



The 1st International Conference on Local Resource Exploitation

www.lorexp.org / info@lorexp.org

REF: LOREXP_2021_A1090 Pages: 773–786



LOCAL RESOURCE EXPLOITATION

Diagnostic des défauts d'un champ photovoltaïque par analyse statistique multivariée

Fault detection in PV array based on statistical analysis

Patrick Juvet Gnetchejo^{1,*}, Salomé Ndjakomo Essiane^{1,2}, Pierre Ele¹, Steve Perabi Ngoffe¹

¹ Laboratoire des technologies et sciences appliquées, Université de Douala, Cameroun

² Laboratoire Signal, Image et Systèmes, ENSET d'Ebolowa, Université de Yaoundé 1, Cameroun

* Auteur Correspondant : patrijuvet@yahoo.fr

RÉSUMÉ :

Avec l'utilisation élevée des systèmes photovoltaïques, l'amélioration de leur efficacité est devenue un sujet de recherche prioritaire de nos jours. De plus, les efforts remarquables déployés pour étudier différentes méthodes de diagnostic des pannes sur les systèmes photovoltaïques se sont multipliés pour donner un avantage supplémentaire aux recherches sur l'efficacité des systèmes PV. Dans cet article, une nouvelle approche basée sur l'analyse en composantes principales à noyau (ACPN) est proposée pour la détection et l'identification des défauts du côté DC d'un champ photovoltaïque. Le principe de l'ACPN est de projeter les données d'un espace réduit vers un autre espace de dimension plus élevée appelé espaces des caractéristiques. Dans cet espace des caractéristiques, deux tests d'indices : la statistique de Hotelling (T^2), et l'indice SPE (Squared prediction error) sont appliqués pour la détection et l'identification du défaut. Les résultats obtenus montrent que l'ACPN est capable de détecter et d'identifier avec précision cinq états de fonctionnement d'un champ photovoltaïque (normal, string ouvert, court-circuit, ombrage partiel, erreur au niveau de l'onduleur) pendant différentes conditions d'irradiation et de température.

Mots clés : Photovoltaïque, Modélisation, Diagnostic des défauts, Analyse en composante principale, Test d'indice.

ABSTRACT:

Improving the efficiency of photovoltaic (PV) systems has gained priority in current research due to the large volumes of PV panels installed. Moreover, the remarkable efforts made to investigate different methods of diagnosing PV failures have multiplied, giving additional impetus to research on the efficiency of PV systems. However, most of these methods are limited in the number of faults that can be identified; some are expensive and complex, and others require huge amounts of data to train. In this paper, we were concerned with developing a diagnostic system capable of detecting and identifying faults that may arise in a photovoltaic array. Given the multitude of faults, the analysis focused on the five most frequent faults that can appear on the DC side of a photovoltaic field. From the multitude of data that can be collected on a PV system in operation or available on most new inverters on the market, the method used here is based on kernel principal component analysis, which looks at and analyses the variance between these data. Combined with the Hotelling statistic (T^2) and Squared Prediction Error (SPE) index, this analysis identifies six operating states of the PV system (Normal operation, Short-circuited panels, Open circuit panels, Partially shaded panels, Degradation of the series resistance and The MPPT error). The various results obtained first from a Matlab-Simulink model, demonstrate the efficiency and performance of the proposed algorithms.

Keywords: Photovoltaics, Modelling, Fault diagnosis, Principal component analysis, Index test.

1. INTRODUCTION

La production d'électricité par voie solaire a explosé ces dernières années dans le monde (Gnetchejo et al., 2019). Les installations photovoltaïques (PV) sont quittées de 89.5GW en 2012 à plus de 505 GW en 2018 (IEA, 2018). Cependant, les PVs peuvent être soumis durant leurs fonctionnements à différents défauts conduisant à une diminution de leurs performances, et voire même à l'indisponibilité totale de leurs services (Das et al., 2018). En effet, les systèmes PVs sont fréquemment exposés à différentes sources de défauts et de perturbations qui affectent la puissance générée par le système (Harrou et al. 2018). Ces défauts sont principalement dus aux interférences externes, à l'accumulation de poussière sur les modules PVs, à l'ombrage, etc. Les pannes du côté DC des systèmes PVs sont souvent difficiles à éviter et peuvent entraîner une perte d'énergie, un arrêt du système ou même des problèmes de sécurité graves (Alam et al., 2015). Il a été rapporté que la perte d'énergie annuelle des PVs due à l'ombrage partiel est d'environ 10 – 20 % (Madeti & Singh, 2017). Par conséquent, une stratégie précise et rapide de détection et de diagnostic des défaillances est nécessaire pour non seulement améliorer l'efficacité du système, mais aussi éviter les coûts d'entretien élevés et réduire les risques d'incendie. Mais, maintenir un système PV en douceur et en toute sécurité et générer la puissance désirée reste un défi majeur dans les systèmes photovoltaïques raccordés au réseau (Harrou et al. 2018). Plusieurs techniques ont été proposées dans la littérature pour la détection des défauts dans un champ PV. Nous pouvons citer entre autres : les méthodes basées sur les caractéristiques, les méthodes basées sur les seuils (Gokmen et al., 2013), l'intelligence artificielle (Dhimish et al., 2018), les méthodes hybrides (Jiang & Maskell, 2015).

La réduction des coûts en utilisant un nombre minimum de capteurs a été prise en compte par Gokmen et al. (2013) pour détecter le nombre de modules en circuit ouvert et en court-circuit, puis différencier ceux partiellement ombragés. Le diagnostic repose sur la surveillance de la tension du réseau et la comparaison avec des données personnalisées. Cependant, pour différentes installations de système PV et différentes conditions ambiantes, différents ensembles de données à entraîner sont nécessaires, ce qui est lourd à préparer. Wang et al (2016) ont utilisé la PSO (particle swarm optimization) pour l'identification des paramètres et la détection des défauts par l'analyse de la modification des paramètres extraits du PV. Les avantages de cette méthode sont : le diagnostic se fait en ligne sans interruption du système, le système de détection pourra être introduit aux PVs lors de leur fabrication et l'algorithme utilise le MPPT, ce qui identifiera le moindre changement de puissance. Cette technique présente des inconvénients tels que : le coût (étant donné que le système sera intégré sur chaque PV), l'identification du défaut et la fiabilité du système. Hazra et al (2017) utilisent des algorithmes métaheuristiques (AG ,TS,GWO) pour détecter , localiser et identifier les défauts de court-circuit et de circuit ouvert dans un champ PV. L'algorithme suit le courant dans la chaîne PV en prenant en compte le rayonnement solaire et la température ambiante. Les avantages de cette technique sont : le coût réduit du système de détection, la localisation et l'identification du défaut sur le PV concerné. Mais l'algorithme reste limité à seulement deux types de défauts. Chen et al.(2017) ont utilisé l'apprentissage automatique pour la détection et l'identification de cinq défauts à partir de la caractéristique courant-tension du champ PV (Chen et al., 2017). Dhimish et al. (2018) a proposé un nouvel algorithme de détection des défauts des systèmes PVs basés sur des réseaux de neurones artificiels (ANN) et une interface de système de logique floue. L'algorithme de détection de défaut est basé sur l'analyse de la tension et de la puissance. Les avantages de cette méthode sont : la détection, la localisation et l'identification

du défaut concerné, la détection du défaut au niveau du MPPT. Fadhel et al (2019) proposent une méthode simple et robuste basée sur l'analyse en composante principale (ACP) pour détecter les défauts d'ombrage dans un champ photovoltaïque.

Malgré la multitude des techniques proposées pour le diagnostic des défauts dans un champ PV, il existe toujours un compromis au niveau de l'applicabilité, de temps de réponse et d'extension du nombre de défauts identifiable.

Dans cet article, une nouvelle approche simple et robuste, basée sur l'analyse en composantes principales à noyau (ACPN) est proposée pour la détection et l'identification des défauts du côté DC d'un champ photovoltaïque. Le principe de l'ACPN consiste à modifier les données en provenance des capteurs grâce à une application non linéaire pour ensuite les transposer vers un espace de dimension plus élevée appelé espace des caractéristiques. Dans ce nouvel espace, l'APC classique est appliquée et le diagnostic s'effectue grâce au test d'indices.

L'ACPN étant principalement basée sur le calcul matriciel (valeurs et vecteurs propres) facilitera la mise en œuvre de la méthode dans des composants programmables tels que les FPGA et microcontrôleur qui pourra être intégré dans les onduleurs.

A la connaissance des auteurs au moment de la rédaction de cet article, c'est la toute première fois que l'ACPN directement utilisée est utilisée pour le diagnostic des défauts dans un champ PV.

Dans la seconde section de ce travail, nous présenterons le modèle d'une cellule PV et d'un champ PV ; l'ACPN et le principe de détection seront présentés à la troisième section ; la quatrième section portera sur l'application de l'ACPN pour le diagnostic des différents défauts dans un champ PV et la cinquième section sera la conclusion.

2. MODÉLISATION DU CHAMP PHOTOVOLTAÏQUE

Pour évaluer le fonctionnement d'un panneau photovoltaïque, un modèle précis doit être mis en œuvre afin de prédire avec exactitude le fonctionnement normal du PV (Gnetchejo et al., 2019).

2.1. Modèle d'une cellule PV

Le modèle le plus utilisé dans la littérature pour représenter une cellule photovoltaïque est celui à une diode (Gnetchejo et al., 2021) présenté sur la Figure 1.

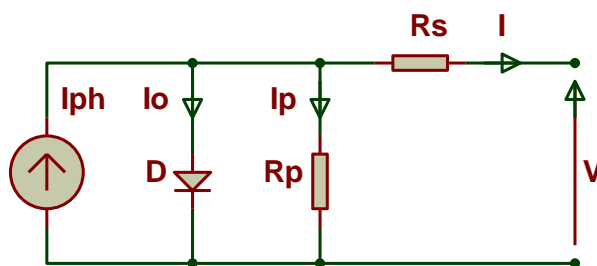


Figure 1. Circuit électrique du modèle à une diode d'une cellule PV.

Le courant de sortie de la cellule exprimé à partir des lois de Kirchhoff donne la relation suivante :

$$I = I_{ph} - I_0 \left[\exp \left(\frac{q(V + I.R_s)}{n.K.T} \right) - 1 \right] - \frac{V + I.R_s}{R_p} \tag{1}$$

Où :

I est le courant de sortie [A], V la tension de la cellule [V], I_{ph} le photocourant[A], I_0 le courant de saturation de la diode [μ A], n le facteur d'idéalité de la diode, R_s la résistance série [Ω], R_p la résistance parallèle [Ω], K la constante de Boltzmann [J/K], T la Température [K] et q la charge de l'électron [C]. L'ensemble $\theta = [I_{ph}, I_0, n, R_s, R_p]$ sont les paramètres intrinsèques du PV à déterminer (Gnetchejo et al., 2019c) [16]. Dans la littérature, plusieurs méthodes ont été proposées pour la détermination de ces paramètres (Gnetchejo et al., 2019a ; Gnetchejo et al., 2019b).

2.2. Modélisation d'un champ photovoltaïque

Un panneau photovoltaïque est constitué d'un ensemble de cellules photovoltaïques. Dans un panneau photovoltaïque, toutes les cellules sont uniformes : ce qui implique l'uniformité des courants et des tensions pour chaque cellule du panneau. Un champ PV est à son tour constitué de plusieurs modules connectés en série et en parallèle. Ainsi le modèle de la cellule peut directement être applicable sur un panneau PV comme le montre l'équation 2.

$$I = N_p \cdot I_{ph} - N_p \cdot I_0 \left[\exp \left(\frac{q(V + (N_s / N_p).R_s.I)}{N_s.n.K.T} \right) - 1 \right] - \frac{V + (N_s / N_p).R_s.I}{(N_s / N_p).R_p} \tag{2}$$

Où N_s et N_p sont respectivement le nombre de cellules connectées en séries et en parallèles. En considérant le cas d'un champ PV, l'équation (2) peut être exprimée en fonction des éléments du tableau 1 : ce qui nous donne l'équation du modèle d'un champ PV exprimée par l'équation (3).

$$I = I_{ph}' - I_0' \left[\exp \left(\frac{q(V + I.R_s')}{n'.K.T} \right) - 1 \right] - \frac{V + I.R_s'}{R_p'} \tag{3}$$

Tableau 1. Relation entre les paramètres d'une cellule et un champ PV

Paramètres de la cellule	Paramètres du champs PV
$N_p \cdot I_{ph}$	I_{ph}'
$N_p \cdot I_0$	I_0'
$N_s \cdot n$	n'
$(N_s / N_p) R_s$	R_s'
$(N_s / N_p) \cdot R_p$	R_p'

3. DÉTECTION DES DÉFAUTS PAR L'ACPN

3.1. Principe de l'ACPN

Le principe général de l'ACPN consiste à projeter les données d'un espace réduit vers un autre espace de dimension plus élevée appelé espace des caractéristiques en utilisant une fonction à noyau non linéaire (Kwami, 2019), puis de calculer les valeurs et les vecteurs propres de la matrice du noyau dans le nouvel espace.

Soit une matrice de données $X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_N]$ constituée de N observations et m variables. Après avoir centrées et réduites les données \hat{x}_k , une fonction non linéaire $\Phi(\cdot)$ doit être utilisée pour projeter les données de l'espace non linéaire vers un espace linéaire F (Pilario et al., 2019). En supposant que la fonction :

$$\sum_{k=1}^N \Phi(\hat{x}_k) = 0$$

, l'ACPN doit retrouver l'ensemble des valeurs (λ) et vecteurs (ω) propres de la matrice de covariance (C^F) dans l'espace linéaire F à partir des équations suivantes :

$$C^F = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \Phi(\hat{x}_k) \cdot \Phi(\hat{x}_k)^T \quad (4)$$

$$C^F \omega = \lambda \omega \quad (5)$$

La fonction noyau est définie par :

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \quad (6)$$

Les nouvelles valeurs et vecteurs propres pourront être trouvés à partir de l'équation (7) :

$$N \cdot \lambda \cdot \alpha = K \cdot \alpha \quad (7)$$

Où α identifie le vecteur propre ω après normalisation. Les vecteurs propres identifiés dans l'espace caractéristique F peuvent être considérés comme les composants principales du noyau qui caractérisent le système (Nguyen & Golinval, 2010). Les détails sur l'ACPN peuvent être consultés dans les références (Kwami, 2019 ; Nguyen & Golinval, 2010).

3.2. Application de l'ACPN pour la détection des défauts.

Après construction du modèle ACPN, les nouvelles données obtenues sont projetées sur les espaces principales et résiduels où deux tests d'indices sont généralement utilisés pour la détection des défauts.

Le premier est celui de la statistique de Hotelling(T^2) basée sur l'espace des composantes principales. Il est défini par :

$$T^2 = \hat{t}^T(k) \Lambda_l^{-1} \hat{t}(k) = \sum_{i=1}^l \frac{\hat{t}_i^2}{\lambda_i^2} \quad (8)$$

Où Λ_l est la matrice diagonale des l premières valeurs propres. Un défaut est détecté lorsque l'indice est supérieur à la limite de confiance τ^2 définie par :

$$\tau^2 = \frac{l(N+1)(N-1)}{N(N-l)} F_{l, (N-l)} \quad (9)$$

Avec $F_{l, (N-l)}$ la distribution de Fisher.

Le second indice SPE (Squared prediction error) basé sur l'espace des résidus est défini par :

$$SPE(k) = e^T(k) \cdot e(k) \quad (10)$$

Un défaut est détecté lorsque l'indice est supérieur à la limite de confiance δ^2

$$\delta^2 = \theta_1 \left[\frac{c_\alpha \sqrt{2\theta_2 h_0^2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right]^{\frac{1}{h_0}} \tag{11}$$

Avec $\theta_i = \sum_{j=l+1}^m \lambda_j^i$ pour $i=1,2,3$ et λ_j est la j^{eme} valeur propre de la matrice de covariance, et

$$h_0 = 1 - \frac{2.\theta_1.\theta_3}{3.\theta_2^2} \text{ et } c_\alpha = \frac{\left[\left(\frac{\|e\|^2}{\theta_1} \right)^{h_0} - 1 - \frac{\theta_2.h_0.(h_0-1)}{\theta_1} \right]}{\sqrt{2.\theta_2.h_0^2}} \tag{12}$$

L'organigramme de l'ACPN est donné à la figure 2.

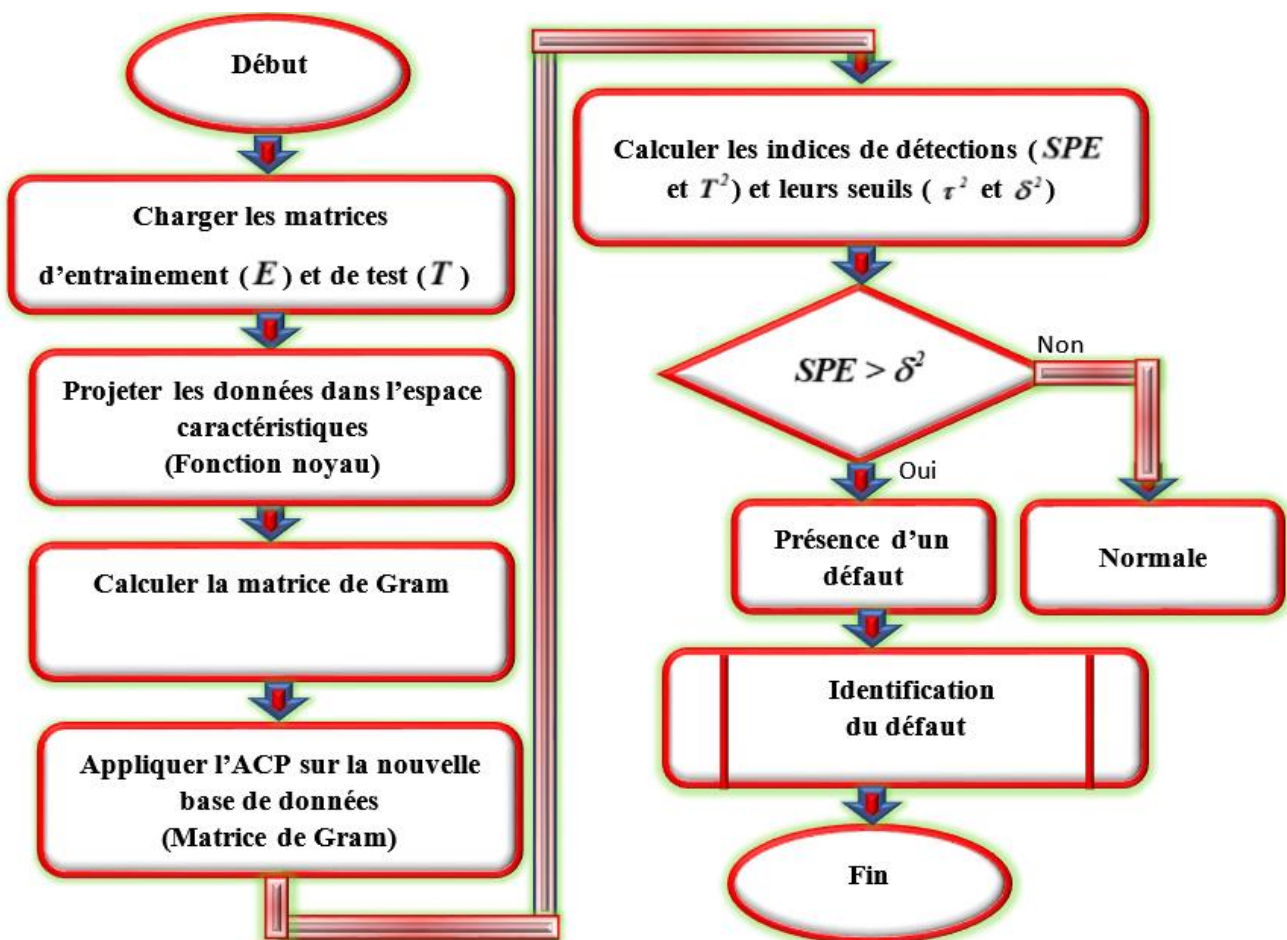


Figure 2. Algorithme de diagnostic par l'ACPN.

4. APPLICATION DE L'ACPN POUR LA DETECTION DES DEFAUTS DANS UN CHAMP PV

Le principe de détection est basé sur l'analyse de la caractéristique courant tension (I-V) en fonctionnement normal. À partir des données réelles mesurées (température et irradiance), la caractéristique courant tension

$([I_{est}, V_{est}])$ est estimée à partir des équations (3), (13), (14) et (15) : ce qui constitue la base d’entraînement des données (fonctionnement normal).

La caractéristique réelle $([I_{mes}, V_{mes}])$ du champ PV est mesurée à partir des capteurs de courant et de tension (voir figure 3). Les données réelles $[I_{mes}, V_{mes}]$ et celle estimées $[I_{est}, V_{est}]$ après être centrées et réduites sont toutes deux évaluées par l’ACPN et projetées dans un espace des caractéristiques de dimension élevée. Dans cet espace des caractéristiques, deux tests d’indices : la statistique de Hotelling(T^2) et l’indice SPE sont appliqués pour la détection et l’identification du défaut.

4.1. Modèle Simulink du champ PV

Le système à étudier est constitué de six (6) panneaux photovoltaïques du modèle GL-M100 dont les spécifications techniques du module sont disponibles dans le tableau 2.

Tableau 2. Spécification technique du panneau PV GL-M100

Paramètres	Valeur
Pmpp	100W
Voc	21.5 V
Isc	6.03 A
Vmpp	17.5 V
Impp	5.71 A
Coefficient de température de Isc (α)	0.06 % /k
Coefficient de température de Voc (β)	-78mV
Coefficient de température de Pmpp (γ)	-0.5 % K
Nombre de cellules en série	36

Il est constitué de 2 strings en parallèle comportant chacun 3 PV en série comme le montre le schéma de la figure 3.

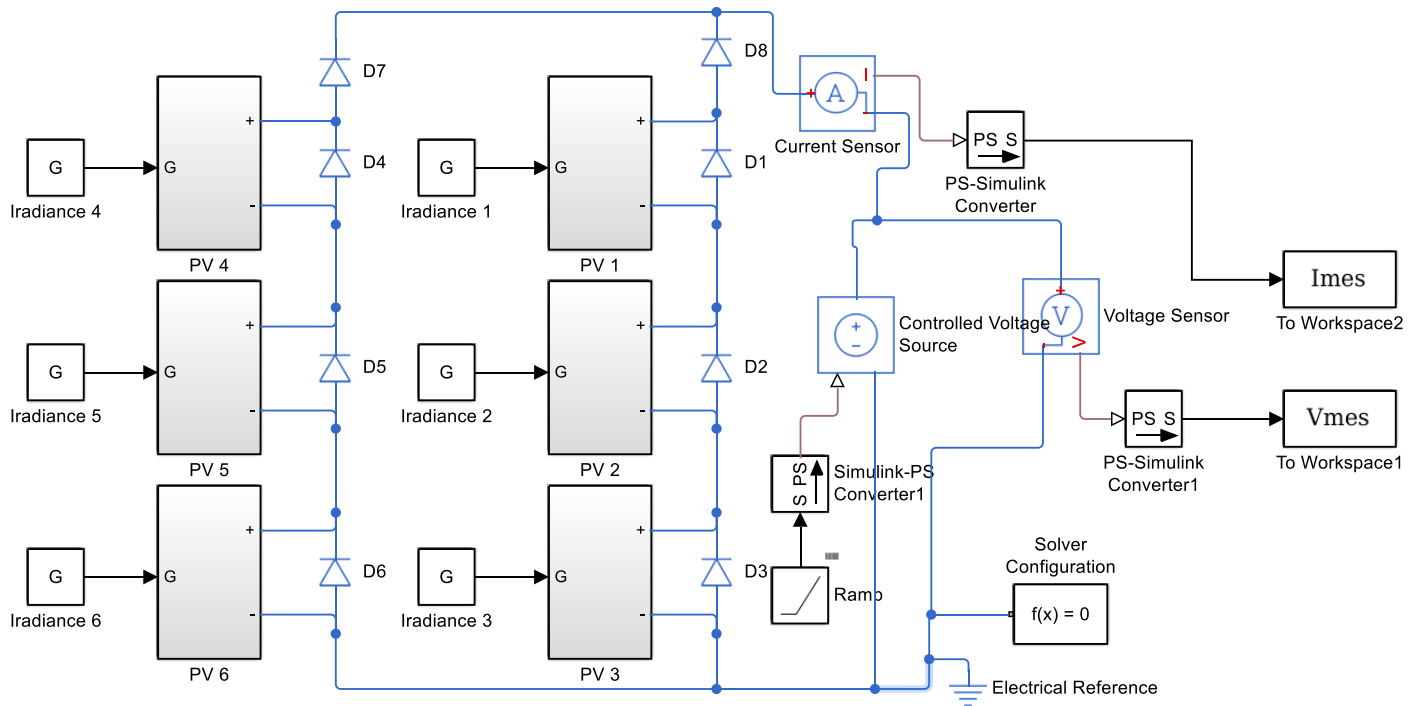


Figure 3. Modèle Simulink du champ PV

Chaque PV est modélisé grâce au circuit de la figure 4 et les paramètres intrinsèques sont configurés comme indiqué dans le tableau 1.

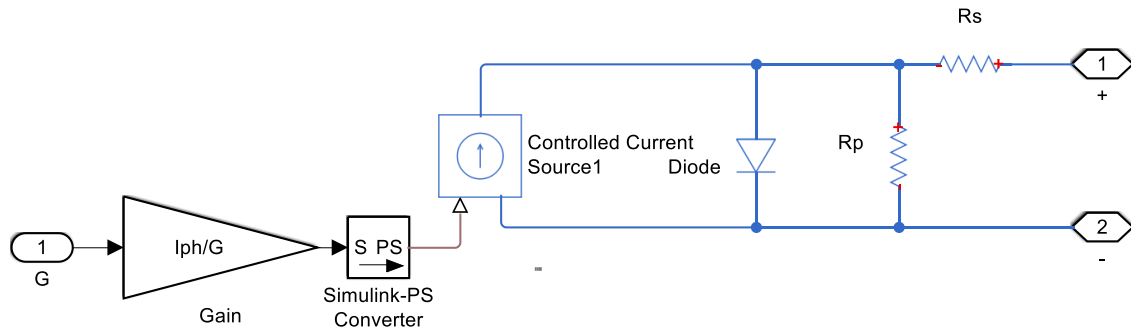


Figure 4. Modèle Simulink d'un panneau photovoltaïque

Certains des cinq paramètres $\theta = [I_{ph}, I_o, n, R_s, R_p]$ dépendent fortement des conditions atmosphériques (la température et l'irradiation). Leurs relations doivent donc être exprimées en fonction de ces conditions. Les valeurs du modèle seront ajustées comme suit :

$$I_{ph}(G, T) = I_{ph0} \left[1 + TIPH1(T - T_0) \right] \frac{G}{G_0} \quad (13)$$

$$I_o(T) = I_{o0} \left(\frac{T}{T_0} \right)^{3/n} \exp \left(\frac{q \cdot E_g}{nkT_0} - \frac{q \cdot E_g}{nkT} \right) \quad (14)$$

$$n(T) = n_0 [1 + \gamma(T - T_0)] \quad (15)$$

Avec :

$$E_g = 1.16 - 7.02 \times 10^{-4} \times \frac{T^2}{T - 1108} \quad (16)$$

Où :

$TIPH1$ est le coefficient de température du photocourant ; G l'irradiation , T la température ; G_0 et T_0 sont respectivement l'irradiation et la température dans les conditions de fonctionnement standard ($G_0 = 1000w/m^2; T_0 = 25^{\circ}C$) ; $\theta_0 = [I_{ph0}, I_{o0}, n_0, R_{s0}, R_{p0}]$ sont des paramètres en fonctionnement standard qui peuvent être obtenus par plusieurs méthodes disponibles dans la littérature (Gnetchejo et al., 2019a ; Gnetchejo et al., 2019b).

4.2. Expérimentation

Pour l'étude expérimentale, le schéma de la figure 3 réalisé dans la plateforme Matlab/Simulink a été utilisé pour recueillir les données de la caractéristique courant-tension ($[I_{mes}, V_{mes}]$). Pour ce faire, quatre étapes de simulation ont été effectuées :

- 1^{ère} étape : fonctionnement normal.
- 2^{ième} étape :circuit ouvert
- 3^{ième} étape : court-circuit
- 4^{ième} étape : ombrage partiel

Les courbes de la figure 5 présentent les 4 états de fonctionnement de notre système

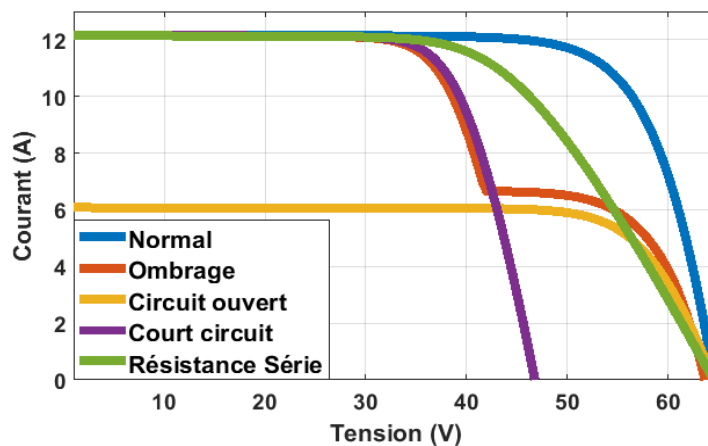


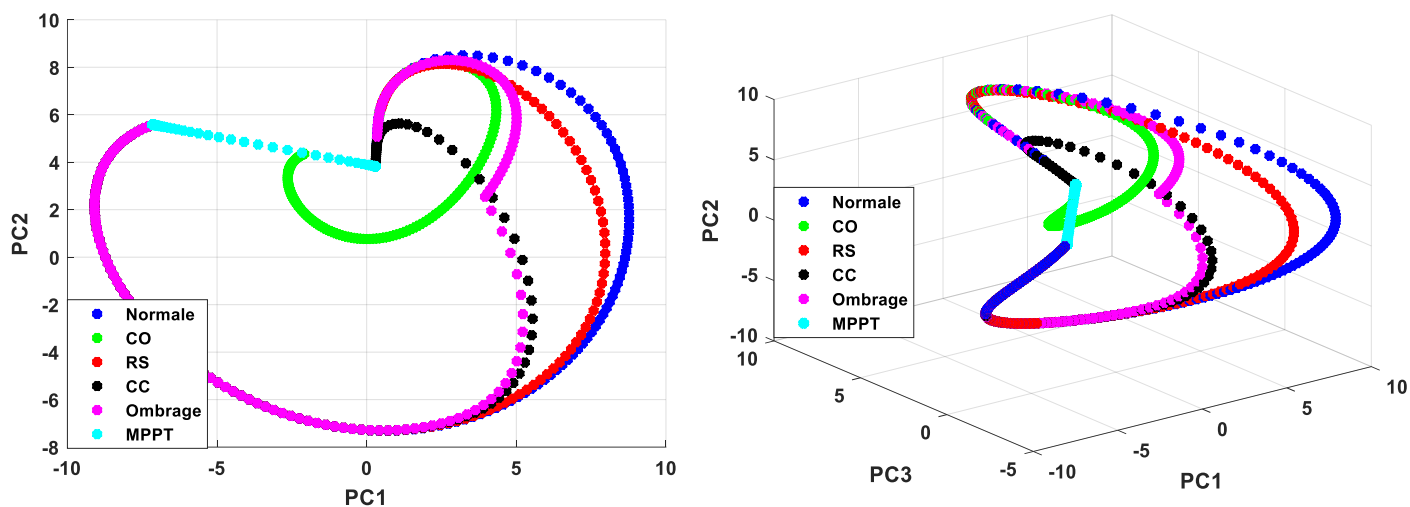
Figure 5. Caractéristique I-V des différents états de fonctionnement.

4.3. Résultats

Les courbes de la figure 6 montrent les projections des premiers composants principales retenus pour le fonctionnement normal et pour chaque type de défaut. La figure 6.a montre une représentation bidimensionnelle des deux premières composantes principales tandis que la figure 6.b montre la représentation 3D des trois premières composantes principales. Ces différentes composantes nous montrent que chaque type de défaut a une signature particulière dans l'espace des caractéristiques qui sont facilement identifiés par l'algorithme.

Nomenclature :

- CO : Circuit ouvert
- RS : dégradation de la résistance série
- CC : Court-circuit
- Ombrage= ombrage partiel
- MPPT : Maximum Power Point Tracking

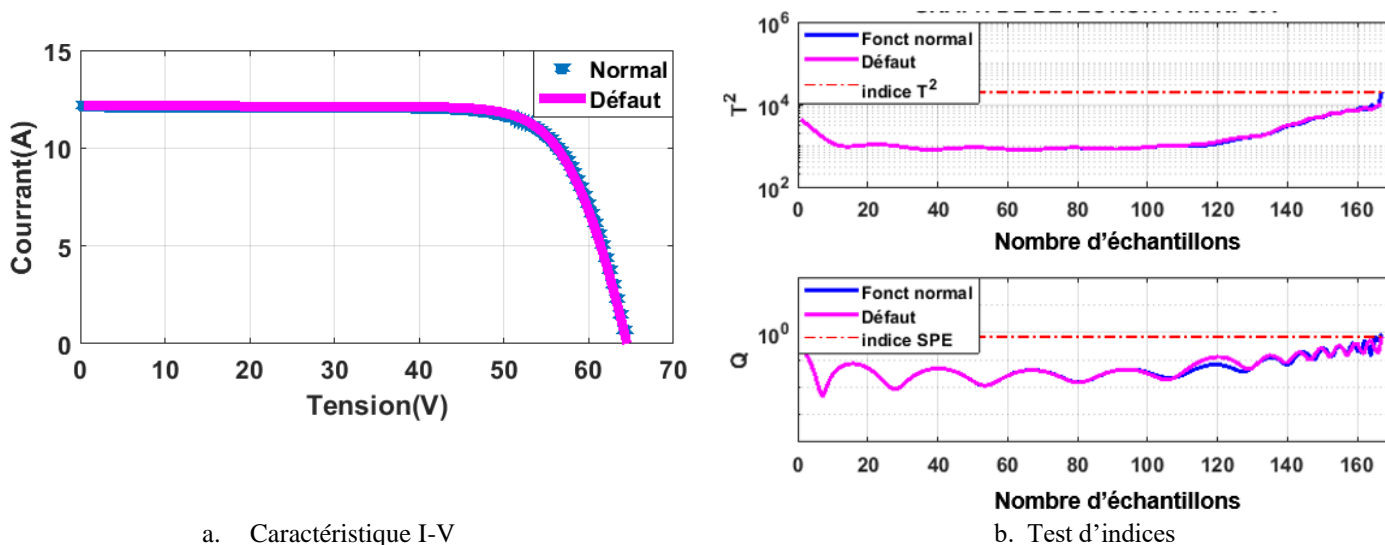


a. Représentation 2D de PC1 et PC2.

b. Représentation 3D de PC1, PC2 et PC3.

Figure 6. Représentation des composantes principales

La figure 7.a présente les caractéristiques I-V en fonctionnement normal du système. Dans ce type de fonctionnement, les données $([I_{est}, V_{est}])$ estimées représentées en bleu coïncident avec celles mesurées $([I_{mes}, V_{mes}])$ représentées en rose.



a. Caractéristique I-V

b. Test d'indices

Figure 7. Caractéristique I-V et test d'indices du système en fonctionnement normal.

Les courbes d'indices et de seuils en fonctionnement normal sont représentées à la figure 7.b. Ces deux courbes d'indices (estimées et Mesurées) sont superposées et inférieures à la limite (en rouge) : ce qui montre l'absence de défaut.

La Figure 8.a met en évidence la caractéristique I-V lorsqu'un PV est partiellement ombragé. On peut observer la déformation de la courbe originale qui est principalement due à l'activation des diodes placées en parallèle avec les PVs concernés.

Les courbes d'indices et de seuils du fonctionnement normal et défectueux sont représentées à la figure 8.b. Nous pouvons observer entre les instants [80 et 140], une dissimilarité entre les données mesurées et celles estimées. On observe également que le seuil d'indice SPE a été franchi durant cet intervalle : ce qui signale la présence du défaut.

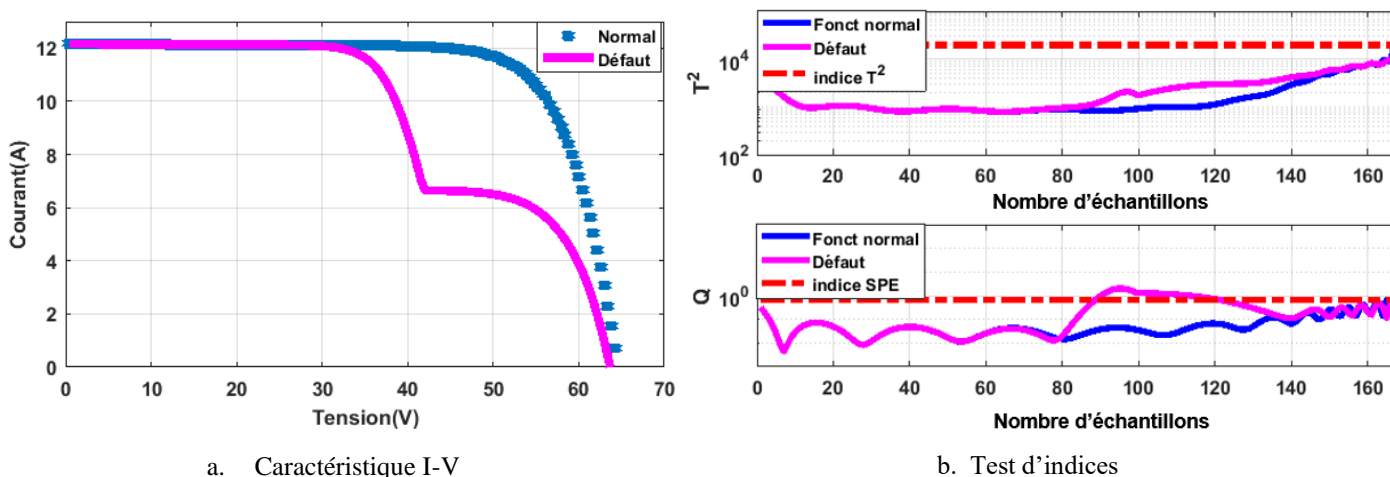


Figure 8. Caractéristique I-V et test d'indices du système dans le cas de l'ombrage partiel.

La Figure 9.a présente l'état du système lorsqu'un PV est en court-circuit. On note une diminution de la tension en circuit ouvert, ce qui traduira également une baisse de la puissance totale du système. Sur les courbes d'indices et de seuils de la figure 9.b, on observe une dissimilarité entre les données mesurées et celles estimées à partir de l'instant 80. Cette dissimilarité conduit au débordement des seuils d'indices SPE et T^2 aux instants 90 et 110 respectivement.

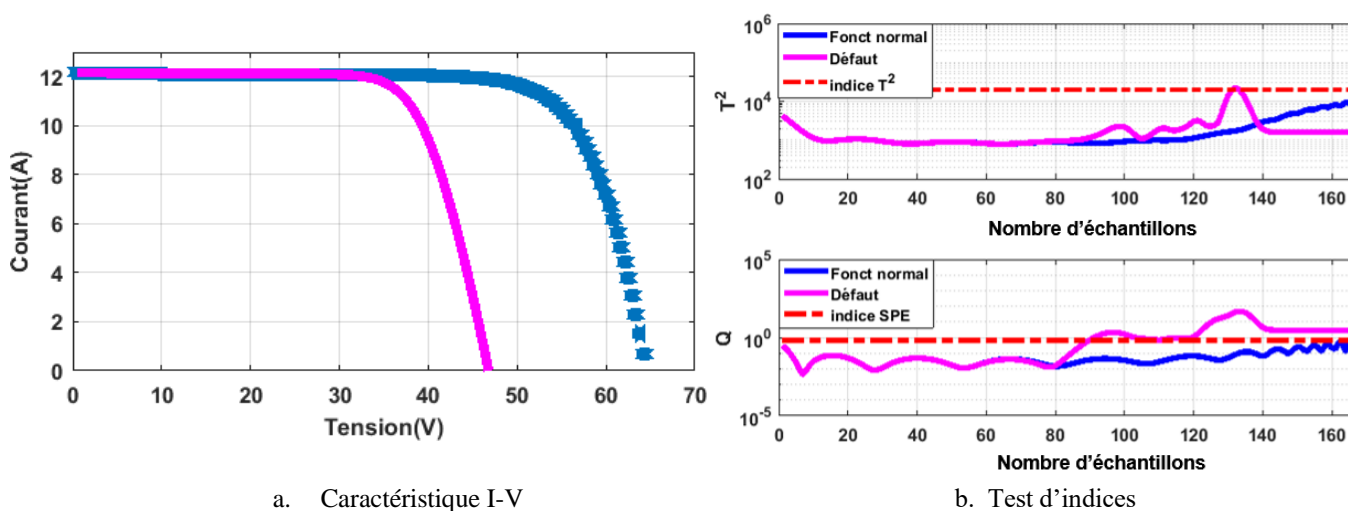


Figure 9. Caractéristique I-V et test d'indices du système dans le cas d'un court-circuit.

La caractéristique I-V du système lorsqu'un PV est ouvert est illustrée à la figure 10.a. On peut observer une diminution considérable du courant de court-circuit et également une légère diminution de la pente ; ce qui

conduit à une réduction de la puissance. On remarque une dissimilarité sur la courbe d'indice T sur l'ensemble des données (figure 10.b) : ce qui s'explique par la diminution du courant de court-circuit et la pente de la caractéristique. L'indice SPE quant à lui connaît un débordement à partir de l'instant initial jusqu'à l'instant 120 qui représente le début de la pente.

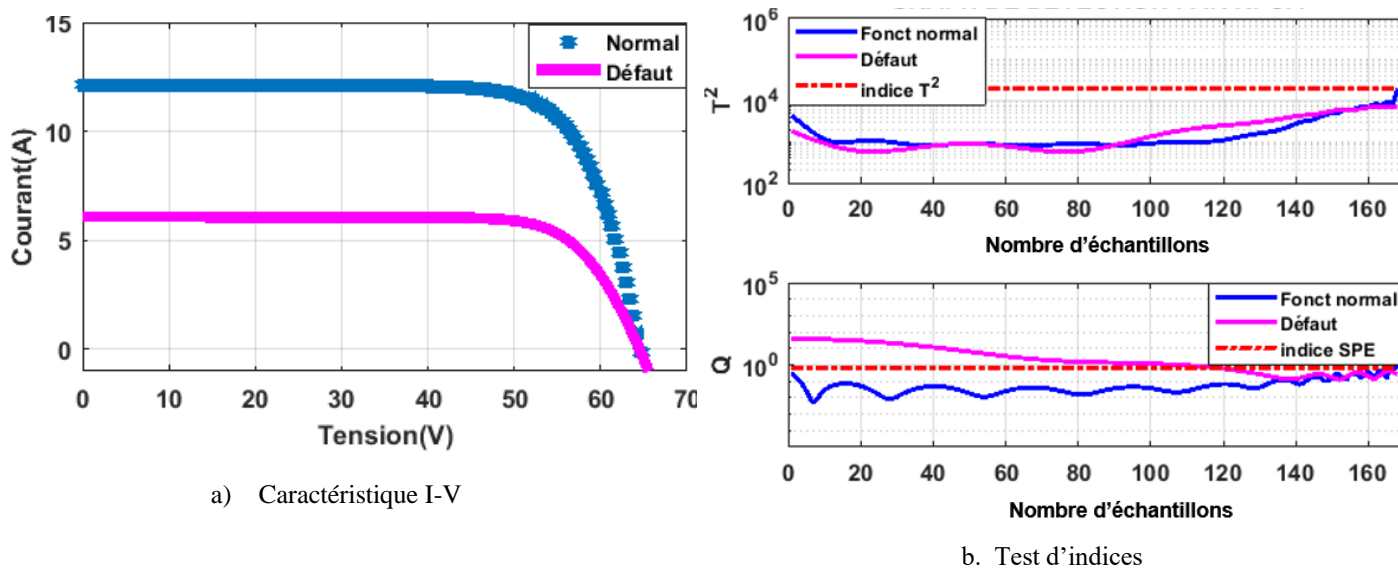


Figure 20. Caractéristique I-V et test d'indices du système dans le cas d'un circuit ouvert

Selon que l'erreur MPPT soit au niveau d'un capteur (figure 11.a) ou au niveau du contrôleur (figure 11.b), deux cas de figure se présentent avec deux signatures différentes. Dans le cas où l'erreur MPPT provient de la déconnexion d'un capteur, on remarque une constante de la courbe d'indice représentant le défaut à l'ordre de 90 %. Dans le cas où l'erreur provient du contrôleur, tous les capteurs étant déconnectés, la constante est de l'ordre de 100 %. Cette constante est facilement identifiable à partir du calcul de la contribution depuis le script Matlab.

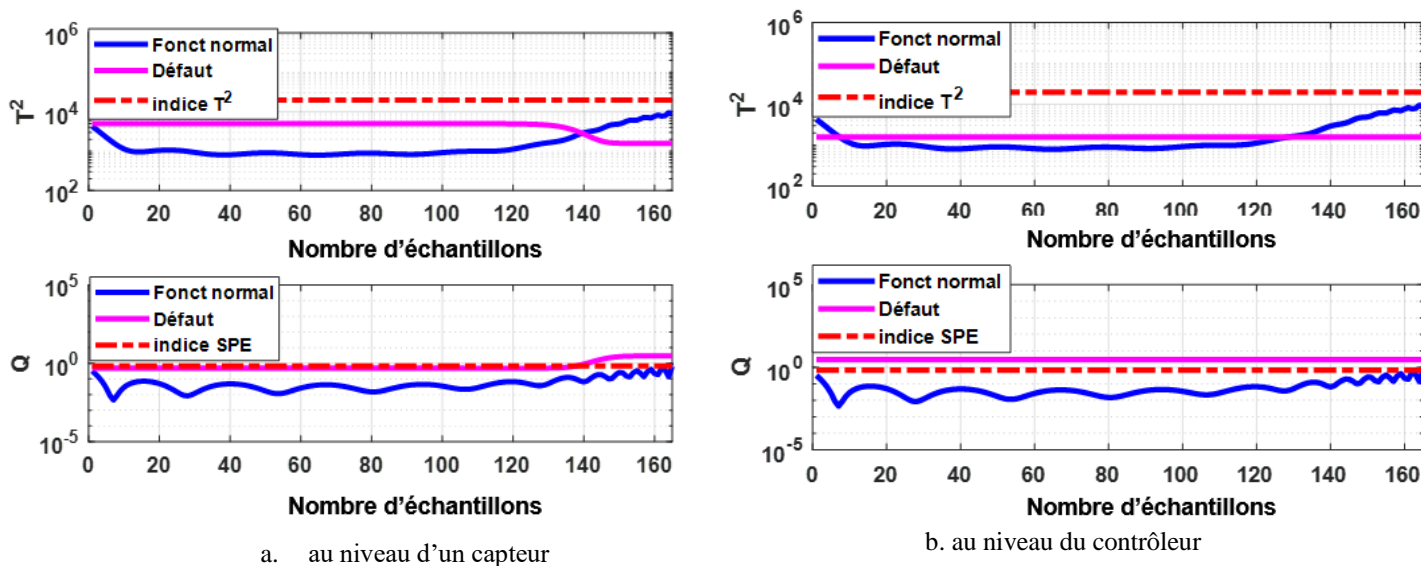


Figure 31. Tests d'indices dans le cas d'erreur MPPT.

Le tableau 3 présente une étude comparative avec d'autres méthodes de la littérature.

Tableau 3. Comparaison des différentes méthodes.

Méthodes	Méthode diagnostic	Nombre de défaut	Complexité d'intégration	Application temps réels
Proposée	ACPN	5	Simple	oui
Chen et al. (2017)	Apprentissage automatique	5	Très complexe	non
Harrou et al. (2018)	Statistique	4	Difficile	oui
Dhimish et al. (2018)	Réseaux de neurones artificiel	3	Très complexe	non
Das et al. (2018)	Métaheuristique	2	Complexe	oui
Gokmen et al. (2013)	Seuil	2	Simple	oui
Hazra et al. (2017)	Métaheuristique	2	Complexe	oui
Fhadel et al. (2019)	ACP	1	Simple	oui

5. CONCLUSION

Dans cet article, l'analyse en composante principale à noyau (ACPN) appliquée sur les données de la caractéristique courant tension des panneaux photovoltaïques a été utilisée pour le diagnostic d'un champ PV en fonctionnement normal et défectueux. Grâce aux deux tests d'indices à savoir la statistique de Hotelling(T^2) et l'indice SPE (Squared prediction error), nous avons pu identifier cinq états de fonctionnement du système (fonctionnement normal, PV partiellement ombragé, PV en court-circuit et circuit ouvert, erreur MPPT). Les résultats obtenus montrent l'efficacité de la méthode pour l'identification des défauts dans un champ PV. Avec le développement des nouveaux systèmes d'enregistrement des données de la caractéristique I-V, et vue la simplicité de l'algorithme de détection, la méthode proposée pourra facilement être implémentée sur de simples microcontrôleurs.

6. CONFLIT D'INTÉRÊTS

Les auteurs ne déclarent aucun conflit d'intérêts concernant la publication de cet article.

7. RÉFÉRENCES

- Alam M.K., Khan F., Johnson J. and Flicker J., 2015. A Comprehensive Review of Catastrophic Faults in PV Arrays: Types, Detection, and Mitigation Techniques. *IEEE J. Photovoltaics*, **5**(3), 982–997, doi: 10.1109/JPHOTOV.2015.2397599.
- Chen Z., Wu L., Cheng S., Lin P., Wu Y. and 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, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.05.034.
- Das S., Hazra A. and Basu M., 2018. Metaheuristic optimization based fault diagnosis strategy for solar photovoltaic systems under non-uniform irradiance. *Renewable Energy*, **118**, 452–467, doi: 10.1016/j.renene.2017.10.053.

- Dhimish M., Holmes V., Mehrdadi B. and Dales M., 2018. Comparing Mamdani Sugeno fuzzy logic and RBF ANN network for PV fault detection. *Renewable Energy*, **117**, 257–274, doi: 10.1016/j.renene.2017.10.066.
- 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. *Solar Energy*, **179**, 1–10, doi: 10.1016/j.solener.2018.12.048.
- Gnetchejo P.J., Essiane S.N., Ele P., Wamkeue R., Wapet D.M. and Ngoffe S.P., 2019a. Enhanced Vibrating Particles System Algorithm for Parameters Estimation of Photovoltaic System. *Journal of Power and Energy Engineering*, **07**(8), 1–26, doi: 10.4236/jpee.2019.78001.
- Gnetchejo P.J., Ndjakomo Essiane S., Ele P., Wamkeue R., Mbadjoun Wapet D. and Perabi Ngoffe S., 2019b. Important notes on parameter estimation of solar photovoltaic cell. *Energy Conversion and Management*, **197**, p. 111870, doi: 10.1016/j.enconman.2019.111870.
- Gnetchejo P.J., Ndjakomo Essiane S., Ele P., Wamkeue R., Mbadjoun Wapet D. and Perabi Ngoffe S., 2019c. Reply to comment on ‘Important notes on parameter estimation of solar photovoltaic cell’, by Gnetchejo et al. [Energy Conversion and Management, <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.111870>]. *Energy Conversion and Management*, **201**, p. 112132, doi: 10.1016/j.enconman.2019.112132.
- Gnetchejo Patrick Juvet, Ndjakomo Essiane Salomé and Ele Pierre, 2021. A Self-adaptive Algorithm with Newton Raphson Method for Parameters Identification of Photovoltaic Modules and Array. *Transactions on Electrical and Electronic Materials*, (312), doi: <https://doi.org/10.1007/s42341-021-00312-5>.
- Gokmen N., Karatepe E., Silvestre S., Celik B. and Ortega P., 2013. An efficient fault diagnosis method for PV systems based on operating voltage-window. *Energy Conversion and Management*, **73**, 350–360, doi: 10.1016/j.enconman.2013.05.015.
- Harrou F., Sun Y., Taghezouit B., Saidi A. and Hamlati M.-E., 2018. Reliable fault detection and diagnosis of photovoltaic systems based on statistical monitoring approaches. *Renewable Energy*, **116**, 22–37, doi: 10.1016/j.renene.2017.09.048.
- Hazra A., Das S. and Basu M., 2017. An efficient fault diagnosis method for PV systems following string current. *Journal of Cleaner Production*, **154**, 220–232, doi: 10.1016/j.jclepro.2017.03.214.
- IEA, 2018. Photovoltaic power systems technology collaboration, A Snapshot of Global PV Markets 2018. *International Energy Agency Photovoltaic Power System Programme (IEA PVPS)*.
- Jiang L.L. and Maskell D.L., 2015. Automatic fault detection and diagnosis for photovoltaic systems using combined artificial neural network and analytical based methods. *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Killarney, 1–8, doi: 10.1109/IJCNN.2015.7280498.
- Kwami A., 2019. Diagnostic de systèmes non linéaires par analyse en composantes principales à noyau, Thèse, Automatique / Robotique, Université de Lorraine.
- Madeti S.R. and Singh S.N., 2017. Monitoring system for photovoltaic plants: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **67**, 1180–1207, doi: 10.1016/j.rser.2016.09.088.
- Nguyen V.H. and Golinval J.-C., 2010. Fault detection based on Kernel Principal Component Analysis. *Engineering Structures*, **32**(11), 3683–3691, doi: 10.1016/j.engstruct.2010.08.012.
- Pilario K.E.S., Cao Y. and Shafiee M., 2019. Mixed kernel canonical variate dissimilarity analysis for incipient fault monitoring in nonlinear dynamic processes. *Computers & Chemical Engineering*, **123**, 143–154, doi: 10.1016/j.compchemeng.2018.12.027.
- Wang W., Liu A.C.-F., Chung H.S.-H., Lau R.W.-H., Zhang J. and Lo A.W.-L., 2016. Fault Diagnosis of Photovoltaic Panels Using Dynamic Current–Voltage Characteristics. *IEEE Trans. Power Electron.*, **31**(2), 1588–1599, doi: 10.1109/TPEL.2015.2424079.