



Stratégie pour la maintenance prévisionnelle des systèmes photovoltaïques

Mohamed Hassan Ali ^{a*} and Sofiane Haddad ^b

^aUniversité de Picardie Jules Verne, Laboratoire MIS, Amiens, France

^bUniversité MSBY de Jijel, Laboratoire des énergies renouvelables, Jijel, Algérie

ARTICLE INFO

Article history:

Received 08 July 2020

Accepted 29 September 2020

Mots clés:

OSA-CBM

Couplage

Diagnostic

Pronostic

CPR

GPV

Keywords:

OSA-CBM,

Coupling

Diagnosis

Prognosis

CPR

PVG

RESUME

Cet article propose une stratégie de couplage entre deux processus, le pronostic et le diagnostic, basée sur le modèle OSA-CBM et appliquée au cas des générateurs photovoltaïques. Dans un premier temps, les principales méthodes de couplage : Watch Dog, PEDS, SIMP et OSA-CBM sont décrites. Puis, les avantages de la stratégie OSA-CBM en particulier ses sept couches spécialisées permettant l'interopérabilité des processus sont mis en avant. Suivant cette architecture, un système de monitoring fournissant les indicateurs de performance des GPV est mis en œuvre et les résultats sont utilisés pour l'aide à la prise de décision de maintenance. Enfin, l'évolution de l'indicateur de dégradation CPR et surtout de son taux de réduction (Rd), est utilisée pour le contrôle du couplage entre les processus. Cette approche est validée en utilisant des données expérimentales issues de quatre installations photovoltaïques (projet IEA PVPS Task13).

ABSTRACT

This article proposes a coupling strategy between two processes, prognosis and diagnosis, based on the OSA-CBM model and applied to photovoltaic generators. First, the main coupling methods: Watch Dog, PEDS, SIMP and OSA-CBM are described. Then the benefits of OSA-CBM strategy in particular its seven specialized layer enabling more interoperability between processes are highlighted. According to this architecture, a monitoring system providing performance indicators from PVG is implemented and the results are used for maintenance decision making. Finally, the evolution of the CPR degradation indicator and especially of its reduction rate (Rd), is used to monitor the coupling between the processes. This approach is validated using experimental data from four photovoltaic installations (IEA PVPS Task13 project).

* Corresponding author, E-mail address: mohamed.hassan.ali@u-picardie.fr



1. Introduction

Les premières stratégies de maintenance mises en œuvre pour optimiser la disponibilité d'un système étaient basées sur une logique conditionnelle ou prévisionnelle. La mise en œuvre d'une surveillance a permis d'accéder à des grandeurs informant en continu sur l'état de santé du système, les indicateurs de dégradations. C'est grâce à ceux-ci qu'il devient possible d'évaluer la performance d'un système et de suivre sa dégradation jusqu'à la survenue d'une défaillance [1]. Si les processus de diagnostic permettent la détection et la localisation des défauts, le pronostic suit la dégradation jusqu'à identifier l'instant de défaillance pour informer sur la durée de vie restante de l'équipement au regard des effets conjoints de l'usure et des défauts. La mise en relation des processus de diagnostic et de pronostic est une avancée innovante dans les stratégies de maintenance. En effet, l'objectif est de prendre simultanément les informations issues des deux processus sur l'état de santé du système pour améliorer l'aide aux décisions de maintenance [1]. A cet effet, il existe plusieurs approches de couplage permettant cette interopérabilité, elles sont basées sur la nature des informations disponibles mais aussi sur les méthodes utilisées par les deux processus. Dans cet article, ces couplages seront explicités avec les particularités respectives. Puis, un couplage en particulier, l'*OSA-CBM* (Open System Architecture for Condition Based Maintenance) est mis en œuvre. Le taux de réduction Rd de l'indicateur de dégradation CPR (Corrected Performance Ratio) est appliqué à la surveillance des GPV considérés pour réguler le couplage des deux processus. Puis, l'approche est testée sur quatre centrales PV issues de la base de données de l'*IEA PVPS Task13* (International Energy Agency Photovoltaic Power Systems Program).

2. Stratégies de maintenance prévisionnelle

2.1 Maintenance prévisionnelle conditionnelle (*CBM*)

L'objectif de la maintenance prévisionnelle conditionnelle (*CBM*) [1] est d'identifier les débuts de défauts ou de défaillances avant qu'ils ne deviennent critiques. Ceci permet une planification plus précise [2][3]. Elle se base sur des analyses des tendances de grandeurs caractéristiques du système, les indicateurs de performance par rapport à des limites fixées dans l'objectif de détecter, analyser et corriger les problèmes du système [4]. Elle demande une instrumentation adaptée au système ou à ses composants avec plusieurs capteurs pour mesurer les performances. Le traitement de ces informations est aussi utilisé pour effectuer le diagnostic et le pronostic

par l'estimation de la durée de vie résiduelle. La *CBM* demande moins de temps qu'une intervention de maintenance corrective et autorise une extension de l'utilisation du système sur toute la plage de sa durée de vie, permettant ainsi une réduction du nombre d'interventions de réparation et une meilleure planification de celles-ci. Le traitement des données nécessaires à la *CBM* produit aussi les données pour l'aide à la décision de maintenance. En conséquence, le pronostic et le diagnostic nous apparaissent intégrable dans une stratégie de maintenance de type *CBM* [5].

2.2 Les stratégies de couplage existantes

Il existe plusieurs architectures pour les stratégies de maintenance supportant un ensemble de processus dans leurs couches de traitement des informations pour l'aide à la décision de maintenance avec en particulier selon [6], les quatre méthodes suivantes :

Watch Dog [7], *PEDS* (Prognostic Enhancements to Diagnosis Systems) [8], *SIMP* (Integrated Predictive Maintenance Systems)[6], *OSA-CBM* (Open System Architecture for Condition Based Maintenance) [9].

- La méthode Watch Dog :

Le système Watch Dog, proposé par [7] permet d'allier un composant physique et un logiciel regroupant ainsi toute la connaissance nécessaire (modèle, méthode...). A partir de la collecte et du traitement des données sur le système pour obtenir des indicateurs de santé représentatifs, cette méthode effectue en même temps le diagnostic et le pronostic pour l'évaluation de l'état de santé du système. Sa particularité est qu'elle restitue plutôt des modèles statistiques de défaillance plutôt qu'un diagnostic ainsi que des modèles de pronostic issus des données. Toutefois, les mesures de donnée sur le système et la fonction d'aide à la décision sont réalisées en dehors du Watch Dog.

- La méthode *PEDS* :

Cette approche proposée par [8] permet de coupler deux fonctions de pronostic l'une dite verticale et s'appuyant sur les statistiques des données des défaillances et l'autre dite horizontale et consécutive à la détection d'un défaut au moyen d'une fonction de diagnostic.

- La méthode *SIMP* [6] :

Cette méthode est une stratégie d'intégration globale du pronostic et de la maintenance prévisionnelle dans les systèmes d'information de l'entreprise et ses différents processus internes et externes. La méthode *SIMP* met en œuvre une suite de trois sous-processus séquentiels : la surveillance, le pronostic et l'aide à la décision.

- La méthode *OSA-CBM* [9] :

L'*OSA-CBM* [10] permet de définir une architecture de couplage pour le diagnostic et le pronostic pour implémenter les traitements de la maintenance selon une architecture ouverte. Dans cette méthode, sept couches sont définies, créant une succession linéaire de processus internes. Ces couches sont spécialisées et réalisent des fonctions élémentaires (surveillance, diagnostic, pronostic, interface ...). Les sept couches de l'*OSA-CBM* sont :

- Couche 1 : acquisition de données (Data Acquisition layer)

C'est la couche d'acquisition transformant les grandeurs physiques en signaux électrique (fonction capteur).

- Couche 2 : manipulation de données (Data Manipulation layer)

C'est la couche qui traite le signal de la couche d'acquisition pour extraire les grandeurs représentatives de l'état de santé du système.

- Couche 3 : surveillance de l'évolution des données (Condition Monitoring/State Detection layer)

C'est la couche qui extrait les données des couches précédentes pour les comparer à des valeurs limites. Lorsque les limites sont franchies, cette couche génère des alarmes.

- Couche 4: diagnostic (Health Assessment layer)

Cette couche reçoit les données de la couche de surveillance pour déterminer si la santé du système, du sous-système ou du composant surveillé est dégradée. Elle génère un diagnostic sur une ou plusieurs conditions de faute associées à un niveau de confiance. Le diagnostic doit prendre en compte l'évolution de la tendance à partir de l'historique de santé, de la charge, du statut opérationnel et de l'historique de maintenance.

- Couche 5 : pronostic (Pronostics layer)

La couche 5 reçoit les données de toutes les couches précédentes. Son principal objectif est de projeter l'état de santé actuel du système dans le futur en fournissant des informations sur le temps de vie résiduelle du système.

- Couche 6 : aide à la décision (Decision Support layer)

Elle est la couche qui fournit des recommandations et des alternatives pour le maintien en bon état du système. Elle exploite pour cela les données des couches de diagnostic et de pronostic. Les recommandations peuvent être des actions de maintenance planifiée ou encore la modification de la configuration opérationnelle du système.

➤ Couche 7 : présentation (Presentation/GUI layer)

Il s'agit de la couche qui assure l'interface entre le système et un ou plusieurs opérateurs, elle sert notamment à présenter les informations élaborées par celui-ci.

Présentation / Interface graphique de l'utilisateur	Utilisé pour afficher les informations
Aide à la décision	Prise de décision automatisée utilisant des modèles
Pronostic	Restitue l'état de santé future du système avec des estimations
Diagnostic	Détermine la santé actuelle du système ou des composants
Surveillance / Détection d'état	Compare les fonctionnalités aux valeurs attendues ou à des seuils et des conditions
Manipulation de données	Techniques mathématiques pour extraire des informations des données capteurs
Acquisition de données	Mésure les paramètres macroscopiques (température , pression, vibration)

Fig 1. Les couches de l'architecture *OSA-CBM* [10]

Les fonctions spécialisées que cette méthode de couplage utilisent et l'interopérabilité entre ces dernières nous apparait convenir aux spécificités du couplage pronostic - diagnostic que nous souhaitons appliquer à la maintenance prévisionnelles des systèmes photovoltaïques en exploitation.

3. Couplage Diagnostic-Pronostic en *OSA-CBM* pour les *GPV*

Dans cette partie, nous proposons un couplage diagnostic-pronostic en fonction des évolutions des performances intrinsèques (vieillessement) et ensuite pour faire le diagnostic des défauts extrinsèques permettant ainsi une meilleure détection de ces derniers. Il s'agit tout d'abord de

l'identification du début du fonctionnement dégradé au moyen du monitoring des paramètres météorologiques et ceux des signaux des puissances côté *AC* et *DC*. Ces données subissent un traitement pour ne pas tenir compte des erreurs (du système de monitoring, des capteurs...). Nous nous proposons d'utiliser la méthode *LOESS* issue de [11] et qui permet d'extraire une tendance des données au niveau local grâce à un ajustement polynomial pondéré. Elle fournit une estimation au plus près de la tendance qui n'est pas déformée par la présence de valeurs aberrantes ou manquantes selon [12]. Par la suite, il faut continuellement extraire les valeurs de l'indicateur de dégradation (*CPR*) pour informer au moyen d'un seuillage de l'apparition de la dégradation et de son évolution [13]. Le taux de réduction R_d de l'indicateur *CPR* est utilisé ici tel que défini dans [12], avec l'hypothèse de dégradation annuelle linéaire.

Une limite du taux R_d de l'ordre de 1% par an fixe l'impact du vieillissement intrinsèque en l'absence de défaut extrinsèque selon [14]. Tant qu'on est en dessous de cette limite, la recherche de défauts extrinsèques est peu pertinente. En effet, le vieillissement prédomine et nous pouvons quantifier son évolution avec la fonction de Pronostic. Au-delà de cette limite, il y a superposition des effets des défauts intrinsèques (vieillissement) et extrinsèques (survenus) et de leurs effets sur la performance du système.

On procède simultanément aux fonctions de Diagnostic et de Pronostic pour la détermination de la durée de vie parallèlement à la discrimination du défaut. Seulement en cas de détermination de celui-ci, on réinitialise le monitoring car l'intervention de maintenance corrective (remplacement...) change le système surveillé. L'ensemble des étapes est représentée ci-dessous avec la correspondance aux 7 couches de l'architecture *OSA-CBM* issue de la partie 2. Par suite, nous proposons une organisation du couplage selon [9][1] avec :

- Couche 1 est constituée par la fonction de surveillance des données : $T_i ; G_i ; P_{DC} ; P_{AC}$
- Couche 2 assure le traitement des données par l'analyse *LOESS*[11] suivi par le calcul de l'indicateur de dégradation *CPR* et puis de son taux de réduction annuel R_d selon [12].
- Couche 3 présente le test du taux R_d avec le seuil moyen de 1% considéré comme la limite des effets du vieillissement pour la technologie *Si* polycristallin selon [14].
- Couche 4 concerne la fonction Diagnostic permettant la détection et la discrimination du défaut extrinsèque.
- Couche 5 correspond à la fonction Pronostic qui évalue la durée de vie du système.

- Couche 6 regroupe les recommandations en rapport avec la situation du système.
- Couche 7 sert d'interface informant l'opérateur du type de défaut, de son impact sur la durée de vie et des recommandations de maintenance à effectuer.

L'architecture *OSA-CBM* est ainsi établie pour chacune des 7 couches spécialisées du couplage pronostic-diagnostic proposé (figure 2).

4. Application du couplage en *OSA-CBM*

La mise en œuvre du couplage est en fonction de l'indicateur de dégradation, *CPR*, et en particulier son taux de réduction *Rd*. En effet, cette grandeur est continuellement testée face à une limite de réduction de 1% pour repérer le début d'un défaut agissant en plus du vieillissement. Grâce aux données de la surveillance des quatre centrales de Mont Soleil, Joch, Gfeller et Birg issues de la base de donnée du projet *IEA PVPS Task 13*, nous avons pu établir les courbes des indicateurs *CPR* respectifs et ceux des taux de réduction *Rd* associés.

Tableau 1. Localisation et données des quatre centrales *PV* choisies

Localisation	Centrales photovoltaïques			
	Joch	Birg	Mont Soleil	Gfeller
Latitude	46.54	46.56	47.15	47.62
Longitude	7.98	7.86	7	7.62
Hauteur	3454	2677	1250	530
Angle d'inclinaison	90°	90°	50°	na
	Siemens	Siemens	Siemens	Siemens
	M75	M55	M55	M55
Technologie	Polycristallin	Monocristallin	Monocristallin	Monocristallin

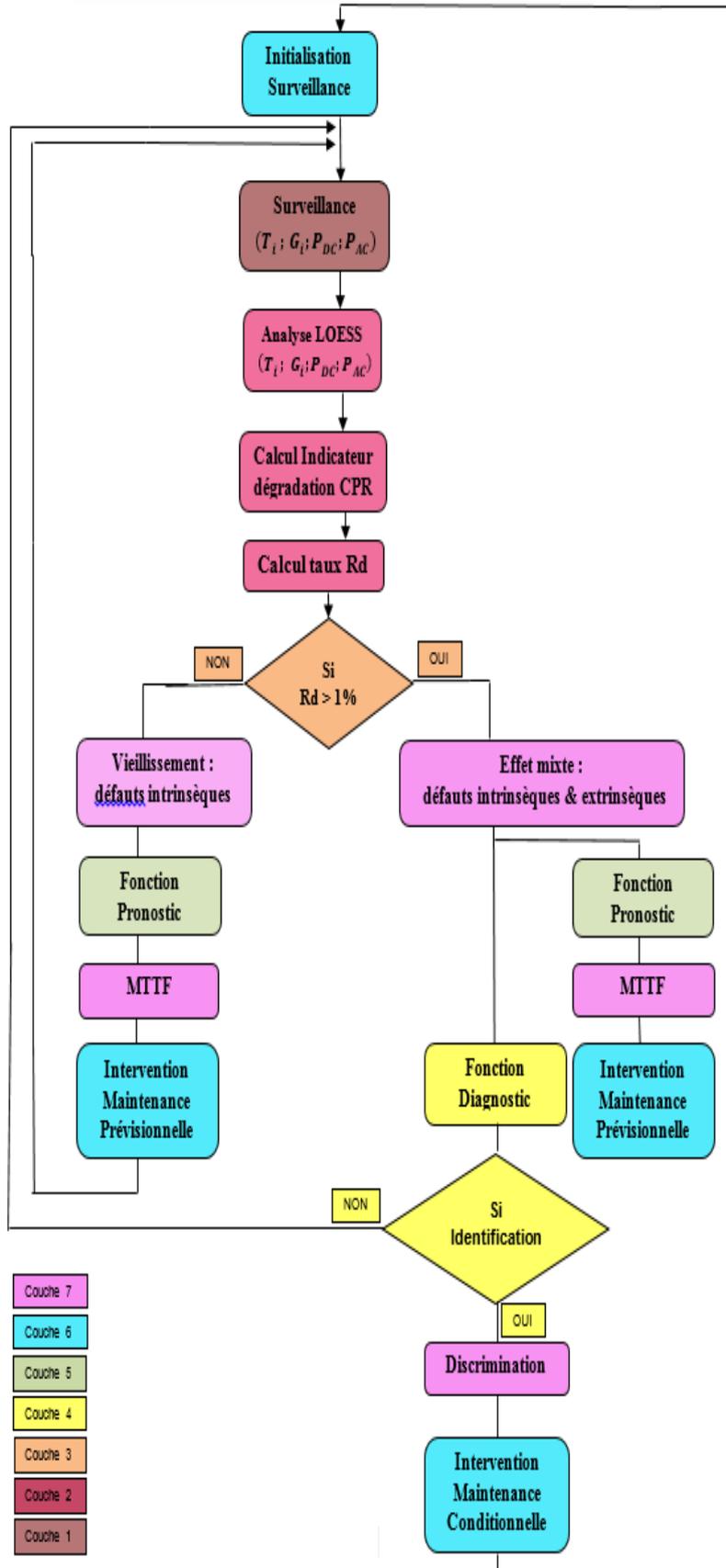


Fig 2. Schéma bloc du couplage en architecture OSA- CBM

Les acquisitions de données dépendent d'aléas multiples pouvant interférer avec la lisibilité des données. Il est important de corriger les fluctuations des acquisitions sans affectées les données mesurées. Pour cela, L'analyse statistique *LOESS* (Locally Weighted Scatterplot Smoothing) est appliquée aux données (i.e. *CPR*) des quatre centrales. Nous obtenons les courbes des tendances des *CPR* nous permettant de déterminer les taux de réduction R_d par l'équation 1 selon [12].

$$R_d = \frac{CPR_{Dernier} - CPR_{Premier}}{CPR_{Premier}} \times \frac{1}{\Delta t} \times 365 \quad (1)$$

avec : Δt : intervalle de temps en jour entre deux acquisitions successives $CPR_{Dernier}$ et $CPR_{Premier}$.

L'évolution des taux de réduction R_d pour chaque site est illustrée par les figures 3 à 6. On peut suivre la dégradation due au vieillissement dans les cas des centrales *PV* de Mont soleil et de Birg où la baisse progressive du *CPR* est plus marquée. Les centrales de Gfeller et de Joch montrent l'occurrence de plus de défauts identifiables par la forte variation de leurs taux de réduction R_d , respectifs. Les différences de résultats sont la conséquence de la variété des milieux d'exploitation. Par ailleurs, l'interprétation du signal R_d nécessite la connaissance de l'historique des interventions de maintenance ayant suivies la détection des défauts. En effet, ces interventions induisent un rétablissement des performances vers les valeurs nominales d'où les rebonds positifs observés sur les signaux R_d et susceptibles de masquer l'impact du vieillissement.

Notre approche permet de suivre la dégradation des quatre centrales photovoltaïques ci-dessus installées sur différents sites d'exploitation. De plus, la connaissance de l'évolution du taux de réduction R_d oriente le couplage décrit plus haut pour la mise en œuvre des fonctions de diagnostic et de pronostic respectives. En effet, le taux de réduction, dépendant de la technologie selon [14][15][16], est important pour la mise en œuvre de la stratégie présentée.

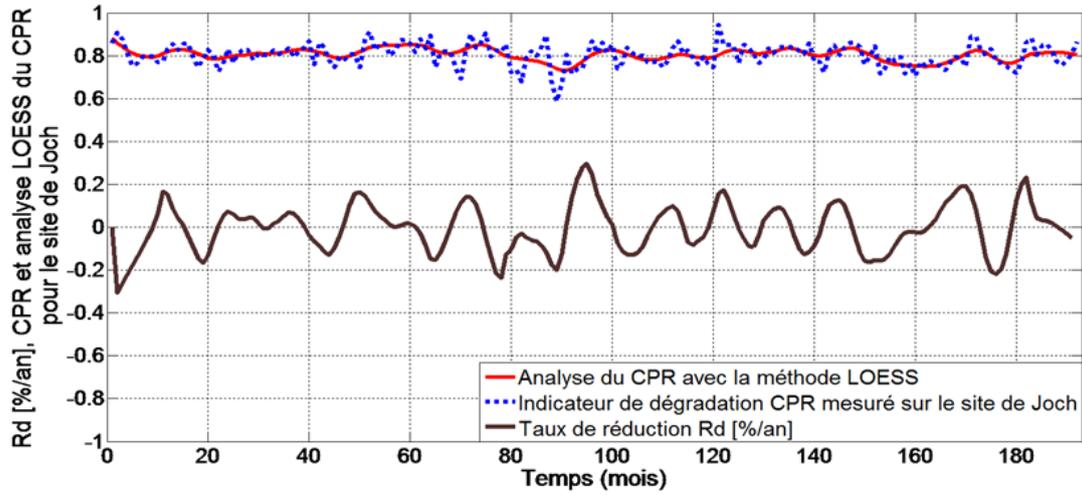


Fig 3. Evolutions de R_d , du CPR et de l'analyse par $LOESS$ du CPR pour la centrale Joch

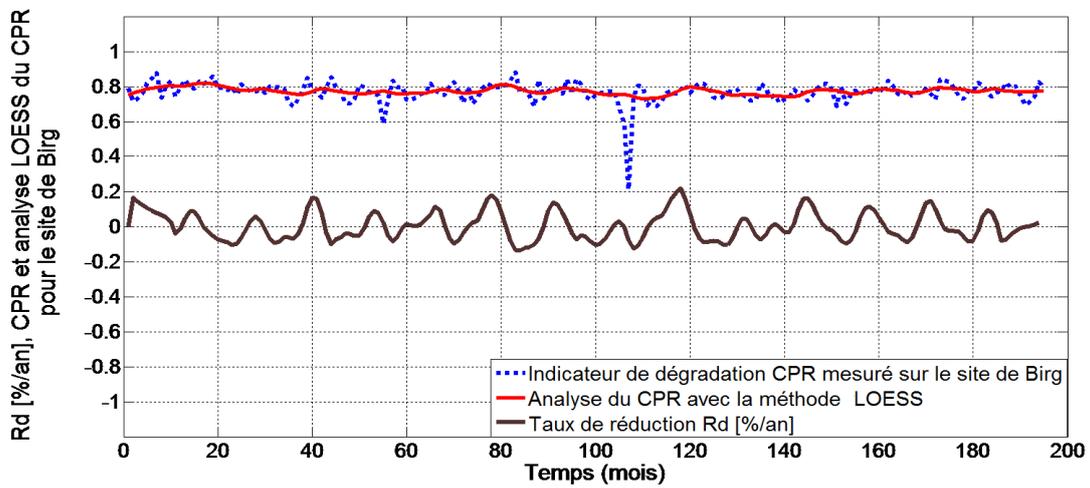


Fig 4. Evolutions de R_d , du CPR et de l'analyse par $LOESS$ du CPR pour la centrale Birg

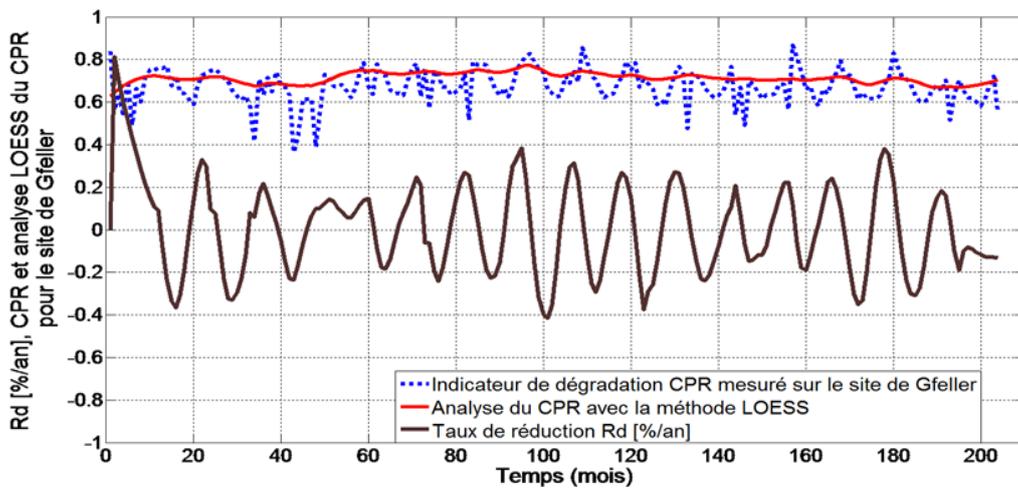


Fig 5. Evolutions de R_d , du CPR et de l'analyse par $LOESS$ du CPR pour la centrale Gfeller

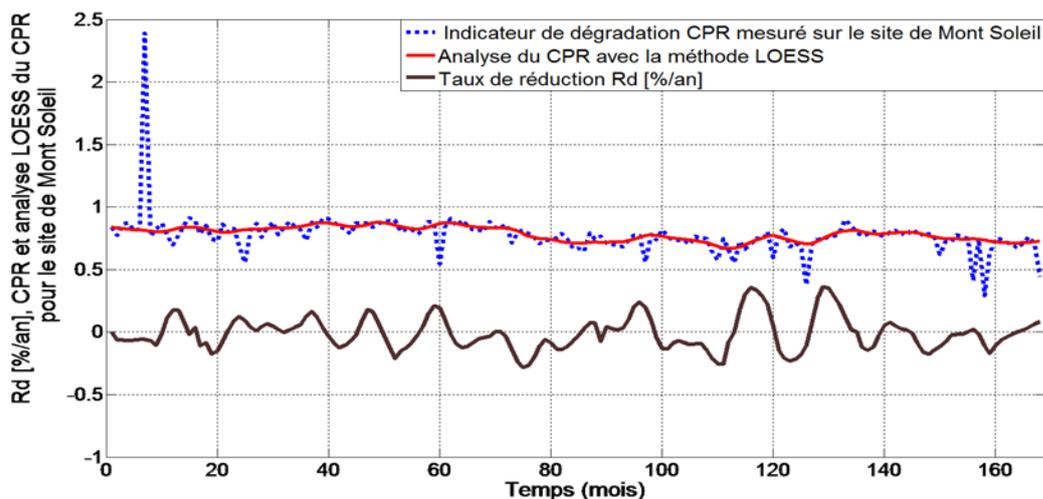


Fig 6. Evolutions de R_d du CPR et de l'analyse par $LOESS$ du CPR pour la centrale Mt Soleil

5. Conclusions

Dans cet article, nous présentons un travail de synthèse sur les différentes stratégies de couplage (Watch Dog, *PEDS*, *SIMP*, *OSA-CBM*...). Nous avons rappelé ces principales approches dans le but de faire un arbitrage en faveur de l'approche la plus adaptée pour réaliser le couplage escompté. En effet, la stratégie en *OSA-CBM* à sept couches permet l'interopérabilité des fonctions de diagnostic, de pronostic et de monitoring. Cette architecture est régulée par un test de seuil sur le taux de réduction annuelle, R_d de l'indicateur de dégradation CPR . Selon le résultat du test, le couplage en *OSA-CBM* met en œuvre les différentes fonctions de pronostic, de diagnostic et de surveillance et restitue les informations à l'opérateur. Le bénéfice obtenu par ce couplage consiste en la mise en œuvre de deux processus distincts et complémentaires pour améliorer l'aide à la décision en vue de la maintenance prévisionnelle des systèmes photovoltaïques.

6. Références

- [1] Coucheteux P. Contribution à la maintenance proactive par la formalisation du processus de pronostic des performances de systèmes industriels. Doctorat de l'Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2010

- [2] Bengtsson M, Olsson E, Zunk P et Jackson M. Technical design of condition based maintenance system a case study using sound analysis and case-based reasoning. Maintenance and Reliability Conference 8th Congress, Eskilstuna, Sweden, p.57, 2004.
- [3] Garga AK, Mc Clintic KT, Campbell RL, Yang CC, Lebold MS, Hay T et Byington C. Hybrid reasoning for prognostic learning in CBM systems. Aerospace Conference, 2001, IEEE Proceedings, Vol. 6, p.2957-2969, 2001.
- [4] Azam M, Tu F et Pattipati KR. Condition-based predictive maintenance of industrial power systems. Component and Systems Diagnostics, Prognostics and Health Management II, Vol. 4733, p.133-144, 2002.
- [5] Jardine AKS, Lin D et Banjevic D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 20, p.1483-1510, 2006
- [6] Muller A. Thèse de Doctorat. Contribution à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formalisation d'un processus de pronostic. Université Henri Poincaré, Nancy 1. 2005
- [7] Djurdjanovic D, Lee J et Ni J. Watchdog Agent, an infotronics-based prognostics approach for product performance degradation assessment and prediction. Advanced Engineering Informatics, Vol. 17(3-4), p. 109-125, 2003
- [8] Byington CS, Roemer MJ, Kacprzyński GJ et Galie T. Prognostic Enhancements to Diagnostic Systems for Improved Condition-Based Maintenance. IEEE Aerospace Conference, Big Sky, USA. Vol.6, p. 6, 2002
- [9] Lebold M. et M. Thurston. Open Standards for Condition-Based Maintenance and Prognostic Systems. 5th Annual Maintenance and Reliability Conference MARCON 2001, Gatlinburg, USA. Vol.200, 2001
- [10] Provan G. An open systems architecture for prognostic inference during condition-based monitoring. Aerospace Conference, Big Sky, USA, Vol.7, p.3157-3164, 2003.
- [11] Cleveland WS et Devlin SJ. Locally weighted regression: an approach to regression analysis by local fitting. Journal of the American Statistical Association, Vol. 83-403, p. 596-610, 1988.
- [12] Phinikarides A, Makrides G, et Georghiou G E. Comparison of analysis methods for the calculation of degradation rates of different photovoltaic technologies. 28th EU-PVSEC, Paris, France, p. 3973-3976, 2013

- [13] Sharma V et Chandel SS. Performance and degradation analysis for long term reliability of solar photovoltaic systems: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 27, p. 753-767. 2013
- [14] Phinikarides A, et al. Review of photovoltaic degradation rate methodologies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. Vol 40, p. 143-152. 2014
- [15] Solís-Alemána E, De la Casa J et al. A study on the degradation rates and the linearity of the performance decline of various thin film PV technologies. *Solar Energy*. Vol 188, p. 813–824. 2019
- [16] Silvestre S, Kichou S et al. Review Degradation analysis of thin film photovoltaic modules under outdoor long term exposure in Spanish continental climate conditions. *Solar Energy*. Vol 139, p. 599–607. 2016