Wc)	250
I_{mpp}	Courant à P_{mpp} (A)	8.21
V_{mpp}	Tension à P_{mpp} (V)	30.52
I_{sc}	Courant de court-circuit (A)	8.64
V_{oc}	Tension de circuit-ouvert (V)	37.67
S	Surface du module PV (m ²)	1.64

II.3.1 Description de la plateforme expérimentale

La plateforme expérimentale est installée à l'observatoire atmosphérique SIRTA (Site Instrumental de Recherche par Télédétection Atmosphérique). Une photo et un diagramme décrivant toute l'instrumentation sont représentés sur la figure II.4. Cette plateforme est équipée de cinq modules PV de technologies différentes. Pour nos études, nous avons exploité le module FL 6-250MBP de France Watt de puissance maximale 250 Wc. Les spécifications de ce module sont données dans le tableau II.1 en conditions STC (Standard Test Condition). Il est composé de 60 cellules en silicium monocristallin regroupées en 3 sous-strings de 20 cellules. Chaque string est protégé par une diode bypass. Afin d'effectuer le diagnostic du défaut d'ombrage, nous avons utilisé les données recueillies en conditions réelles de fonctionnement. La plateforme expérimentale utilisée pour faire les mesures est équipée également de :

- Une source de tension variable (Programmable DC electronic load Chroma 63600) permettant de parcourir la courbe I(V) depuis la tension de circuit-ouvert au courant de court-circuit. Le nombre de points de mesures peut être choisi par l'opérateur selon la précision souhaitée. Pour notre cas, nous avons 101 points constituant chaque courbe I(V).
- Une cellule de référence RG100 utilisée pour la mesure de l'éclairement solaire en W/m^2 reçu sur la surface des modules.
- Une sonde platine pt100 placée en face arrière du module pour mesurer sa température. C'est une sonde à 4 fils utilisée pour augmenter la précision des mesures.
- Un système d'acquisition de données et un ordinateur pour la supervision et la visualisation des données sur l'interface graphique développée sous LabVIEW®.

La norme IEC (IEC60904-1, 2006) énonce les principales exigences sur l'acquisition de la courbe I(V) en milieu intérieur ou extérieur. L'acquisition en temps réel de la courbe I(V) en conditions de fonctionnement réelles peut se faire avec d'autres instruments. Le principe de base est le même. Il s'agit d'appliquer aux bornes du module PV une impédance variable. Il est possible de la varier en sens croissant, c'est-à-dire parcourir la courbe I(V) de V_{oc} à I_{sc} ou bien en sens décroissant de I_{sc} à V_{oc} . L'instrument utilisé peut être une source ou une charge. Parmi les exemples rencontrés dans la littérature, la variation de l'impédance peut être créée avec une charge variable résistive utilisée pour des modules de faibles puissances (50Wc à 80Wc) (Van Dyk et al., 2005), par la charge et la décharge d'une capacité (Benzagmont et al., 2018) (Mahmoud, 2006) (Spertino et al., 2015) soit à l'aide d'un commutateur simple et d'un condensateur (Neuenstein and Albers, 2004) ou en utilisant des commutateurs électroniques tels que les transistors IGBT pour minimiser le coût de l'instrumentation (Munoz and Lorenzo, 2006). La mesure de la courbe I(V) a été aussi réalisée par l'utilisation d'un transistor MOSFET pour des modules de 120 Wc (Kuai and Yuvarajan, 2006). Finalement, le choix de l'instrument dépend principalement de la puissance PV produite, de la précision des mesures souhaitée et de la rapidité d'acquisition. Il dépend aussi de son coût surtout dans les grandes installations. A titre d'exemple, l'utilisation d'une charge capacitive est recommandée pour la mesure dans les installations PV à forte puissance (de 2 à 50 kWc) (IEC, 1995) pour sa rapidité et sa précision. En effet, les temps de charge sont généralement choisis entre 20 et 100 ms (Blaesser and Munro, 1995).

Ces temps courts réduisent la surchauffe des composants et permettent de supposer que les conditions de fonctionnement (irradiation et température des cellules PV) ne changent pas pendant le balayage de la caractéristique I-V. Pratiquement, il n'est pas toujours possible d'adapter la charge capacitive à la grande variété des conditions de fonctionnement. En conséquence, les temps de charge peuvent atteindre des centaines de millisecondes, ce qui reste encore raisonnable pour les grandes installations et ne devrait pas être dangereux pour la charge.

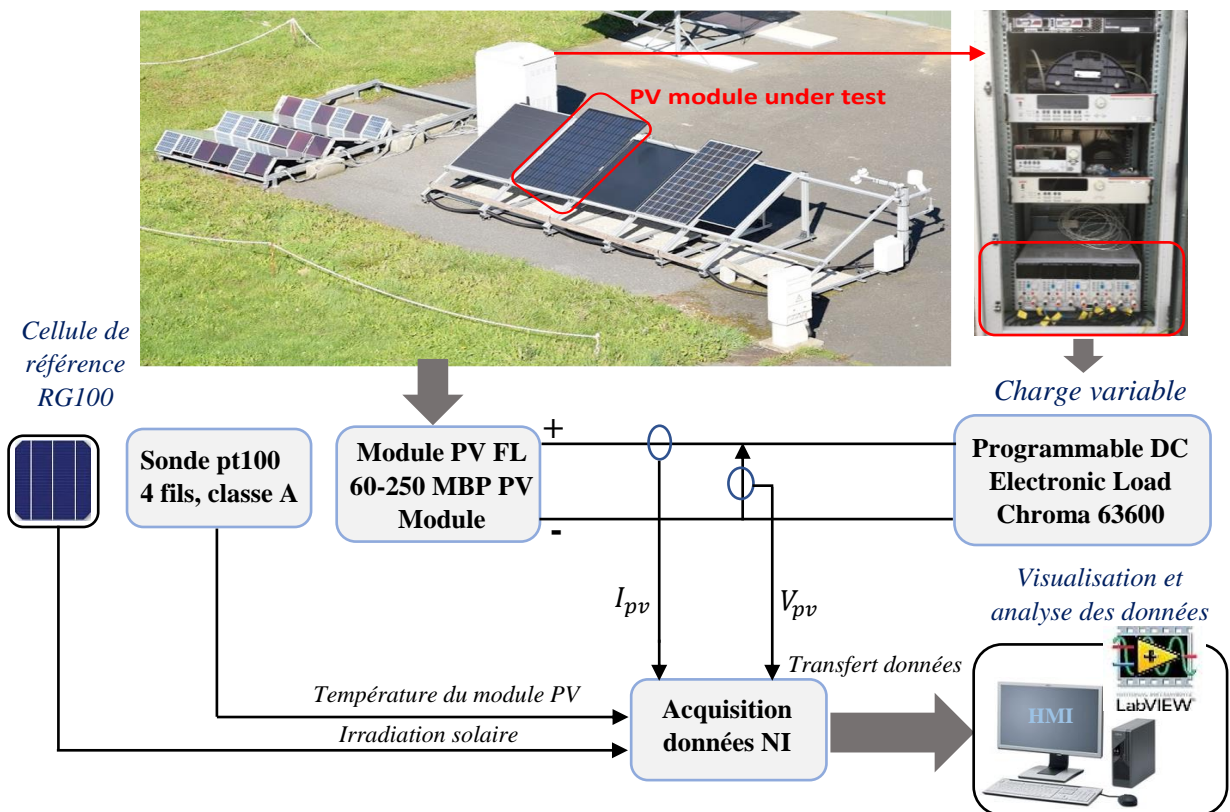


Fig. II. 4: Photo et schéma du dispositif expérimental

II.3.2 Condition de fonctionnement sain

Nous avons tracé sur la figure II.5 le profil de la tension appliquée par la charge programmable pour parcourir la courbe I(V). Les caractéristiques redondantes I(V) et P(V) en mode sain sont présentées à la figure II.6. Elles sont mesurées dans des conditions très stables avec une irradiation supérieure à 800 W/m^2 . Comme le courant produit est proportionnel à l'irradiation reçue (1), le courant I_{sc} mesuré dans ces conditions est inférieur à celui donné en condition STC ce qui se traduit par une diminution de la puissance maximale produite. Nous notons

toutefois que les mesures sont cohérentes avec les informations données dans le *datasheet* (tableau II.1).

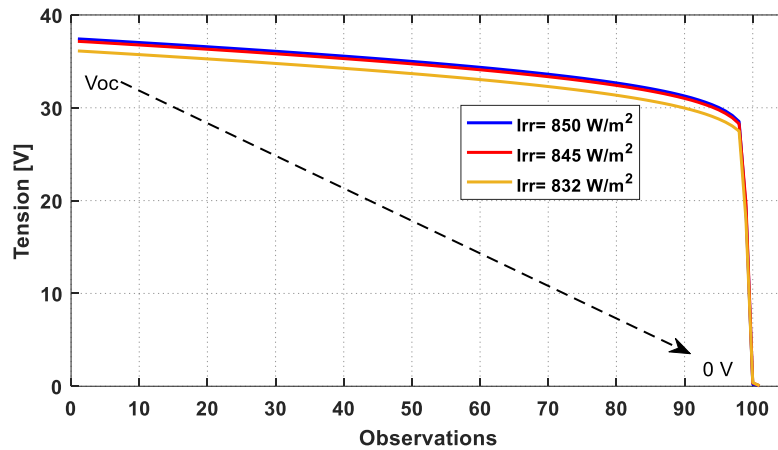


Fig. II. 5: Profil de la tension appliquée par la source programmable

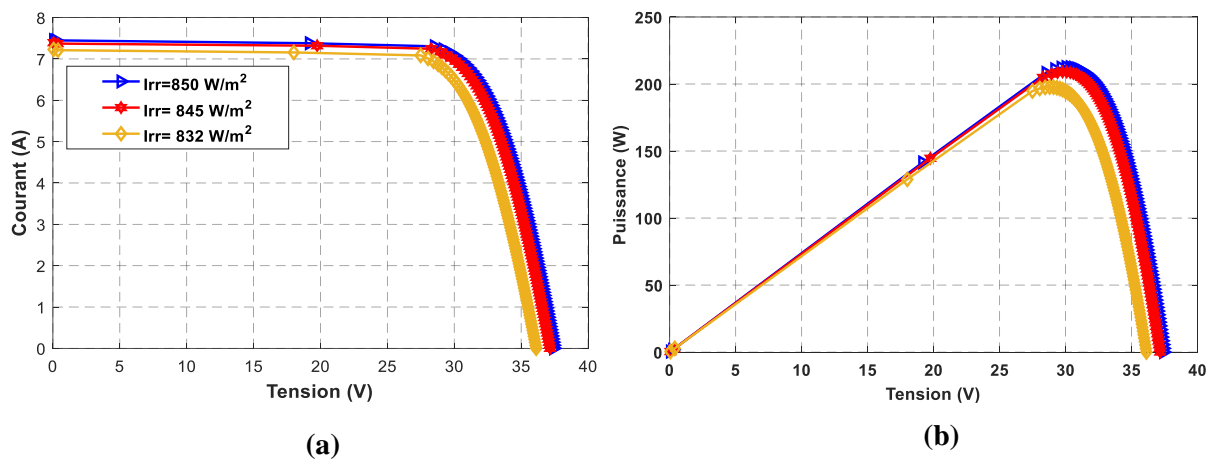


Fig. II. 6: Caractéristiques redondantes en cas sain (a) : courbe I(V) et (b) : courbe P(V)

II.3.3 Condition de fonctionnement sous ombrage partiel

Les quatre configurations de l'ombrage partiel sont présentées sur les figures II.7, II.8, II.9 et II.10. Les diodes *bypass* mises en conduction sont colorées en rouge. Nous rappelons que l'irradiation solaire indiquée dans la légende correspond à celle mesurée par la cellule de référence RG100. En fonctionnant sous ombrage partiel, les cellules cachées reçoivent une irradiation très faible. Par conséquent, selon le profil de l'ombrage une ou deux diodes

s'activent pour éviter le fonctionnement de ces cellules en régime récepteur et donc les protéger contre un échauffement. L'activation de ces diodes provoque la déformation des caractéristiques I(V). Pour la configuration de l'ombrage 1, on perd 1/3 de la tension V_{oc} suite à l'activation de la première diode *bypass*. Pour le reste des configurations deux diodes sont activées vu que l'ombrage a été appliqué sur 2 strings du module sous test. Les pics observés aux niveaux de la tension se traduisent en des points à puissances maximales (MPPs) locaux comme on le voit sur les courbes P(V). L'apparition de ces MPPs locaux perturbe le fonctionnement des systèmes PV, en particulier le fonctionnement des onduleurs connectés et la recherche des algorithmes MPPT. Pour cela, ces algorithmes ont tendance à se développer afin de chercher le maximum global dans de telles conditions de fonctionnement pour garantir une perte minimale de la puissance extraite disponible.

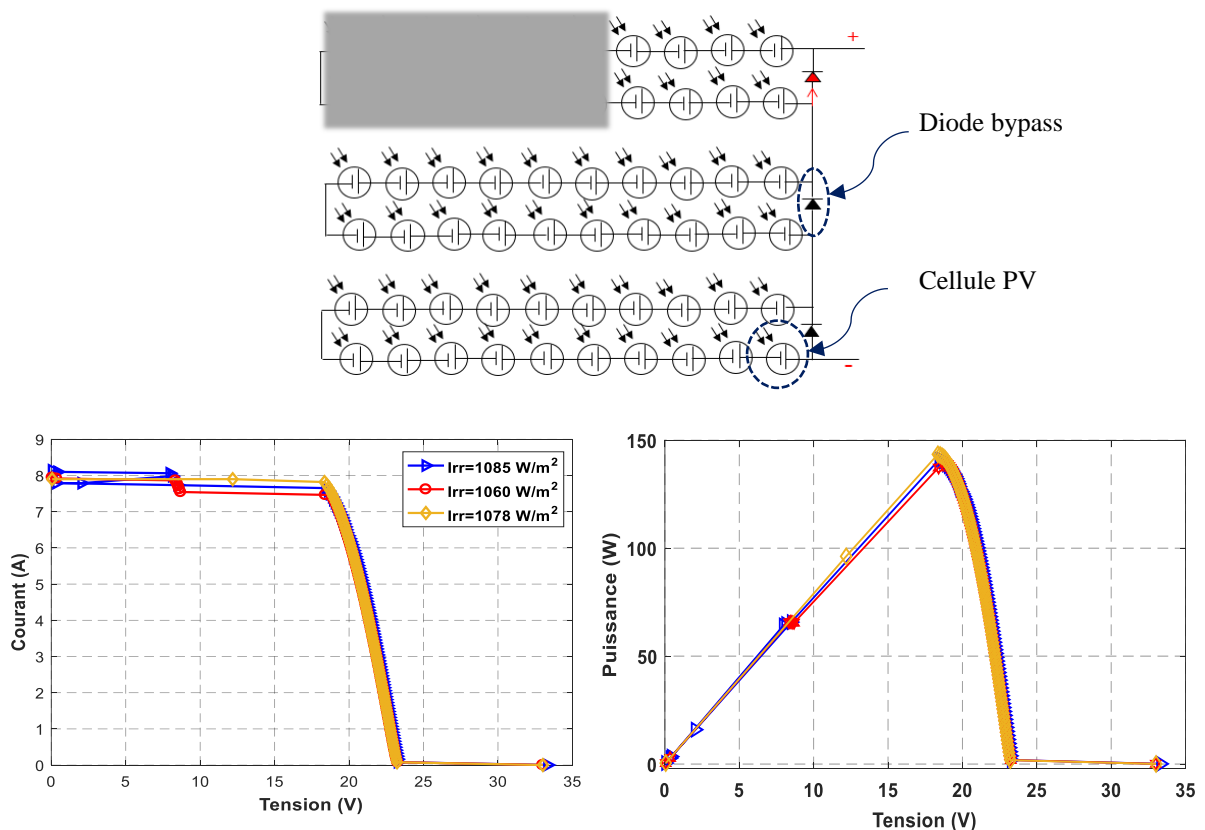


Fig. II. 7: Configuration d'ombrage 1 et courbes I(V) et P(V)

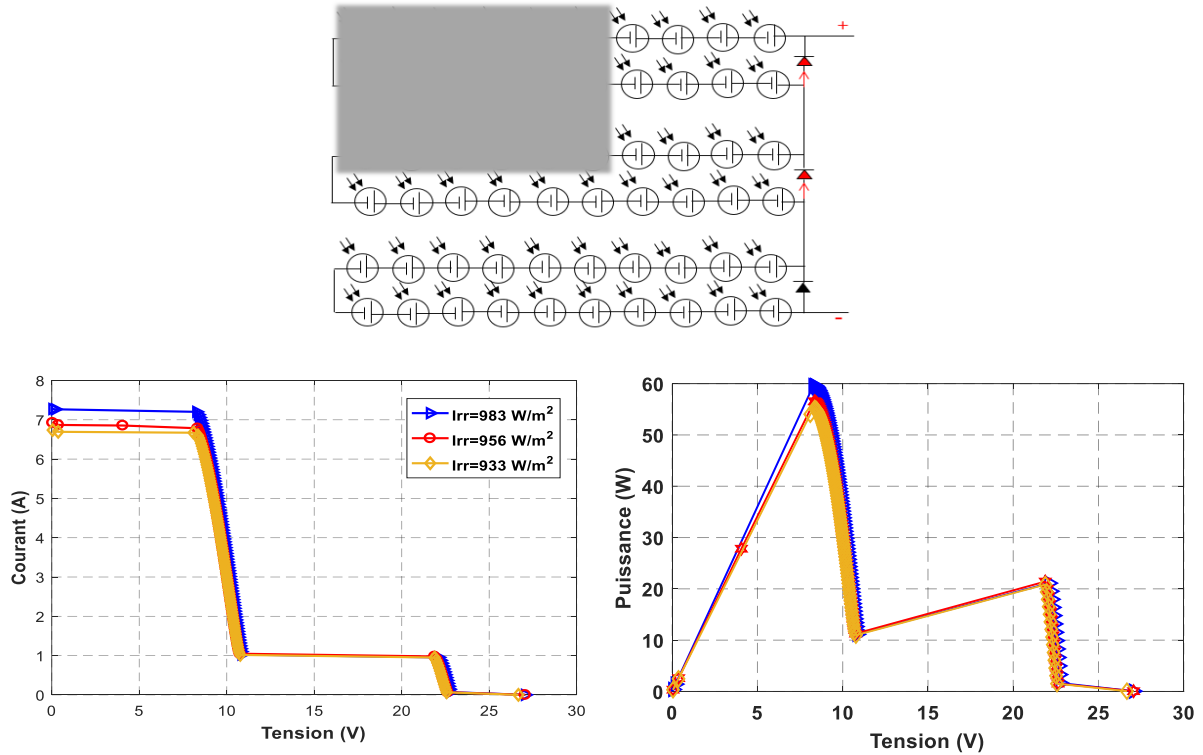


Fig. II. 8: Configuration d'ombrage 2 et courbes I(V) et P(V)

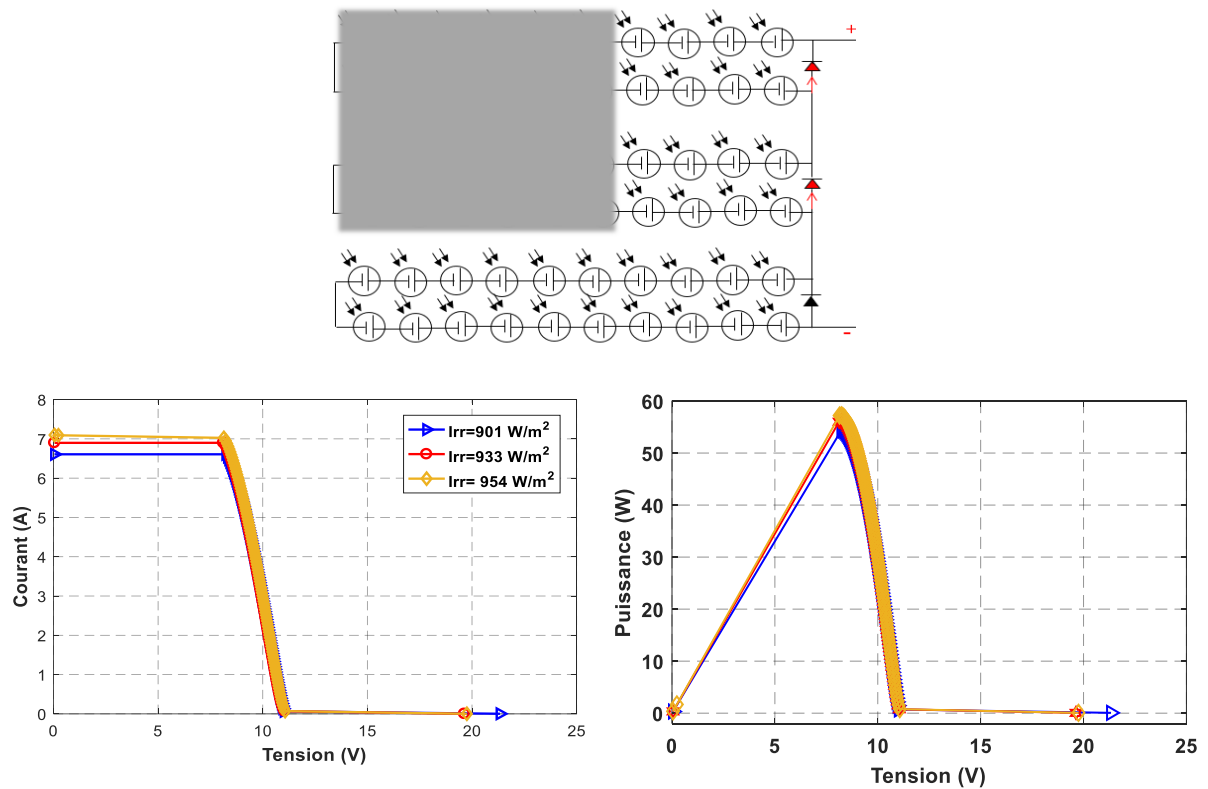


Fig. II. 9: Configuration d'ombrage 3 et courbes I(V) et P(V)

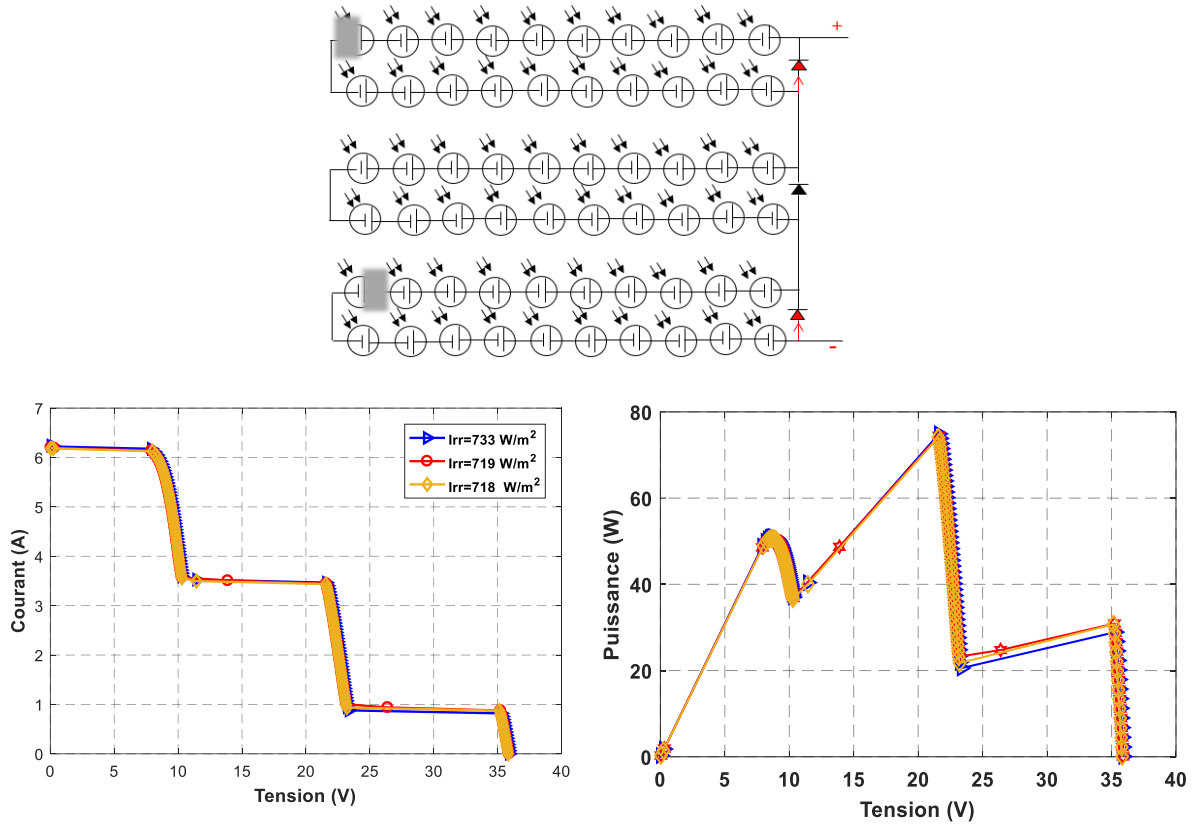


Fig. II. 10: Configuration d'ombrage 4 et courbes I(V) et P(V)

II.4 Analyse de la reproductibilité des mesures

Comme nous l'avons déjà évoqué, chaque mesure est répétée trois fois pour chaque test afin de créer de la variabilité et d'enrichir la base de données. Cette base sera ensuite divisée en des données d'apprentissage et des données de test. Comme nous l'avons vu, les caractéristiques tracées avec les données expérimentales se déforment sous les conditions d'ombrage. Nous allons utiliser la mesure de la surface sous la courbe I(V) notée par la suite AUC (Area Under the Curve) comme métrique pour analyser la reproductibilité des mesures. Elle est calculée à partir du courant et de la tension du module PV. Le courant étant normalisé par rapport à l'irradiation solaire (9), une approximation de cette surface s'exprime ainsi :

$$AUC = \sum_{j=1}^{100} \frac{1}{2} [(v_j - v_{j-1})(i_{norm,j} - i_{norm,j-1})] + i_{norm,j-1}(v_j - v_{j-1}) \quad (8)$$

$$i_{norm} = i \frac{G_{STC}}{G_{mes}} \quad (9)$$

Où G_{STC} et G_{mes} sont respectivement l'irradiation reçue dans les conditions STC et celle mesurée lors du test.

L'erreur standard (en valeur absolue) et l'erreur relative de l'AUC sont calculées pour chaque essai expérimental et sont présentées dans le tableau II.2. Nous notons que les valeurs les plus élevées sont obtenues dans le cas de fonctionnement normal ce qui est cohérent avec les courbes I(V). Cette surface varie d'une façon significative en fonction des conditions de test (saine ou en défaut) et en fonction du type de défaut.

Malgré la courte durée de chaque test (moins d'une minute) et le faible délai entre deux tests, nous avons noté une variation des conditions de mesure (notamment l'éclairement) dues aux conditions environnementales. Néanmoins, les résultats obtenus dans ce tableau montrent que les mesures sont assez reproductibles avec une erreur relative maximale inférieure à 5% dans le cas sain et à 3% en cas de défaut. Nous allons donc pouvoir exploiter l'ensemble des données pour les phases d'apprentissage et de validation.

Tableau II. 2: Evaluation de la surface sous la courbe I(V) (AUC), l'erreur type et relative entre les mesures

		Cas sain	Configurations d'ombrage			
			1	2	3	4
AUC	A_m	299.62	153.34	83.06	71.64	157.15
	B_m	296.49	154.26	82.34	72.08	160.87
	C_m	285.56	155.04	82.16	72.10	159.84
Erreur type (%)	$\Delta A_m B_m$	3.13	0.92	0.72	0.44	3.72
	$\Delta A_m C_m$	14.06	1.70	0.90	0.46	1.03
	$\Delta B_m C_m$	10.93	0.78	0.18	0.02	2.69
Erreur relative (%)	$\Delta A_m B_m / A$	1.04	0.60	0.86	0.61	2.36
	$\Delta A_m C_m / A$	4.69	1.10	1.08	0.64	0.65
	$\Delta B_m C_m / B$	3.82	0.50	0.21	0.02	1.67

II.5 Détection du défaut d'ombrage

L'organigramme de la méthode de détection est illustré à la figure II.11. Elle s'appuie sur une démarche méthodologique en quatre étapes (Harmouche et al., 2016).

- ***Modélisation***

Elle consiste à décrire la connaissance du système. Elle peut s'appuyer sur un modèle analytique, un modèle descriptif ou un historique de données mesurées dans différents points de fonctionnement. Dans notre cas, nous avons choisi la dernière approche en nous appuyant sur les données mesurées en conditions réelles.

Les données d'apprentissage représentent 67% des données expérimentales déterminées pour le cas sain et les cas de défauts d'ombrage. Le reste des données sera utilisé pour la validation.

- ***Prétraitement des données***

La deuxième étape consiste à faire un prétraitement de ces données afin de les mettre dans le meilleur domaine d'information pour une extraction efficace des signatures des défauts. Nous avons pour cela utilisé la puissance et le rendement comme deux informations supplémentaires pour construire notre base de données et appliqué la fonction logarithmique à chacune de nos variables.

- ***Extraction et analyse des caractéristiques***

Les troisième et quatrième étapes consistent à extraire les caractéristiques (signatures) des défauts et de les analyser afin de détecter puis éventuellement isoler et estimer la sévérité. Une des difficultés réside dans le choix des outils les plus performants pour l'extraction et l'analyse des signatures surtout que dans notre cas les données sont soumises aux variations des conditions environnementales. Ce qui rend difficile de distinguer le mode de fonctionnement sain de celui en défaut. Par conséquent, pour assurer une détection fiable des défauts, il faut choisir l'outil le plus approprié pour mettre en évidence la séparabilité des données.

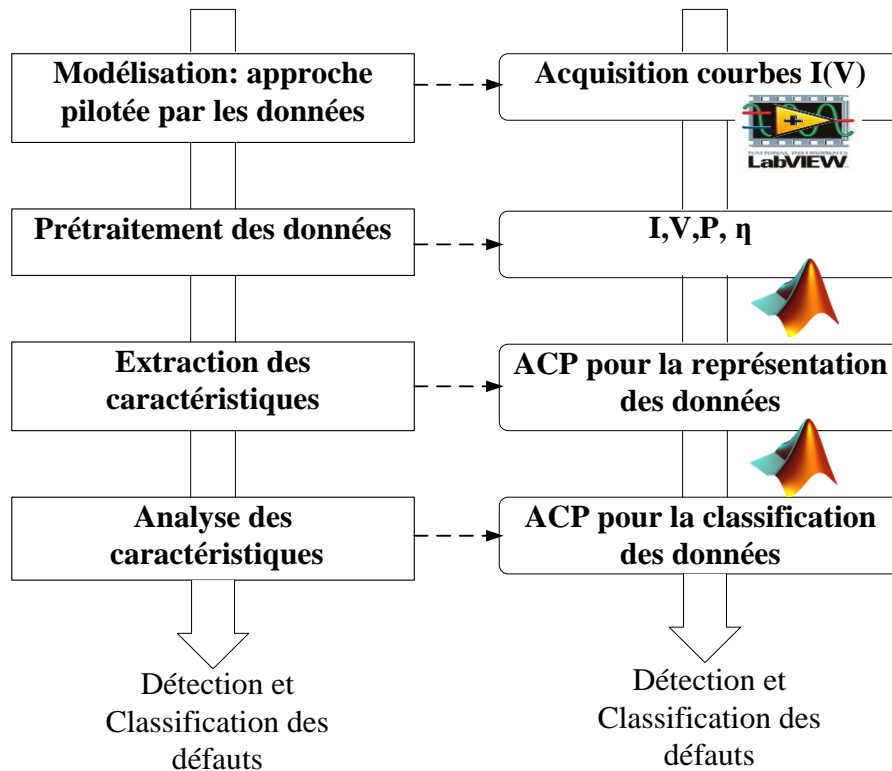


Fig. II. 11: Diagramme de la méthode de détection et de classification du défaut

II.5.1 Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales est un outil statistique pour l'analyse de données multidimensionnelles (Jolliffe, 2002). Elle a déjà été utilisée dans beaucoup d'applications (Delpha et al., 2001; Harmouche et al., 2015, 2014; Hu et al., 2016; Nasri et al., 2015; Tharrault et al., 2010). Cette technique d'analyse est particulièrement utile pour les systèmes à grande échelle nécessitant une modélisation plus au moins complexe pour reproduire leur fonctionnement en mode sain pour des fins de diagnostic, et/ou lorsque le nombre de variables du système d'étude est suffisamment important alors que la signature du défaut est probablement portée par un petit nombre de variables pertinentes. Dans le cas du photovoltaïque, notamment dans les centrales PV permettant d'avoir plusieurs variables à l'échelle des modules et/ou des strings PV, le potentiel de l'ACP réside donc dans la sélection des meilleures variables caractéristiques des défauts au sein de la centrale.

Afin de valider l'efficacité et la faisabilité de cette méthode dans le domaine du photovoltaïque et vu notre disposition expérimentale, nous avons appliqué l'ACP sur les données réelles

acquises pour un système élémentaire qui est le module PV faisant parti de la plateforme déjà présentée.

II.5.1.1 Principe général

Le principe de base de la méthode consiste à réduire la dimensionnalité d'un ensemble de données composé d'un grand nombre de variables où chaque variable est mesurée à différents moments, tout en conservant autant que possible la dispersion et la variabilité existantes dans cet ensemble de données. Ceci est obtenu en cherchant les directions de projection orthogonales dans lesquelles la quantité d'information est la plus importante. Ces directions (portées par les composantes principales) sont classées de telle sorte que les premières contiennent le plus d'informations sur la dispersion et la variabilité présentes dans la base des données d'origine. L'espace d'origine est alors décomposable en deux sous espaces qui sont le sous espace-principal et le sous-espace résiduel. Le premier est constitué par les composantes principales qui portent l'essentiel de l'information alors que le second s'appuie sur les composantes qui portent essentiellement les bruits et les valeurs aberrantes.

II.5.1.2 Mise en équation

Analytiquement, l'ACP recherche les directions orthogonales qui contiennent la variance maximale des projections des données originales. Elle est formulée en tant qu'un problème de décomposition des données en vecteurs propres de la matrice de corrélation (Jolliffe, 2002). En réalisant une combinaison linéaire des variables originales, l'ACP fait une projection orthogonale linéaire qui projette les observations multidimensionnelles représentées dans le sous-espace initial de dimension M dans un sous-espace de dimension inférieure ℓ ($\ell < M$) en maximisant la variance des projections. Les premières composantes principales qui couvrent le sous-espace principal sont données par les ℓ premiers vecteurs propres dominants de la matrice de corrélation des données. Ils sont associés aux ℓ valeurs propres les plus élevées. Les derniers vecteurs propres non conservés ($M - \ell$) définissent le sous-espace résiduel.

Prétraitement de la matrice des données

L'ACP s'applique en général à une matrice rectangulaire de données dans laquelle les colonnes représentent les variables et les lignes correspondent aux observations sur lesquelles ces

variables sont mesurées. Considérons N observations de M variables représentatives d'un système arrangées dans la matrice de données originales $X_{[N \times M]}$ donnée par:

$$X_{[N \times M]} = [x_1, \dots, x_j, \dots, x_M] \quad (10)$$

Où $x_{j(j=1..N)}$ est la $j^{\text{ème}}$ variable composée de N observations. Ainsi, cette matrice s'écrit :

$$X_{[N \times M]} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_2(1) & \dots & \dots & x_M(1) \\ x_1(2) & x_2(2) & \dots & \dots & x_M(2) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ x_1(N) & x_2(N) & \dots & \dots & x_M(N) \end{bmatrix} \quad (11)$$

Les variables peuvent être ou non normalisées. Cette normalisation permet de s'affranchir des problèmes d'échelle et d'unité quand les variables du système ne sont pas toutes de même nature donc exprimées en différentes unités de mesures et ne varient pas dans les mêmes échelles. En général, il est préférable de normaliser les variables avant la transformation.

La normalisation consiste à centrer et réduire chaque variable $x_{j(j=1..m)}$ de la matrice des données originales. Les variables normées réduites auront chacune une valeur moyenne nulle et un écart type unitaire. Par conséquent chaque colonne $(x_j)_c$ de la nouvelle matrice est donnée par:

$$(x_j)_c(k) = \frac{x_j(k) - \overline{(x_j)}}{(\sigma_j)} \quad (12)$$

Où $\overline{(x_j)}$ et (σ_j) sont respectivement la valeur moyenne et l'écart type de $x_{j(j=1..m)}$.

La nouvelle matrice des données normalisées est notée :

$$(X_c)_{[N \times M]} = [(x_1)_c, \dots, (x_k)_c, \dots, (x_M)_c] \quad (13)$$

Détermination du nombre des composantes principales

Dans le nouveau sous-espace de représentation, contenant les variances les plus significatives, les vecteurs propres sont désignés par les vecteurs de poids d'où l'appellation *loading vectors* et les projections des données centrées réduites sur ces vecteurs sont appelées les composantes principales ou *scores* qui permettent d'obtenir des représentations graphiques entre les lignes et les colonnes de la matrice de départ permettant ainsi de représenter visuellement les proximités entre les observations et entre les variables dans le sous-espace principal.

Ces directions de projection sont appelées les composantes principales (CPs) chacune étant caractérisée par un vecteur propre et une composante *score*. Le pourcentage de la variance contenue dans chaque composante principale est exprimé par sa valeur propre correspondante.

Chaque composante est orientée dans une direction qui correspond à la plus grande variance des données en commençant par la première CP. Ces composantes principales sont donc ordonnées de la composante la plus riche en information et associée à la plus grande valeur propre, à la composante la plus faible, qui présente le minimum d'information et associée à la valeur propre la plus petite.

Dans le cadre de l'application de l'ACP au diagnostic, le nombre de composantes principales à un impact important sur les étapes du processus de diagnostic (détection et localisation). En effet, si le nombre ℓ des composantes principales (CPs) est petit, on risque de perdre des informations significatives contenues dans les données originales en rejetant certaines variables représentatives du système à diagnostiquer dans le sous-espace résiduel. Ce mauvais choix des CPs entraîne des erreurs de modélisation ce qui affecte les performances du diagnostic avec des risques de non détection ou/et des fausses alarmes. D'autre part, si plusieurs composantes sont utilisées (ℓ assez grand), on peut retenir dans le sous-espace principal des composantes porteuses du bruit (celles associées aux valeurs propres les plus faibles). Dans ce cas également, on risque de dégrader les performances du diagnostic.

Pour ces raisons, plusieurs critères de sélection ou d'arrêt (*stopping criteria*) ont été proposés pour déterminer le nombre optimal des CPs. Selon ces critères, le sous-espace principal est composé par les composantes principales les plus dominantes tandis que le sous-espace résiduel est formé par les composantes restantes. Parmi ces critères, on peut citer les critères heuristiques qui s'appuient sur le pourcentage cumulé de la variance totale (CPV) (Chiang et al., 2001), les critères de généralisation (Wax and Kailath, 1985) dont l'utilisation est très limitée (Valle et al., 1999), les critères de validation croisée qui ont un coût de calcul important

(Besse and Ferre, 1993) et les critères de minimisation de la variance de l'erreur de reconstruction des variables (ERV) qui sont des approches itératives (Qin and Dunia, 2000). Une comparaison entre 11 méthodes de sélection du nombre des composantes principales optimal est proposée dans (Valle et al., 1999). De cette étude il ressort que les critères basés sur le CPV sont les plus utilisés du fait de leur simplicité et leur précision en termes de règle de décision. C'est celui que nous avons retenu pour notre étude.

Modèle implicite par l'ACP

L'élaboration du modèle de l'ACP repose sur le calcul des valeurs et vecteurs propres de la matrice de corrélation des données qui représente un modèle implicite de notre système. Toutefois, la qualité de la représentation des mesures recueillies pour le diagnostic des défauts repose sur la précision de ce modèle implicite. Ceci dépend des composantes principales porteuses retenues pour représenter la variabilité des données.

A partir des données recueillies en mode de fonctionnement sain, l'ACP est appliquée et les vecteurs de poids sont utilisés pour construire le modèle de référence (modèle sans défaut) constitué par les deux sous-espaces principal et résiduel. Lorsque de nouvelles données sont mesurées, elles seront projetées dans un des sous-espaces et une métrique sera utilisée pour évaluer si ces données correspondent à un cas sain ou un cas de défaut.

La matrice de corrélation des données est exprimée en fonction de la matrice normalisée (13) par :

$$C = \frac{1}{N-1} X_c^T X_c \quad (14)$$

Notons $\Lambda = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M] \hat{\Gamma} \square^{M \times M}$ la matrice des valeurs propres de la matrice C et $P = [p_1, p_2, \dots, p_M] \hat{\Gamma} \square^{M \times M}$ la matrice des vecteurs propres associés à Λ disposés dans l'ordre décroissant de leurs valeurs propres correspondantes. Les composantes principales (*scores*) sont obtenues par la projection des données originales centrées et réduites dans le nouvel sous-espace formé par P . La matrice des *scores* est définie finalement par :

$$T_{[N \times M]} = (X_c)_{[N \times M]} P_{[M \times M]} = [t_1, \dots, t_k, \dots, t_M] \quad (15)$$

II.5.2 Prétraitement et extraction des caractéristiques

A partir des mesures expérimentales, nous avons identifié quatre configurations qui correspondent à quatre familles (classes) représentées dans le tableau II.3. La première désignée par C_0 correspond aux données saines. La deuxième classe C_1 est obtenue avec les données de la configuration d'ombrage 1. Ensuite, les classes C_2 et C_3 correspondent aux configurations (2,3) et 4 respectivement.

Tableau II. 3: Classes de données

Condition de test	Classe
Sain	C_0
Configuration d'ombrage 1	C_1
Configurations d'ombrage 2 et 3	C_2
Configuration d'ombrage 4	C_3

II.5.2.1 Choix initial des variables représentatives et analyse des caractéristiques

La base des données recueillies pour les tests expérimentaux en cas sain et en cas de défaut est composée de 1515 observations. Les deux premières mesures A_m et B_m représentant 1010 observations sont utilisées pour l'étape d'apprentissage. La matrice des données est composée de 1010 échantillons pour les 3 variables choisies (Fig. II.12).

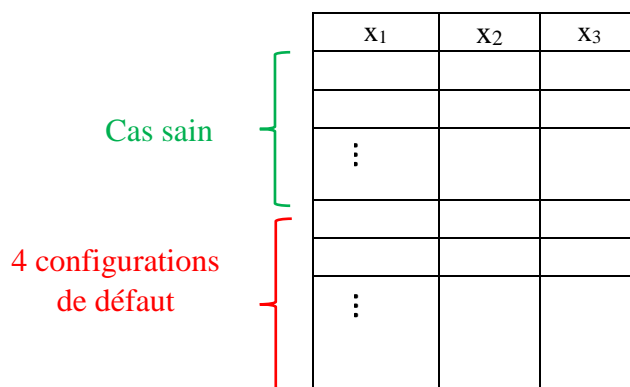


Fig. II. 12: Organisation de la matrice des données

La matrice de données d'apprentissage contient 5 sous-matrices composée de 101*2 observations chacune. Le but est de construire l'espace de représentation pour le diagnostic à partir des composantes principales. Les projections dans cet espace seront utilisées ensuite pour la validation du reste des échantillons de la base des données.

La sélection des variables représentatives du système est une étape très importante afin d'obtenir la bonne représentation des données du système. Ce choix va également déterminer la sensibilité de la méthode à la détection et la discrimination des défauts. Dans un test fait sur le même module PV en Juin 2017 avec plusieurs profils d'ombrage nous avons constitué la base de données à partir de trois variables représentatives (Fadhel et al., 2018) qui sont la tension v , le courant i et la puissance p . Dans un premier temps $X_{[1010 \times 3]} = [v \ i \ p]$ est utilisée comme base d'apprentissage.

Avec cette matrice les résultats de traitement avec l'ACP ont conduit à un chevauchement entre les données comme on peut le voir sur la figure II.13 lorsque les données sont projetées dans l'espace constitué par les deux premières composantes principales CP1 et CP2. Ceci est dû principalement à la variation rapide de l'ensoleillement lors des mesures ainsi qu'au fonctionnement au même niveau de tension lors de l'activation des diodes *bypass*.

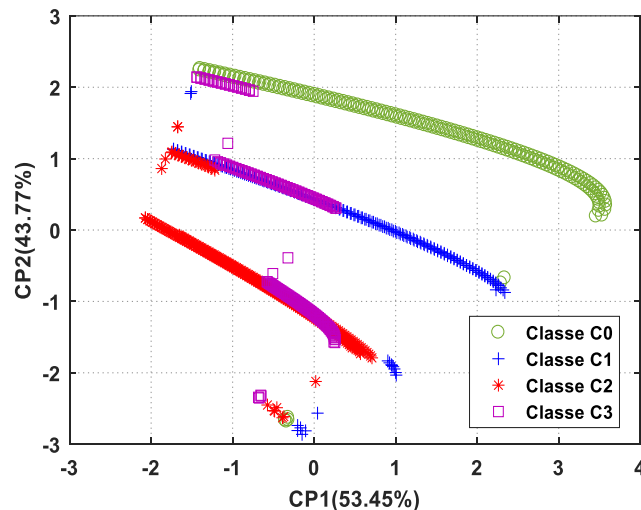


Fig. II. 13: Résultat de l'ACP dans le plan 2D (CP1, CP2)

Nous proposons dans un premier temps d'améliorer la discrimination entre les données en normalisant la tension et la puissance par le rendement du module PV. En effet, nous avons

constaté que la variation de la température est faible lors des mesures si on la compare à celle de l'ensoleillement. Le rendement exprimé par l'équation (16) contient cette information environnementale ce qui permet d'intégrer ce changement et d'augmenter la sensibilité de la méthode par rapport à l'apparition d'un défaut.

$$\eta = \frac{P}{G_{mes} S} 100 \quad (16)$$

La matrice de données est à présent constituée de la façon suivante :

$X_{[1010 \times 3]} = [v / \eta \quad i \quad p / \eta]$ où p et η sont respectivement la puissance et le rendement calculés pour chaque couple de point (i, v) .

Les résultats obtenus avec cette nouvelle modélisation sont représentés sur la figure II.14 dans l'espace constitué par les deux premières composantes principales. Même si on note une amélioration de la séparabilité, la séparation n'est pas satisfaisante car il subsiste des confusions entre les différents modes de fonctionnement. On peut aussi noter que les deux premières composantes principales ne représentent plus qu'environ 74% de l'information initiale alors qu'elles représentaient plus de 96% dans le cas précédent. Ces résultats ne sont pas satisfaisants en termes de classification.

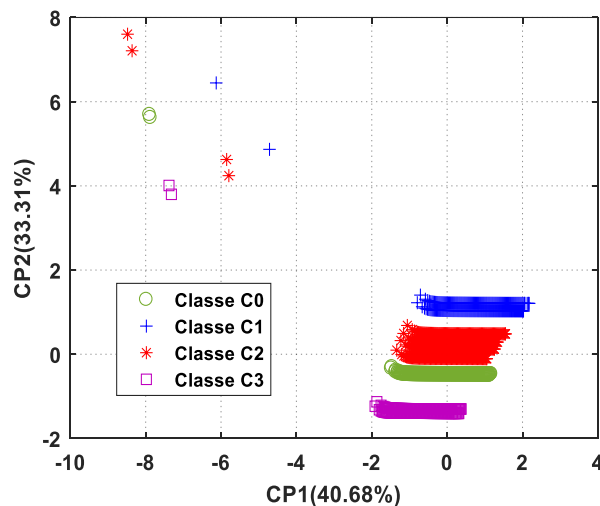


Fig. II. 14: Résultat de l'ACP dans le plan 2D (CP1, CP2)

Afin d'améliorer la séparation des données, nous avons appliqué la fonction log à la matrice des données. Cette fonction a la particularité de dilater l'échelle, ce qui devrait permettre d'améliorer la séparation des données.

L'analyse en composantes principales est donc appliquée à la matrice d'apprentissage constituée comme suit : $X_{[1010 \times 3]} = \log[v/\eta \quad i \quad p/\eta] = [x_1, x_2, x_3]$. Les résultats sont présentés dans la section suivante.

II.5.3 Nouvelle méthode de prétraitement et analyse des caractéristiques en phase d'apprentissage

Nous allons voir qu'en utilisant la fonction logarithme, nous obtenons une nette amélioration de la discrimination entre les classes obtenues. Graphiquement la qualité de la représentation sera améliorée ; les groupes sont mieux séparés dans le plan de l'ACP ce qui va réduire le taux de mauvais classement.

Finalement, nous avons appliqué l'ACP à la matrice d'apprentissage $X_{[1010 \times 3]} = \log[v/\eta \quad i \quad P/\eta]$ pour obtenir la répartition de ces données dans le plan des composantes principales.

Nous disposons de 3 variables représentant le module PV sous test, ainsi après leur normalisation, nous calculons la matrice de corrélation de ces variables $C_{[3 \times 3]}$ donnée par :

$$C = \begin{bmatrix} 1 & -0.9935 & 0.0512 \\ -0.9935 & 1 & 0.0629 \\ 0.0512 & 0.0629 & 1 \end{bmatrix}$$

Les matrices des valeurs propres Λ et des vecteurs propres P associés sont données par :

$$P = \begin{bmatrix} 0.7046 & 0.0628 & -0.7068 \\ 0.7051 & 0.0509 & 0.7073 \\ -0.0804 & 0.9967 & 0.0084 \end{bmatrix}$$

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 1.99 & 0 & 0 \\ 0 & 1.006 & 0 \\ 0 & 0 & 3.09E-32 \end{bmatrix}$$

Ainsi, les composantes principales obtenues dans la base des vecteurs propres sont :

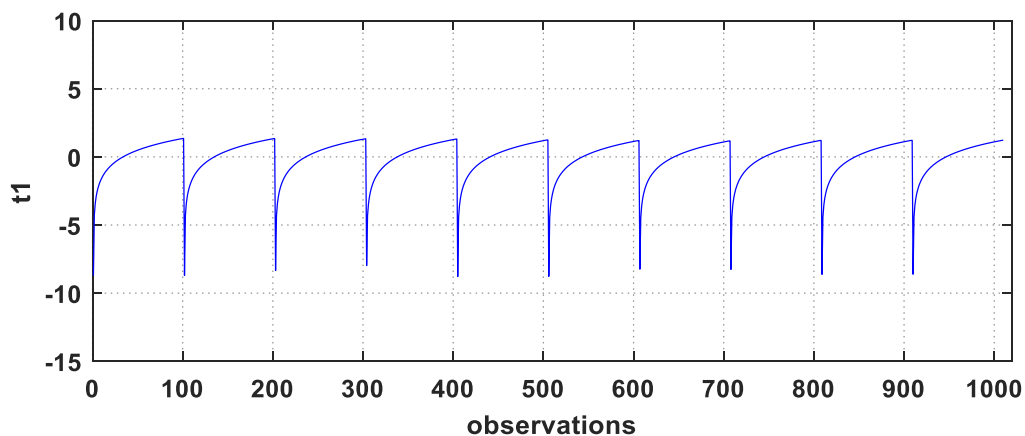
$$\begin{cases} t_1 = 0.7046x_1 + 0.7051x_2 - 0.0804x_3 \\ t_2 = 0.0628x_1 + 0.0509x_2 + 0.9967x_3 \\ t_3 = -0.7068x_1 + 0.7073x_2 + 0.0084x_3 \end{cases}$$

Le tableau II.4 illustre la contribution de chaque composante ainsi que sa valeur propre associée. A partir de cette contribution, nous remarquons que les deux premières composantes principales sont les plus dominantes.

Nous traçons l'évolution des composantes principales (CP1, CP2, CP3) notées t_1 , t_2 et t_3 sur la figure II.15. A partir de cette figure, nous confirmons que les deux premières composantes sont porteuses de l'information significative alors que la troisième ne représente que du bruit. Ce résultat est cohérent avec les variances calculées. La forme obtenue pour la première composante s'explique par la similarité de la forme de la tension appliquée aux bornes du module PV pour chaque acquisition d'une caractéristique I (V) contenant 101 observations.

Tableau II. 4: Contribution de chaque composante principale et sa valeur propre associée

	Composantes principales		
	CP1	CP2	CP3
Valeur propre associée	1.99	1.006	3.09 E-32
Variance (%)	66.45	33.54	1.03 E-30



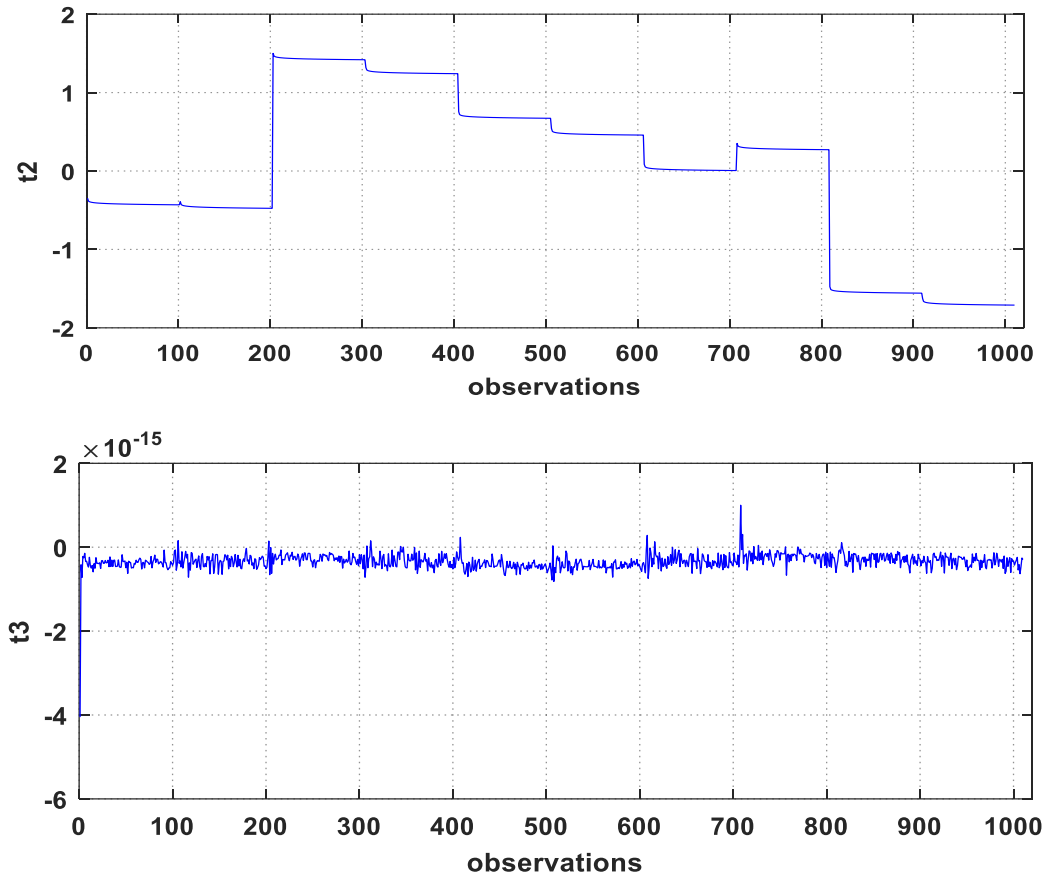


Fig. II. 15: Evolution des composantes principales en fonction des observations

En projetant la matrice d'apprentissage normée dans la base des vecteurs propres, nous obtenons la représentation des données dans les plans (CP1, CP2), (CP2, CP3) et (CP1, CP3) illustrée à la figure II.16 (a), (b) et (c) respectivement. Une projection 3D est présentée aussi sur la figure II.16 (d) pour une vue complète dans le plan des composantes principales. La totalité de l'information (99.99%) contenue dans la base des données est représentée par les deux premières composantes CP1 et CP2. Par conséquent, la projection suivant ces deux composantes est suffisante pour détecter et identifier la classe du défaut. On peut noter la bonne robustesse de la classification vis à vis des variations de l'irradiation notées pendant nos mesures. Par contre on peut imaginer que si de plus grandes variations de l'ensoleillement se produisent pendant la phase d'acquisition, un prétraitement sera indispensable. On peut noter que l'information sur la variation de l'éclairement est portée par la deuxième composante principale.

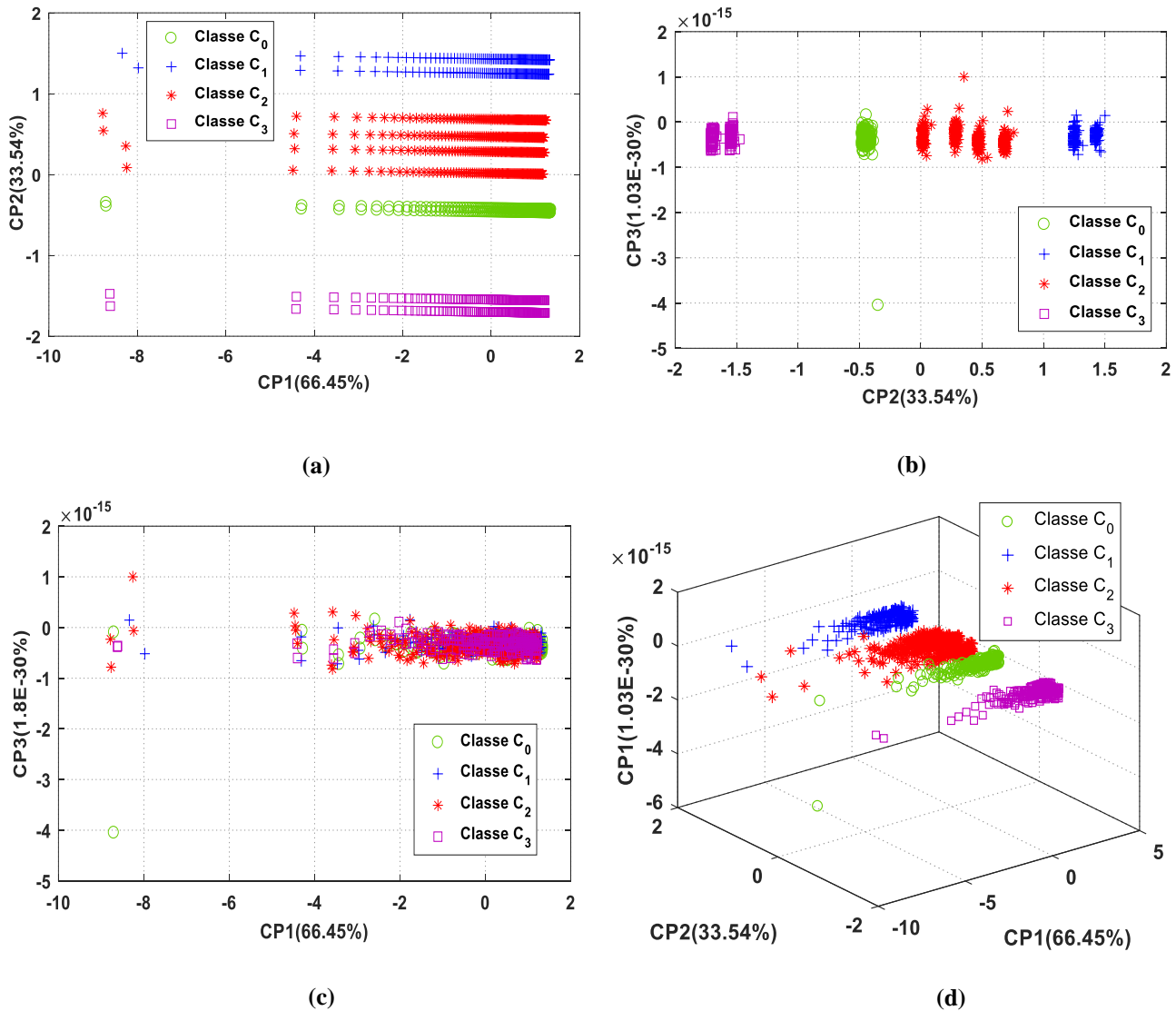


Fig. II. 16: Résultat de l'ACP pour les données d'apprentissage

II.5.4 Evaluation des performances de classification en phase d'apprentissage

Pour évaluer la qualité de classement, plusieurs méthodes d'affectation des observations existent telles que les méthodes binaires One-Versus-One (OVO), One-Versus-All (OVA) (Rocha and Goldenstein, 2014; S. Y. Ng et al., 2014). Les méthodes les plus simples sont basées sur les distances géométriques. Elles consistent à choisir la classe d'affectation dont le barycentre ou le centre de gravité est le plus proche de l'observation à affecter. Les erreurs de

classement sont habituellement mesurées par des méthodes dites de ré-échantillonnage telle que la validation croisée que nous allons utiliser (Lebart et al., 1995).

Puisque toutes les variables de la base de données sont normalisées, toutes les observations relatives à ces variables sont comparables. D'où la validité de l'utilisation de la distance Euclidienne usuelle dans l'espace des CPs.

Nous calculons d'abord les trois coordonnées du centre de gravité de chaque classe c_q à priori dans l'espace de l'ACP. Dans notre cas, nous considérons la valeur moyenne comme centre de gravité des points observations puisqu'elles ont toutes le même poids. Le centre μ_q d'une classe c_q est donnée par :

$$\mu_q = \frac{1}{N_q} \sum_{x_j \in c_q} x_{j(j=1..N)} \quad (17)$$

Dans cette expression, N_q est le nombre des observations mesurées ($N_q = 101$) pour les 3 variables formant la classe c_q . Le centre de gravité possède ainsi 3 coordonnées selon les composantes principales CP1, CP2 et CP3.

Ensuite, la distance Euclidienne entre un centre de gravité μ_q et chaque observation x_j dans la base d'apprentissage est calculée :

$$d(x_j, \mu_q) = \sum_{i=1}^3 \sqrt{(\mu_q(i) - x_j(i))^2} \quad (18)$$

Finalement, on affecte l'observation x_j à une classe c_k pour laquelle la distance de cette observation aux centres de gravité des q classes est minimale :

$$d(x_j, \mu_k) = \min_{q=1..4} \{d(x_j, \mu_q)\} \quad (19)$$

Les résultats de classification sont synthétisés par la matrice de confusion (tableau II.5) qui se base sur la méthode de la validation croisée. Celle-ci consiste à effectuer m discriminations en excluant à chaque fois une observation. Les colonnes de cette matrice montrent le pourcentage d'affectation des observations d'une classe fixée à priori dans une classe à posteriori.

Ces résultats montrent que quelques erreurs de classification sont obtenues avec les données d'apprentissage. Nous avons obtenu un bon classement des données saines ; 97.03% des observations saines originales ont été correctement classées dans leur classe à priori C_0 et seulement 2.97% d'erreur de classement est observé, soit 3/202 observations mal classées et affectées à la classe C_2 . Avec la validation croisée, nous avons également obtenu 100% de bon classement des données de la configuration d'ombrage 4 qui sont représentées par la classe C_3 . Un taux maximum de 12.62% de mauvais classement a été obtenu pour la classe C_2 . Ces observations mal classées ont été affectées à la classe C_0 . En se basant sur ces bons résultats de discrimination entre classes des données du fonctionnement sain et du fonctionnement en défaut d'une part, et entre les classes en défaut elles-mêmes d'autre part, nous pouvons utiliser le modèle implicite de l'ACP conçu lors de la phase d'apprentissage pour le test des nouvelles observations issues du module PV sous test.

Tableau II. 5: Synthèse de la classification pour les données d'apprentissage

Classe à priori	Affectation à posteriori			
	Classe C_0 (%)	Classe C_1 (%)	Classe C_2 (%)	Classe C_3 (%)
Classe C_0	97.03	0	2.97	0
Classe C_1	0	98.52	1.48	0
Classe C_2	12.62	0	87.38	0
Classe C_3	0	0	0	100

II.5.5 Identification des défauts en phase de test

Pour évaluer les performances de détection et de classification avec le modèle conçu lors de l'étape d'apprentissage, nous avons utilisé les données de test composées de 505 observations pour chacune des variables représentatives v/η , i et P/η . Ces observations représentent 33% de la base originale des données collectées expérimentalement. Ces données de test correspondent à l'ensemble des mesures C_m et n'appartiennent pas à la base d'apprentissage. La projection de ces données dans l'espace de l'ACP est faite selon l'équation (15) en utilisant la matrice des vecteurs propres déterminés lors de la phase d'apprentissage. La figure II.17 montre le principe de la méthode. Les nouvelles données sont les scores de la matrice T qui contiennent les données de test projetées dans la base de référence.

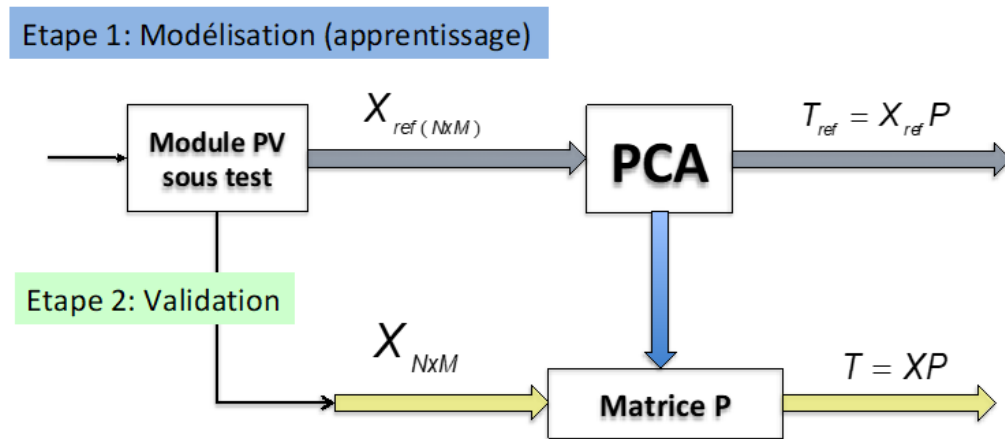


Fig. II. 17: Principe d'utilisation de l'ACP pour les données de test

La figure II.18 illustre le résultat de cette projection. Nous observons une bonne discrimination des données en quatre groupes. La dispersion des données tests obtenue est similaire à celle des données d'apprentissage. En effet, les classes des données en défaut sont bien séparées de la classe saine et nous retrouvons bien que toutes les classes sont limitées par les mêmes coordonnées suivant CP2 obtenues en phase d'apprentissage. De plus, nous pouvons identifier graphiquement les données dans leurs groupes correspondants. Ce résultat est vérifié par la validation croisée (tableau II.6). Avec cette méthode, nous avons réussi à séparer les quatre classes définies à priori avec un taux minimum de classement de 97.03%. Nous trouvons uniquement 4/505 échantillons de test mal classifiés dans leurs groupes à posteriori. Il s'agit de 3/101 échantillons appartenant à la classe C_0 et 1/101 faisant partie de la classe C_1 ce qui se traduit respectivement par 2.97% et 0.99% d'erreur de classification. La totalité des échantillons tests utilisés pour les classes C_2 et C_3 a été parfaitement identifiée dans les groupes définis à priori. Compte tenu de ce bon taux de classement, nous confirmons que le modèle de l'ACP est très performant pour la détection et l'identification du défaut d'ombrage.

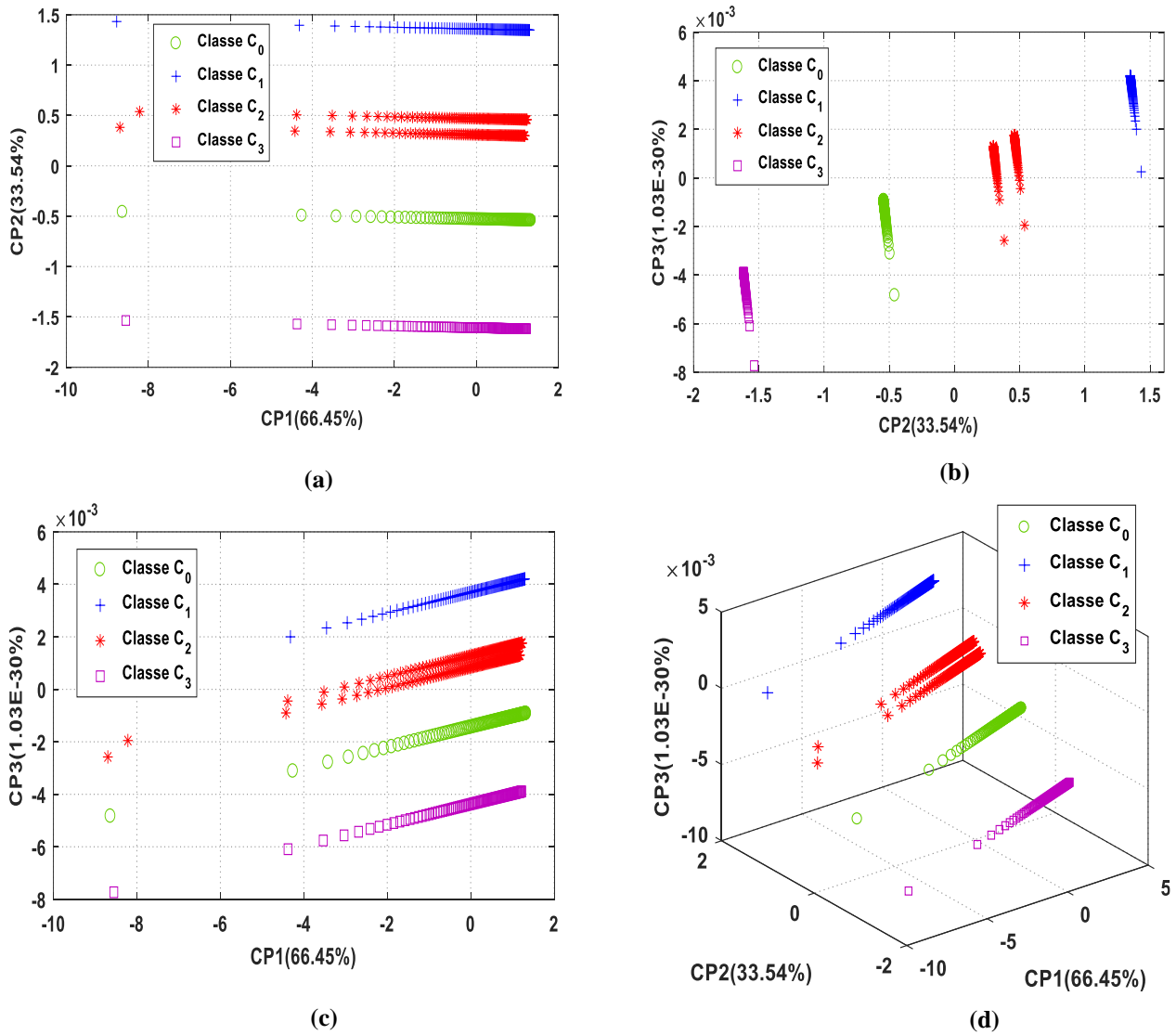


Fig. II. 18: Résultat de l'ACP pour les données de test

Tableau II. 6: Synthèse de classification pour les données de test

Classe à priori	Affectation à posteriori			
	Classe C ₀ (%)	Classe C ₁ (%)	Classe C ₂ (%)	Classe C ₃ (%)
Classe C ₀	97.03	0	2.97	0
Classe C ₁	0	99.01	0.99	0
Classe C ₂	0	0	100	0
Classe C ₃	0	0	0	100

II.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé l'utilisation de l'Analyse en Composantes Principales (ACP) comme outil *data-driven* pour la détection des défauts d'ombrage en se basant sur les caractéristiques I(V) acquises en conditions environnementales réelles pour un module PV de 250 Wc. A partir de ces caractéristiques, nous faisons extraire trois variables représentatives avec lesquelles nous avons construit la base d'apprentissage pour le module PV étudié. En premier temps, nous avons justifié le choix de ces variables en comparant les résultats obtenus pour la représentation des données acquises dans le plan de l'ACP avec les composantes les plus dominantes. Pour un choix optimal, une normalisation avec le rendement a été faite pour atténuer l'effet de la variation de l'ensoleillement solaire et la fonction logarithme a été introduite pour mieux séparer les nuages de points obtenus dans cet espace de projection.

Dans un second temps, nous avons évalué les performances de cette méthode en termes de détection et de classification des défauts en utilisant 67% des mesures pour la phase d'apprentissage. Nous avons obtenu un taux de bien classés minimale de 87.38% pour les quatre groupes représentés dans l'espace des CPs. Les bons résultats de classement obtenus ont confirmé la robustesse du modèle implicite de l'ACP conçu pendant l'apprentissage. Celui-ci a été utilisé pour le test des nouveaux échantillons de mesures non utilisés lors de l'apprentissage et a donné un taux de réussite minimum de classement de 97%.

A priori, la détection du défaut moyennant cette méthode ne dépend pas de la taille du système PV ; elle utilise uniquement les mesures disponibles (courant et tension) pour la surveillance de ce genre de système. Mais la classification, va dépendre de l'impact du défaut sur le système étudié. Sur la base de l'analyse des données PV réelles, notre étude démontre la faisabilité et l'efficacité de l'ACP pour le diagnostic des défauts d'ombrage à l'échelle d'un module PV.

Malheureusement, le passage d'un module à une structure plus complexe, un champ ou une centrale PV contenant plusieurs modules, augmente la probabilité d'apparition des phénomènes couplés tels que le vieillissement, la dispersion entre les paramètres des modules (*mismatch*) et l'occurrence des défauts multiples ce qui augmente la complexité du diagnostic. De plus, l'analyse de la courbe I(V) en cas d'ombrage partiel à l'échelle d'une centrale n'est pas toujours suffisante, une problématique que nous allons exposer avec des simulations dans le dernier chapitre du manuscrit. Pour cela, dans le cas d'une installation réelle, l'application de la méthode proposée, c'est-à-dire le choix des variables descriptives, va dépendre de

l'instrumentation des strings et des modules. Le cas idéal est d'avoir des traceurs I(V) modules pour une surveillance régulière plus fine.

Dans cette étude, nous avons exploité toute la caractéristique I(V) pour les différents modes opératoires (sain et en présence des défauts d'ombrage). Malgré son efficacité, cette méthode va engendrer des coûts tant en terme de productible qu'en terme de temps vu qu'elle nécessite la déconnexion partielle ou totale de la centrale pour l'acquisition des caractéristiques I(V). Les pertes d'acquisition peuvent paraître faibles pour un module PV, mais elles sont très significatives pour une installation à plusieurs modules. Nous illustrons dans le chapitre suivant les contraintes et les limites liées à cette problématique. Ensuite, nous allons présenter la solution alternative de diagnostic basée sur la même technique de traitement de données mais en utilisant que les coordonnées du point de fonctionnement MPP.

Bibliographie

- Alonso-Garcia, M.C., Ruiz, J.M., 2006. Analysis and modelling the reverse characteristic of photovoltaic cells. *Sol. Energy Mater. and Sol. Cells* 90, 1105–1120.
- Azkarzadeh, A., Rezazadeh, A., 2012. Parameter identification for solar cell models using harmony search-based algorithms. *Sol. Energy* 86, 3241–3249.
- Benyoucef, A., soufyane, Chouder, A., Kara, K., Silvestre, S., Ait Sahed, O., 2015. Artificial bee colony based algorithm for maximum power point tracking (MPPT) for PV systems operating under partial shaded conditions. *Applied Soft Computing* 32, 38–48.
- Benzagmont, A., Matire, T., Beaufils, G., Fruchier, O., Talbert, T., Gachon, D., 2018. Measurement of the I(V) characteristics of photovoltaic array by the capacitive load method for fault detection. Presented at the IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), France, pp. 1031–1036.
- Besse, P., Ferre, L., 1993. Sur l'usage de la validation croisée en analyse en composantes principales. *Revue de Statistique Appliquée* 71–76.
- Blaesser, G., Munro, D., 1995. Guidelines for the Assessment of Photovoltaic Plants. Joint Research Centre. European Commission. Institute for System Engineering and Informatics.
- Chiang, M.S., Leo, H., Russell, E.L., Braatz, R.D., 2001. Fault detection and diagnosis in industrial systems, Springer. ed.
- Delpha, C., Siadat, M., Lumbreras, M., 2001. Identification of Forane R134a in an Air-Conditioned Atmosphere With a TGS Sensor Array. *IEEE Trans. Instru. Meas.* 1370–1374.
- Fadhel, S., Migan, A., Delpha, C., Diallo, D., Bahri, I., Trabelsi, M., Mimouni, M.F., 2018. Data-driven Approach for Isolated PV Shading Fault Diagnosis Based on Experimental I-V curves Analysis. Presented at the IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), France, pp. 927–932.
- Farhat, M., Barambones, O., Sbita, L., 2015. Efficiency optimization of a DSP-based standalone PV system using a stable single input fuzzy logic controller. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 49, 907–920.
- Femia, N., Petrone, G., Spagnuolo, G., Vitelli, M., 2013. Power Electronics and Control Techniques for Maximum Energy Harvesting in Photovoltaic Systems, Industrial Electronics Series. ed.
- Harmouche, J., Delpha, C., Diallo, D., 2015. Incipient fault detection and diagnosis based on Kullback–Leibler divergence using principal component analysis: Part II. *Signal Process.* 109, 334–344.

- Harmouche, J., Delpha, C., Diallo, D., 2014. Incipient fault detection and diagnosis based on Kullback-Leibler divergence using principal component analysis: Part I. *Signal Process.* 94, 278–287.
- Harmouche, J., Delpha, C., Diallo, D., Le Bihan, Y., 2016. Statistical Approach for Nondestructive Incipient Crack Detection and Characterization Using Kullback-Leibler Divergence. *IEEE Trans. Reliability* 65.
- Hu, Y., Chen, H., Li, G., Li, H., Xu, R., Li, J., 2016. A statistical training data cleaning strategy for the PCA-based chillersensor fault detection, diagnosis and data reconstruction method. *Energy and buildings* 112, 270–278.
- IEC, 1995. Crystalline Silicon Photovoltaic (PV) Array - On-Site Measurement of I-V Characteristics. IEC60904-1, 2006. Photovoltaic devices-Part 1: Measurement of photovoltaic current-voltage characteristics.
- Jolliffe, I.T., 2002. *Principal Component Analysis*. Springer.
- Kuai, Y., Yuvarajan, S., 2006. An electronic load for testing photovoltaic panels. *Power Sources* 154, 308–313.
- Lebart, L., Morinneau, A., Piron, M., 1995. *Statistique exploratoire multidimensionnelle*, Dunod. ed. Paris.
- Mahmoud, M.M., 2006. Transient analysis of a PV power generator charging a capacitor for measurement of the I-V characteristics. *Renew. Energy* 31, 2198–2206.
- Mambrini, T., 2014. Caractérisation de panneaux solaires photovoltaïques en conditions réelles d'implantation et en fonction des différentes technologies. Univ. PARIS-SUD, France.
- Merchaoui, M., Sakly, A., Mimouni, M.F., 2018. Particle swarm optimisation with adaptive mutation strategy for photovoltaic solar cell/module parameter extraction. *Energy Conv. and Manag.* 175, 151–163.
- Motahhir, S., El Hammoumi, A., El Ghizizal, A., 2018. Photovoltaic system with quantitative comparative between an improved MPPT and existing INC and P&O methods under fast varying of solar irradiation. *Energy Reports* 4, 341–350.
- Munoz, I., Lorenzo, E., 2006. Capacitive load based on IGBTs for on-site characterization of PV arrays. *Sol. Energy* 1489–1497.
- Nasri, O., Gueddi, I., Dague, P., Benothman, K., 2015. Spacecraft Actuator Diagnosis with Principal Component Analysis: Application to the Rendez-Vous Phase of the Mars Sample Return Mission. *Journal of Control Science and Engineering* 2015, 1–11.
- Neuenstein, H., Albers, K., 2004. On-site power checks. *Photon International* 70–74.
- Qin, S.J., Dunia, R., 2000. Determining the number of principal components for best reconstruction. *Process Control* 10, 245–250.
- Rezgui, W., 2015. Système intégré pour la supervision et le diagnostic des défauts dans les systèmes de production d'énergies : les installations photovoltaïque.

- Rocha, A., Goldenstein, S.K., 2014. Multiclass from Binary: Expanding One-Versus-All, One-Versus-One and ECOC-Based Approaches. *IEEE Trans. Neural Networks and Learning Systems* 25, 289–302.
- S. Y. Ng, S., W. Tse, P., L. Tsui, K., 2014. A One-Versus-All Class Binarization Strategy for Bearing Diagnostics of Concurrent Defects. *Sensors* 14, 1295–1321.
- Spertino, F., Ahmad, J., Ciocia, A., Leo, P.D., Murtaza, A.F., Chiaberge, M., 2015. Capacitor charging method for I-V curve tracer and MPPT in photovoltaic systems. *Sol. Energy* 119, 461–473.
- Tabatabaei, S.A., Formolo, D., Treur, J., 2017. Analysis of performance degradation of domestic monocrystalline photovoltaic systems for a real-world case. *Energy Procedia* 128, 121–129.
- Tharrault, Y., Mourrot, G., Ragot, J., Harkat, M.F., 2010. Sensor Fault Detection and Isolation by Robust Principal Component Analysis, in: *Fault Detection*. Wei Zhang, pp. 370–392.
- Tossa, A.K., Soro, Y.M., Azoumah, Y., Yamegueu, D., 2014. A new approach to estimate the performance and energy productivity of photovoltaic modules in real operating conditions. *Sol. Energy* 110, 543–560.
- Valle, S., Weihua, L., Qin, S.J., 1999. Selection of the number of principal components: The variance of the reconstruction error criterion with a comparison to other methods 38, 4389–4401.
- Van Dyk, E., Gxasheka, A., Meyer, E., 2005. Monitoring current-voltage characteristics and energy output of silicon photovoltaic modules. *Renew. Energy* 30, 399–411.
- Wax, M., Kailath, T., 1985. Detection of signals by information criteria. *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process* 33, 387–392.

Chapitre III

Application à la surveillance d'un module PV par l'analyse du point de fonctionnement

Sommaire

III.1	Introduction	86
III.2	Limite des techniques de diagnostic basées sur l'acquisition des courbes I(V) en temps réel	87
III.3	Revue des méthodes basées sur l'analyse du point de fonctionnement à puissance maximale (MPP)	90
III.4	Acquisition des mesures par intervalle de 15 minutes	93
III.5	Résultats de l'ACP	96
III.5.1	Phase d'apprentissage	96
III.5.2	Phase de test	100
III.6	Résultats de l'ALD	106
III.6.1	Principe de la méthode	106
III.6.2	Formulation Mathématique	107
III.6.3	Résultats du traitement	109
III.7	Synthèse sur les méthodes proposées pour le diagnostic de l'ombrage partiel	117
III.8	Conclusion	120
	Bibliographie	121

III.1 Introduction

Nous avons exposé dans le chapitre précédent l'application de l'analyse en composantes principales (ACP) pour la détection et la classification des défauts en exploitant la caractéristique $I(V)$ complète. Nous avons montré l'efficacité de cette méthode lorsque l'on choisit des variables représentatives du module PV sous test suffisamment discriminantes sans recours à un algorithme de classification complexe.

L'obtention de la caractéristique $I(V)$ complète est en quelque sorte contraignante dans les installations photovoltaïques en cours de production vu qu'elle nécessite l'interruption de leur fonctionnement pendant l'acquisition de cette caractéristique. Par conséquent, des efforts sont en train d'être fournis en vue de développer de nouvelles méthodes de diagnostic *data-driven* plus pratiques par l'analyse du point de fonctionnement à puissance maximale (*Maximum Power Point* MPP) du système PV. A notre connaissance, il existe très peu d'articles qui sont publiés sur ce sujet.

Dans la suite de ce chapitre, nous allons d'abord discuter les limites de l'utilisation de la courbe $I(V)$ complète dans les installations PV. Ensuite, nous allons montrer la capacité de l'ACP à assurer la surveillance du module PV en conditions opérationnelles réelles en utilisant que les mesures (courant et tension) du point MPP. Une revue des quatre techniques de diagnostic basées sur le point MPP sera présentée pour mettre en évidence les principaux apports de la méthode proposée dans ce travail.

La mesure des courbes $I(V)$ dont nous allons extraire les tensions et courants des points MPP pour réaliser le diagnostic est répétée plusieurs fois pour chaque mode de fonctionnement (sain, défaut) en vue d'enrichir la base d'apprentissage. L'analyse des observations relatives aux points MPP a été faite dans un premier temps avec l'ACP afin de définir les classes de données. Compte tenu de la représentation des données obtenues dans le plan des composantes principales (CPs), l'affectation des nouvelles observations à une des classes prédéfinies a été réalisée par l'Analyse Linéaire Discriminante (ALD).

III.2 Limite des techniques de diagnostic basées sur l'acquisition des courbes I(V) en temps réel

Rappelons tout d'abord qu'une centrale PV est constituée par l'association en parallèle de plusieurs strings eux-mêmes composés de plusieurs modules montés en série. Aujourd'hui, les installations PV sont généralement munies de traceurs I(V) pouvant balayer en ligne les caractéristiques I(V) globales (à l'échelle de la centrale) qui sont rarement réalisées, ou locales (c'est-à-dire au niveau des strings et des modules) ce qui est le cas le plus fréquent. Cette caractéristique sera traitée pour plusieurs objectifs. A titre d'exemple, le traceur I(V) dans l'étude de (Mambrini, 2014) a été utilisé pour des modules PV isolés en vue de leurs caractérisations. Les courbes I(V) strings ont été aussi utilisées en ligne pour la localisation des défauts dans une centrale PV connectée à un onduleur monophasé (Bun, 2011).

Dans la littérature, on retrouve plusieurs techniques pour l'acquisition des courbes I(V) en ligne, mais la plupart ne sont appliquées qu'à des modules PV isolés. A titre d'exemples, la détermination de cette courbe a été faite en 500 ms dans l'étude de (Wang, 2010) et en 70 ms dans celle de (Papageorgas et al., 2015). Malgré sa rapidité, il a été démontré d'après Wang (Wang, 2010) que l'acquisition en ligne entraîne une perte de puissance et donc une baisse du rendement énergétique du module PV évalué à 0.16. Par conséquent, il est fortement recommandé d'effectuer les mesures de la courbe I(V) le moins fréquemment possible.

L'obtention de la courbe I(V) complète pour les systèmes non isolés est plus difficile. Généralement les onduleurs connectés ne permettent pas l'évolution de leurs entrées en tensions sur un intervalle suffisant. En plus le balayage de cette courbe oblige le système PV à déplacer son point de fonctionnement entre la tension de circuit ouvert V_{oc} et le courant de court-circuit I_{sc} . Pour obtenir cette caractéristique, il est donc souvent nécessaire de déconnecter les onduleurs et interrompre la production.

A partir d'un exemple d'étude tiré de la littérature, nous allons analyser la possibilité et les difficultés de l'obtention de cette courbe en ligne pour une centrale non isolée. La figure III.1 montre le principe de l'intégration du traceur I(V).

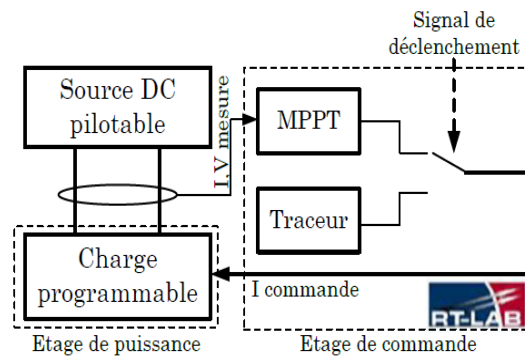


Fig III. 1 : Exemple d'architecture de commande alternée entre le traceur I(V) et la commande MPPT d'un émulateur PV (Bun, 2011)

L'acquisition de cette caractéristique entière nécessite un temps de balayage qui dépend du nombre de points choisis lors de l'acquisition et de la qualité du traceur. De plus, la commutation en mode traceur perturbe le fonctionnement de la chaîne PV ce qui nécessite une coordination entre les modes de commandes (MPPT et traceur). Malgré que les conditions de tests fixés en temps réel sont stables (irradiation solaire de 1000 W/m^2 et température de 300°K), il s'est avéré d'après l'étude de Bun que les courbes I(V) acquises sont très bruitées à cause de l'association des éléments de l'étage de puissance (la source et la charge). Les déformations et les bruits contenus dans les courbes I(V) peuvent affecter les signatures des défauts donnant ensuite lieu à des erreurs de leur identification. Ainsi, la qualité des courbes obtenues doit être améliorée pour pouvoir les exploiter pour le diagnostic.

D'après ce qui précède, nous pouvons noter un manque de robustesse des courbes I(V) acquises en ligne vis à vis de la variation des conditions de fonctionnement pour le cas des systèmes PV connectés à des convertisseurs de puissance ce qui nécessite leur filtrage avant leur utilisation pour le diagnostic.

En revanche, il existe des outils de modélisation plus simples pour reproduire la courbe I(V) sans recours à déconnecter le système en présence d'un traceur I(V). Parmi lesquels, le modèle de prédiction du productible PV développé par le laboratoire Sandia qui s'appuie sur des mesures en extérieur permettant de déterminer empiriquement des coefficients qui reproduisent le comportement des modules PV en fonction de leur température et de l'éclairement solaire reçu sur le plan du module (King et al., 2004).

Ces équations permettent de déterminer les cinq points remarquables de la caractéristique I-V donnée à la figure III.2. Les coordonnées de ces points sont :

- $(0, V_{oc})$,
- $(I_{sc}, 0)$,
- (I_{mp}, V_{mp}) ,
- $(I_x, 1/2 \times V_{oc})$,
- $(I_{xx}, 1/2 \times [V_{mp} + V_{oc}])$.

Le courant I_{mp} et la tension V_{mp} sont respectivement le courant I_{mpp} et la tension V_{mpp} mesurés au point MPP.

A partir de ces cinq points, la courbe I-V peut être générée pour toute condition de fonctionnement afin de se rapprocher au maximum du comportement réel du module PV. Néanmoins, ce modèle fait intervenir les mesures de la température, de l'irradiation et des coefficients de température. Par conséquent la courbe I(V) ainsi obtenue sera sensible à la qualité des mesures et à la précision des paramètres.

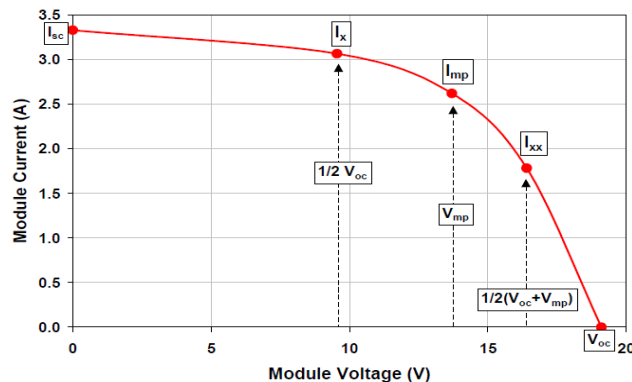


Fig III. 2 : Approximation de la courbe I(V) à partir des cinq mesures, modèle de Sandia (King et al., 2004)

Compte tenu de la forte sensibilité des systèmes PV aux changements climatiques et aux conditions de *mismatch*, ils sont généralement équipés de commandes (*Maximum Power Point Tracking* MPPT) pour extraire le maximum de puissance disponible quelques soient les conditions de fonctionnement. Une solution alternative consiste ainsi à utiliser ce point de fonctionnement MPP pour le diagnostic des défauts. Cette approche ne perturbe pas la production d'énergie et permet de réduire le temps de traitement car elle utilise moins de variables d'entrée.

Les algorithmes avancés de MPPT arrivent à extraire l'optimum global parmi les maxima locaux (Garcia-Gutierrez et al., 2018). Nous allons donc traiter avec notre méthode ce

maximum global extrait à partir de chaque courbe I(V) obtenue pour les tests réalisés expérimentalement.

III.3 Revue des méthodes basées sur l'analyse du point de fonctionnement à puissance maximale (MPP)

De nombreuses méthodes de l'intelligence artificielle, notamment les techniques d'apprentissage automatique dites *Machine Learning* ont été proposées dans la littérature pour le diagnostic des défauts dans les systèmes PV. Elles génèrent automatiquement des connaissances sur le système en se basant sur l'analyse d'un ensemble de données. Ces techniques d'analyse sont classées en trois catégories selon que l'apprentissage est supervisé (Supervised Learning (SL)), semi-supervisé (Semi-Supervised Learning (SSL)) ou non supervisé (Unsupervised Learning (UL)) (Zhu and Goldberg, 2009) (Fig III.3).

Dans un apprentissage supervisé, les observations mesurées sur les variables représentatives du système sont affectées à des classes d'appartenance à priori connues nécessitant une grande quantité d'informations. Par conséquent, une comparaison entre les classements à postériori obtenus à l'issue de la phase d'apprentissage, et ceux définis à priori permet d'évaluer les erreurs de classement. En revanche, pour une technique non-supervisée aucune classe à priori n'est définie. L'apprentissage semi-supervisé combine les deux vu qu'il s'appuie à la fois sur des données avec des classes connues à priori et inconnues.

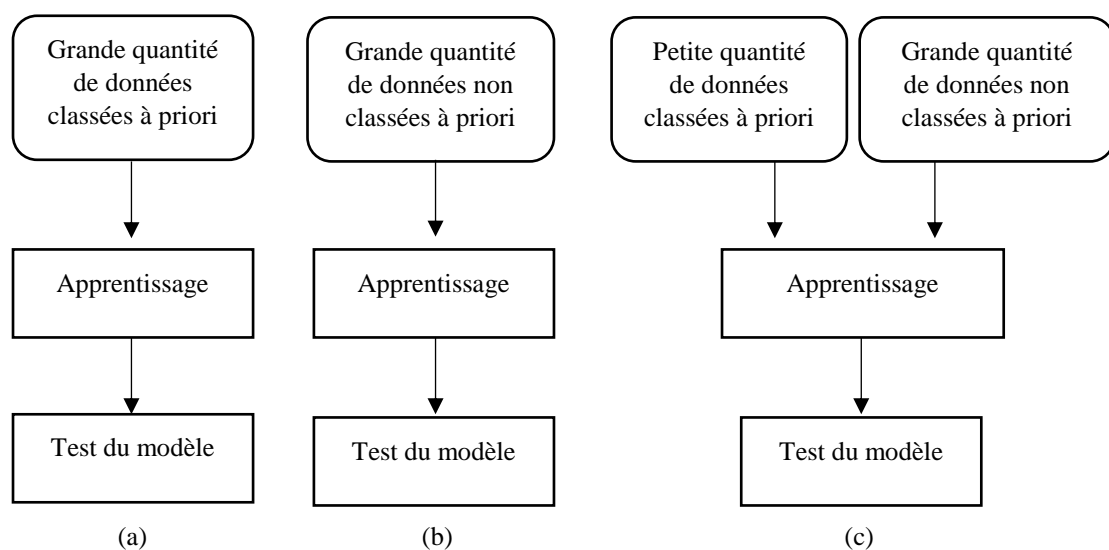


Fig III. 3 : Méthode d'Apprentissage : supervisé (a), non supervisé (b) et semi-supervisé (c)

On retrouve peu de travaux de diagnostic PV publiés en se basant uniquement sur l'analyse du point de fonctionnement MPP.

La méthode proposée dans (Zhao et al., 2015) se base sur un apprentissage semi-supervisé pour la détection des défauts de ligne (en particulier le court-circuit) et de circuit-ouvert. Cette méthode a été validée sur une microcentrale réelle connectée à un micro-onduleur. Cette centrale d'une puissance maximale de 168 W est composée de 2 strings de 8 modules PV. Avec cette méthode, les auteurs ont obtenu une précision de 100% pour la détection et de 100% de classification. Cependant, cette méthode est coûteuse étant donné que deux autres modules de référence ont été utilisés. En effet, le courant et la tension au point MPP sont normalisés par rapport au courant de court-circuit de référence noté $I_{sc_réf}$ multiplié par le nombre de strings PV N_{Str} et par rapport à la tension de circuit-ouvert de référence notée $V_{oc_réf}$ multipliée par le nombre de module N_{mod} . Le courant et la tension de référence sont mesurés à partir des modules de référence. Ces derniers doivent être identiques aux modules sous test. Cette méthode présente un autre inconvénient. Afin de mesurer les valeurs correctes de $I_{sc_réf}$ et de $V_{oc_réf}$, il faut que les modules de référence reçoivent la même irradiation solaire et soient à la même température. De ce fait, si un *mismatch* ou un ombrage apparaît sur les modules sous test, les mesures de référence ne sont plus valables. Par conséquent, cette méthode n'est pas robuste vis à vis des conditions environnementales réelles et ne peut donc pas être utilisée pour la détection du défaut d'ombrage.

Plus récemment, une autre approche a été développée en se basant sur la tension et le courant normalisés par rapport à la tension de circuit-ouvert V_{oc0} et au courant de court-circuit I_{sc0} en condition STC (Khoshnami and Sadeghkhan, 2018). Elle a été appliquée sur des données simulées d'une centrale de 10*10 modules PV chacun ayant une puissance maximale de 235Wc. Cette méthode s'appuie sur la variation de la puissance instantanée mesurée à partir des courants et des tensions normalisées. Ensuite, le signal de détection du défaut est généré en analysant l'entropie des échantillons de cette puissance. Cette méthode est robuste face aux variations climatiques et plusieurs types de défauts ont pu être détectés en temps réel (défaut de ligne, de circuit-ouvert et d'ombrage). Néanmoins, elle n'est pas capable de classifier les défauts et donc de les identifier.

D'autres formes de normalisation ont été proposées afin de masquer au mieux l'effet des variations climatiques (Chen et al., 2017; Zhu et al., 2018). On peut voir dans le tableau III.1 les expressions des variables obtenues avec la normalisation. Dans ces deux travaux, outre que les courants et les tensions au point MPP sont normalisés, d'autres paramètres ont été utilisés comme entrées du modèle d'apprentissage. La méthode proposée dans (Zhu et al., 2018) utilise aussi le courant de court-circuit normalisé et la tension de circuit-ouvert normalisée. En plus de ces paramètres, l'étude dans (Chen et al., 2017) introduit la résistance série, le facteur d'idéalité normalisé et l'erreur d'identification des paramètres. Les mêmes types de défauts (ombrage, dégradation de contact avec la même sévérité, défaut de circuit-ouvert et de court-circuit) ont été étudiés dans ces deux travaux. Les deux méthodes ont utilisé une grande quantité de données pour évaluer leurs performances. Expérimentalement, 123 observations pour chaque variable ont été mesurées sur une centrale de 3*13 modules PV, connectée au réseau électrique triphasé dans (Zhu et al., 2018) et 2500 observations ont été mesurées pour une installation de 1.8 kW constituée par 18 modules PV respectivement pour (Chen et al., 2017). La normalisation faite dans ces deux travaux fait intervenir la mesure de la température et de l'irradiation. Donc, il faut que leurs mesures soient très précises. De plus les coefficients de température α et β sont considérés constants. Or, d'après des études faites sur les modules PV installés au SIRTA, il s'est avéré que ces coefficients varient en fonction des données météorologiques. La classification des défauts n'a pas été évoquée dans l'étude (Chen et al., 2017). Un bon classement des défauts avec un minimum de 62.2% a été obtenu dans (Zhu et al., 2018) sauf pour le défaut d'ombrage pour lequel le taux diminue à 53.66%.

Nous résumons dans le tableau III.1 l'expression de normalisation des variables utilisées ainsi que la quantité utilisée pour chacune des études citées.

Tableau III. 1 : Différentes normalisations des variables et quantité d'informations utilisées

Variables	Expressions normalisées	Quantité d'informations	Référence
Courant et tension normalisés	$I_{mppn} = \frac{I_{mpp}}{N_{mod} \times I_{sc_réf}}$	<p><u>En simulation :</u> 5576 points MPP dont 1.43% pour l'apprentissage</p> <p><u>En expérimental :</u> 5000 points MPP dont 1% pour l'apprentissage</p>	(Zhao et al., 2015)
	$V_{mppn} = \frac{V_{mpp}}{N_{str} \times V_{oc_réf}}$		

Courant et tension normalisés	$I_{mppn} = \frac{I_{mpp}}{I_{sc0}}$	Pas d'apprentissage	(Khoshnami and Sadeghkhan, 2018)
	$V_{mppn} = \frac{V_{mpp}}{V_{oc0}}$		
Courant et tension normalisés à l'unité	$I_{mppn} = \frac{I_{mpp}}{I_{mpp0}} \frac{G}{1000} [1 + \alpha \frac{I_{mpp0}}{I_{sc0}} (T - 25)]$	123 mesures de points dont 1/3 pour l'apprentissage	(Zhu et al., 2018)
	$V_{mppn} = \frac{V_{mpp}}{V_{mpp0}} [1 + \beta \frac{V_{mpp0}}{V_{oc0}} (T - 25)]$		
	$I_{scn} = \frac{I_{sc}}{I_{sc0}} \frac{G}{1000} [1 + \alpha (T - 25)]$		
	$V_{ocn} = \frac{V_{oc}}{V_{oc0}} [1 + \beta (T - 25)]$		
Courant, tension et facteur d'idéalité de la diode normalisés à l'unité	$n_n = \frac{n}{n_0} [1 + \alpha (T - 25)]$	<u>En simulation</u> : 4800 points dont 75% pour l'apprentissage	(Chen et al.,
		<u>En expérimental</u> : 2500 points dont 75% pour l'apprentissage	2017)
Résistance série (Rs) Erreur d'identification des paramètres (RMSE)			

III.4 Acquisition des mesures par intervalle de 15 minutes

Nous avons reproduit 15 mesures des courbes I(V) du module FranceWatt en cas normal et pour tous les cas d'ombrage. Chaque courbe est composée de 101 points (nous avons gardé le même nombre de points choisi dans l'étude du chapitre II). Nous avons appliqué les mêmes profils d'ombrage. Nous rappelons que le processus d'acquisition, de visualisation et de sauvegarde de chaque caractéristique I(V) se fait avec un pas de temps d'environ une minute. Donc, nous avons fait une acquisition par intervalle de 15 minutes pour chaque mode de fonctionnement (sain et masquage des cellules) permettant de réaliser au moins 15 mesures.

Les courbes I(V) mesurées sont représentées sur la figure III.4. Nous indiquons sur chaque caractéristique I(V) le point MPP global que nous allons traiter par la suite avec l'ACP. Ce point se déplace sur la caractéristique I(V) en fonction des conditions environnementales de test et en fonction de l'état des diodes bypass et leurs positions dans les strings autrement dit en fonction du type d'ombrage appliqué.

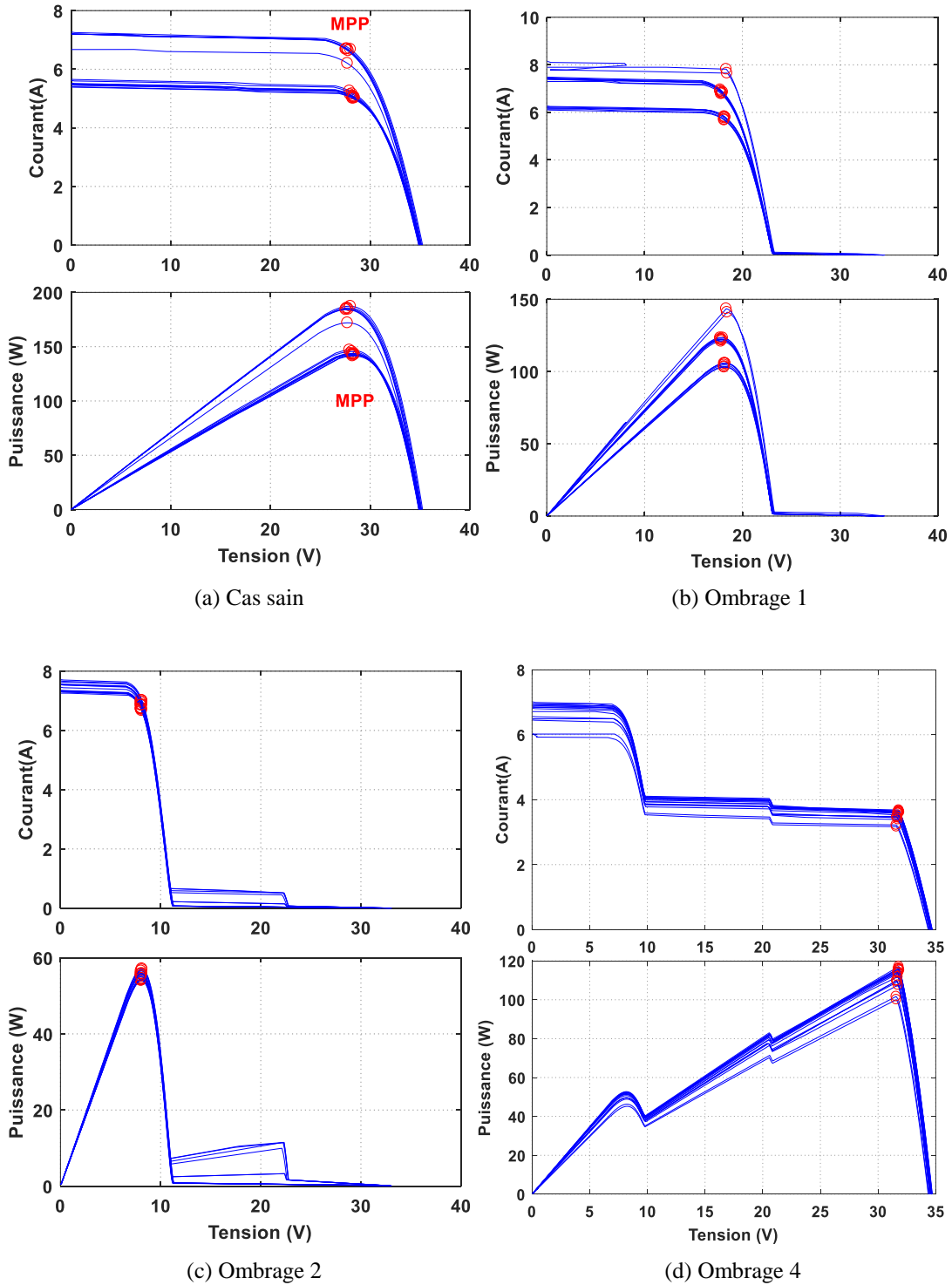
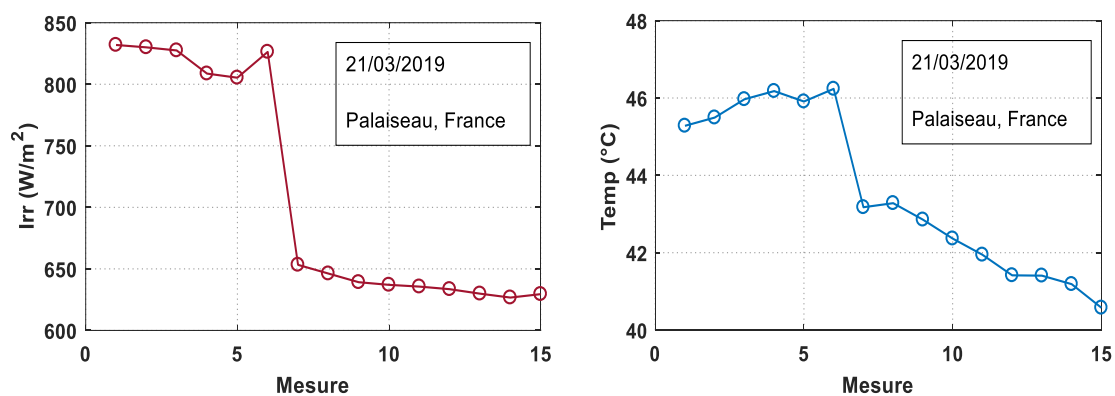


Fig III. 4 : Caractéristiques I(V) et P(V)

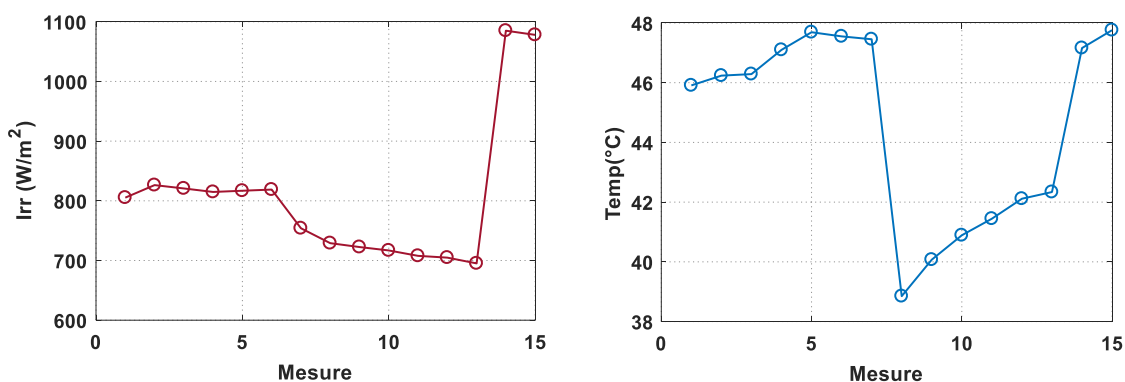
Ces mesures sont acquises sous différentes conditions météorologiques afin d'évaluer la robustesse de la méthode de traitement. Les évolutions de la température du module PV mesurée avec la sonde pt100 placée sur sa face arrière et de l'irradiation solaire reçue dans le plan du module sont présentées à la figure III.5. Nous rappelons que pour chaque courbe I(V), une seule température et une seule irradiation sont mesurées. Pour cette raison, nous les traçons pour chaque mesure réalisée.

On peut noter dans le cas sain une variation relative maximale d'environ 20% pour l'irradiation et 6.5% pour la température.

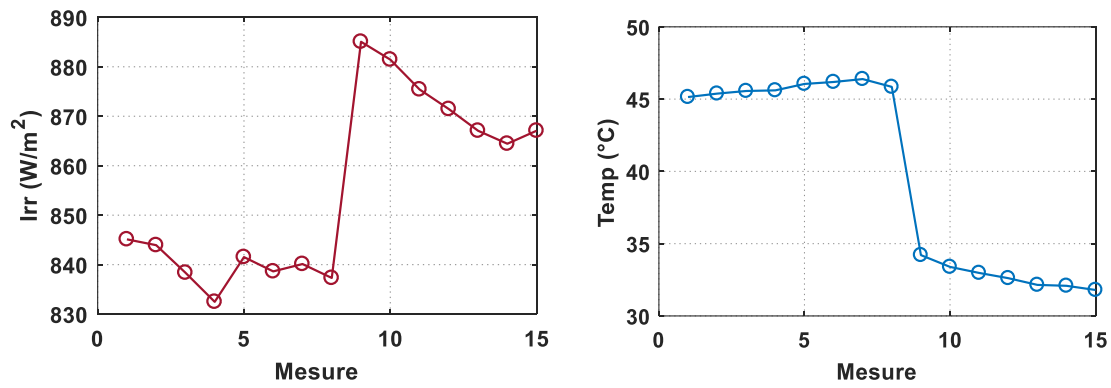
On peut noter dans le cas de l'ombrage 1 une variation relative maximale d'environ 57% pour l'irradiation et 18.5% pour la température, d'environ 5% pour l'irradiation et 22% pour la température dans le cas de l'ombrage 2 et, d'environ 12% pour l'irradiation et 4% pour la température dans le cas de l'ombrage 4.



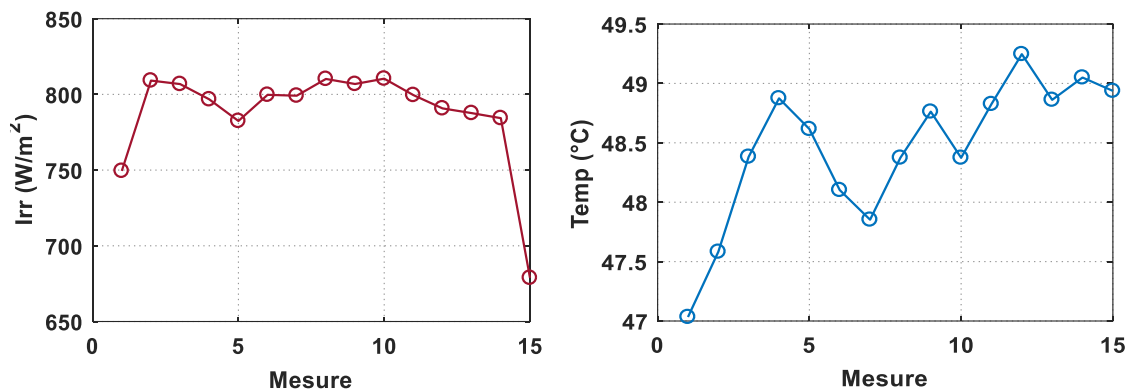
(a) Cas sain



(b) Ombrage 1



(c) Ombrage 2



(d) Ombrage 4

Fig III. 5: Evolution de l'irradiation et de la température du module

III.5 Résultats de l'ACP

III.5.1 Phase d'apprentissage

Pour s'affranchir au mieux de l'influence des changements et des perturbations climatiques lors de la détection et la discrimination des défauts, il faut que la phase d'apprentissage tienne compte de la variabilité des conditions climatiques. Pour cela, nous avons généré d'autres courbes I(V) à partir de celles mesurées sur la plateforme expérimentale. Ces courbes sont légendées en simulation dans la figure III.6. Les courbes générées sont supposées être obtenues avec la même température mais avec d'autres niveaux d'irradiation solaire et nous donnent 15 autres points MPP pour chaque cas de test. Ceci permet d'établir une base de données d'apprentissage plus large pour la discrimination des mesures sur le module PV.

Finalement, la base des données recueillies pour les différents modes de fonctionnement est composée de 30×4 observations MPP. Parmi ces mesures, 80 observations sont utilisées pour la phase d'apprentissage. La matrice d'apprentissage est composée donc par 4 sous-matrices de 20 observations chacune.

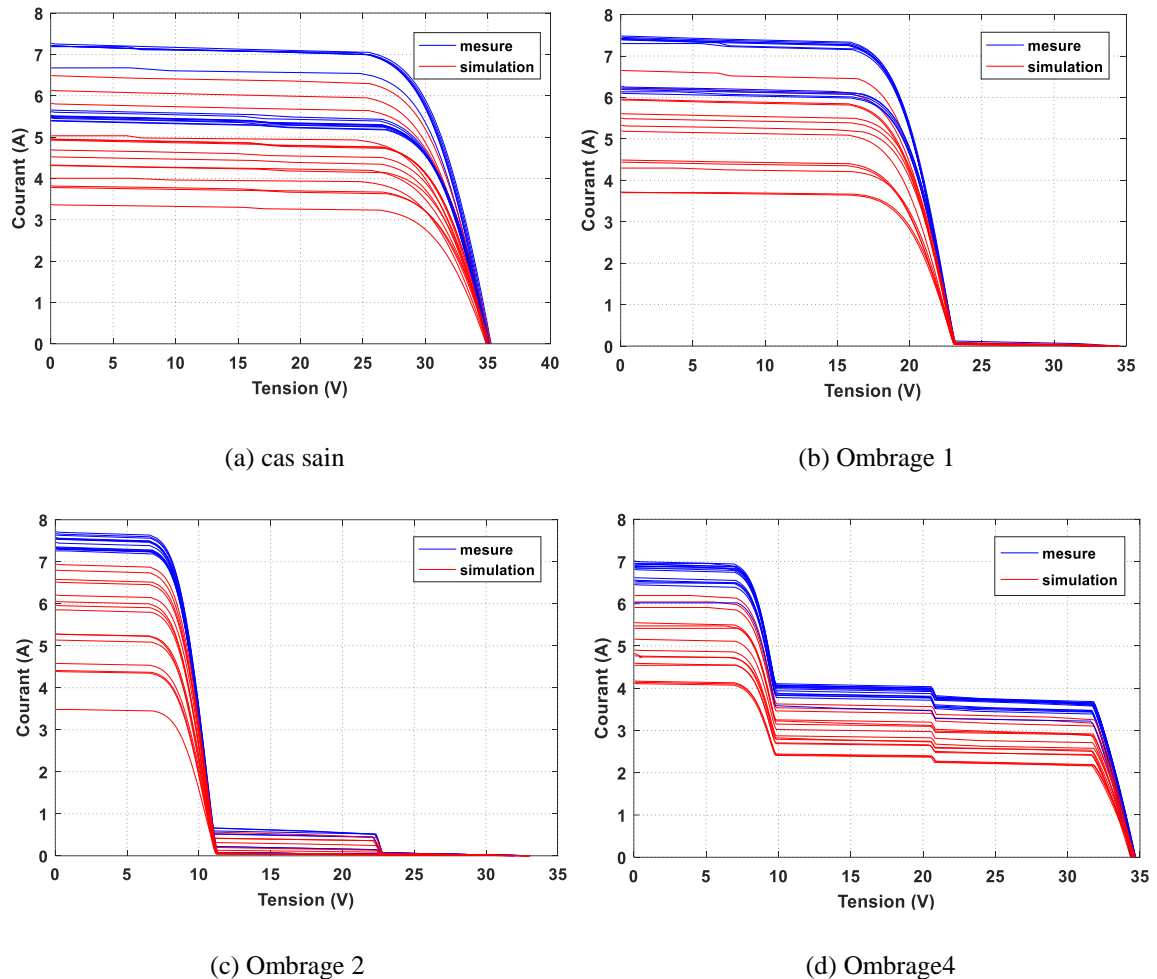


Fig III. 6 : Caractéristiques I(V)

- **Importance de la phase de normalisation**

Suite aux changements réguliers des conditions climatiques, le point de fonctionnement MPP change et en particulier le courant I_{mpp} et la puissance P_{mpp} varient proportionnellement à l'ensoleillement. Donc, on peut se retrouver avec des coordonnées I_{mpp} et P_{mpp} relatives à un cas de fonctionnement sain égales à celles d'un cas d'ombrage, comme on peut se retrouver avec des ombrages différents mais ayant les mêmes coordonnées. D'où l'intérêt à vérifier la

validité de la méthode proposée sous diverses conditions environnementales. Nous montrons à la figure III.7 l'évolution des courants et puissances au point MPP lors des mesures effectuées et générés (30 points pour chaque cas). Sur la figure III.7 (a), nous remarquons que quelques valeurs du courant du cas sain et des ombrages 1 et 2 sont confondues, alors que sur la figure III.7 (b) le chevauchement de la puissance a été noté pour quelques points du cas sain et des ombrages 1 et 4. Nous imaginons que ces chevauchements seront plus denses pour un intervalle d'acquisition plus large. D'ailleurs ce point a été évoqué avec une base de données très riche dans l'étude (Zhu et al., 2018) correspondant à l'enregistrement des données durant trois journées complètes pour le mode sain et les différents modes de défaut. Il a été démontré que sans la phase de normalisation, l'interprétation des différentes signatures est très difficile avec la méthode de diagnostic proposé. En se basant sur les résultats d'analyse du point MPP, nous allons montrer la robustesse de la normalisation effectuée par l'ACP pour discriminer entre les données malgré les variations climatiques notées lors des mesures.

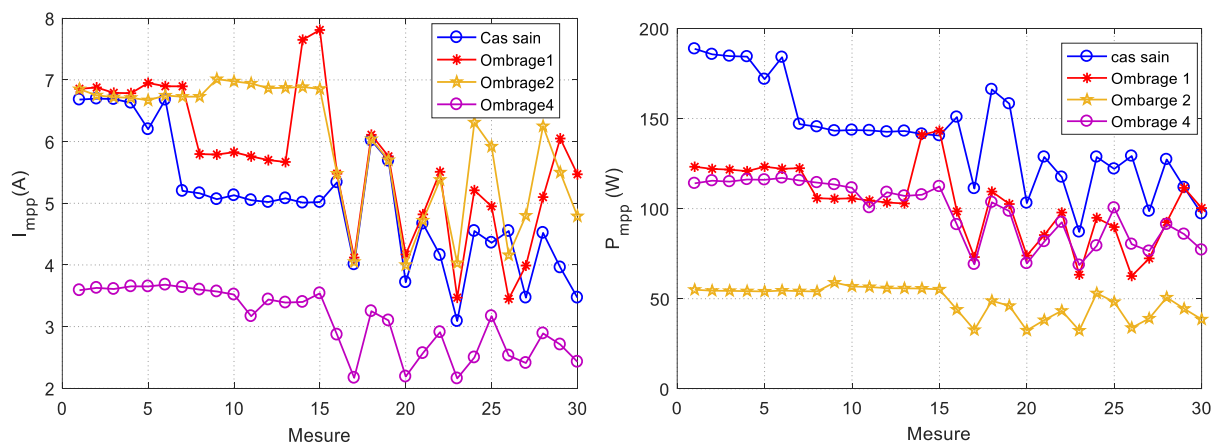


Fig III. 7 : Evolution des coordonnées MPP utilisés pour le traitement

Nous avons appliqué l'analyse en composantes principales à la matrice d'apprentissage $X_{[80 \times 3]} = \log[V_{mpp} \quad I_{mpp} \quad P_{mpp}]$ utilisant les 3 variables représentatives du module PV : la tension V_{mpp} , le courant I_{mpp} et la puissance P_{mpp} ce qui nous permet d'obtenir la représentation des données dans le plan des composantes principales (Fig. III.8). Les deux premières composantes contiennent la totalité de l'information contenue dans cette base de données. Nous notons que nous avons obtenu quatre familles de données représentant les mêmes classes obtenues par l'analyse de la courbe I(V) entière étudiée dans le chapitre précédent ; une classe des données en mode sain notée classe C_0 et trois classes des données en défaut notées C_1 , C_2 et C_3 .

Comme on le voit sur la figure III.8 (a) représentant les données dans le plan formé par les deux composantes principales dominantes, les quatre classes obtenues sont bien séparées et les observations au sein de chaque classe sont bien regroupées avec un étalement dû à la variation de la température et de l'éclairement. On peut noter la bonne robustesse de la classification face à ces variations. En vérifiant cette séparabilité avec la méthode de la validation croisée, nous identifions correctement la totalité des observations dans leurs classes définies à priori (tableau III.2). Malgré la grande variation des conditions climatiques, les résultats de la classification obtenus avec l'application de l'ACP sur les points MPP sont améliorés par rapport à l'analyse des caractéristiques I(V) entières.

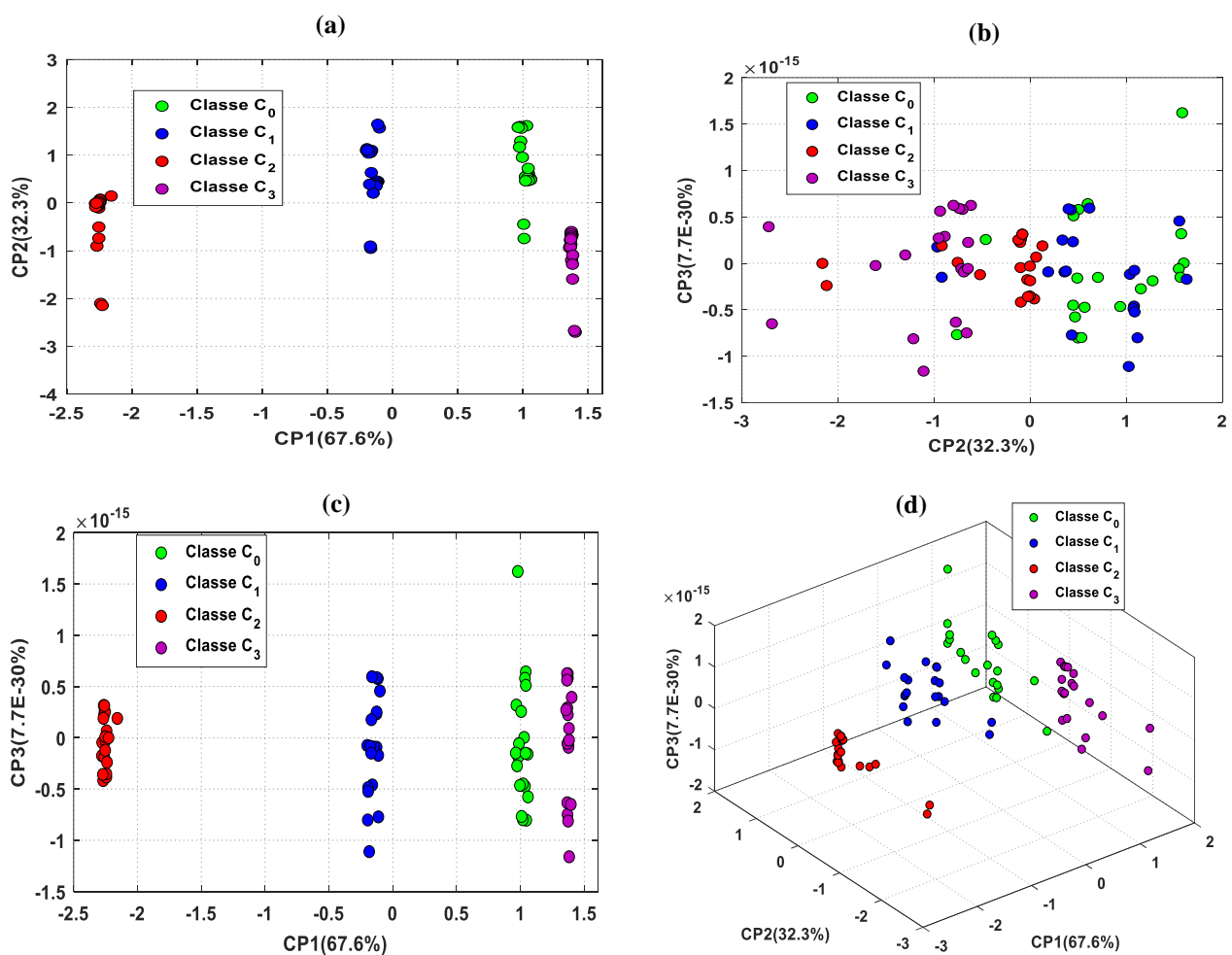


Fig III. 8: Représentation des données d'apprentissage dans l'espace des CPs

Tableau III. 2 : Comparaison de la classification pour les données d'apprentissage

Classe à priori	Affectation à posteriori							
	Classe C ₀ (%)		Classe C ₁ (%)		Classe C ₂ (%)		Classe C ₃ (%)	
	MPP	I(V) entière	MPP	I(V) entière	MPP	I(V) entière	MPP	I(V) entière
Classe C ₀	100	97.03	0	0	0	2.97	0	0
Classe C ₁	0	0	100	98.52	0	1.48	0	0
Classe C ₂	0	12.62	0	0	100	87.38	0	0
Classe C ₃	0	0	0	0	0	0	100	100

III.5.2 Phase de test

Test avec des échantillons de test de la même journée

Les vecteurs propres associés aux composantes principales extraites pour représenter le modèle du système PV en phase d'apprentissage sont utilisées pour projeter les données de test.

Pour chaque cas de fonctionnement (sain ou ombrage), nous utilisons en tant qu'observations tests les 10 dernières mesures des points MPP qui n'appartiennent pas aux données d'apprentissage. La matrice des données de test est donc composée de 40 observations pour chacune des variables représentatives V_{mpp} , I_{mpp} et P_{mpp} .

Le résultat de projection des données de test dans l'espace de l'ACP est donné à la figure III.9. On retrouve les mêmes groupements de données obtenus en phase d'apprentissage.

Cette étape de test confirme la performance de la méthode pour la détection et la classification du défaut d'ombrage malgré les grandes variations climatiques. Nous obtenons 100% des données originales qui sont correctement identifiées dans leurs groupes définis à priori aussi bien pour les faibles et moyennes irradiations que pour les hautes irradiations solaires (tableau III.3). Il est donc possible de détecter le défaut d'ombrage et d'identifier son type quel que soit le niveau de l'irradiation.

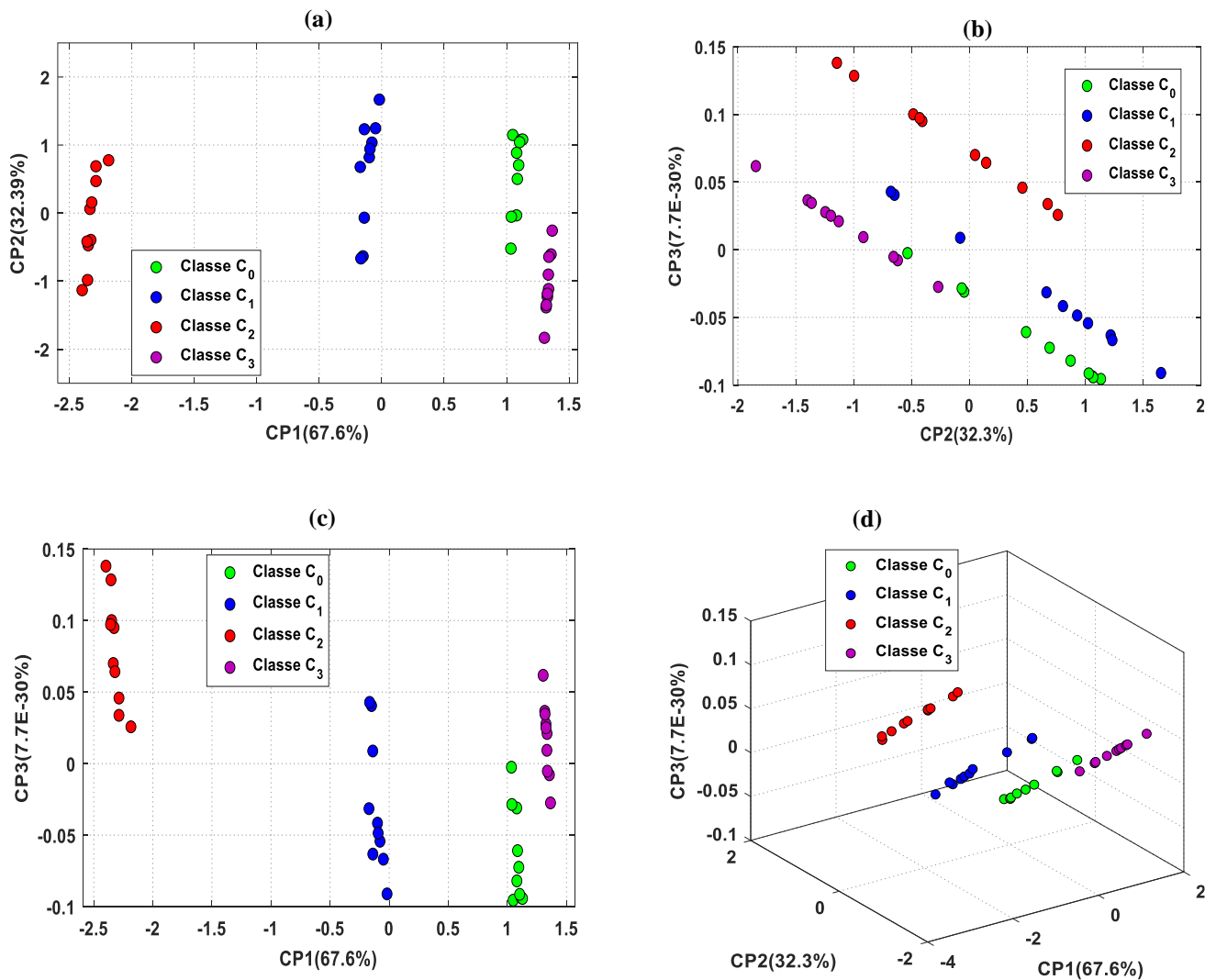


Fig III. 9 : Représentation des données de test dans l'espace des CPs

Tableau III. 3: Comparaison de la classification pour les données de test

Classe à priori	Affectation à posteriori							
	Classe C ₀ (%)		Classe C ₁ (%)		Classe C ₂ (%)		Classe C ₃ (%)	
	MPP	I(V) entière	MPP	I(V) entière	MPP	I(V) entière	MPP	I(V) entière
Classe C ₀	100	97.03	0	0	0	2.97	0	0
Classe C ₁	0	0	100	99.01	0	0.99	0	0
Classe C ₂	0	0	0	0	100	100	0	0
Classe C ₃	0	0	0	0	0	0	100	100

Etude de la robustesse : test avec des échantillons d'une journée différente

Dans cette partie, nous nous intéressons à étudier la robustesse de la méthode proposée pour la détection et la classification des données sous différentes variations environnementales.

A partir des mesures réalisées le 21/03/2019, nous avons établi la base d'apprentissage de notre module PV. Les résultats de test avec des observations mesurées pendant la même journée ont montré une bonne discrimination des données en une classe saine et trois classes en défaut. Pour évaluer la robustesse du modèle implicite du diagnostic via à vis d'autres variations climatiques, d'autres simulations sont réalisées avec des données expérimentales d'une journée différente. Ces données sont extraites à partir de celles enregistrées sur le module PV pour la journée du 26/06/2018.

Le profil de la température mesurée en face arrière du module PV ainsi que celui de l'irradiation solaire reçue sur son plan sont présentés à la figure III.10.

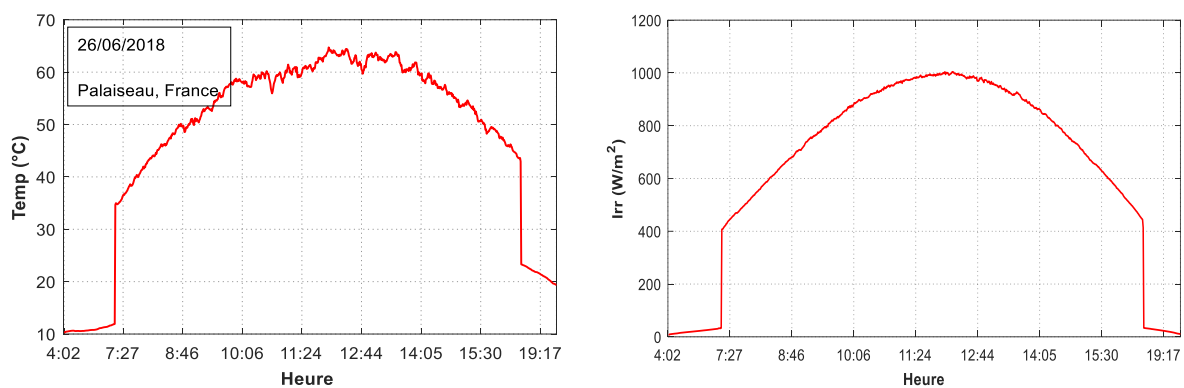


Fig III. 10: Profil de la température du module et de l'irradiation solaire pour une journée ensoleillée

L'acquisition automatique des caractéristiques I(V) complètes du module sont faites toutes les 40 secondes pour cette journée. Nous enregistrons 827 points MPP entre 4h02min et 19h40 min. La figure III.11 montre les variations des coordonnées des points MPP en fonction de l'heure de mesure. Les points de test sont pris à des intervalles de temps pour lesquels on note une production moyenne et élevée du module, c'est-à-dire pour des moyennes et des grandes valeurs de l'irradiation solaire reçue sur le plan du module. Le tableau III.4 montre les échantillons de test MPP utilisés ainsi que les marges de variation de la température et de l'irradiation mesurées.

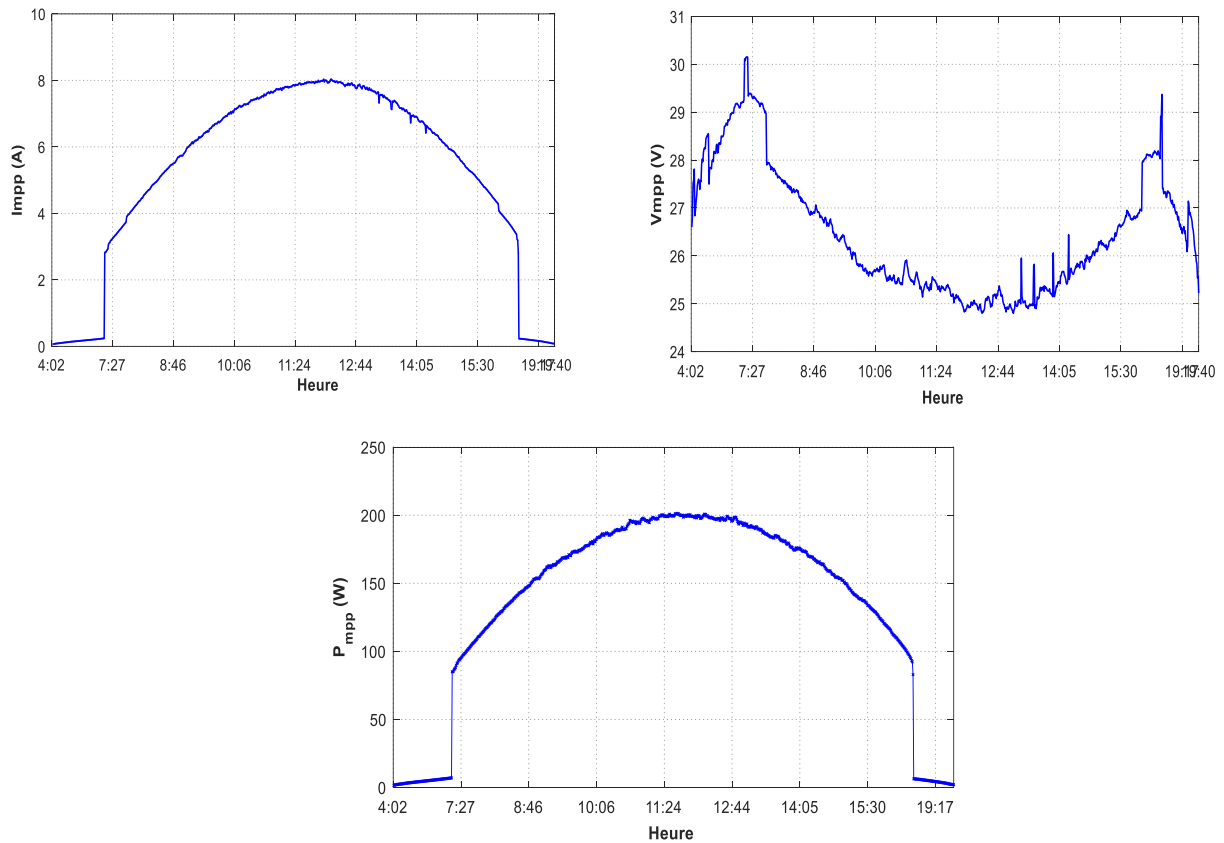


Fig III. 11 : Profil des coordonnées MPP pendant une journée ensoleillée

Tableau III. 4 : Synthèse sur les échantillons de test

Echantillons	Heure de mesure	Variation de la température (°C)	Variation de l'irradiation (W/m ²)
[100 ; 109]	[7h26 ; 7h33]	[36.46 ; 37.9]	[445.53 ; 468.46]
[200 ; 209]	[8h44 ; 8h52]	[48.55 ; 49.81]	[680.71 ; 703.64]
[450 ; 459]	[12h03 ; 12h10]	[63.18 ; 64.19]	[992.10 ; 1004.50]
[500 ; 509]	[12h43 ; 12h50]	[59.68 ; 62.49]	[967.88 ; 982.80]
[621 ; 630]	[14h22 ; 14h29]	[56.93 ; 58.4]	[797.53 ; 815.39]
[700 ; 709]	[15h29 ; 15h37]	[48.96 ; 50.93]	[606.28 ; 628.28]

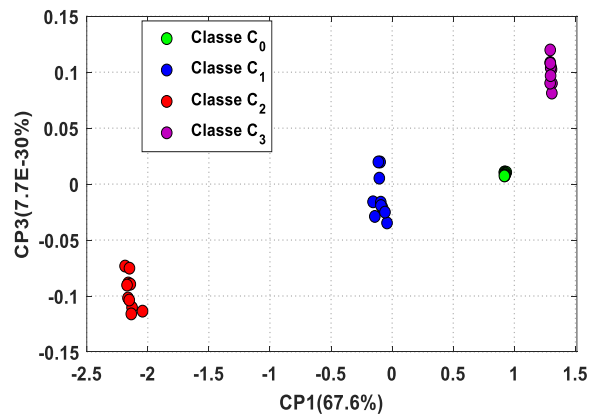
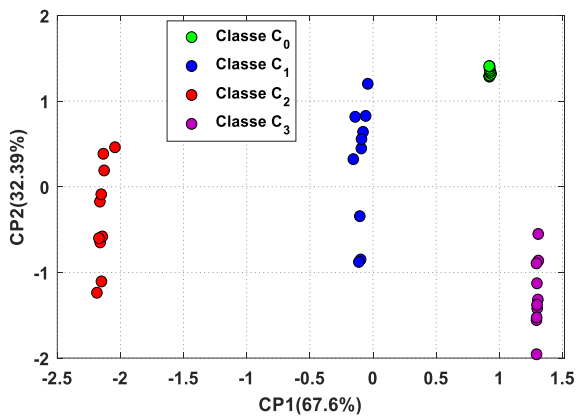
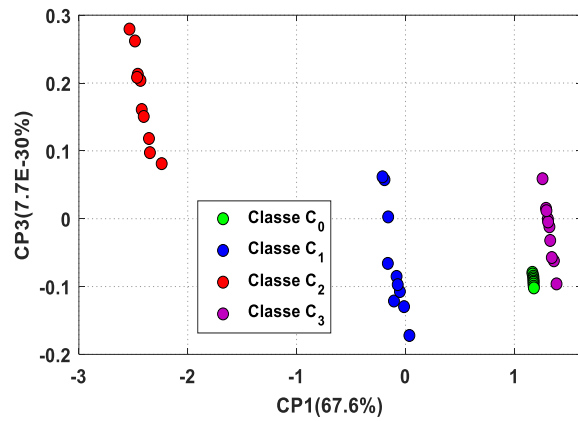
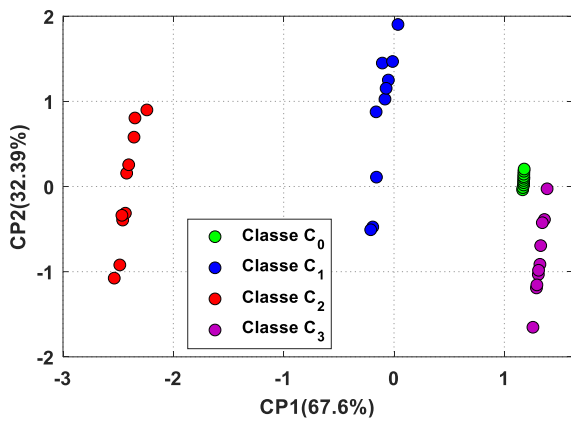
Résultats

Les résultats de test sont représentés dans le plan (CP1, CP2) et (CP1, CP3). Comme le montre la figure III.12, nous obtenons quatre groupements de points dans le plan des composantes principales. Il s'agit des mêmes groupements obtenus avec les données de la journée de 21/03/2019. En vérifiant la discrimination des données avec la validation croisée, il y a 100% des données de chaque groupe qui sont correctement classées dans le même groupe que celui défini a priori. La classe des données saines C_0 est située entre les classes C_2 et C_3 quel que soit

les conditions environnementales. Compte tenu de ces résultats, nous affirmons la capacité des coordonnées MPP à discriminer les groupes des données malgré les variations climatiques au cours du fonctionnement.

La répartition des données dans le plan des CPs prouve la robustesse de l'ACP et laisse penser à une possibilité d'identifier les données inconnues en créant des règles de séparation basées sur un critère de distance par exemple dans ce plan.

Graphiquement, les données sont linéairement séparables ce qui nous mène à utiliser l'analyse linéaire discriminante pour créer des lois de séparation entre les classes. Ceci sera détaillé dans la section suivante.



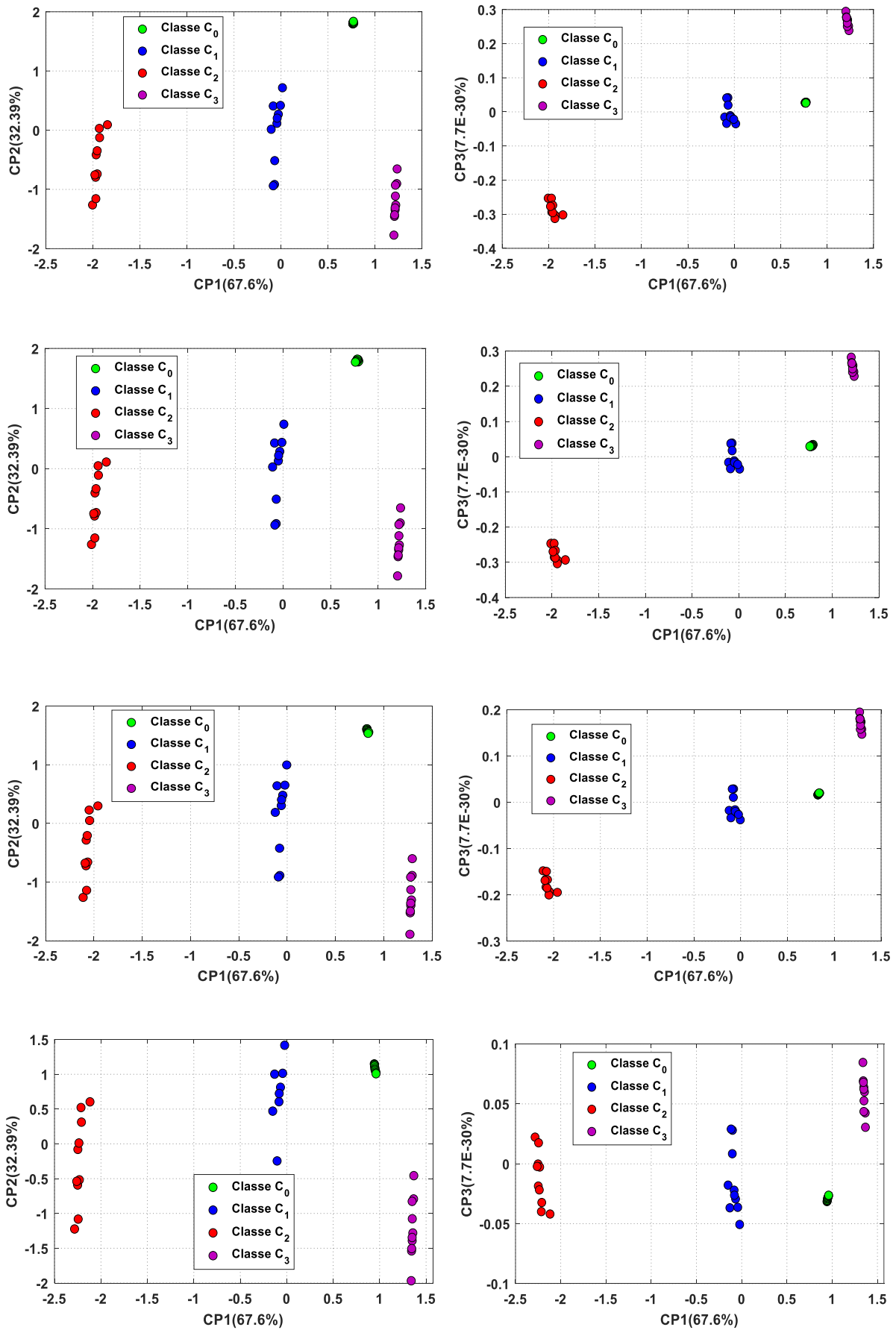


Fig III. 12 : Représentation des données avec les nouveaux échantillons de test dans l'espace des CPs

III.6 Résultats de l'ALD

En utilisant les variables sélectionnées V_{mpp} , I_{mpp} et P_{mpp} , nous avons prouvé la capacité de diagnostic de la méthode d'analyse en composantes principales et sa robustesse vis-à-vis les variations des conditions environnementales.

Avec cette analyse, nous avons validé le choix des classes à priori. Pour identifier de nouvelles données, nous avons choisi d'utiliser la technique de l'analyse discriminante linéaire. Cette méthode va nous permettre d'établir les règles de décision pour l'identification. Nous avons donc choisi comme classes à priori les quatre classes C_0 , C_1 , C_2 et C_3 identifiées avec l'ACP.

III.6.1 Principe de la méthode

L'analyse linéaire discriminante (ALD), nommée également l'analyse discriminante factorielle (ADF) est similaire l'ACP ; une technique d'analyse multidimensionnelle qui vise à classer des observations décrites par un certain nombre de variables représentatives d'un système. Cette technique permet non seulement de donner une représentation au mieux des classes sur l'ensemble des observations mais aussi elle donne la possibilité d'établir des règles décisionnelles. Elle a été utilisée dans plusieurs domaines d'application (Benbouzid et al., 2011; Martis et al., 2013; Yoshida et al., 2008) mais elle n'a pas encore été exploitée pour le diagnostic des systèmes photovoltaïques.

Contrairement à l'ACP, l'ALD est une méthode d'analyse supervisée, et qui est à la fois descriptive et prédictive. Le diagnostic basé sur l'ALD comprend alors deux étapes :

- Dans un premier temps, il s'agit d'extraire les directions discriminantes. Ce sont les nouveaux caractères obtenus par les combinaisons linéaires des M variables originales dont les valeurs conduisent à une séparation optimale entre les C classes définies à priori. Ces directions sont dites les fonctions linéaires discriminantes ou les axes linéaires discriminants,
- Dans un second temps, l'aspect décisionnel de cette technique consiste à attribuer la classe d'appartenance des nouvelles observations décrites par les mêmes variables représentatives du système.

III.6.2 Formulation Mathématique

L'analyse factorielle discriminante (AFD) ou l'analyse linéaire discriminante (ALD) combine la réduction de dimension et la discrimination. En effet, réaliser une AFD consiste à projeter les données originales d'un système sur les $d=(C-1)$ axes factoriels ou axes discriminants, C étant le nombre de classes à priori. Ces fonctions sont les combinaisons linéaires des M variables représentatives du système dont la variance à l'intérieur des classes (intra-classe) est minimale et la variance entre les classes (inter-classe) est maximale (Quinquis, 2008). Ces variances sont respectivement estimées par les matrices S_w et S_B . Nous avons donc besoin de définir ces deux matrices.

Soit N observations (x_1, x_2, \dots, x_N) pour M variables représentatives, où N_i est le nombre des observations de la classe C_i , $i = 1, 2, \dots, c$.

Soit μ_i la moyenne de la classe C_i et μ celle de toutes les données. Elles sont exprimées comme suit :

$$\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x_n \in C_i} x_n \quad (1)$$

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n \quad (2)$$

La matrice de variance inter-classe s'exprime selon la relation suivante :

$$S_B = \sum_{i=1}^c (\mu_i - \mu)^T (\mu_i - \mu) \quad (3)$$

La matrice de variance intra-classe s'exprime ainsi:

$$S_w = \sum_{i=1}^c S_i \quad (4)$$

Où :

$$S_i = \sum_{x_n \in C_i} (x_n - \mu_i)^T (x_n - \mu_i) \quad (5)$$

Nous souhaitons trouver une représentation des données qui permet de discriminer les groupes de données le mieux possible. Pour ce faire, il faut que les projections des centres de gravité soient les plus séparées possible, alors que les données appartenant à une même classe doivent se projeter de façon groupée autour du centre de gravité de leur classe. Nous recherchons donc une représentation des données qui maximise la variance inter-classe et qui minimise la variance intra-classe. Les axes de la projection recherchés qui sont les axes discriminants doivent satisfaire le problème d'optimisation représenté par la fonction objective, dite Fisher Criterion (Mardia et al., 1979) :

$$J(u) = \frac{u^T S_B u}{u^T S_w u} \quad (6)$$

Dans cette fonction, u est la forme linéaire qui discrimine au mieux l'ensemble des classes des données. Le pouvoir discriminant de la direction u est meilleur si la variance inter-classe S_w est grande et par conséquent une variance intra-classe S_B faible.

Avec l'ALD, les données originales dans un espace de dimension $(C-1)$ dont les axes u sont les axes discriminants obtenus en maximisant (1). Les axes discriminants u_1, u_2, \dots, u_{c-1} sont les vecteurs propres de la matrice $S_w^{-1} S_B$ et ont pour valeurs propres $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{c-1}$. Comme pour l'ACP, les valeurs propres correspondent au pouvoir discriminant de chaque axe et les vecteurs propres associés aux plus grandes valeurs propres définissent le plan factoriel discriminant pour la classification. Pour un nombre C de classes, nous aurions toujours $(C-1)$ valeurs propres non nulles.

Finalement, la décomposition de la matrice $S_w^{-1} S_B$ en vecteurs propres définit l'espace de projection des données originales (x_1, x_2, \dots, x_N) permettant leur séparation en classes dans cet espace.

Pour classer une nouvelle observation, les fonctions discriminantes seront définies. Celles-ci sont exprimées en fonction des variables discriminantes, c'est-à-dire les variables initiales après leur projection dans le plan factoriel. L'Analyse linéaire discriminante doit également son nom au fait qu'elle réalise des séparations linéaires entre les classes. Elle utilise une fonction de classification linéaire qui est représentée par une ligne ou par un plan de séparation. Dans le cas des erreurs de classification, des fonctions non linéaires peuvent également être obtenues par

une analyse discriminante non linéaire telle que l'analyse quadratique discriminante (Quadratic Discriminant Analysis (QDA) en anglais).

III.6.3 Résultats du traitement

L'organigramme de la méthode proposée est présenté à la figure III.13. Nous pouvons considérer qu'il s'agit d'un apprentissage en deux étapes. Dans la première étape, l'ALD est appliquée pour extraire les caractéristiques discriminantes des défauts provenant des coordonnées des points MPP. Dans la deuxième étape, les étiquettes (*labels*) des données d'apprentissage sont attribuées en fonction de leur classe d'appartenance (voir Tableau III.5) et le classifieur crée des fonctions linéaires de séparation entre les classes obtenues permettant de projeter et d'identifier les nouvelles mesures MPP.

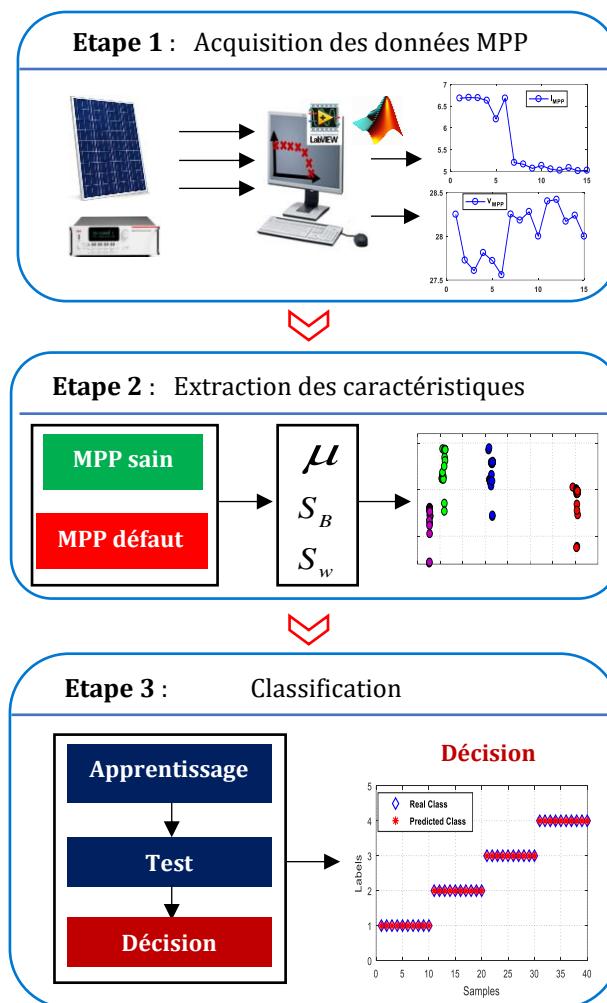


Fig III. 13 : ALD pour la détection et la classification des défauts d'ombrage

Tableau III. 5 : Condition de fonctionnement et son label

Condition	Classe	Label
Saine	C ₀	1
Ombrage 1	C ₁	2
Ombrage 2	C ₂	3
Ombrage 4	C ₃	4

- **Phase d'apprentissage**

Création des axes discriminants

Nous avons exploité ici la même matrice d'apprentissage $X_{[80 \times 3]} = \log[V_{mpp} \quad I_{mpp} \quad P_{mpp}]$ traitée avec l'ACP.

Nous avons choisi comme groupes à priori quatre classes : la classe de données en mode sain et les trois classes de données sous les différentes conditions d'ombrage.

Considérons la matrice de données X composées par N observations décrits par M variables. Les observations sont initialement réparties en q classes d'affectation définies à priori (Fig III.14). Pour notre cas, les 80 observations d'apprentissage sont réparties en 4 classes selon les labels donnés dans le tableau III.5.

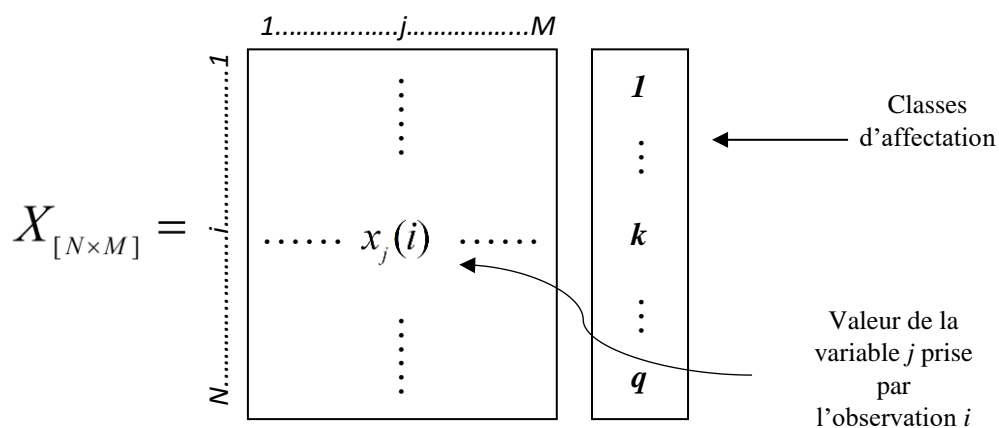


Fig III. 14 : Disposition des observations selon leurs classes d'affectation

Puisque nous utilisons quatre classes, l'analyse linéaire discriminante nous a permis d'avoir une représentation des données suivant trois axes discriminants appelés aussi *Fisher axes* en

anglais. Nous utilisons les mêmes mesures de la base de données d'apprentissage de l'ACP correspondant aux données de la journée du 21/03/2019. Avec l'ALD, nous obtenons respectivement 99.7%, 0.18% et 0.1% des informations représentées par les trois axes discriminants.

Nous présentons à la figure III.15 les résultats de projection des données d'apprentissage suivant le plan factoriel formé par le premier et le second axe discriminant (DA1 et DA2) et suivant celui formé par le second et le troisième axe (DA2 et DA3). Ce dernier contenant seulement 0.19% de l'information contenue dans les données originales, ne permet pas de visualiser les séparations entre les classes de données. Dans plan factoriel contenant 99.88% de l'information, les quatre classes de données sont bien séparées et les observations au sein d'une même classe sont assez regroupées avec un étalement dû à la différence du niveau d'irradiation solaire. Nous observons que la totalité des mesures sont classées dans leur groupe d'appartenance défini a priori (80/80 mesures).

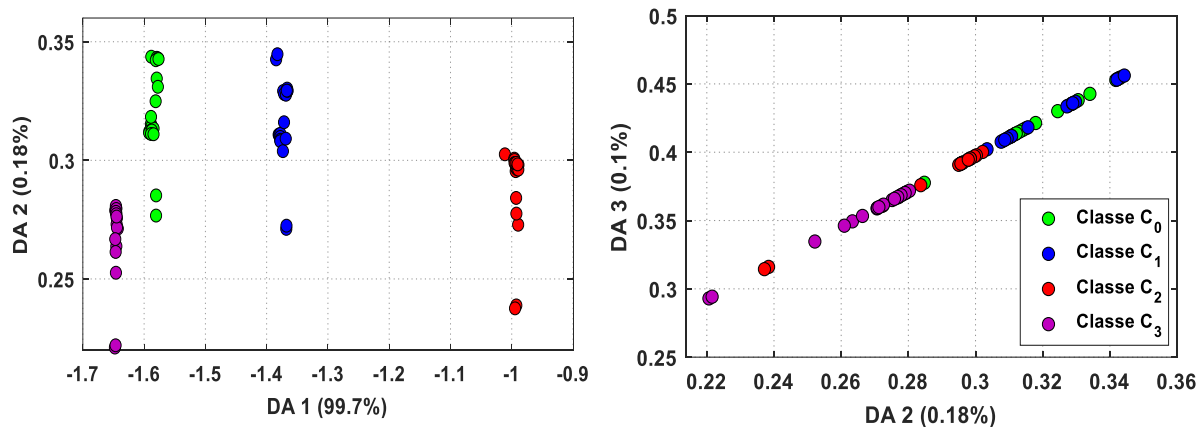


Fig III. 15 : Résultats de l'ALD pour les quatre classes étudiées

Nous considérons par la suite uniquement la projection suivant (DA1, DA2) pour la présentation de résultats.

Création des règles décisionnelles

Sur la figure III.16, nous montrons les droites de séparation entre les classes de points. Nous notons par f_1 la limite de séparation entre les classes C_0 et C_3 , f_2 celle entre C_0 et C_1 et f_3 la limite qui sépare C_1 et C_2 .

Ces lois de séparation seront utilisées pour l'identification des nouvelles données MPP. Soit (x_1, x_2) les coordonnées d'une observation dans l'espace de projection formé par les deux premiers axes discriminants.

L'expression de chaque loi de séparation f_i est donnée en fonction de ces coordonnées par :

$$f_i(x_1, x_2) = L_i(1) x_1 + L_i(2) x_2 + K_i, i = 1, 2, 3 \quad (7)$$

Les coefficients L_i et K_i de chaque fonction sont donnés dans le tableau III.6.

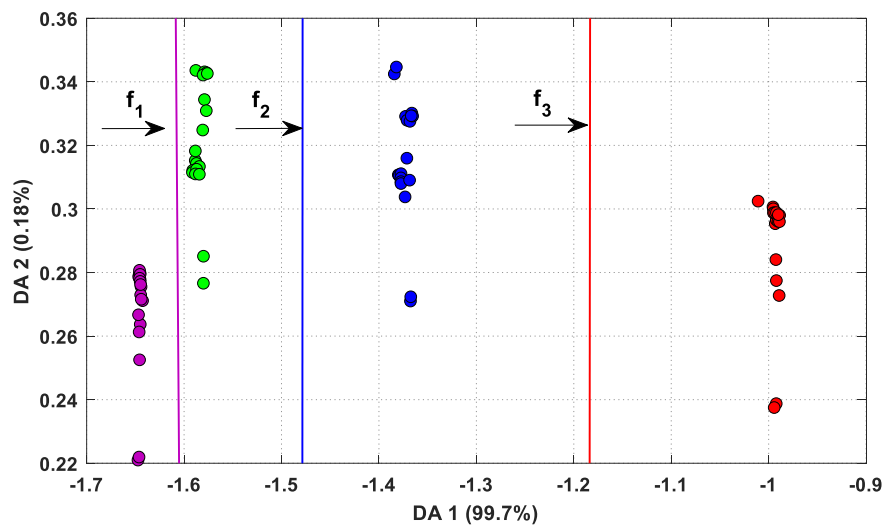


Fig III. 16 : Représentation des lois de séparation dans le plan (DA1, DA2)

Tableau III. 6 : Coefficient des droites de séparation

f_i	$L_i(1)$	$L_i(2)$	K_i
f_1	$2.93 E^3$	71	$4.7 E^3$
f_2	$-1.82 E^4$	59	$-2.15 E^4$
f_3	$-1.01 E^4$	17	$-1.49 E^4$

• **Phase de test : identification des données inconnues**

La phase d'identification consiste à affecter une observation à l'une des classes définies initialement. Pour cela, on peut utiliser une métrique probabiliste ou une métrique géométrique. Avec une approche probabiliste, le modèle *bayésien* d'affectation (Saporta, 2006) est utilisé pour calculer la probabilité d'appartenance d'une observation j à chacune des q classes définies. Ainsi, cette observation inconnue à identifier sera affectée à la classe ayant la probabilité d'appartenance maximale. On peut également citer la méthode probabiliste des *k plus proches voisins* (*K-Nearest Neighbors K-NN*) pour laquelle l'observation j à identifier est assignée à la classe la plus proche dans son voisinage. Avec une approche géométrique, les proximités entre chaque observation et chaque classe obtenue dans le plan factoriel s'interprètent en termes de distance dans cet espace de projection. La classification *bayésienne* est utilisée dans notre approche discriminante. Pratiquement, elle estime la probabilité d'appartenance par la minimisation d'un coût de classification. Ce coût aura la valeur 0 pour une classification correcte et 1 pour toute classification incorrecte.

Nous présentons sur la figure III.17 le placement des données de test (au total 40 mesures MPP) supposées inconnus dans le plan factoriel dominant. Grâce aux fonctions discriminantes créées en phase d'apprentissage, nous identifions correctement la totalité des données test en mode sain et en défaut acquises dans la même journée. Le test des points MPP en mode sain mesurés le 26/06/2018 a été également fait et présenté dans l'ordre du tableau III.4 à la figure III.18 pour tous les échantillons pris pour l'identification. Comme le montre la dispersion des données, la totalité des nouvelles données de test du mode sain a été correctement identifiée.

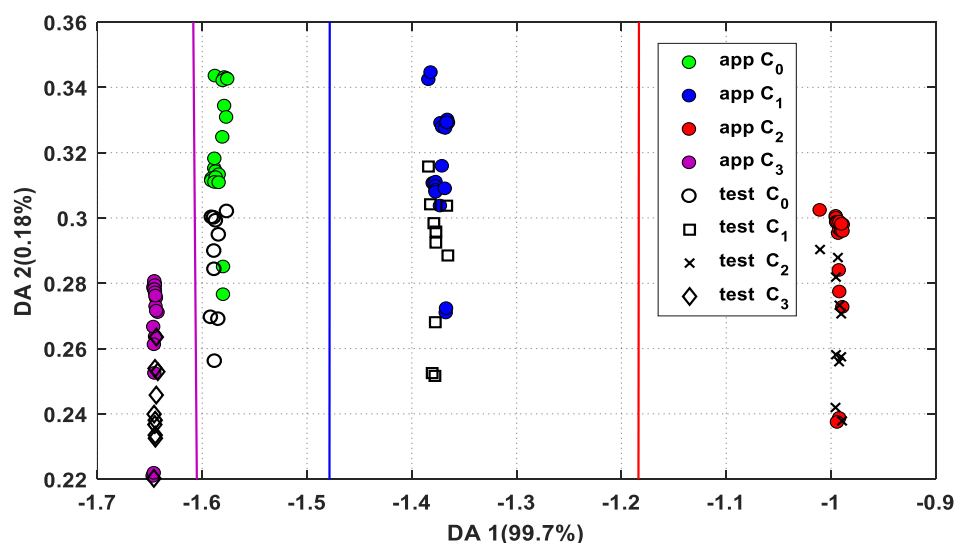


Fig III. 17 : Projection des données de test pour la journée du 21/03/2019

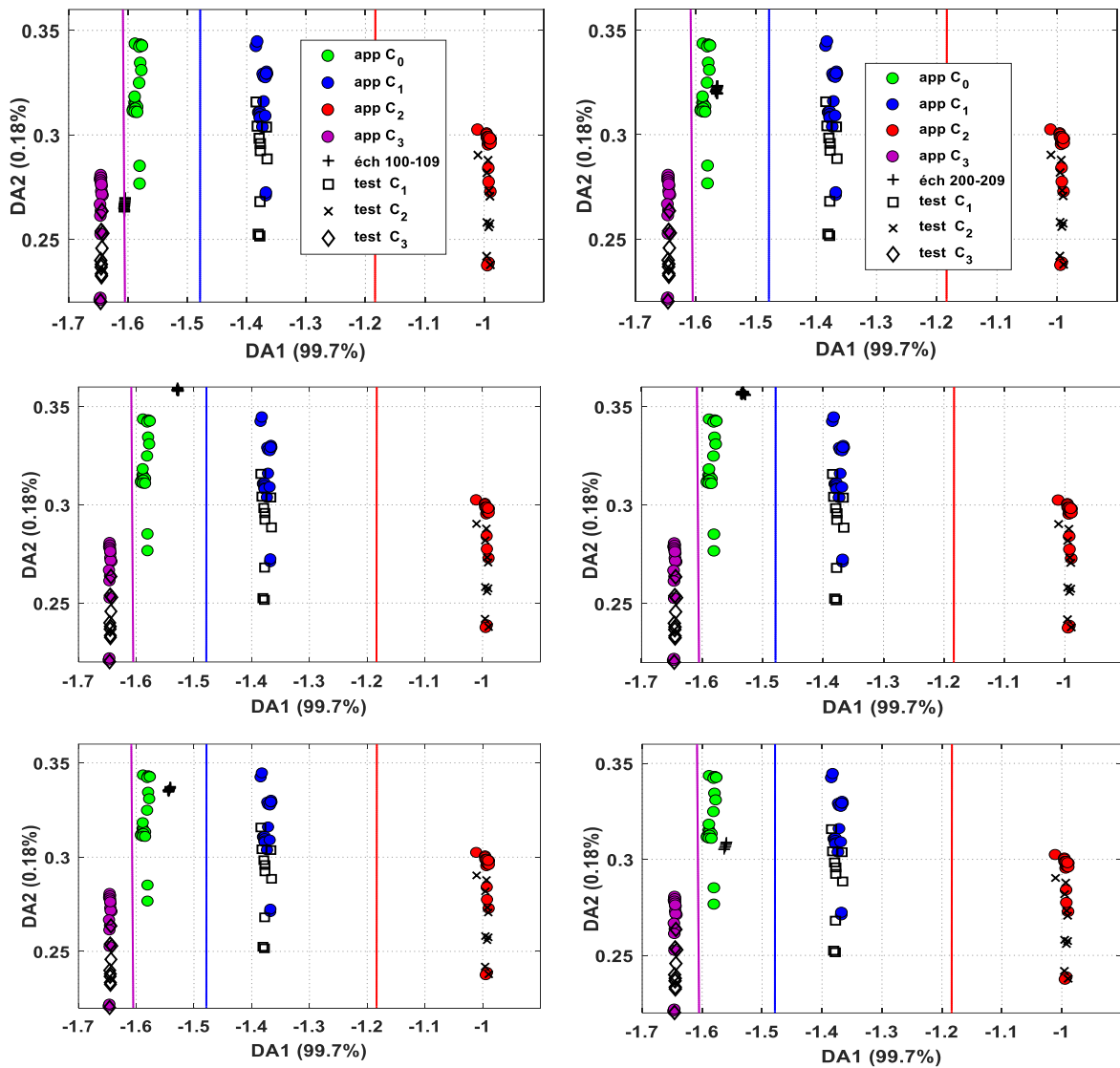


Fig III. 18 : Projection avec des données de test pour la journée du 26/06/2018

La mesure de la qualité de la discrimination est montrée par le pourcentage de bien classées obtenu dans chaque classe considérée. La méthode des échantillons-tests recommande d'effectuer la discrimination sur 80% d'échantillons d'apprentissage et de tester la discrimination sur les 20% non utilisés. Ces pourcentages recommandés sont proches des ceux utilisées dans notre étude.

Pour tester l'efficacité et la robustesse des règles linéaires l'affectation, nous calculons le pourcentage de classement par la validation croisée. La matrice de confusion (Tableau III.7) montre ce pourcentage pour tous les échantillons testés (40 mesures) en faisant le test avec le cas sain du 21/03/2019 et du 26/06/2018. Les 40 mesures sont correctement classées dans leurs classes d'affectation définies initialement.

Tableau III. 7 : Matrice de confusion des données de test par analyse du point MPP

Classe à priori	Affectation à posteriori			
	Classe C ₀ (%)	Classe C ₁ (%)	Classe C ₂ (%)	Classe C ₃ (%)
Classe C ₀	100	0	0	0
Classe C ₁	0	100	0	0
Classe C ₂	0	0	100	0
Classe C ₃	0	0	0	100

Le résultat de la prédiction des labels des données de test est présenté à la figure III.19. Nous rappelons que ces données sont disposées dans l'ordre de 10 mesures correspondant respectivement aux données du mode sain ensuite aux données d'ombrage 1 puis celle de l'ombrage 2 et enfin celles de l'ombrage 4.

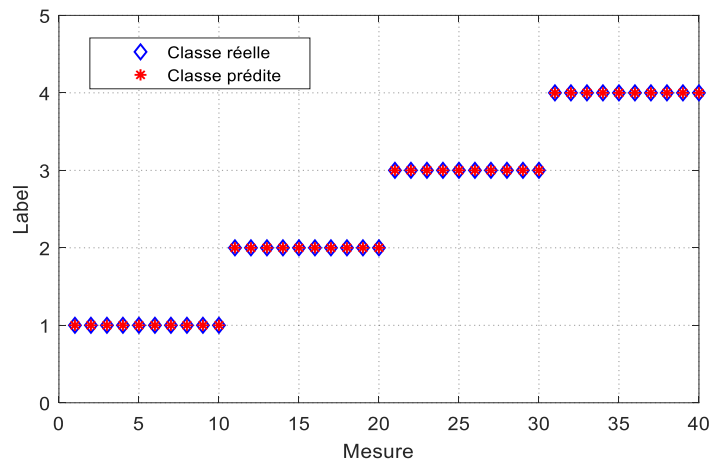


Fig III. 19 : Prédiction de la classe des échantillons de test

A l'échelle d'un module il n'est pas très difficile de prédire la classe des mesures à condition de se disposer d'une grande quantité de données labélisées pour l'apprentissage hors ligne.

La projection des échantillons de test [100 ; 109] se retrouve sur la frontière de séparation C₀/C₃ mais finalement ayant la probabilité d'appartenance la plus élevée à C₀ et donc affectés à cette classe. Nous pouvons conclure que la disposition d'une base de données insuffisante pour couvrir toutes les conditions environnementales possibles va influencer la qualité de la classification. Ce point sera introduit dans le paragraphe suivant.

- **Influence de la dimension d'apprentissage sur la précision de classification**

Dans cette sous-section nous montrons l'influence de la dimension des données d'apprentissage sur les règles de décision du classifieur linéaire. Nous avons travaillé sur deux bases

d'apprentissage. La première contient 80 points MPP, c'est celle utilisée précédemment et formée par les données du 21/03/2019. La deuxième contient 120 points MPP obtenus en combinant les données d'apprentissage et les 40 données de test de la même journée. Celle-ci inclut donc plus de variations des conditions climatiques.

La figure III.20 (a) montre les lois obtenues avec la première base et la figure III.20 (b) montre celles obtenues en considérant la deuxième matrice d'apprentissage. Ce résultat met en évidence la sensibilité de l'analyse linéaire discriminante vis à vis du nombre de données d'apprentissage. En augmentant le nombre de ces échantillons, les règles de décision sont plus affinées ce qui pourra réduire le taux d'erreur de prédiction.

Il est donc important de travailler sur une base d'apprentissage plus riche pour établir des règles de décisions plus efficaces.

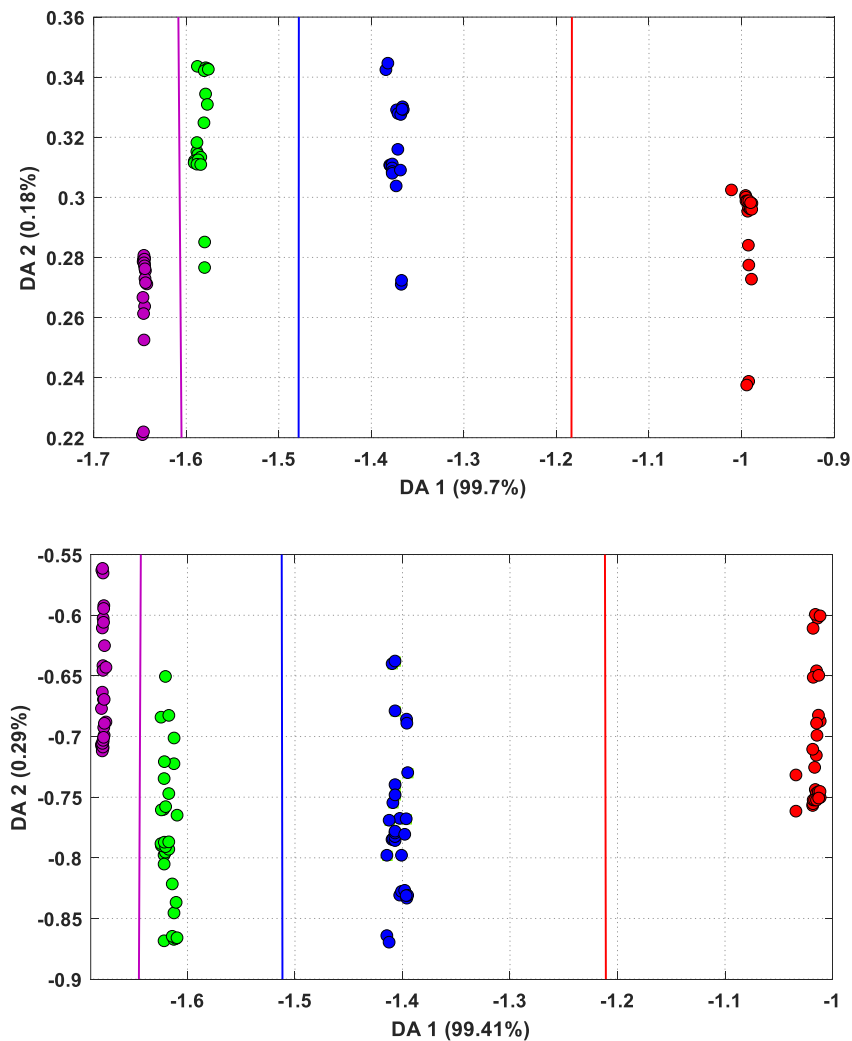


Fig III. 20: Influence de la taille des données d'apprentissage sur les règles de décision (a) 80 points d'apprentissage (b) 120 points d'apprentissage

III.7 Synthèse sur les méthodes proposées pour le diagnostic de l'ombrage partiel

- **Avantages et limites**

La détection des défauts basée sur l'analyse du point de fonctionnement MPP s'avère plus adéquate essentiellement en termes de gain de temps et de productible comparée à celle basée sur l'analyse de la caractéristique courant/ tension $I(V)$. Nous résumons dans le tableau III.8 les principaux atouts de chaque méthode proposée dans ce manuscrit ainsi que leurs limites en particulier pour les grandes centrales PV. Nous pouvons noter que ces deux approches d'analyse ont un autre avantage commun. En effet, elles peuvent être combinées avec des algorithmes de reconfiguration des systèmes PV qui ont pour but de limiter l'effet d'ombrage. Le lecteur peut se référer à (El Basri, 2013) qui a proposé une nouvelle architecture en prenant en compte les effets d'ombrage et qui fait une revue sur différentes architectures reconfigurables. Parmi ces architectures on retrouve celles qui ont permis un gain énergétique important en cas d'ombrage. Lorsque plusieurs modules PV sont connectés en série, la détection et la localisation de l'ombrage sont très utiles pour équilibrer les modules ou minimiser les écarts entre eux et gérer ainsi les différences de puissance produites localement dans les strings ou les centrales PV.

- **Quantification de pertes du productible par classification des défauts**

L'approche par analyse linéaire discriminante permet une identification claire du défaut en temps réel à partir de l'analyse des coordonnées du point MPP. Cette identification permet de faire une maintenance plus rapide et plus optimisée ; dans le cas pratique l'utilisateur n'est plus obligé d'interrompre la production PV pour tracer les caractéristiques $I(V)$ dans le but d'identifier la nature du défaut. Par contre, pour une classification plus fine, cette approche nécessite une grande base de données d'apprentissage qui est labélisée.

A ce propos, il faut éviter au maximum possible la réalisation des défauts sur les systèmes PV pour collecter des données expérimentales. La disposition d'un modèle de simulation pour l'étude en mode dégradé sera d'une grande utilité pour générer les points de fonctionnement MPP sous diverses conditions environnementales. Ces travaux ont débuté avec la simulation d'une centrale PV qui sera présentée dans le chapitre IV. Les premiers résultats obtenus ne sont pas présentés dans ce manuscrit et nécessitent une étude plus poussée. Le programme de simulation permet l'obtention d'une grande quantité de données MPP en mode de défaut avec un profil journalier réel de température et d'ensoleillement.

Les performances d'un système PV sont influencées par de nombreuses pertes comme les pertes de captation dus à un phénomène d'ombrage, de salissure ou de *snail trails* par exemple et les pertes du système de conversion. Pour évaluer les performances énergétiques d'un système PV, on calcule le ratio de performance moyen qui désigne l'écart entre le rendement énergétique réel et le rendement énergétique théorique. Pour un fonctionnement optimal, ce ratio doit varier entre 0.6 et 0.8 pour une bonne installation. Cependant, avec les phénomènes de vieillissement et l'apparition des défauts ce ratio se dégrade. Ainsi pour faire fonctionner une installation PV avec une performance la plus optimale possible, il est nécessaire de quantifier les pertes du productible pour réaliser une maintenance optimisée.

La détection du défaut n'est pas suffisante pour la quantification puisque la cause des différentes pertes peut être d'origines diverses. Il est donc nécessaire d'intégrer l'identification temps réel des défauts dans le système de *monitoring*. A ce sujet, la classification proposée par l'approche ALD est très intéressante. A titre d'exemple une identification du défaut au sein de la classe C_1 informe sur une perte de production de $1/3$ de sa valeur optimale pour un ombrage localisé dans le premier sous-string du module PV. Une classification dans C_2 ou C_4 indique une perte de $2/3$ pour un ombrage touchant respectivement les sous-strings (1-2) et les sous-strings (1-3). Pour affiner la quantification, ces travaux de classification peuvent être combinés avec des méthodes de localisation des défauts.

Tableau III. 8 : Synthèse sur les méthodes proposées pour la détection de l'ombrage partiel

Méthode	Variables de détection et nombre d'observations	Pré-traitement	Avantages majeurs	Limites d'utilisation dans les grandes centrales PV
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Analyse de la courbe I(V) par ACP 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Courant i ▪ Tension v ▪ Puissance p 101 observations pour chaque variable	<ul style="list-style-type: none"> ▪ $\log\left(\frac{v}{i}\right)$ ▪ $\log(i)$ ▪ $\log\left(\frac{p}{i}\right)$ 	<ul style="list-style-type: none"> - Adaptabilité avec les traceurs I(V) en ligne - Extraction des signatures les plus significatives dans un sous-espace à faible dimension - Sensibilité à la sévérité du défaut - Adéquate pour les systèmes PV à faible puissance 	<ul style="list-style-type: none"> - Moins pratique - Interruption momentanée de la production - Diagnostic plus lent et perturbant : temps de balayage - Perte du productible - Plus coûteuses en cas d'utiliser plusieurs traceurs - Sensibilité à la qualité d'acquisition
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Analyse du point de fonctionnement MPP par ACP 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Courant I_{MPP} ▪ Tension V_{MPP} ▪ Puissance P_{MPP} 30 observations pour chaque variable	<ul style="list-style-type: none"> ▪ $\log(I_{MPP})$ ▪ $\log(V_{MPP})$ ▪ $\log(P_{MPP})$ 	<ul style="list-style-type: none"> - Plus rapide ; permettre une maintenance plus optimisée - Aucune mesure de la température ou de l'irradiation - Gain en espace mémoire - Simplicité d'implémentation - Sensibilité à la sévérité du défaut - Robustesse vis-à-vis les variations climatiques - Quantification des pertes possible du productible (ALD) 	<ul style="list-style-type: none"> - Augmentation du coût en fonction du nombre de capteurs nécessaires - Influence de la quantité des données d'apprentissage sur l'efficacité et la précision de la classification (ALD)
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Analyse du point de fonctionnement MPP par ALD 				

III.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié la discrimination des modes de fonctionnement du module PV en présence du défaut d'ombrage en se basant sur l'analyse du point de fonctionnement à puissance maximale (MPP). Les résultats de détection et de classification ont permis une meilleure discrimination des différents cas étudiés par rapport à l'analyse de la caractéristique $I(V)$ complète. Nous avons obtenu un taux de 100% de bon classement des observations malgré la variation des conditions environnementales.

Les principaux avantages de la méthode proposée sont sa simplicité et son adaptabilité. D'une part, comparée aux autres méthodes non-supervisées développées dans la littérature, elle traite moins d'informations pour la détection et la classification des données. La tension, le courant et la puissance au point MPP sont les seules variables utilisées ainsi elle se limite à l'utilisation des capteurs déjà disponibles dans toute installation photovoltaïque. De plus, aucune mesure supplémentaire de la température ou de l'irradiation n'est requise.

D'autre part, la méthode proposée peut être mise en œuvre dans différents systèmes PV munis des commandes MPPT puisqu'elle exploite uniquement les courants et les tensions MPP mesurées en cours de fonctionnement. Des travaux sur la détection et la classification des défauts au niveau du générateur PV pourront suivre en considérant d'autres types de défauts afin d'interpréter leur impact sur l'efficacité énergétique des systèmes PV et de quantifier ainsi la perte du productible nous permettant de compléter les travaux du chapitre III.

Dans les deux chapitres II et III, nous avons étudié la détection et la classification du défaut d'ombrage sur un module PV en se basant sur des données acquises en conditions réelles de fonctionnement.

Outre que l'ombrage partiel, nous allons adresser dans le chapitre suivant l'étude d'autres types de défauts également fréquents dans les grandes centrales PV. Le modèle de simulation proposé permet de construire une base de données très riche pouvant être exploitée par l'approche ALD pour une surveillance et une identification de défauts plus précise au sein des modules et des strings PV de la centrale.

Bibliographie

- Benbouzid, M., Delpha, C., Khatir, Z., Lefebvre, S., Diallo, D., 2011. Faults Detection and Diagnosis in a Static Converter, in: *Electrical Machine Diagnosis*. pp. 272–319.
- Bun, L., 2011. *Détection et localisation de défauts dans un système photovoltaïque*. Université de Grenoble, France.
- Chen, Z., Wu, L., Cheng, S., Lin, P., Yue, W., Lin, W., 2017. Intelligent fault diagnosis of photovoltaic arrays based on optimized kernel extreme learning machine and I-V characteristics. *Applied Energy* 204, 912–931.
- El Basri, Y., 2013. *Architecture de puissance distribuée reconfigurable dédiée à l'optimisation de l'énergie photovoltaïque*. UT3 Paul Sabatier.
- Garcia-Gutierrez, L., Bressan, M., Jimenez, F., Heras, S. de-las, Alonso, C., 2018. Design of a Global Maximum Power Point Tracking (GMPPT) for PV array based on precise PV shadow model. Presented at the 7th International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA), Paris, France, pp. 275–280.
- Khoshnami, A., Sadeghkhani, I., 2018. Sample entropy-based fault detection for photovoltaic arrays. *IET Renew. Power Gener.* 12, 1966–1976.
- King, D.L., Boyson, W.E., Kratochvill, J.A., 2004. *Photovoltaic Array Performance Model* (Sandia Report SAND2004-3535). California.
- Mambrini, T., 2014. *Caractérisation de panneaux solaires photovoltaïques en conditions réelles d'implantation et en fonction des différentes technologies*. Univ. PARIS-SUD, France.
- Mardia, K.V., Kent, J.T., Bibby, J.M., 1979. *Multivariate Analysis*. New York.
- Martis, R.J., Acharya, U.R., Min, L.C., 2013. ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and Discrete Wavelet Transform. *Biomedical Signal Processing and Control* 8, 437–448.
- Papageorgas, P., Piromalis, D., Valavanis, T., Kambasis, S., Iliopoulou, T., Vokas, G., 2015. A low-cost and fast PV I-V curve tracer based on an open source platform with M2M communication capabilities for preventive monitoring. *Energy Procedia* 74, 423–438.
- Quinquis, A., 2008. *Digital Signal Processing using MATLAB*, ISTE. ed. André Quinquis.
- Saporta, G., 2006. *Probabilités analyse des données et statistiques*, Technip. ed. Paris.
- Wang, D., 2010. A method for instantaneous measurement of PV I-V characteristics and its application for MPPT control. Presented at the 35th IEEE Photovoltaic Specialists Conference, USA, pp. 2904–2907.
- Yoshida, K., Inui, M., Yairi, T., Machia, K., Shioya, M., Masukawa, Y., 2008. Identification of Causal Variables for Building Energy Fault Detection by Semi-supervised LDA and Decision

- Boundary Analysis. Presented at the IEEE International Conference on Data Mining Workshops, Pisa, Italy, pp. 164–173.
- Zhao, Y., Ball, R., Mosesian, J., de Palma, J., Lehman, B., 2015. Graph-Based Semi-supervised Learning for Fault Detection and Classification in Solar Photovoltaic Arrays. *IEEE Trans. Power Electron* 30, 2848–2858.
- Zhu, H., Lu, L., Yao, J., Dai, S., Hu, Y., 2018. Fault diagnosis approach for photovoltaic arrays based on unsupervised sample clustering and probabilistic neural network model. *Sol.Energy* 176, 395–405.
- Zhu, X., Goldberg, A.B., 2009. *Introduction to Semi-Supervised Learning*. Morgan & Claypool, USA.

Chapitre IV

Modèle numérique pour l'étude d'une centrale PV en modes sain et dégradé

Sommaire

IV.1	Introduction	124
IV.2	Mise en place du modèle de simulation	124
IV.2.1	Les différentes approches de modélisation.....	124
IV.2.1.1	Modèle analytique	124
IV.2.1.2	Tabulation.....	126
IV.2.2	Modélisation proposée d'une centrale PV en présence de défauts.....	126
IV.3	Architectures des centrales PV	128
IV.3.1	Topologies de connexion des convertisseurs de puissance associés aux systèmes PV	128
IV.3.1.1	Topologies classiques à un étage.....	129
IV.3.1.2	Topologies classiques à deux étages	131
IV.3.1.3	Topologies évolutives.....	132
IV.4	Validation sur une centrale PV réelle	134
IV.4.1	Simulation en fonctionnement sain	134
IV.4.1.1	Description de la centrale photovoltaïque JIPAIBET	134
IV.4.1.2	Description de la centrale à échelle réduite	135
IV.4.1.3	Résultats de simulation.....	136
IV.4.2	Méthodes de Simulation des défauts	136
IV.4.3	Résultats de simulation des modes de défaut	139
IV.4.3.1	Cas de l'Ombre partiel.....	139
IV.4.3.2	Dégradation de contact.....	144
IV.4.3.3	Défaut de court-circuit.....	147
IV.5	Conclusion	150
	Bibliographie	151

IV.1 Introduction

Malgré la difficulté de son obtention en ligne, nous nous proposons d'utiliser les caractéristiques $I(V)$ pour étudier les effets des défauts dans une centrale PV à grande échelle. En effet, en étudiant les déformations subies de cette caractéristique en fonctionnement défaillant, plusieurs indicateurs peuvent être extraits pour définir l'état de santé de la centrale PV. Ces indicateurs ne seront pas ensuite forcément déterminés en mesurant toute la courbe $I(V)$.

L'étude en simulation du comportement de la centrale en cas de défaut évite de créer physiquement les défauts sur les composants réels et donne plus de liberté à réaliser des défauts sévères, multiples et dans différentes conditions météorologiques si l'on souhaite. Ceci permet d'établir une grande base de données qui décrit plus finement les comportements en fonctionnement défaillant.

Pour cela, il est très important de choisir la modélisation la plus adéquate pour simuler les défauts et déterminer les caractéristiques $I(V)$ résultantes.

Dans cette étude, nous nous proposons d'analyser les effets des défauts sur les deux caractéristiques $I(V)$ locale déterminée au niveau du string PV et $I(V)$ globale obtenue pour la centrale PV complète.

IV.2 Mise en place du modèle de simulation

Afin de modéliser les différents défauts et d'analyser leurs effets dans une centrale PV à grande échelle, nous nous inspirons dans la modélisation de la topologie d'une centrale existante.

IV.2.1 Les différentes approches de modélisation

IV.2.1.1 Modèle analytique

Dans la majorité des travaux développés dans la littérature, la modélisation s'appuie sur la relation fortement non linéaire qui lie le courant fourni par une cellule et la tension à ses bornes. Cette relation fait apparaître également des paramètres constitutifs de la cellule. L'analyse des phénomènes physiques a conduit également à la représentation de la cellule sous forme d'un circuit électrique équivalent (à une ou deux diodes selon les technologies) à paramètres localisés. Les deux étapes principales de la modélisation sont donc la détermination de ces

paramètres dont certains sont donnés par le fabricant et la résolution de l'équation liant le courant à la tension. L'extraction des paramètres restants de la cellule est traitée comme un problème d'optimisation. L'algorithme dit Artificial Bee Colony (ABC) a été utilisé dans (Chaibi et al., 2019) pour déterminer les paramètres optimaux des modules PV. D'autres algorithmes d'optimisation tels que les algorithmes évolutionnaires Harmony Search (HS), Genetic Algorithm (GA), Particle Swarm Optimization (PSO), Bactériel Foraging Algorithm (BFA) ont été aussi utilisés dans les travaux (Kichou et al., 2016; Oliva et al., 2014; S.Pillai and Rajasekar, 2018).

Une fois les paramètres déterminés, afin d'obtenir la caractéristique de fonctionnement $I(V)$ de la cellule, l'équation non linéaire $I(V)$ est résolue de façon itérative.

Pour cela certains auteurs (Armit and Kapoor, 2005, 2004; Chaibi et al., 2019) ont proposé d'écrire le courant I de la cellule sous la forme d'une fonction de Lambert W qui permet d'obtenir une solution explicite exacte du modèle à une diode.

Une autre approche s'appuie sur le modèle de Bishop et reformule la relation non linéaire $I(V)$ sous la forme suivante :

$$f(V, I) = 0 \quad (1)$$

Cette équation est ensuite résolue itérativement par une méthode de type Newton-Raphson. Cette même méthodologie de détermination de la courbe $I(V)$ du champ a été aussi récemment utilisée dans les travaux de (Rezgui, 2015) et la thèse de (Telidjane, 2017).

Une fois la caractéristique $I(V)$ de la cellule est obtenue, on peut en déduire celle de la centrale en les associant en série puis en parallèle.

La démarche proposée dans l'étude de (Bun, 2011) repose sur l'addition des caractéristiques $I(V)$ en partant de celle de la cellule PV jusqu'au string PV pour obtenir le comportement d'un champ PV en cas normal et pour toutes les conditions climatiques.

La caractéristique globale peut également être obtenue de manière analytique en utilisant les équations du circuit électrique équivalent d'une cellule dans laquelle on introduit le nombre N_s de cellules en série et le nombre N_p de string en parallèle comme on le voit dans les deux équations ci-dessous.

$$I = I_{ph} - I_{sat} \cdot \left(e^{\frac{V + I R_s}{n \cdot V_t}} - 1 \right) - \frac{V + R_s I}{R_{sh}} \quad (2)$$

$$I_{string} = I_{ph} - I_{sat} \cdot \left(e^{\frac{V + N_s R_s I}{N_s n V_t}} - 1 \right) - \frac{V + N_s R_s I}{N_s R_{sh}} \quad (3)$$

$$I_{centrale} = N_p I_{string} \quad (4)$$

$$V_{centrale} = N_s V \quad (5)$$

IV.2.1.2 Tabulation

Le modèle tabulé s'appuie sur la relation entre le courant et l'irradiation solaire G d'une part, la tension et la température T d'autre part. Cette relation est tabulée pour faire correspondre à chaque couple (T, G) un couple (I, V) du panneau. Ensuite, le nombre N_s des panneaux associés en série et N_p ceux associés en parallèle sont introduits pour obtenir le couple (I, V) global du champ PV. Cette approche 'macroscopique' a été utilisée pour le dimensionnement et la gestion de la distribution de l'énergie pour un cas de fonctionnement sain dans les travaux de (KEBE, 2013).

Le choix du modèle dépend bien entendu des objectifs. Le modèle macroscopique tel que proposé ne permet pas de faire une étude de la dégradation des performances qui serait due à l'apparition de défauts. Par contre le modèle analytique plus proche du comportement physique de la cellule et des modules est mieux adapté au développement d'un outil d'analyse du comportement d'une centrale PV en présence de défauts et pour des conditions environnementales variables.

IV.2.2 Modélisation proposée d'une centrale PV en présence de défauts

Dans l'objectif d'étudier la dégradation des performances de la centrale PV en présence de défauts, le modèle est d'abord développé pour un fonctionnement sain. Ce modèle servira de référence afin de comparer les caractéristiques réelles relevées sur la centrale en fonctionnement à celles issues du modèle. Par contre dans une première phase afin d'évaluer les techniques de diagnostic, il faut développer un modèle de la centrale qui inclut les défauts les plus courants (court-circuit, circuit-ouvert, ombrage partiel...) (Bun, 2011; Rezgui, 2015; Telidjane, 2017).

Pour chaque défaut et selon qu'il affecte une cellule, un groupe de modules, un string ou l'ensemble de la centrale, il est modélisé par une ou plusieurs équations électriques qui vont modifier la caractéristique $I(V)$ de la cellule, du groupe, du string ou de la centrale. La courbe $I(V)$ globale du champ PV défectueux est alors obtenue par agrégation de ces caractéristiques locales. A titre d'exemple, le défaut de contact entre les modules PV d'un string (qui se représente par une résistance additionnelle $R_{défaut}$ entre deux modules) va se traduire par une chute de tension ohmique qui va modifier la caractéristique du string (Bun, 2011). Le défaut de court-circuit d'une diode bypass va affecter la caractéristique des groupes PV qu'elle protège (Rezgui, 2015).

Dans l'étude de (Chen et al., 2017) une modélisation du champ PV a été proposée en se basant sur les modèles de cellule disponibles dans la bibliothèque de Simulink Simscape\Electronics (Fig IV.1). Afin d'obtenir le modèle du champ PV, le modèle de la cellule est configuré pour correspondre à celui d'un module PV (plusieurs cellules en série). Il sera protégé par une seule diode bypass. Ce modèle est ensuite reproduit pour retrouver le nombre de modules souhaités qui sont ensuite connectés en série pour former les strings, qui eux-mêmes seront mis en parallèle. Ce modèle donne la possibilité de définir le circuit équivalent de la diode (celui à une diode ou à deux diodes). Les équations sont alors résolues de manière itérative dans Matlab®. Ce modèle a donné une prédiction performante du comportement réel du champ PV étudié dans (Chen et al., 2017). Néanmoins, la comparaison faite entre les caractéristiques simulées et réelles n'a été réalisée que pour une seule valeur de la température. En effet, les cellules ne disposent que de l'irradiation solaire comme entrée. Ce modèle est donc inadapté lorsque l'on souhaite étudier l'effet des défauts avec un profil quelconque de la température.

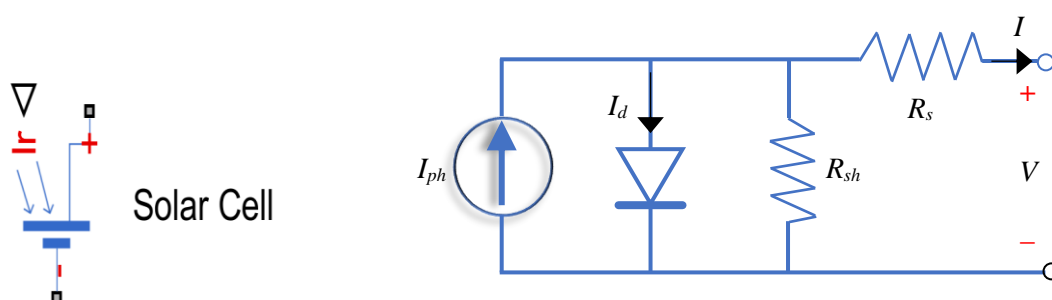


Fig IV. 1 : Modèle d'une cellule solaire sur Simulink\Simscape

Dans la version 2016 de Simulink, le bloc de simulation du système PV a deux entrées qui sont la température du module et l'irradiation solaire. Ce modèle a été développé par le National

Renewable Energy Laboratory (NREL) en se basant sur des données mesurées sur plusieurs modules PV réels.

Dans la fiche technique fournie par le constructeur du module PV, on retrouve généralement les tensions V_{oc} et V_{mpp} , les courants I_{sc} et I_{mpp} et les coefficients de température de la tension V_{oc} et du courant I_{sc} (α , β). Par contre les autres paramètres nécessaires au développement du modèle ne sont pas donnés, à savoir, les courants I_{ph} et I_{sat} , le facteur d'idéalité de la diode n et les résistances R_s et R_{sh} . De ce fait, de nombreux chercheurs ont travaillé sur l'extraction ou l'ajustement de ces paramètres (Ishaque and Zainal, 2011; Merchaoui et al., 2018; Villalva et al., 2009). En utilisant les données du constructeur, les cinq paramètres (I_{ph} , I_{sat} , n , R_s , R_{sh}) sont déterminés en utilisant une fonction d'optimisation dans Matlab. Ce modèle a été récemment utilisé par (Motahhir et al., 2017).

Notre modèle de simulation que nous allons présenter dans la suite s'appuie sur ce bloc de simulation de la librairie Simulink.

IV.3 Architectures des centrales PV

L'intégration des panneaux photovoltaïques dans les applications autonomes ou raccordées au réseau électrique fait intervenir leur interconnexion aux convertisseurs de puissance DC/DC et DC/AC. Pour les centrales PV, on retrouve de nombreuses topologies de connexion.

IV.3.1 Topologies de connexion des convertisseurs de puissance associés aux systèmes PV

Deux principales configurations peuvent être distinguées : les systèmes PV à un étage de conversion et ceux à deux étages de conversion. Pour la première configuration, un convertisseur DC-AC (onduleur) est utilisé pour la conversion et le transfert de la puissance PV vers la charge ou le réseau. Pour la seconde, un convertisseur DC/DC est intercalé entre la source PV et l'onduleur. Pour améliorer l'efficacité énergétique des systèmes PV, on leur associe des algorithmes de poursuite de puissance maximale (MPPT en anglais) destinés à permettre d'extraire la puissance optimale des modules PV en fonction des conditions d'éclairement. On distingue comme on le voit sur la figure IV.3 les deux approches dites ; MPPT directes ou indirectes. La méthode directe (ou en boucle ouverte) consiste à utiliser le courant et la tension de la source PV pour générer directement le rapport cyclique. Lorsque le convertisseur est mis en boucle fermée, il s'agit de la méthode indirecte. Elle consiste à générer

le rapport cyclique en ajustant la tension mesurée de la source PV à la tension V_{mpp} de référence (Manganiello et al., 2014).

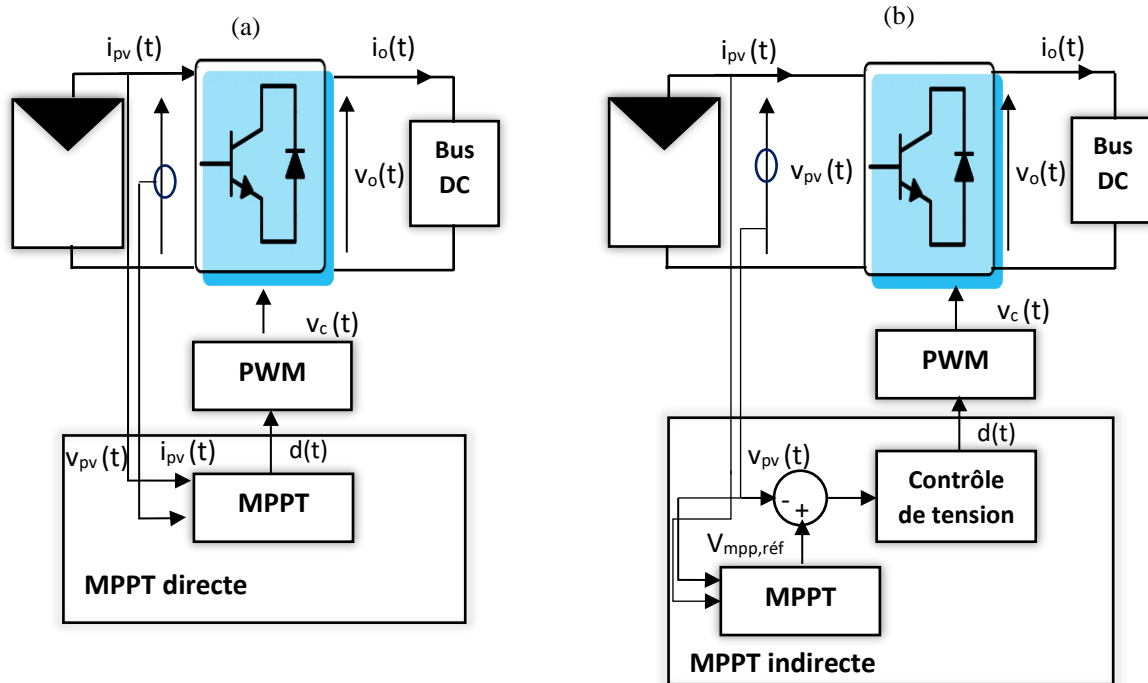


Fig IV. 2: Principe d'une commande MPPT directe (a) et indirecte (b)

Quatre topologies classiques sont utilisées pour les applications du photovoltaïque dans le domaine résidentiel ou commercial.

IV.3.1.1 Topologies classiques à un étage

a) Topologie centrale

Dans cette topologie, tous les strings de la centrale sont connectés au même onduleur (Fig IV.4). Les avantages majeurs de cette connexion résident dans la simplicité de sa commande et sa surveillance. On peut également noter son faible coût et l'utilisation de l'onduleur à un rendement élevé. Cependant, en cas de défaut de l'onduleur toute la production est perdue. De plus, l'utilisation d'un seul algorithme de MPPT pour toute la centrale PV ne permet pas d'extraire d'une façon optimale la puissance disponible du fait des conditions de *mismatch* qui se produisent dans les strings.

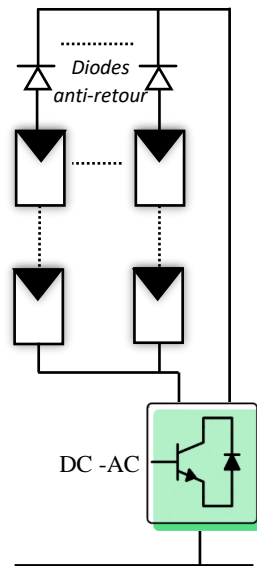


Fig IV. 3: Schéma de la topologie centrale

b) Topologie onduleur-string

Pour cette topologie chaque string est connecté à son propre onduleur (Fig IV.5). La défaillance d'un onduleur provoque une dégradation des performances de la centrale mais n'engendre pas la perte totale de la production. Cette topologie permet ainsi une meilleure continuité de service par rapport à la topologie centrale. L'utilisation de plusieurs algorithmes de MPPT, chacune dédiée à un string permet également d'optimiser l'extraction de la puissance disponible. Par contre, cette configuration a un coût plus élevé et les rendements des onduleurs sont plus faibles.

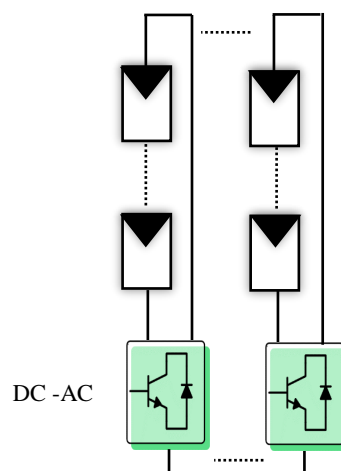


Fig IV. 4: Schéma de la topologie onduleur-string

IV.3.1.2 Topologies classiques à deux étages

a) Topologie onduleur multi-string

Dans cette topologie, un convertisseur DC-DC commandé par un algorithme de MPPT est associé à chaque string. Tous les strings sont connectés sur l'onduleur central (Fig IV.6). Cette configuration permet donc d'ajuster le fonctionnement de chaque string à son point de puissance maximale et de garantir ainsi une extraction optimale de la puissance disponible. Cependant, la mise en place de cette topologie est plus complexe et elle reste tributaire de l'état de l'unique onduleur qui travaille néanmoins à un meilleur rendement.

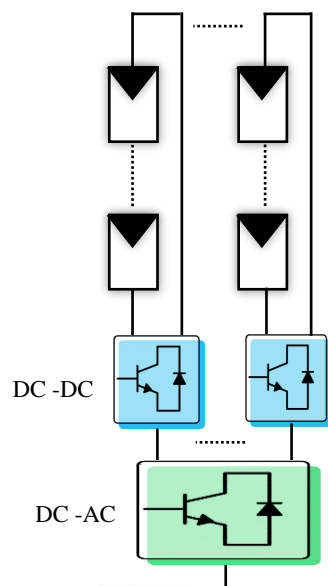


Fig IV. 5: Schéma de la topologie onduleur multi-string

b) Topologie modulaire

Dans cette topologie chaque module ou groupe de modules est connecté à un convertisseur DC/DC commandé par un algorithme de MPPT afin de permettre l'extraction de la puissance maximale disponible quelles que soient les conditions d'éclairement (Fig IV.7). Comparée à la configuration précédente, celle-ci a l'avantage d'atteindre une puissance totale plus optimale en réduisant l'impact des modules défectueux sur le fonctionnement global du système. Par contre, en augmentant le nombre de composants électroniques, la commande et la maintenance de l'installation deviennent plus complexes et son coût devient plus élevé.

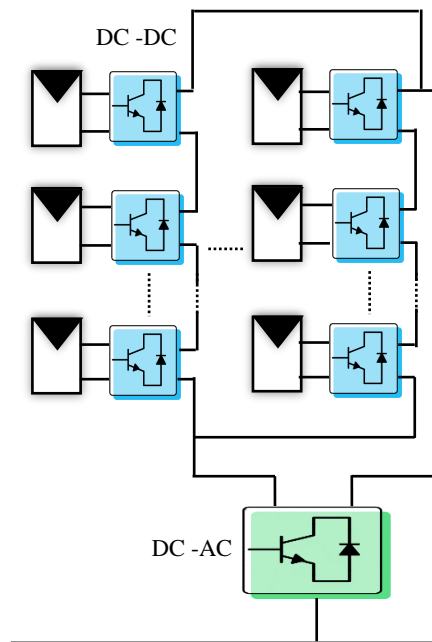


Fig IV. 6: Schéma de la topologie modulaire

Les topologies classiques sont confrontées aux difficultés liées à :

- La dispersion des caractéristiques de fonctionnement des cellules PV ou *mismatch*,
- Le rendement de conversion des modules PV est limité par les cellules les plus faibles.

Pour cela, d'autres architectures de connexion au plus proche de la cellule et des modules ont été développées. Elles permettent en quelque sorte de compenser les dispersions des caractéristiques et d'optimiser l'extraction de la puissance maximale pour améliorer le rendement énergétique.

IV.3.1.3 Topologies évolutives

a) Convertisseurs DC/DC en cascade

Les topologies d'association d'une cellule, d'un module ou d'un groupe de modules avec un ou une cascade de convertisseurs de puissance DC/DC élévateurs de tension (boost) (Fig IV.8) ont été récemment développées (Talbert et al., 2016) (Kourdane et al., 2018). Dans ces études, il s'agit de cellules photovoltaïques à concentration (CPV) fournissant environ 30Wc chacune. Il a été démontré que l'architecture en cascade permet d'améliorer l'efficacité des installations

CPV de 3 à 5%. Néanmoins l'augmentation de la taille du système rend plus complexe son contrôle.

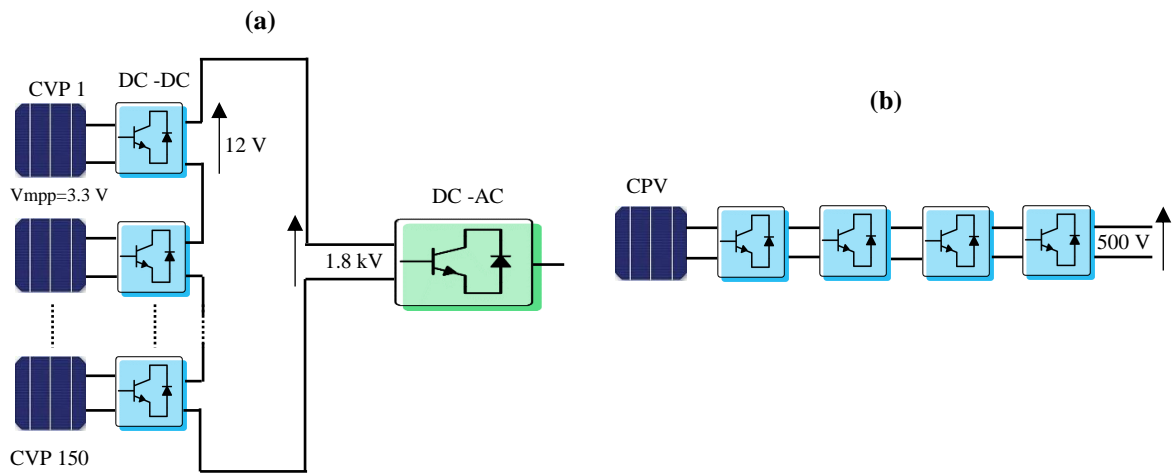


Fig IV. 7: Architecture avec un convertisseur (a) et une cascade de convertisseurs par cellule (b)

b) Topologie à Micro-onduleur

Cette topologie consiste à intégrer de très petits onduleurs, les micro-onduleurs, dans la boîte de jonction des modules (Fig IV.9). Il s'agit généralement de module de 100 à 300 Wc. Comme pour les topologies classiques, les topologies à micro-onduleurs existent en un seul étage ou à deux étages (Harb et al., 2013; Hu et al., 2013; Kjaer et al., 2005, 2002). Pour les connexions à deux étages, chaque module est connecté à son convertisseur DC/DC et son micro-onduleur indépendamment des autres modules.

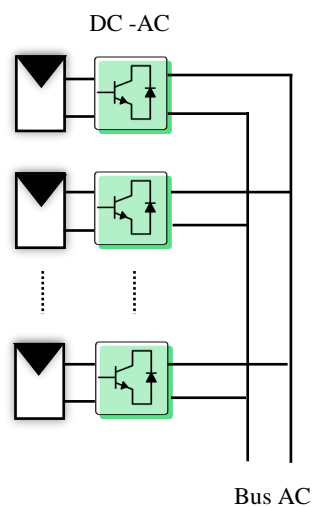


Fig IV. 8: Schéma de la topologie micro-onduleur

Ces topologies ont plusieurs avantages parmi lesquels :

- Une extension facilitée,
- Un algorithme MPPT dédié à chaque onduleur,
- La possibilité d'orienter les panneaux indépendamment,
- Le coût plus faible des micro-onduleurs par rapport à l'utilisation d'un seul onduleur central.

Par contre cette flexibilité est obtenue au détriment d'une complexité croissante (connexions, contrôle) et d'une plus grande fragilité.

IV.4 Validation sur une centrale PV réelle

Les connaissances disposées une centrale solaire existante JIPAIBET nous a conduites à s'inspirer de son architecture pour réaliser un modèle de simulation à échelle réduite.

IV.4.1 Simulation en fonctionnement sain

IV.4.1.1 Description de la centrale photovoltaïque JIPAIBET

La centrale JPAIBET est située dans le sud de la France en Provence-Alpes-Côte d'Azur. Il s'agit d'une installation solaire sur bâtiment, d'une puissance maximale de 3MWc (2995.560 kWc). Elle est composée de 11304 panneaux photovoltaïques de 265 Wc en silicium poly cristallin avec un rendement théorique de 16,7% pour la conversion énergétique. Ils sont associés en série et en parallèle formant 471 strings répartis sur trois onduleurs. Chaque string est formé de 24 modules PV identiques connectés en série. Le courant de court-circuit et la tension de circuit ouvert de chaque string sont respectivement $I_{sc} = 8,58 \text{ A}$ et $V_{oc} = 741,6 \text{ V}$. Un fusible protège deux strings contre les courants inverses. Les 471 strings sont associés en parallèle et répartis en 7 sous-centrales (zone 1 à 7) (Fig IV.2).

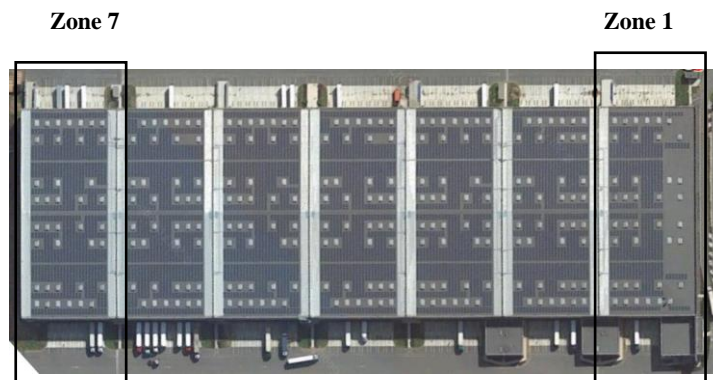


Fig IV. 9: Représentation de la centrale JIPAIBET

IV.4.1.2 Description de la centrale à échelle réduite

En s'inspirant de la configuration de la centrale JIPAIBET, nous avons modélisé dans l'environnement Matlab/Simulink à une échelle réduite de 1/12, une centrale PV constituée de 40 strings en parallèle et qui produit 250 kWc en conditions STC. Les caractéristiques des deux centrales sont présentées dans le tableau IV.1.

Nous avons gardé les spécifications suivantes :

- Même nombre de modules par string PV
- Même puissance des modules PV et des strings PV

Tableau IV. 1 : Spécifications de la centrale JIPAIBET et de la centrale simulée

	Centrale JIPAIBET	Centrale à échelle réduite
Nombre de strings	471	40
Nombre de modules total	11304	960
Nombre de modules/ string	24	24
Puissance totale	3 MWc	250 kWc
Puissance d'un string	6.36 kWc	6.25 kWc
Puissance d'un module	265 Wc	260 Wc

Partant de ce modèle disponible dans Simulink, nous avons modélisé notre centrale PV de 250 kWc. Ce modèle sera conservé pour l'étude en cas normal et en défaut. Au vu de la taille de cette centrale et afin de se rapprocher de cas réalistes, nous avons choisi de simuler les défauts en considérant comme composant de base non pas la cellule mais le module PV. Pour se rapprocher au maximum du comportement d'une centrale PV réelle de configuration série-parallèle, nous avons associé des modules PV de 260 Wc en série et en parallèle en respectant la configuration du tableau IV.1 pour modéliser la centrale PV réduite. Chaque module est protégé par une diode bypass et chaque string est doté d'une diode anti-retour.

Cette modélisation nous donne la possibilité de simuler le fonctionnement sous différentes conditions d'ombrage mais aussi la présence de plusieurs types de défauts électriques représentés par des impédances additionnelles. Cette flexibilité nous permet d'étudier l'effet des défauts des différents composants de la centrale et plus particulièrement en termes des critères suivants :

- Niveaux de sévérité en fonction de la valeur des impédances,
- Nombre de composants défectueux,
- Localisation du défaut dans la centrale.

Pour observer l'effet des défauts, nous avons placé des capteurs de courant et de tension pour mesurer les caractéristiques I(V) des strings ainsi que la caractéristique I(V) globale du champ PV. L'évaluation de l'impact d'un défaut sur ces caractéristiques permettra de tirer des renseignements sur l'emplacement et le nombre de capteurs adéquats pour une surveillance efficace d'une centrale réelle.

IV.4.1.3 Résultats de simulation

En fonctionnement sain, tous les modules de la centrale PV sont soumis aux mêmes conditions de fonctionnement (ensoleillement et température). Les caractéristiques I(V) et P(V) globale en conditions STC et pour différentes variations de la température et de l'éclairement solaire sont représentées sur les figures IV.10 et IV.11.

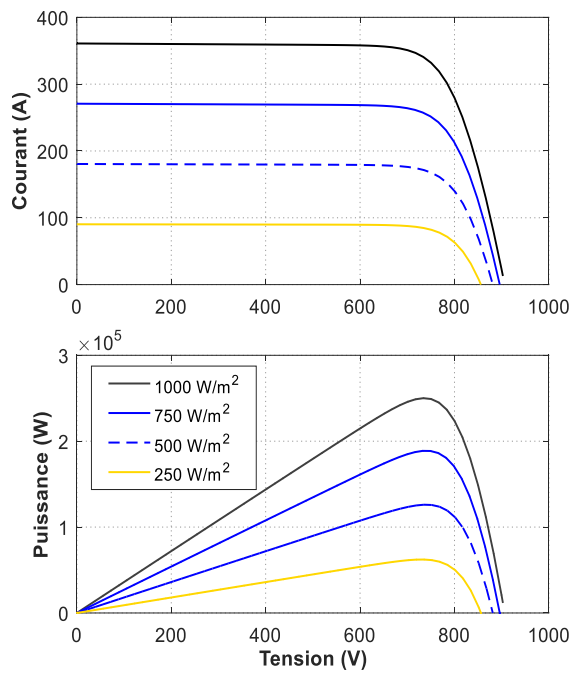


Fig IV. 10: Influence de l'irradiation solaire

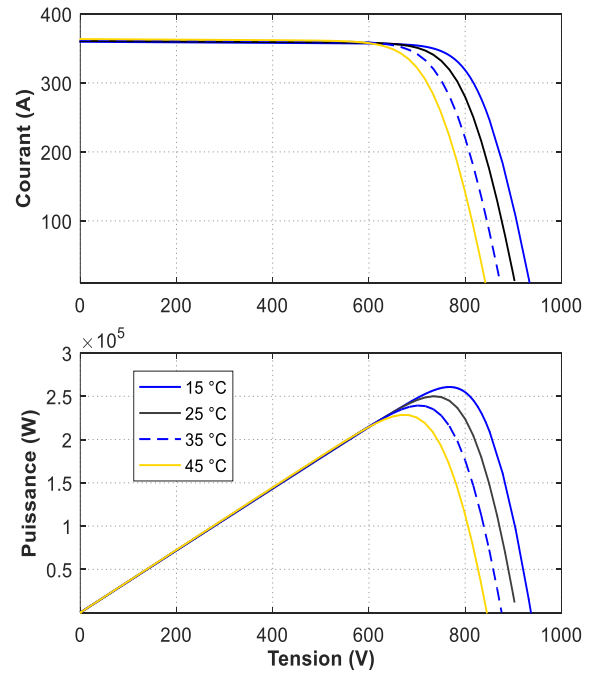


Fig IV. 11: Influence de la température

IV.4.2 Méthodes de Simulation des défauts

Les défauts qui se produisent dans un système PV apparaissent au niveau des cellules ou des modules ou encore au niveau de la commande MPPT. Ces défauts peuvent être classifiés en trois groupes :

- Défauts côté DC (défauts dans les cellules PV...),
- Défauts dans la boîte de jonction,
- Défauts côté AC (déconnexion de l'onduleur, défaut d'ouverture des transistors,...).

Nous allons dans la suite nous intéresser à l'étude des effets des défauts côté DC du système PV, c'est-à-dire les défauts qui se produisent au niveau de la centrale PV en amont de l'onduleur.

Dans la littérature, on retrouve plusieurs publications qui ont fait le point sur le diagnostic des défauts dans les centrales PV généralement à faible puissance (Chaibi et al., 2019; Chen et al., 2017; Garoudja et al., 2017, 2017; Harrou et al., 2019; Pei and Hao, 2019; Rezgui et al., 2015; Zhao et al., 2015; Zhehan and Etemadi, 2017).

Les défauts typiques étudiés sont :

- Les courts-circuits des modules PV,
- Les circuits-ouverts (déconnexion des strings, déconnexion des diodes bypass et anti-retour),
- L'ombrage partiel des modules PV,
- La dégradation des contacts (entre le champ PV et la connexion vers l'onduleur),
- L'augmentation de la résistance série des modules PV,
- Défaut de ligne (le court-circuit est un cas particulier).

Dans la suite nous allons étudier en fonction de défaut des cas qui n'ont pas été traités dans les études mentionnées plus haut à savoir:

- L'influence d'un défaut sur la caractéristique locale de fonctionnement (au niveau du string)
- La sensibilité de la caractéristique globale en fonction de la sévérité du défaut,
- L'influence de l'ombrage en fonction de sa position dans les strings et pour un même niveau de sévérité.

Pour la suite nous allons travailler avec une topologie de type à onduleur central. Sur la figure IV.12, nous avons représenté les trois types de défauts que nous allons étudier au niveau de la centrale PV. Pour un string PV partiellement ombragé, tous les modules PV défectueux sont soumis à la même irradiance. Pour une dégradation de contact entre les strings et pour un court-circuit, le défaut est modélisé par une résistance. Comparée à une modélisation mathématique, la simulation du modèle adopté pour la centrale avec les composants de base (diodes et

résistances) et la réalisation des défauts par l'ajout d'impédances ralentit la simulation mais permet d'approcher au mieux le comportement réel.

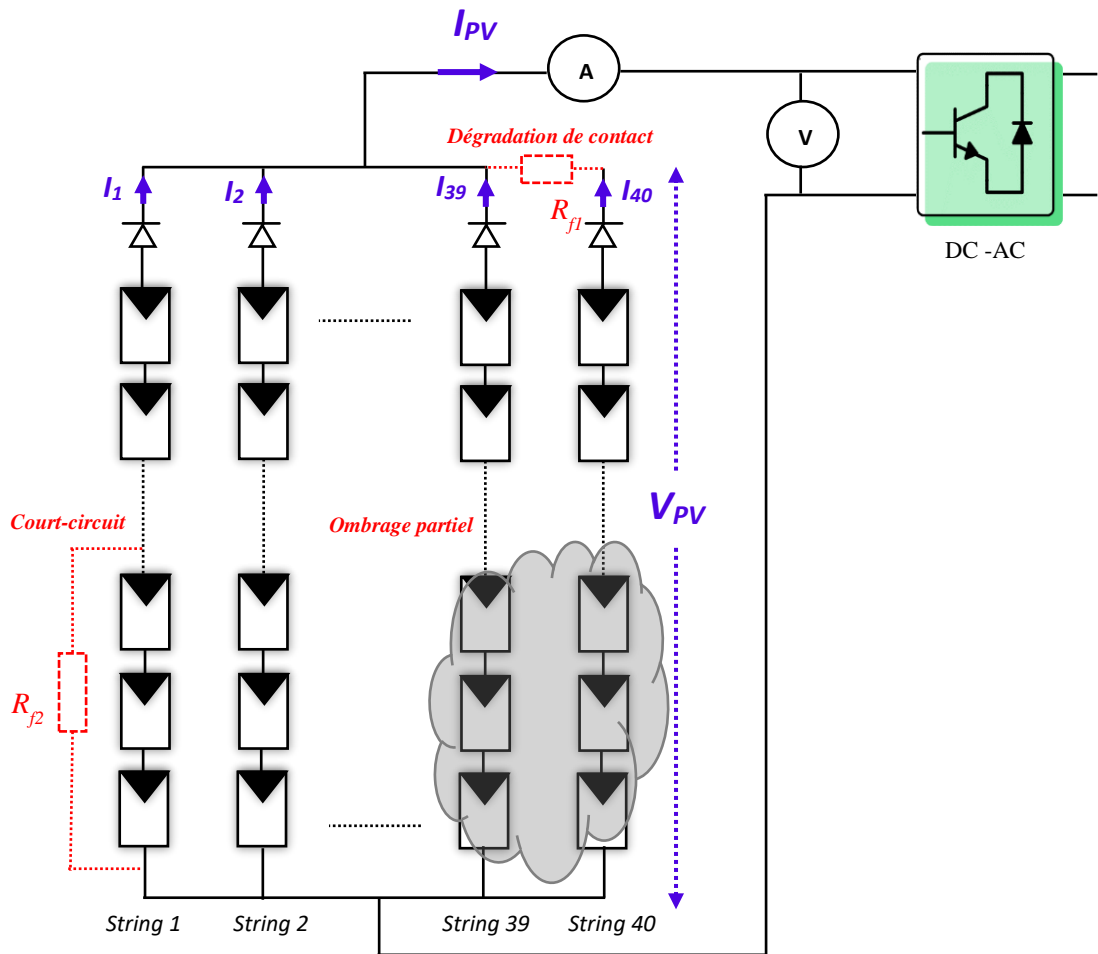


Fig IV. 12: Représentation des défauts PV étudiés

Nous résumons dans le tableau IV.2 pour chaque défaut étudié sa position d'apparition dans la centrale PV et sa sévérité.

Tableau IV. 2: Classification des défauts suivant leurs positions d'apparition dans la centrale et leurs sévérités

Défaut	Position	Sévérité	
		Amplitude	Degrés
Ombrage	au sein des strings	250 W/m ²	1% à 30% de la centrale
Dégradation de contact	inter-strings	0.5Ω ; 1Ω	1 contact
Court-circuit (progressif et franc)	au sein d'un seul string	0Ω ; 0.1Ω ; 0.5Ω ; 1Ω ; 5Ω ; 15Ω	25% à 75% des modules

Pour chaque défaut, nous avons réalisé plusieurs simulations et observé aussi bien la caractéristique I(V) locale que celle dite globale, c'est à dire au niveau de la centrale. L'objectif étant de déterminer à partir de quelle caractéristique les indicateurs les plus sensibles pourraient être extraits pour le diagnostic.

Nous ne considérerons pas le cas de défauts multiples.

IV.4.3 Résultats de simulation des modes de défaut

IV.4.3.1 Cas de l'Ombrage partiel

Démarche pour simuler l'ombrage

Afin d'analyser quantitativement la capacité de la caractéristique I(V) globale à fournir des informations sur l'état de santé des panneaux et des strings PV en cas d'ombrage, nous avons simulé ce défaut avec différentes sévérités. Chaque défaut a été introduit à différentes positions de la centrale. Chaque sévérité de défaut est représentée par un pourcentage (%) qui est le rapport entre le nombre de modules en défaut et le nombre total de modules constituant la centrale. Le tableau IV.3 montre pour chaque %, le nombre total des modules affectés, le nombre de modules en défaut par string et le nombre de string en défaut, qui sont notés respectivement par $N_{modules}$, $N_{modules/string}$ et $N_{strings}$. Les panneaux en cas sain sont simulés dans les conditions STC et les panneaux affectés sont à la même température (25°C) mais reçoivent une irradiation de 250 W/m².

Tableau IV. 3: Les sévérités du défaut d'ombrage simulé

% du défaut	1%		10%					20%			30%	
$N_{modules}$	10		96					192			288	
$N_{modules/string}$	1	10	16	12	8	4	24	16	12	8	12	24
$N_{strings}$	10	1	6	8	12	24	4	12	16	24	24	12

a) Ombrage de 1%

Pour cette simulation, nous considérons soit 1 seul string en défaut avec 10 modules ombragés ou 10 strings en défaut contenant chacun un seul module ombragé. Sur la figure IV.13 (a), les caractéristiques I(V) et P(V) du premier string PV en défaut sont présentées. Vu que les modules du string sont soumis à deux niveaux d'irradiation (1000W/m² et 250 W/m²), on observe un point d'inflexion sur les courbes I(V) string et deux maximums sur la courbe de puissance. A partir de ces courbes, on constate que le défaut d'ombrage, même s'il n'affecte qu'un seul

module parmi les 24 connectés en série au sein du string, il a un effet significatif sur les caractéristiques du string. Ce défaut pourra être alors détecté en se basant sur ces caractéristiques locales. On note que la perte au niveau de la tension du point d'inflexion est liée au nombre de modules affectés. En effet, on perd la totalité de la tension des modules ombragés suite à la mise en conduction de leurs diodes bypass.

Par contre ce défaut n'a pas un effet très significatif sur les courbes I(V) et P(V) globales. Nous présentons dans le tableau IV.4 la perte de puissance minimale en % mesurée pour un string notée $\Delta P_{\min, \text{str}}(\%)$ et pour toute la centrale notée $\Delta P_{\min, \text{chp}}(\%)$. On note une réduction de moins de 2% de la puissance maximale globale (cela correspond à une baisse de production théorique de 5kW). On constate qu'un ombrage de 1%, affectant uniquement 10 parmi 960 modules est plus difficilement détectable sur les caractéristiques globales.

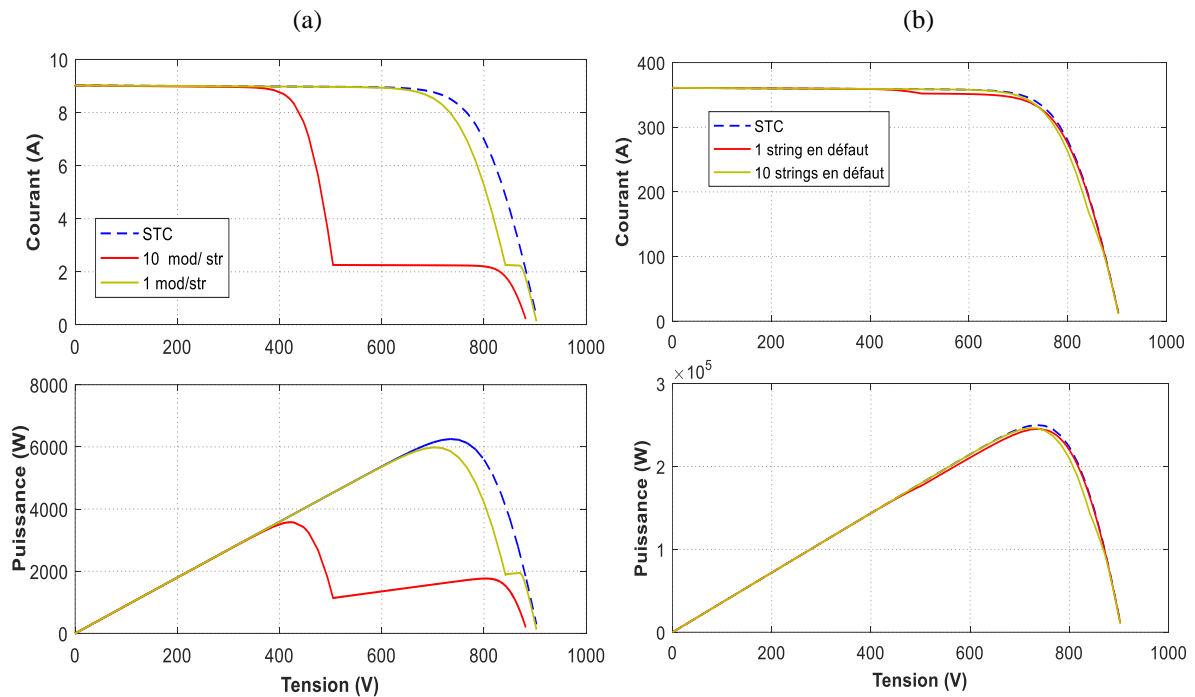


Fig IV. 13: Caractéristiques d'un string défectueux (a), et de la centrale totale (b)

Tableau IV. 4: Pertes en puissance en fonction de la sévérité de 1%

N_{strings}	1	10
$\Delta P_{\min, \text{str}}(\%)$	42.8	4.3
$\Delta P_{\min, \text{chp}}(\%)$	1.52	1.82

b) Ombrage de 10%

Un ombrage de 10% est réalisé en simulant la centrale avec 96 modules PV ombragés. Cet ombrage est fait de cinq façons différentes en faisant varier à chaque fois le nombre de modules et de strings affectés (tableau IV.3). La figure IV.14 montre les courbes I(V) et P(V) pour un string et les caractéristiques résultantes globales avec différents modules en défaut. On peut faire les mêmes remarques que dans le cas précédent. La tension au point d'inflexion décroît proportionnellement en fonction du nombre de modules en défaut par string. Nous présentons dans le tableau IV.5 la perte de la puissance mesurée au niveau du string en défaut et au niveau de la centrale. Nous remarquons que malgré la même sévérité du défaut (10% d'ombrage), la perte de puissance est différente selon la configuration. Pour les configurations d'ombrage réalisées, la perte minimale relevée sur la centrale est évaluée à 7% et la perte maximale est de 22% (55kW). Ces effets sont significatifs et perceptibles au niveau de la centrale.

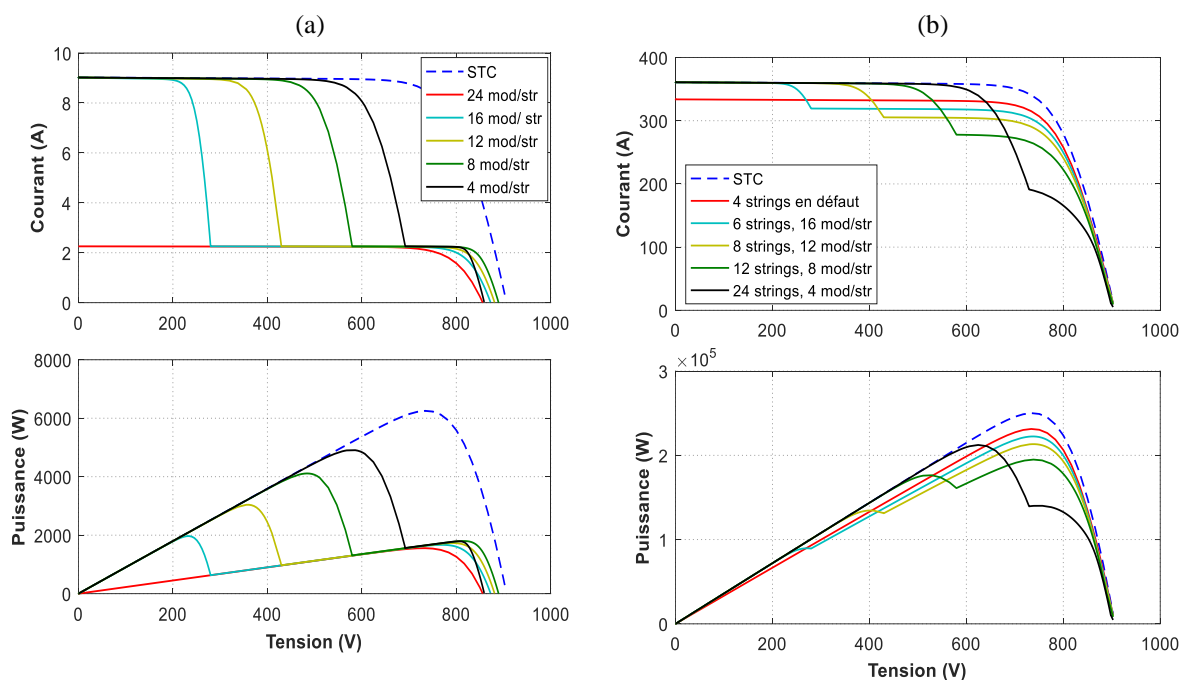


Fig IV. 14: Caractéristiques d'un string défectueux (a), et de la centrale totale (b)

Tableau IV. 5: Pertes en puissance en fonction de la sévérité de 10%

N_{strings}	4	6	8	12	24
$N_{\text{mod/str}}$	24	16	12	8	4
$\Delta P_{\text{min,str}}(\%)$	75	68	51	34	21
$\Delta P_{\text{min,chp}}(\%)$	7	11	14	22	15

c) Ombrage de 20%

Un ombrage de 20% avec les différentes configurations va entraîner une perte de puissance minimale de 15% au niveau de la centrale. La dégradation des performances varie non seulement en fonction du pourcentage de l'ombrage, mais aussi en fonction de sa position dans les strings PV (tableau IV.6). Les déformations sont observables aussi bien sur les caractéristiques locales que les caractéristiques globales (Fig. IV.15).

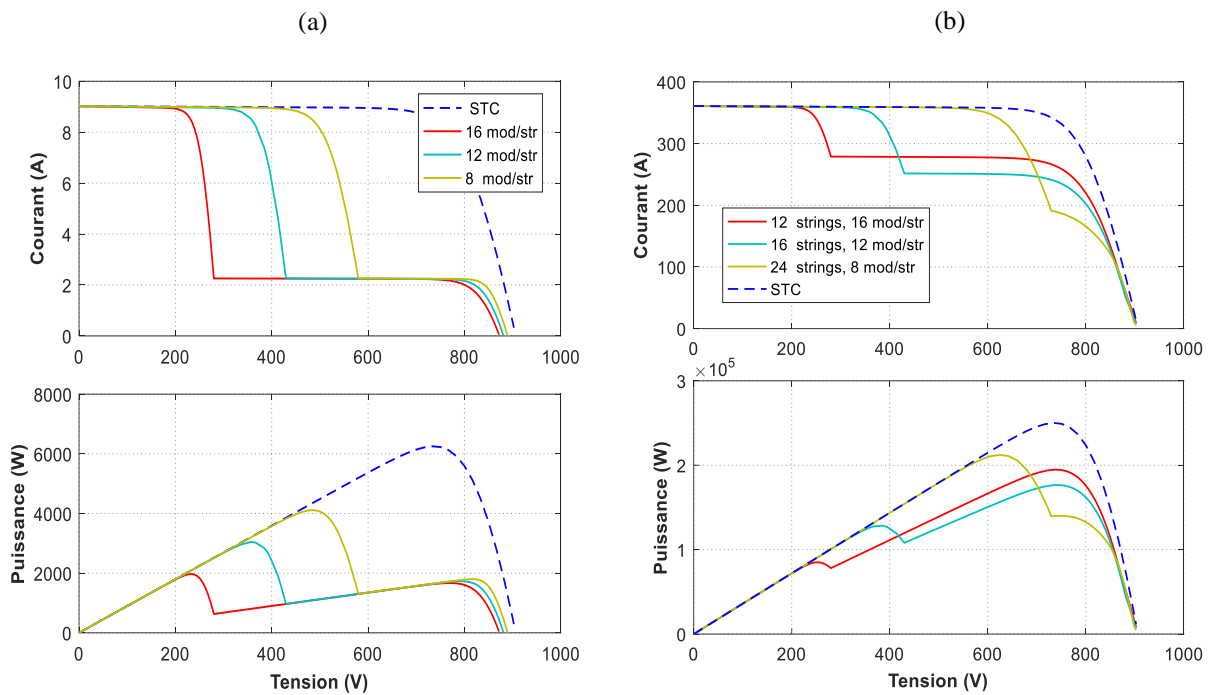


Fig IV. 15: Caractéristiques d'un string défectueux (a), et de la centrale totale (b)

Tableau IV. 6: Pertes en puissance en fonction de la sévérité de 20%

N_{strings}	12	16	24
$N_{\text{mod/str}}$	16	12	8
$\Delta P_{\text{min,str}}(\%)$	68	51	34
$\Delta P_{\text{min,chp}}(\%)$	22	30	15

d) Ombrage de 30%

Pour cette sévérité de défaut, nous avons simulé deux cas qui peuvent se produire réellement. Lorsque tous les 24 modules sont affectés dans le string PV, nous notons une réduction de 75% du courant de court-circuit I_{sc} . Pour le cas d'un ombrage de 12 modules, la courbe locale présente un point d'inflexion. Les déformations sont là aussi observables sur la caractéristique

globale (Fig IV.16). Les pertes de puissance au niveau du string et de la centrale sont données dans le tableau IV.7.

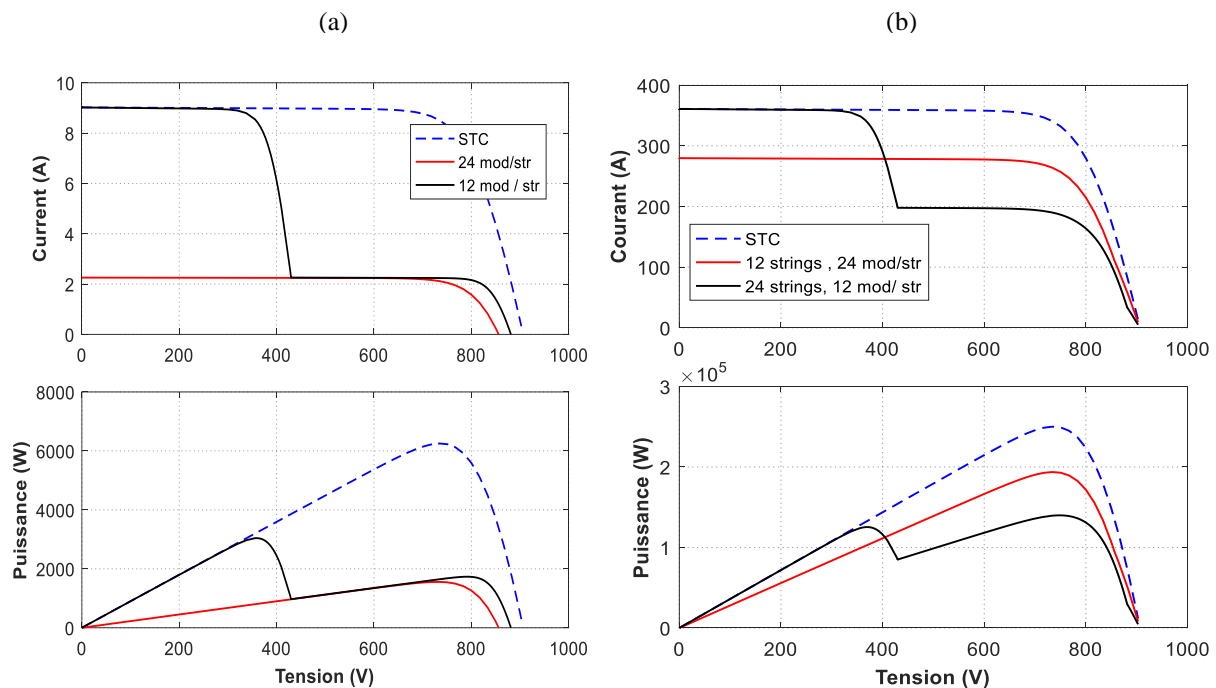


Fig IV. 16: Caractéristiques d'un string défectueux (a), et de la centrale totale (b)

Tableau IV. 7: Pertes en puissance en fonction de la sévérité de 30%

N_{strings}	12	24
$N_{\text{mod/str}}$	24	12
$\Delta P_{\text{min,str}}(\%)$	51	75
$\Delta P_{\text{min,chp}}(\%)$	22	44

Les résultats obtenus ont montré que pour une sévérité inférieure à 10%, la détection du défaut par l'analyse des caractéristiques globales est plus délicate. Nous avons également noté que l'impact d'un défaut ne dépend pas seulement de sa sévérité mais aussi de sa position dans la centrale. En se basant sur les configurations d'ombrage simulées, nous pouvons dire que la caractéristique globale est affectée significativement à partir d'un ombrage de 10%. Par contre on aura noté que les caractéristiques locales I(V) au niveau des strings sont plus impactées. Néanmoins elles nécessitent une instrumentation dédiée ce qui n'est pas le cas de la caractéristique globale.

IV.4.3.2 Dégradation de contact

Une dégradation de contact est liée généralement à un problème de corrosion des métaux (Manganiello et al., 2015; Yang et al., 2013). Cette dégradation peut être modélisée par une augmentation de la résistance entre les modules PV et/ou les strings PV de la centrale. Selon l'étude dans (Yang et al., 2014), un défaut d'arc électrique peut apparaître suite à l'augmentation de cette résistance. La valeur typique de la résistance de contact en fonctionnement normal pour les systèmes photovoltaïques donnée dans l'étude de (Yang et al., 2013) est de 2.3 m Ω . A notre ample connaissance, l'effet de la dégradation du contact à différentes positions dans les systèmes PV n'a pas été étudié dans la littérature. Dans les travaux de (Chen et al., 2017) , une dégradation de contact de 2 Ω , 4 Ω et 6 Ω a été étudiée dans une centrale PV de 1.8 kWc. Dans l'étude menée par (Zhu et al., 2018), les mêmes amplitudes du défaut ont été traitées pour un champ de 10 kWc. Ces deux travaux ont étudié ce défaut uniquement au niveau de la connexion de la centrale du côté onduleur.

Pour notre cas, nous avons considéré les défauts de contact entre les strings PV dans quatre positions différentes de la centrale. L'effet de ce défaut a été simulé pour des résistances de 0.5 Ω ou de 1 Ω . Les caractéristiques I(V) globales sont représentées sur la figure IV.17 (a) pour la dégradation de 0.5 Ω et pour les différentes positions : contact entre les strings 1 et 2, les strings 20 et 21, les strings 25 et 26 et finalement entre le dernier string et le contact relié à l'onduleur. La figure IV.17 (b) montre les caractéristiques résultantes de la dégradation pour une résistance de 1 Ω . Sur la figure IV.17 (c), sont représentées les courbes I(V) globales obtenues pour les mêmes positions de défaut avec les deux sévérités. D'après ces simulations, nous avons constaté que la caractéristique globale est sensible à ce défaut à partir d'une certaine position dans la centrale PV. Etant donné que nous considérons que la dégradation de contact inter-strings, les caractéristiques locales ne sont pas présentées dans ces simulations. La détection des défauts dans les premiers strings semble être difficile si on se base uniquement sur des indicateurs de performances qui reposent sur la caractéristique globale. Nous montrons sur la figure IV.18 la déformation de cette courbe pour un défaut de 1 Ω introduit entre les strings 1 et 2, 3 et 4, 5 et 6, 9 et 10.

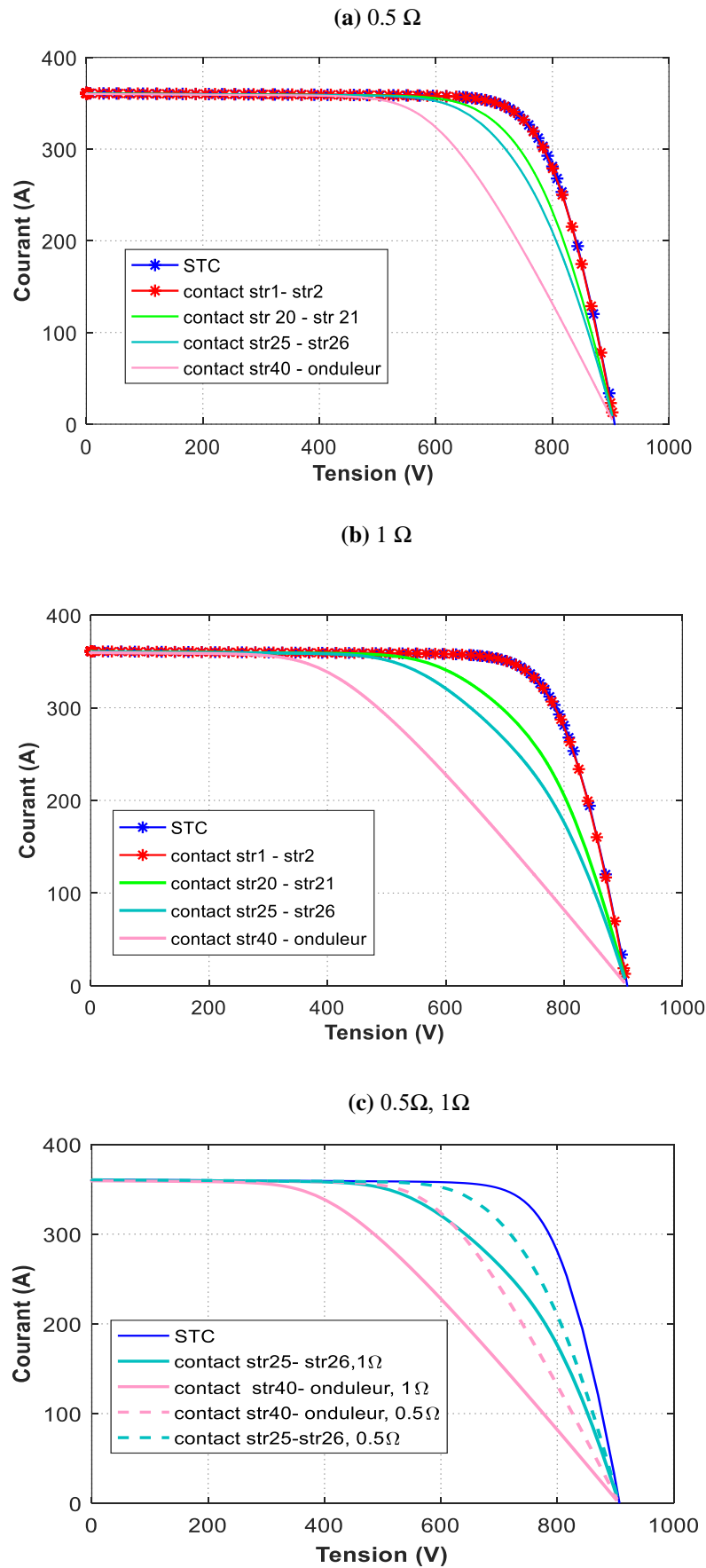


Fig IV. 17: Caractéristique I(V) globale pour une dégradation de contact

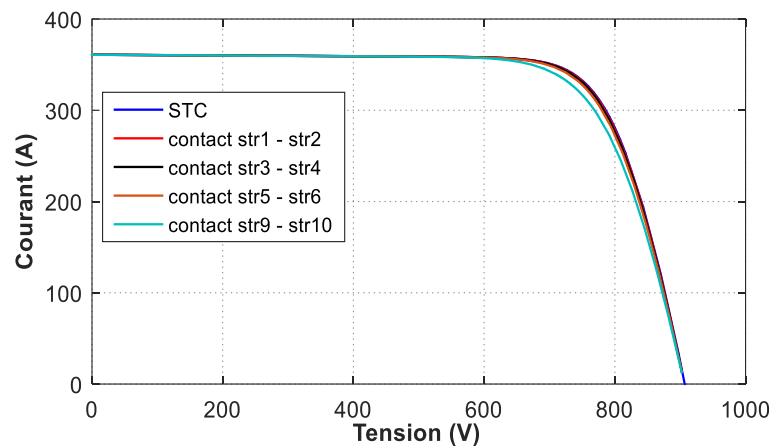


Fig IV. 18: Caractéristique I(V) globale pour des dégradations au sein des premiers strings PV

On peut faire deux autres remarques à partir de ces résultats :

- *Pour la même sévérité*

Etant donné que les strings sont connectés en parallèle, lorsque la dégradation se produit au niveau des derniers strings, la caractéristique devient plus fortement déformée. (Fig. IV.17 (a), (b)), ce qui peut se comprendre par le fait que le courant est plus élevé lorsque l'on se rapproche de l'onduleur.

- *Pour la même position du défaut*

Plus la valeur de la résistance de contact est grande, plus pour un même niveau de courant, la chute de tension au sein du string est significative (Fig. IV.17 (c)), ce qui va se traduire par une perte en puissance produite.

Le facteur de forme (ff) (Eq (6)) pourrait être un indicateur potentiel pour la détection de ce genre de défaut. Dans les conditions STC, il est évalué à 0.77. Les variations de ce facteur en fonction de la valeur et de la position de la résistance de contact sont données dans le tableau IV.8.

$$ff = \frac{V_{mpp} I_{mpp}}{V_{oc} I_{sc}} \quad (6)$$

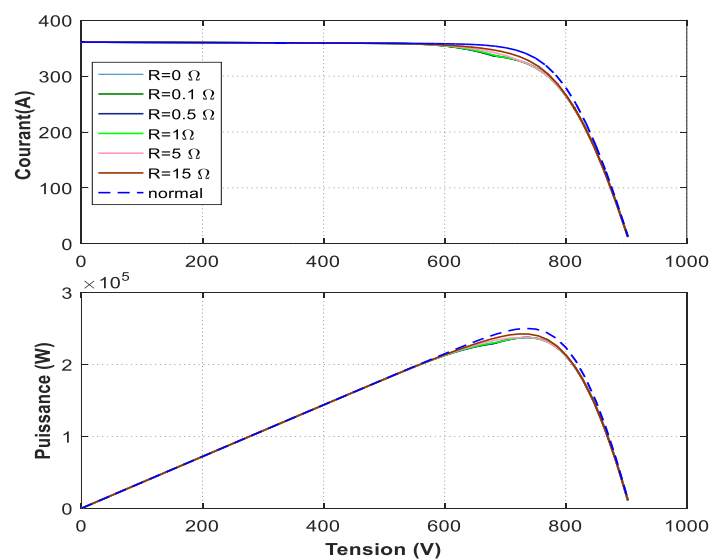
Tableau IV. 8 : Facteur de forme en fonction de la dégradation de contact

Valeur de la résistance	Position du défaut	ff
0.5 Ω	String 1- String 2	0.77
	String 20- String 21	0.71
	String 25- String 26	0.68
	String 40- coté onduleur	0.59
1 Ω	String 1- String 2	0.77
	String 20- String 21	0.64
	String 25- String 26	0.59
	String 40- coté onduleur	0.44

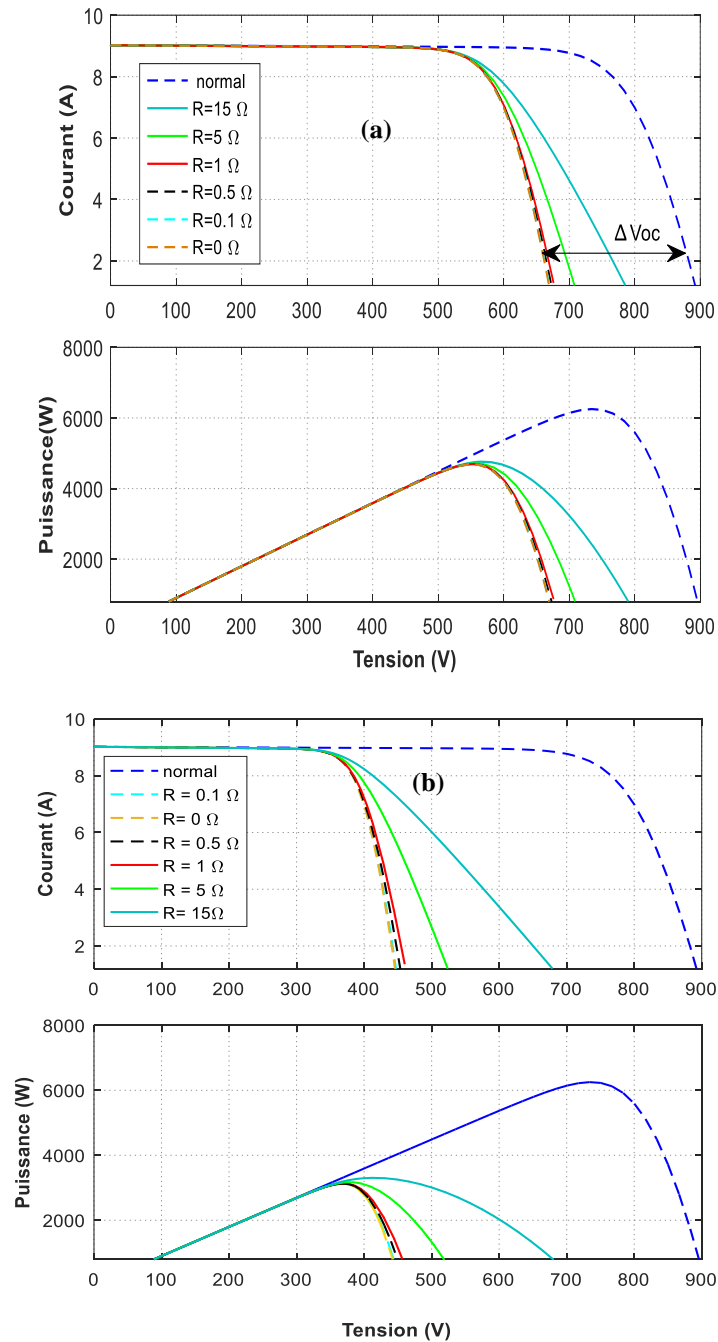
IV.4.3.3 Défaut de court-circuit

Dans ces simulations, nous avons considéré les défauts de court-circuit au niveau des modules PV. En faisant varier la résistance du défaut R_f mise en parallèle avec les modules PV défectueux pour les valeurs suivantes 0.1 Ω , 0.5 Ω , 1 Ω , 5 Ω , 15 Ω , nous avons pu recréer différentes configurations du cas du court-circuit franc au cas du défaut naissant. Nous avons aussi fait varier à chaque simulation le pourcentage de *mismatch*. Celui-ci représente le rapport entre le nombre de modules défectueux et le nombre total de modules dans un string. Par exemple, un *mismatch* de 25% correspond à 6 modules en défaut parmi les 24 du string.

Nous représentons les caractéristiques I(V) et P(V) globales sur la figure IV.19 pour un *mismatch* de 25% et pour différentes valeurs de la résistance du défaut. Nous notons une faible sensibilité de cette caractéristique en présence de ce défaut. Nous allons considérer par la suite les caractéristiques locales déterminées pour un string défaillant.


Fig IV. 19: Caractéristiques globales pour un mismatch de 25%

La figure IV.20 montre les courbes I(V) et P(V) d'un string déficient avec les différents *mismatch* et les différentes valeurs du défaut. Pour le court-circuit franc ($R_f = 0 \Omega$), la chute de tension en circuit-ouvert du string ΔV_{oc} est proportionnelle au nombre de modules court-circuités. En effet, lorsqu'un module se met en court-circuit, le courant dans le string reste le même mais on perd la tension de ce module. Pour les autres cas, plus la valeur de la résistance est grande plus on se rapproche du fonctionnement normal. La variation de la tension V_{oc} pourra être un indicateur de ce type de défaut.



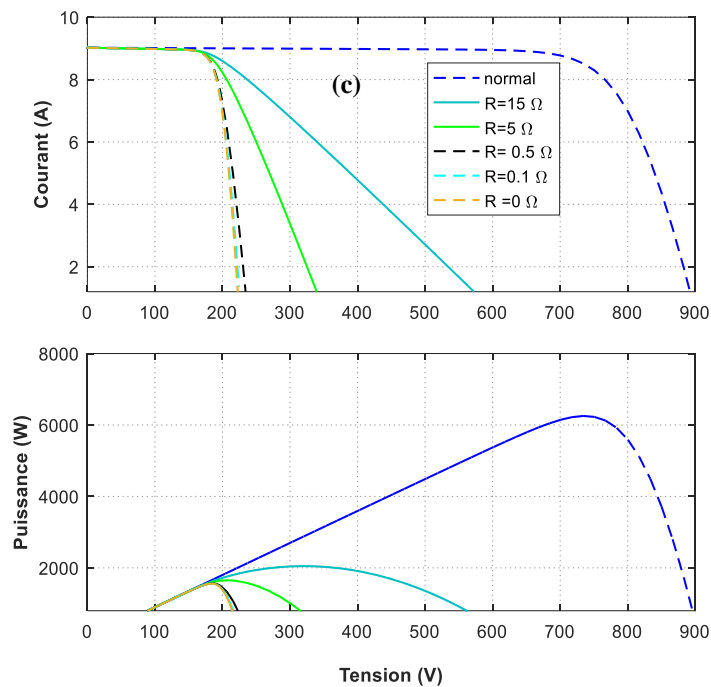


Fig IV. 20: Caractéristiques locales pour un *mismatch* de 25% (a), 50% (b) et 75% (c)

▪ Synthèse

Les simulations en mode dégradé ont montré la sensibilité de la caractéristique I(V) globale au défaut d'ombrage et au défaut de contact entre les strings. Des indicateurs pertinents pour le diagnostic pourraient être extraits des mesures électriques globales faites aux bornes du bus continu de l'onduleur. Par contre les premiers résultats ont montré que dans le cas d'un défaut de court-circuit et ce pour toutes les différentes sévérités, les caractéristiques I(V) mesurées aux bornes des strings semblent être plus sensibles au défaut. Le diagnostic de ce défaut nécessiterait d'instrumenter les strings. Dans le tableau IV.9 nous comparons la sensibilité de la courbe I(V) locale et centrale par rapport au même type de défaut. Ceci décrit le pouvoir de détection de chaque type de défaut étudié en se basant sur sa signature sur ces courbes.

Tableau IV. 9: Comparaison de la sensibilité de la caractéristique locale et centrale

Type de défaut	I(V) locale	I(V) centrale
Ombrage partiel	+++	++
Dégradation de contact	+++	++
Court-circuit	+++	--

Dans toutes les simulations, nous avons considéré les mêmes conditions environnementales pour le cas sain et pour les cas de défaut. En cas d'une variation de ces conditions, un prétraitement des indicateurs des défauts peut s'avérer nécessaire pour s'affranchir des conditions environnementales et se ramener par exemple aux conditions STC.

Le modèle de simulation développé dans ce travail constitue un outil exploratoire pour analyser les différentes configurations de défauts pour différentes conditions d'exploitation.

IV.5 Conclusion

Pour développer des méthodes de diagnostic, une bonne connaissance du comportement du système lorsqu'il est soumis à des défauts est nécessaire. Dans ce chapitre nous avons montré l'influence sur le comportement local (au niveau string) ou global (au niveau de la centrale) de trois défauts typiques dans les centrales PV : ombrage partiel, dégradation des contacts entre les strings et court-circuit des modules PV.

Plusieurs simulations ont été faites pour chaque défaut en faisant varier à chaque fois sa sévérité et/ou son emplacement dans la centrale. Le modèle adopté pour la centrale PV donne la possibilité d'introduire aisément et d'une manière plus réaliste les défauts considérés. Pour le cas du court-circuit et de la dégradation de contact, les défauts sont modélisés par des résistances additionnelles. Pour l'ombrage partiel, les modules supposés défectueux reçoivent une irradiation solaire plus faible que celle des modules fonctionnant en cas sain. Ces simulations ont montré que les défauts d'ombrage partiel et de dégradation de contact selon leur niveau de sévérité impactent le comportement global de la centrale PV. L'analyse de la caractéristique $I(V)$ globale devrait permettre de faire le diagnostic. Par contre les défauts de court-circuit ont plus d'effet sur les caractéristiques $I(V)$ des strings.

Bibliographie

- Bun, L., 2011. Détection et localisation de défauts dans un système photovoltaïque. Université de Grenoble, France.
- Chaibi, Y., Malvoni, M., Chouder, A., Boussetta, M., Salhi, M., 2019. Simple and efficient approach to detect and diagnose electrical faults and partial shading in photovoltaic systems. *Energy Conversion and Management* 196, 330–343.
- Chen, Z., Wu, L., Cheng, S., Lin, P., Yue, W., Lin, W., 2017. Intelligent fault diagnosis of photovoltaic arrays based on optimized kernel extreme learning machine and I-V characteristics. *Applied Energy* 204, 912–931.
- Garoudja, E., Harrou, F., Sun, Y., Kara, K., Chouder, A., Silvestre, S., 2017. Statistical fault detection in photovoltaic systems. *Sol.Energy* 150, 485–499.
- Harb, S., Kedia, M., Zhang, H., Balog, R., 2013. Microinverter and string inverter gridconnected photovoltaic system - A comprehensive study. Presented at the IEEE 39th Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), USA.
- Harrou, F., Taghezouit, B., Sun, Y., 2019. Improved kNN-Based Monitoring Schemes for Detecting Faults in PV Systems. *IEEE Journal of Photovoltaics* 9, 811–821.
- Hu, H., Harb, S., Kutkut, N.H., Shen, Z.J., Batarseh, I., 2013. A Single-Stage Microinverter Without Using Electrolytic Capacitors. *IEEE Trans. Power Electron* 28, 2677–2687.
- Ishaque, K., Zainal, S., 2011. An improved modeling method to determine the model parameters of photovoltaic (PV) modules using differential evolution (DE). *Sol.Energy* 85, 2349–2359.
- KEBE, A., 2013. Contribution au pré dimensionnement et au contrôle des unités de production d'énergie électrique en site isolé à partir des énergies renouvelables : Application au cas du Sénégal. Univ. PARIS-SUD.
- Kichou, S., Silvestre, S., Guglielminotti, L., Mora-Lopez, L., Munoz-Ceron, E., 2016. Comparison of two PV array models for the simulation of PV systems using five different algorithms for the parameters identification. *Renew.Energy* 99, 270–279.
- Kjaer, S.B., Pedersen, J.K., Blaabjerg, F., 2005. A review of single-phase grid-connected inverters for photovoltaic modules. *IEEE Trans. Indus. App.* 41, 1292–1306.
- Kjaer, S.B., Pedersen, J.K., Blaabjerg, F., 2002. Power Inverter Topologies for Photovoltaic Modules- a Review. Presented at the IEEE Industry Applications Conference, USA, pp. 782–788.
- Kourdane, R., Talbert, T., Gachon, D., Fruchier, O., Thierry, F., Petit, M., Martire, T., 2018. Modélisation de structures DC/DC hautement élévatrice pour systèmes CPV. Presented at the Journées Nationales du Photovoltaïques (JNPV), Dourdan, France.
- Manganiello, P., Batalo, M., Vitelli, M., 2015. A Survey on Mismatching and Aging of PV Modules: The Closed Loop. *IEEE Trans. Indus. Electron* 62, 7276–7286.

- Manganiello, P., Ricco, M., Petrone, G., Monmasson, E., Spagnuolo, G., 2014. Optimization of Perturbative PV MPPT Methods Through Online System Identification. *IEEE Trans. Indus. Electron* 61, 6812–6821.
- Merchaoui, M., Sakly, A., Mimouni, M.F., 2018. Particle swarm optimisation with adaptive mutation strategy for photovoltaic solar cell/module parameter extraction. *Energy Conv. and Manag.* 175, 151–163.
- Motahir, S., El Ghzizal, A., Sebti, S., Derouich, A., 2017. MIL and SIL and PIL tests for MPPT algorithm. *Cogent engineering- ELECTRICAL & ELECTRONIC ENGINEERING* 4, 1–18.
- Oliva, D., Cuevas, E., Pajares, G., 2014. Parameter identification of solar cells using artificial bee colony optimization. *Energy* 72, 93–102.
- Pei, T., Hao, X., 2019. A Fault Detection Method for Photovoltaic Systems Based on Voltage and Current Observation and Evaluation. *Energies* 12, 1–16.
- Rezgui, W., 2015. Système intégré pour la supervision et le diagnostic des défauts dans les systèmes de production d'énergies : les installations photovoltaïque.
- Rezgui, W., Mouss, N.K., Mouss, L.-H., Mouss, M.D., Amirat, Y., Benbouzid, M., 2015. Smart diagnosis algorithm of the open-circuit fault in a photovoltaic generator. Presented at the 3rd International Conference on Control, Engineering & Information Technology (CEIT), Tlemcen, Algeria.
- S.Pillai, D., Rajasekar, N., 2018. Metaheuristic algorithms for PV parameter identification: A comprehensive review with an application to threshold setting for fault detection in PV systems. *Renew. Sustain. Energy Rev* 82, 3503–3525.
- Talbert, T., Gachon, D., Fruchier, O., Thierry, F., Martire, T., 2016. Architecture électrique pour systèmes CPV. Presented at the Journées Nationales du Photovoltaïques (JNPV), Dourdan, France.
- Telidjane, M., 2017. Modélisation des panneaux photovoltaïques et adaptation de la cyclostationnarité pour le diagnostic. UNIVERSITE DE LYON.
- Villalva, M.G., Gazoli, J.R., Filho, E.R., 2009. Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays. *IEEE Trans. on Power Elec.* 24, 1198–1208.
- Yang, B.B., Armijo, K., Harrison, R.K., Thomas, K.E., Johnson, J., Taylor, J., Sorensen, N.R., 2014. Arc Fault Risk Assessment and Degradation Model Development for Photovoltaic Connectors. Presented at the IEEE 40th Photovoltaic Specialist Conference (PVSC), USA, pp. 3549–3555.
- Yang, B.B., Sorensen, N.R., D.Burton, P., Taylor, J.M., Kilgo, A.C., Robinson, D.G., Granata, J.E., 2013. Reliability model development for photovoltaic connector lifetime prediction capabilities. Presented at the IEEE 39th Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), USA, pp. 139–144.

- Zhao, Y., Ball, R., Mosesian, J., de Palma, J., Lehman, B., 2015. Graph-Based Semi-supervised Learning for Fault Detection and Classification in Solar Photovoltaic Arrays. *IEEE Trans. Power Electron* 30, 2848–2858.
- Zhehan, Y., Etemadi, A.H., 2017. Line-to-line fault detection for photovoltaic arrays based on multiresolution signal decomposition and two-stage support vector machine. *IEEE Trans. Indus. Electron* 64, 8546–8556.
- Zhu, H., Lu, L., Yao, J., Dai, S., Hu, Y., 2018. Fault diagnosis approach for photovoltaic arrays based on unsupervised sample clustering and probabilistic neural network model. *Sol.Energy* 176, 395–405.

Conclusion générale et perspectives

L'intégration de l'énergie photovoltaïque dans les microgrids est en forte croissance depuis quelques années. Pour assurer un usage optimal de cette ressource, le microgrid doit être conçu, piloté et surveillé judicieusement. Cela permet d'améliorer son efficacité énergétique en garantissant le meilleur rendement et une fourniture régulière de l'énergie quelles que soient les conditions environnementales. Améliorer cette efficacité énergétique nécessite l'amélioration de la fiabilité des constituants du microgrid, notamment la fiabilité des modules PV et de leurs convertisseurs de puissance associés. Il est donc indispensable d'assurer la surveillance de la source PV en développant des méthodes de diagnostic sensibles aux défauts et robustes aux changements des conditions météorologiques notamment l'éclairement et la température. C'est dans cette thématique que se situent les travaux de cette thèse dont l'objectif est de contribuer au développement de méthodes de diagnostic de défauts affectant les modules PV lorsqu'ils fonctionnent en environnement extérieur.

Dans le chapitre I nous avons d'abord décrit les éléments de base d'un système PV à partir de la cellule PV jusqu'au champ PV. Nous avons ensuite dressé un état de l'art sur les types de défauts les plus fréquents dans les cellules et modules PV et les plus étudiés dans la littérature. Il a été démontré dans des études récentes que l'apparition de ces défauts et les pertes de production résultantes dépendent fortement de la technologie PV utilisée, des conditions environnementales mais aussi de défauts présents et non détectés. L'analyse de la littérature a permis de déduire que la sévérité d'un défaut est définie selon le taux de baisse des performances et son impact sur la sécurité du système. L'étude a montré que les défauts donnant lieu à l'apparition des points chauds suivis par les défauts *PID* sont considérés comme les défauts les plus sévères pour les cellules en silicium monocristallin. A partir de la littérature, nous avons également classé les méthodes de diagnostic selon la modélisation adoptée pour le générateur PV et nous les avons décrites selon le type de défaut à détecter avec pour chaque méthode ses avantages et ses inconvénients. Cette étude nous a permis de faire le choix dans cette thèse d'opter pour une approche de diagnostic pilotée par les données issues des mesures courantes disponibles dans les installations PV. Les principales contributions de cette thèse sont mentionnées à la fin de ce chapitre.

Dans le chapitre II, nous avons proposé une méthode de détection et de classification du défaut d'ombrage partiel basée sur les données. A partir des données de la courbe $I(V)$ entière acquises

en conditions météorologiques réelles pour un module PV de 250 Wc, nous avons utilisé l'Analyse en Composantes Principales (ACP) comme outil d'analyse des signatures du défaut. Après un rappel sur les régimes de fonctionnement d'une cellule PV, nous avons présenté la plateforme expérimentale. Ensuite le principe général de la méthode de diagnostic et les résultats ont été présentés. Nous avons montré d'abord l'importance du choix des variables représentatives du système dans la phase de modélisation. En utilisant les données brutes de la tension, du courant et de la puissance du module, les résultats n'ont pas été satisfaisants en termes de classification dans l'espace de projection des composantes principales. Un important chevauchement entre les groupes de données a été observé. Dans le but d'améliorer la discrimination entre les données et d'augmenter la sensibilité de la méthode, nous avons dans l'étape de prétraitement normalisé la tension et la puissance par le rendement du module et nous avons considéré le logarithme de la matrice de données pour le traitement par l'ACP. En phase d'apprentissage, un taux de bien classés minimale de 87.38% a été obtenu, et un taux de 97% a été obtenu en phase de test. Les résultats obtenus en exploitant toute la caractéristique $I(V)$ du module ont démontré la performance du modèle implicite de l'ACP et son efficacité pour la détection et la classification du défaut d'ombrage malgré les variations climatiques notamment celle de l'irradiation pendant les mesures.

Néanmoins, l'acquisition en temps réel de la caractéristique $I(V)$ complète dans une installation photovoltaïque nécessite l'interruption de la production et peut affecter la qualité de l'acquisition. Ce problème a été abordé au début du chapitre III. Nous avons donc proposé de détecter les mêmes défauts d'ombrage étudiés avec la méthode de l'ACP mais en se basant uniquement sur les coordonnées du point de puissance maximale (MPP). Malgré qu'elle dispose de moins d'informations par rapport à la caractéristique entière, nous avons réussi à discriminer les données saines des données en défaut avec un taux de classification de 100%. L'Analyse en Composantes Principales appliquée à la matrice de données formée par les points MPP a montré son pouvoir discriminant dans le cas du défaut d'ombrage partiel à l'échelle du module PV. La distribution des points obtenus dans le plan des composantes principales a montré la possibilité d'une séparation linéaire des classes. Nous avons alors opté pour l'Analyse Linéaire Discriminante pour définir les plans de séparation qui nous permettent ensuite d'identifier la classe des nouvelles mesures sur le module PV.

Afin d'élargir l'étude à l'échelle d'une centrale sans disposer de données expérimentales, nous avons choisi de développer un outil de simulation qui nous permettra d'explorer plusieurs conditions de fonctionnement. Ce travail est exposé dans le chapitre IV. La configuration de la

centrale développée en simulation est inspirée de celle d'une centrale existante de 3MWc (JIPAIBET). La centrale simulée est un modèle réduit avec 960 modules PV formant 40 strings et produisant 250 kWc. Dans la continuité des travaux présentés dans les chapitres précédents, l'objectif recherché dans cette étude est d'évaluer la sensibilité d'un défaut sur la caractéristique I(V) globale c'est à dire mesurée au niveau de l'onduleur et sur les caractéristiques I(V) dites locales mesurées au niveau des strings. Le premier défaut simulé est l'ombrage partiel avec quatre différents niveaux de sévérité. Les résultats obtenus ont montré que son influence sur la caractéristique globale est significative à partir d'une sévérité de 10%.

Le deuxième défaut considéré est la dégradation du contact entre les strings PV. Pour ce type de défaut, nous avons conclu que la courbe I(V) globale pouvait s'avérer suffisante pour la détection seulement lorsque celui-ci apparaît à partir d'une certaine position dans la centrale.

Nous avons finalement simulé le défaut de court-circuit à l'intérieur des strings PV. Ce défaut a été réalisé avec différents niveaux de sévérité allant du court-circuit franc à celui qui serait par une variation du pourcentage de *mismatch*. Pour toutes les sévérités simulées, nous avons noté que les mesures des courbes I(V) strings ou dites locales sont indispensables pour le diagnostic.

Les travaux accomplis dans le cadre de cette thèse ouvrent de nouvelles perspectives.

La méthode de l'ACP a montré un fort intérêt pour le diagnostic du défaut d'ombrage partiel en utilisant la caractéristique I(V) complète. Il serait intéressant d'évaluer ses performances pour d'autres types de défauts (délamination, *snail trails*, ...) et pour d'autres technologies PV. Il pourrait également être intéressant d'évaluer d'autres variables descriptives et d'autres méthodes de prétraitement pour améliorer la robustesse vis à vis des variations des conditions environnementales. Sur l'analyse des signatures, si le volume de données devient conséquent, une comparaison avec les méthodes de *machine learning* pourrait s'avérer intéressante.

Les premiers résultats du diagnostic par analyse des points de puissance maximale (MPP) en utilisant l'ACP et l'ALD sont prometteuses. Cependant il serait intéressant d'évaluer la méthode en augmentant le nombre des échantillons pour couvrir plus de conditions environnementales et plus de modes de fonctionnement. Enfin cette méthode n'a été jusqu'ici appliquée qu'à l'échelle d'un module PV. Il serait intéressant de l'évaluer au niveau des strings et du champ PV. D'ailleurs des travaux de simulation ont été commencés avec l'analyse de points MPP pour les défauts déjà étudiés. Il s'est avéré que la phase de prétraitement est la plus

délicate surtout si l'on souhaite considérer plusieurs sévérités avec des variations importantes des données météorologiques.

La disponibilité d'un outil de simulation d'une centrale à échelle réduite connectée au réseau pourra permettre l'étude au niveau de la centrale des signatures les plus pertinentes pour les défauts d'ombrage partiel, de dégradation de contact entre les strings et des courts-circuits. Avec les technologies actuelles des onduleurs permettant d'obtenir des courbes $I(V)$ partielles en temps réel, l'étude en simulation est d'une grande utilité pour spécifier les zones $I(V)$ affectées par les défauts.

Cette étude pourrait permettre de proposer des solutions hybrides combinant l'exploitation des caractéristiques électriques avec les données issues par exemple de caméras thermiques pour affiner un diagnostic.

Enfin, l'étude pourrait être étendue à l'échelle d'un microgrid en intégrant le diagnostic des convertisseurs de puissance. Des premiers résultats ont été obtenus pour le cas d'un défaut de transistor (circuit-ouvert et court-circuit) au niveau d'un convertisseur Boost commandé par un algorithme de recherche de point de puissance maximale (MPPT) du type Perturb and Observe (P&O) à pas et à période de perturbation optimales. Ces travaux pourraient être poursuivis par la combinaison des modèles analytiques (*physics-based models*) des convertisseurs et des modules PV pour développer des méthodes de diagnostic de microgrid.

Titre : Efficacité énergétique et surveillance d'un microgrid à courant continu alimenté par des panneaux photovoltaïques

Mots clés : Défauts PV, courbe I(V), MPP, détection, classification, sévérité du défaut

Résumé : Les systèmes photovoltaïques (PV) sont régulièrement exposés à de nombreux défauts entraînant des pertes de production coûteuses. Le travail proposé dans cette thèse porte sur l'amélioration de l'efficacité énergétique d'un microgrid à courant continu en minimisant les pertes liées à l'apparition des défauts PV. D'abord, nous avons présenté un état de l'art sur les défauts les plus fréquents et les méthodes de leur diagnostic. L'analyse de la littérature nous a orientés vers le choix d'une approche de diagnostic pilotée par les données. Ensuite, la méthode de l'Analyse en Composantes Principales (ACP) a été proposée pour la détection et la classification du défaut d'ombrage pour un module PV de 250 Wc. Nous avons exploité dans un premier temps toute la courbe I(V) acquise en conditions climatiques réelles. Un taux de réussite minimal

de classement de 87.38% est obtenu en phase d'apprentissage et un taux de 97% est obtenu en phase de test. En deuxième temps, nous avons appliqué l'ACP en utilisant seulement les coordonnées MPP pour la détection de l'ombrage. Les données sont discriminées avec un taux de classification de 100%. L'Analyse Linéaire Discriminante (ALD) a été optée pour la prédiction des classes des nouvelles mesures MPP. Finalement, une étude des effets de trois défauts typiques a été menée à l'échelle d'une centrale PV de 250 kWc. Elle s'est basée sur les courbes I(V) simulées en considérant plusieurs sévérités pour chaque défaut. La sensibilité de la courbe I(V) centrale a été notée pour la dégradation de contact entre les strings PV et pour le défaut d'ombrage partiel à partir de 10%. Le défaut de court-circuit des modules PV, pour toutes les sévérités simulées, affecte beaucoup plus les courbes I(V) des strings.

Title : Energy efficiency and health monitoring of a DC micro-grid supplied by photovoltaic panels

Keywords : PV faults, I(V) curve, MPP, detection, classification, fault severity

Abstract : Photovoltaic (PV) systems are frequently subjected to several faults leading to costly production losses. The proposed work focuses on the improvement of the energy efficiency of a DC micro-grid by minimizing the losses related to the occurrence of PV faults. First, we presented a state of the art on the most recurrent faults and their diagnosis methods. The literature review has led us to adopt a data-driven diagnosis approach. Then, the Principal Component Analysis (PCA) method was proposed for PV shading fault detection and classification for a PV module of 250 Wp. The PCA was first performed using the entire I(V) curve obtained under real climatic conditions. A minimum classification success rate of 87.38% is obtained in the training step and 97% is

obtained in the validation step. PCA was then applied using only the MPP coordinates to detect the shading fault. The data is discriminated with a classification rate of 100%.

Linear Discriminant Analysis (LDA) was opted to predict the new MPP outdoor measurements' classes. Finally, a faults effects analysis study was carried out for three typical faults on the scale of a PV array of 250 kWp. The study was based on the simulated I(V) curves, considering different severities of each fault. The sensitivity of the I(V) curve of the whole PV plant was observed for both the contact degradation between PV strings and the partial shading starting from a severity of 10%. The short-circuit fault of the PV modules has considerably more effect on the strings' I(V) curves.