



E4C
INTERDISCIPLINARY
CENTER



Le SIRTA, un living lab pour l'énergie solaire et l'autoconsommation

Jordi Badosa

Journée Scientifique du SIRTA

16/09/2022

e4c.ip-paris.fr





Le nouveau SIRTA : un living lab sur les EnR





Plateformes de test PV:

- Déménagement au nouvel observatoire
- Collaborations avec IPVF et le CEA sur les cellules pérovskite
- Deuxième tracker PV pour l'enseignement



NRLAB:

- Déménagement au nouvel observatoire
- Collaboration avec Metron
- Nouvelles fonctionnalités
- Réalisation d'un article
- Réalisation d'une vidéo promotionnelle:

<https://tinyurl.com/nrlabvideo>



AgriPV :

- Etude de sol
- Installation de 5 cultures avec et sans ombrage
- Création d'une communauté AgriPV-SIRTA
- Collaboration en construction avec la marie de Palaiseau



Ferme
experimentale
AgriPV



Prochaines étapes AgriPV:

- Installation PV avec 4 trackers
- Construction projet de recherche AgriPV
- Choix et plantation des cultures
- Collaborations avec des Agronomes et des étudiants



Ferme
experimentale
AgriPV



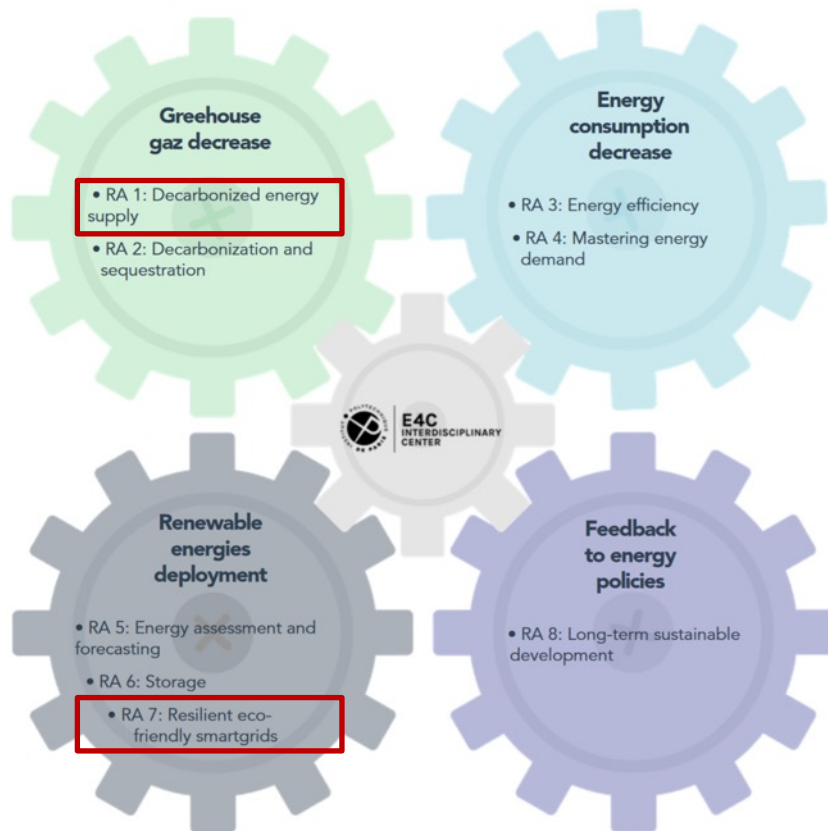
Projet Pleinergie d'autoconsommation :

- Installation d'une première borne Wallbox
- A venir: ferme AgriPV, possible borne V2G, stockage

PLEINERGIE :
Autoconsommation



THE 4 PILARS OF THE E4C CENTER



The E4C center in a few figures (2020-2021)

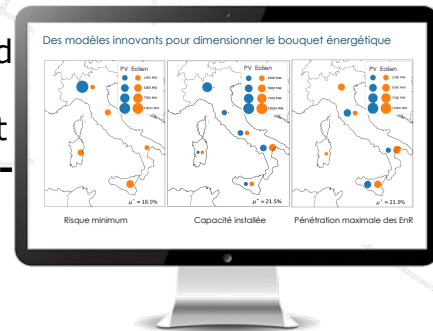
- 164 permanent staff
- 48 PhD candidates
- 26 labs
- 23 peer-reviewed articles
- 8 research actions
- 4 annual PhD tracks
- 4 electric smartgrids on the IP Paris campus and in Tahiti
- 3 sponsors
- 2 modeling suite (E4Cast, E4Clim)
- 2 energy entrepreneurship courses
- 1 master's degree Science and Technology for Energy
- 1 data hub
- 1 summer school
- 1 student challenge

DEMONSTRATE THE DEPLOYMENT OF THE ENERGY TRANSITION IN THE FIELD

The E4C center develops, tests and improves renewable energy production systems - **Outdoor characterization platform**



The E4C center models, forecasts energy production and demand and explores energy transition scenarios in the spirit of the Paris climate agreement - **E4C modelling suite**



The E4C center accelerates energy transition through accessing and processing data - **E4C datahub**

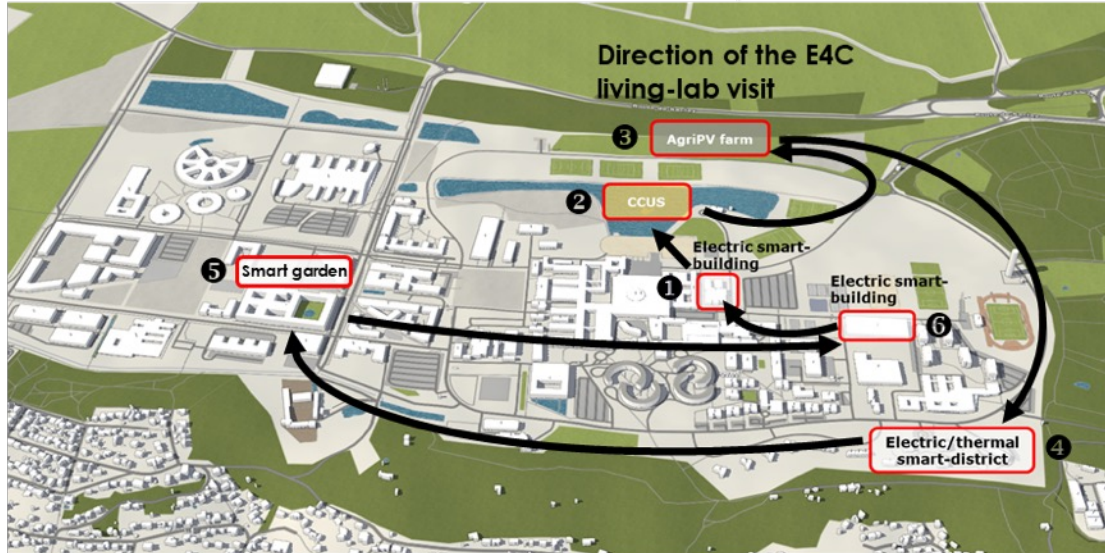


The E4C center deploys innovative solutions for the energy transition in the field - **E4C energy transition demonstrators**



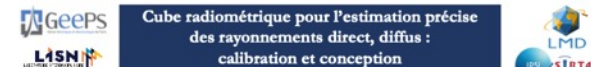
INNOVATE TO DEMONSTRATE THE DEPLOYMENT OF THE ENERGY TRANSITION IN THE FIELD

E4C living-lab: an approach to accelerate the energy transition (multi-sponsors)



Un cube radiométrique

- Dispositif expérimental dans le cadre de la thèse de Mahery Henintsoa ANDRIAMAHEFA (GeePs-LISN-LMD)
- Mise au point d'un cube radiométrique à utilisé l'optimisation dynamique d'une installation PV innovante (qui sera construite au SIRTa)



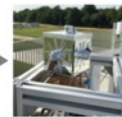
M. H. Andriamahefa¹, V. Bourdin², J. Parra³, J. Badosa³, A. Migan-Dubois¹ et X. Mninger¹

¹ Université Paris-Saclay, CentraleSupélec, CNRS, Sorbonne Université, Laboratoire de Génie Électrique et Électronique de Paris, 91193, Gif sur Yvette, France
² CNRS, LISN, Université Paris-Saclay, CentraleSupélec, Laboratoire 507, Rue de Belkacem, 91128 Palaiseau, France
³ Institut Polytechnique de Paris, LMD, ENS, IPSI, Sorbonne Université, Route de Saclay, 91128 Palaiseau, France

Contexte et motivation



Système standard de mesure de BNI et DHI (radfais 1)



Cube radiométrique

La mesure de la densité de flux cosmique direct (BNI) et de la composante diffuse (DHI) de l'irradiance solaire d'une surface horizontale joue un rôle important dans les applications de l'énergie solaire. Elle permet d'estimer l'éclairement global d'une surface sous une inclination et assure quotidiennement afin d'analyser ou d'optimiser la performance d'un système photovoltaïque ou de commander les mouvements d'un système récepteur mobile.

L'objet de notre étude est la conception d'un système sous forme de cube constitué de quatre capteurs d'éclairement à base de photodiode sur les faces Est, Sud, Ouest et Supérieur dans le but de déterminer le BNI et le DHI.

Ce cube radiométrique fixe est beaucoup moins cher, très simple à mettre en place et ne nécessite pas une surveillance aussi fréquente que le système standard de mesure de BNI et de DHI, qui est composé d'un dispositif de suivi de soleil.

Ce cube radiométrique est destiné à piloter de façon optimale en temps réel des inclinaisons d'un système photovoltaïque à faible concentration (LCPV) composé d'un réflecteur plan en face d'un module photovoltaïque.

Étalonnage des capteurs



Les quatre capteurs à photodiode (RG100) ont été calibrés par comparaison avec un pyranomètre de référence (CMP22) suivant la norme de l'ISO 9847.

- Calibration horizontale
- Sous conditions ciel clair
- Détermination du facteur de calibration (CF) de chaque RG100

$$Irradiance = V_{\text{mesure}} \times CF$$

Indicateurs d'erreur après l'étalonnage:

	RG100_1	RG100_2	RG100_3	RG100_4
(MRE) (%)	-0.7	0.3	0.5	-0.2
(MAE) (%)	2.8	2.7	3.2	4.1

Principe de l'estimation de BNI et DHI

- BNI et DHI sont estimés à partir de la combinaison des expressions mathématiques de l'éclairement global mesuré sur les quatre faces du cube

$$I_{\text{tot}} = GHI = BNI \cos(\theta) + DHI$$

$$I_{\text{Est}} = BNI \cos(\theta_{\text{Est}}) + \frac{1}{2} DHI + \frac{1}{2} \rho GHI, \quad \text{si } \cos(\theta_{\text{Est}}) \geq 0$$

$$I_{\text{Sud}} = BNI \cos(\theta_{\text{Sud}}) + \frac{1}{2} DHI + \frac{1}{2} \rho GHI, \quad \text{si } \cos(\theta_{\text{Sud}}) \geq 0$$

$$I_{\text{Oue}} = BNI \cos(\theta_{\text{Oue}}) + \frac{1}{2} DHI + \frac{1}{2} \rho GHI, \quad \text{si } \cos(\theta_{\text{Oue}}) \geq 0$$

- Le modèle isotrope est utilisé pour l'éclairement diffus et réfléchi

Cas 1: Le matin: $I_{\text{Oue}} = I_{\text{Est}}$ et l'après-midi: $I_{\text{Est}} = I_{\text{Oue}}$

$$DHI = 2I_{\text{Est}} - \rho I_{\text{tot}}$$

$$BNI = \frac{(I_{\text{Est}} - I_{\text{Oue}})^2 + (I_{\text{Oue}} - I_{\text{Sud}})^2 + (I_{\text{Sud}} - I_{\text{Est}})^2 - 2I_{\text{tot}}^2}{4}$$

Cas 2: Midi solaire vrai, $I_{\text{Oue}} = I_{\text{Est}}$

$$DHI = I_{\text{Est}} - \rho I_{\text{tot}}$$

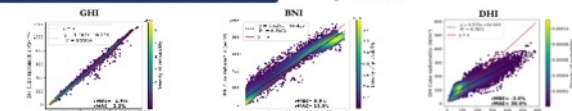
$$BNI = \frac{(I_{\text{Est}} - \frac{I_{\text{Sud}} - I_{\text{Oue}}}{2})^2 + (I_{\text{Oue}} - I_{\text{Sud}})^2 - I_{\text{tot}}^2}{4}$$

Cas 3: Complètement nuageux, $I_{\text{Oue}} = I_{\text{Est}} = I_{\text{tot}}$

$$DHI = \frac{I_{\text{tot}}^2 - I_{\text{Sud}}^2}{2I_{\text{tot}}}$$

$$BNI = 0 \text{ (W/m}^2\text{)}$$

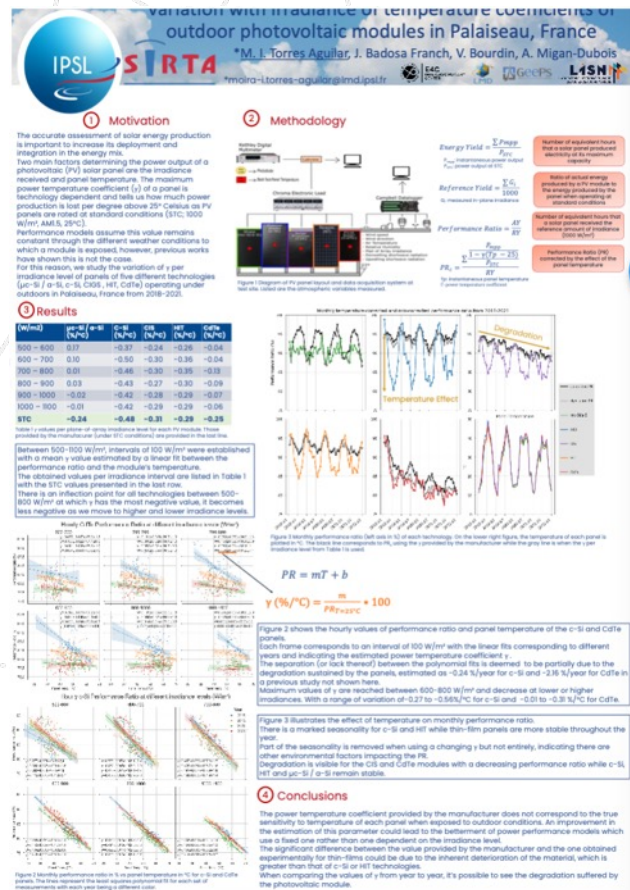
Résultats du 09/07/2022 au 28/08/2022



- L'éclairement global d'une surface horizontale (GHI) mesuré par le cube radiométrique à une bonne correspondance avec les mesures de radfais 1, comme le démontrent le très bon coefficient R et la pente voisine de la régression linéaire, ce qui confirme également la bonne calibration des capteurs. Les petites dispersions sont dues à la différence de temps de réponse des capteurs et à la gamme de longueur d'ondes limitée des photodiodes.
- La comparaison de BNI montre une bonne corrélation. À des éclairements élevés, le BNI du cube est inférieur à celui donné par radfais 1, ce qui est dû au champ de vu du pyranomètre (2.5° de radfais 1, qui intègre une partie du circumsolaire dans le BNI, alors que l'interprétation des mesures du cube est faite avec l'hypothèse d'un faisceau solaire parfaitement parallèle ce qui correspond à un soleil ponctuel à l'infini. L'hypothèse d'une laminarité de la voûte céleste simplifiée est aussi une source importante des écarts entre les mesures du cube et celles de radfais 1. Les imperfections géométriques du cube sont également une source d'écarts systématiques.
- À faible DHI, les mesures du cube sont supérieures à celles de radfais 1. Cela s'explique par la prise en compte du circumsolaire dans la composante diffuse estimée par le cube. La bonne correspondance entre les GHI mesurés par les deux systèmes prouve que le transfert optique du rayonnement circumsolaire vers le diffus respecte la conservation de l'énergie.
- Ces résultats montrent le fort potentiel du cube radiométrique comme sonde pour l'optimisation de la commande d'un LCPV ou d'un suivi solaire. L'étude du mode de commande à partir du cube radiométrique est notre prochaine étape.

Caractérisation PV en conditions réelles

- Travaux dans le cadre de la thèse de Moira Itzel Torres Aguilar (LMD-GeePs-LISN)
- >4 ans de mesures analysées pour 5 types de panneaux installés au SIRTa.
- Études sur la dégradation des modules et sur l'effet de température sur la puissance produite.



Travaux Pratiques sur le photovoltaïque

- Niveaux et formations différentes : L2, L3pro, M2
- C'est la thématique principale de TPs sur l'observatoire (>100 étudiants/an)
- L'équipement est en train de se renforcer avec l'ajout d'un suiveur PV et un banc de test PV (en octobre 2022).



La caractérisation photovoltaïque en conditions réelles et en extérieur : Des Travaux Pratiques pour étudiants de tout niveau

A. Migan Dubois, S. Le Gall, J. Badosa, M.-H. Andriamahefa, S. Garcia, J. Parra et V. Bourdin

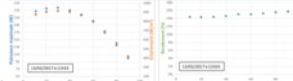
RÉSUMÉ

La STRTA dispose de 2 plateformes pédagogiques expérimentales qui permettent d'accueillir chacune deux groupes d'étudiants. La première plateforme permet d'étudier l'impact du positionnement des modules photovoltaïques par rapport au soleil en mesurant les performances électriques pour diverses inclinaisons et orientations des modules. Elle est composée de deux suiveurs solaires sur lesquels 3 modules photovoltaïques sont installés. Les caractéristiques courant-tension de chacun sont mesurées par une charge variable programmable. L'éclairement du plan des modules et leurs températures sont également mesurés. La seconde plateforme a pour objectif de comprendre l'association de modules photovoltaïques dans une centrale (série, parallèle et série-parallèle). Elle permet également d'étudier l'impact d'un ombrage sur la production électrique. Cette plateforme est composée de 2 fois 4 modules photovoltaïques dont les caractéristiques courant-tension sont relevées grâce à un IV traceur portable. L'éclairement du plan des modules et leurs températures sont également mesurés. Ces plateformes ont été conçues pour pouvoir être adaptées à des travaux pratiques allant du niveau L2 jusqu'aux formations professionnelles pour adultes salariés de l'Executive Education.

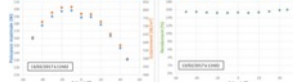
LA PLATEFORME TRACKER



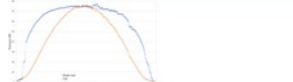
Quel est l'impact de l'inclinaison des modules sur les performances PV ?



Quel est l'impact de l'azimut des modules sur les performances PV ?



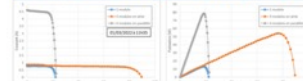
Quelles améliorations peut-on attendre d'un suiveur solaire ?



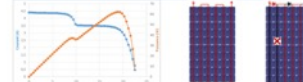
LA PLATEFORME SYSTÈME



Association série, parallèle, série-parallèle : quelles conséquences sur les caractéristiques courant-tension et puissance-tension du système PV ?



Quel est l'effet d'un ombrage sur la caractéristique courant-tension d'un module PV ? Et sur sa puissance ?

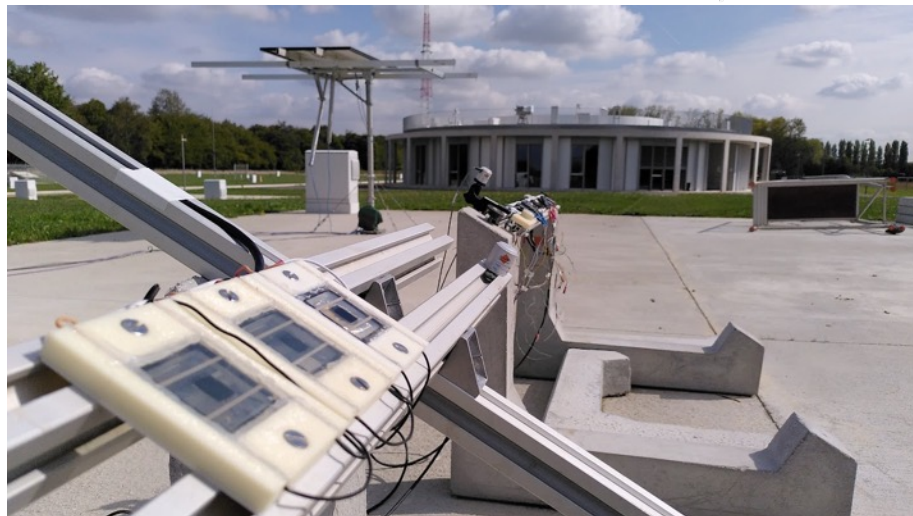


FINANCEMENT

Ces plateformes ont été construites conjointement par le centre E4C d'IP Paris et par l'Université Paris-Saclay et ont bénéficié et bénéficieront de financements divers dont la Chaire DTER et la Région Ile-de-France.

Les cellules PV perovskite en conditions réelles

- Collaboration LICSeN-GeePs-LPICM-LMD-Solaronix initiée en été de 2022 dans le cadre d'un stage.
- Premiers résultats encourageants



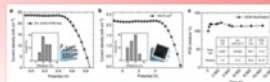
Stability of efficient triple-junction perovskite solar cells and modules under real outdoor working conditions.

E. Stéphane¹, F. Oswald², A. Migan Dubois³, J. Parra¹, J. Badosa⁴, J. Chakar⁵, D. Tondelier¹, Y. Bonnessieur⁶, S. Narbey⁷

¹ Université Paris-Saclay, CEA, CNRS, MARE, LICSeN, 91191, Gif sur Yvette, France
² Université Paris-Saclay, CentraleSupélec, CNRS, Laboratoire Génie Electrique et Electronique de Paris (G2E2P), 91191 Gif sur Yvette, France
³ Ecole Polytechnique, IPSL, Institut Polytechnique de Paris, ENL, Université PSL, Sorbonne Université, CNRS, Laboratoire de Mécanique Dynamique (EMDL), 91120 Palaiseau, France
⁴ LPICM, CNRS, Ecole Polytechnique, Institut Polytechnique de Paris, route de Saclay, 91128 Palaiseau, France
⁵ Solaronix SA, rue de Fourmette 125, CH1210 Aubonne, Suisse

Short background

In 2017, we published a structure proven to be stable over more than 10,000 h, measured under controlled standard conditions, by depositing an ultra-stable 2D/3D perovskite junction. This structure is based on a fully printable architecture made of three inorganic layers in which the perovskite is embedded.



One year stable perovskite solar cells by 2D/3D interface engineering

Today's purpose is to study the stability of these devices facing real outdoor working conditions.

Outdoor test

Working in real conditions requires taking into account many constraints that are not measured under controlled conditions.

Measurement optimization

Perovskite is a dynamic process, which means that at any voltage point, a migration of ions is observed. Under controlled conditions, we are used to work with very slow acquisition time (order of 1 sec per point) in order to work under steady state conditions.



Fig. 1. Simulation of the passage of a cloud during the measurement under solar simulation

An issue in Fig. 2 is to maximize the acquisition time (usually 1 min) the number used to avoid the loss of information which can be caused by clouds. After optimization, the mean time is now 30 seconds.

Cell manufacturing

Screen printing

Screen printing is a printing technique using a screen mesh to support an ink-thickening screen. The ink is pressed through the mesh as a shaped-ink stage (Fig. 1). The thickness of the film depends on the size of the mesh and the ink concentration. The electrode is shaped using this method before the deposition of the active material (perovskite).





Fig. 1. Illustration of the screen-printing process

Inkjet printing and crystallization


Inkjet printing technique is a relatively new developed thin film deposition method. It is an easy and quick process and has the ability to print at nanoscale. The perovskite is deposited by this method to regenerate the mesoporous network. Annealing and humidity treatment are then carried out in order to optimize the crystallization of the perovskite.

Preparation of a 3D printed support and encapsulation of the device



3D model of the support Final device

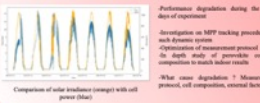
Installation of the test bench



The test bench is south-oriented with a tilt angle of 30°

- Short-circuit reference cell
- Commercial in small dimensions of 3x3
- IV or MPP tracking
- Temperature tracking

First results and perspectives



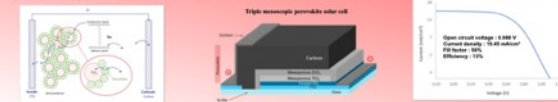
Performance degradation during the first days of exposition

Investigation on MPP tracking procedure on such dynamic process

Optimization of measurement protocol (in depth study of perovskite system, comparison to search better results)

What other algorithms ? Measurement protocol, cell encapsulation, structural factors ?

High efficiency printed perovskite solar cells



Triple-junction perovskite solar cell

Open circuit voltage: 4.880 V
 Current density: 18.90 mA/cm²
 PCE (Power): 16%
 Efficiency: 13%

- Une prévision opérationnelle à partir des mesures radiatives du SIRTA et les mesures photovoltaïques d'un bâtiment sur le Campus.

Benchmarking different approaches to convert surface solar irradiance into PV power production: a case study with an operational forecast system for a roof-top PV farm

Sylvain Cros, Swann Briand, Jordi Badoisa
Laboratoire de Métrologie Dynamique (UMR 5076), Institut Polytechnique de Paris
UMR 5076, Institut Polytechnique de Paris, 91128 Palaiseau Cedex
Corresponding author: sylvain.cros@polytechnique.edu



Background and objective

- Forecasting PV power production few hours ahead optimizes the decisions of micro-grid energy management system by maximizing its PV self-consumption
- Most of PV power forecast methods, using cloud cover observations from geostationary satellite images, requires a conversion from global horizontal irradiance (GHI) to PV power (P_{pv}). Physical models use precise knowledge of PV panel characteristics. They provide instant values of P_{pv} from GHI, air temperature (T_a) and wind speed (WS) forecast. Machine learning approaches use historical data without requiring PV plant information. It can learn specific local features the physical model ignore (recurrent shadowing, PV material ageing etc.)
- This work assess the performance of a physical model and machine learning methods against power measurements of a rooftop farm operational since July 2020.

A smart building demonstrator

The start-up incubator of Institut Polytechnique de Paris is a building in partial self-consumption equipped with:

- *17 kW_{dc} of PV capacity, 30.5 kWh of battery storage
- *53 PV panels distributed in 6 distinct technologies (PERC, half-cells, Mono-Si, bifacial etc.), 2 different tilt angles (20° and 30°)



Satellite-based forecast method

An operational chain forecast GHI every 15 min using images from Meteosat satellite using cloud motion vector computation (see details in [1]). GHI is currently converted into PV power with a physical model called E4Cast-PV using:

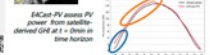
- *GHI split into direct and diffuse irradiance [2]
- *Plane-of-array irradiance modeling [1]
- *Back PV cell temperature modeling using [4]
- *PV Watts power model [5]



The SIRTA observatory

Located at 500m of the smart building, the SIRTA observatory holds a hundred of meteorological instruments including:

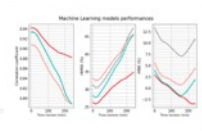
- *Pyranometers and photometers of radiation observation international networks (BSRN, AERONET...)
- *Any other observation useful for PV power modeling (temperature, wind speed, albedo, PV panel testbench...)



Machine learning methods

We set up methods requiring historical records of GHI and P_{pv} rather than PV panel characteristics. Following a benchmark performed by [6], we tested these following methods:

- *Linear GHI: $P_{pv} = a \cdot GHI_{t-h} + b$ (where a,b are regression coefficients for time horizon t)
- *Linear PV: $P_{pv} = a \cdot P_{pv,t-h} + b$ (bAP is the output of E4Cast-PV method)
- *Polynomial GHI: $P_{pv} = f(GHI_{t-h}, GHI_{t-2h}, \dots, T_{a,t-h}, WS_{t-h}, SZA_{t-h}, SAA_{t-h}, \text{satellite image cloud index features})$ f is a 3rd degree polynomial function, SZA and SAA solar zenith and azimuth angles
- *Kernel Ridge Regression (KRR) (tested but not shown here)
- *Multi-Layer Perceptron – Artificial Neural Network (MLP-ANN) (tested but not shown here)



Polynomial regression using GHI shows the best performance. On 2021-04-21, it causes the meaning loss of the overestimation.

E4Cast-PV is a physical model assuming that PV panel characteristics are well known and requiring only GHI and air temperature as input values. These shadowing by the meaning loss of the overestimation of PV power is overestimated.

Application of a Kalman filter

To study the operational case where no historical data are available, we assess the performance of E4Cast-PV method corrected by a Kalman filter (KF) following the implementation published by [7]. KF has been applied on forecast performed from 03 October 2020 to June 2022 for E4Cast-PV. Time horizon at 0 min shows a significant decrease of relative mean bias error. KF has no positive impact on machine learning method.

Method	RMSE	MAE	MAE (%)	RMSE (%)
Observation	0.91	0.30	19.3	-
E4Cast-PV	0.91	0.32	5.1	-
Linear GHI	0.91	0.32	5.4	-
Linear PV	0.91	0.31	4.5	-
Linear PV + KF	0.90	0.30	5.4	-
Polynomial GHI	0.91	0.32	1.3	1.3
Polynomial GHI + KF	0.82	0.31	1.3	1.3

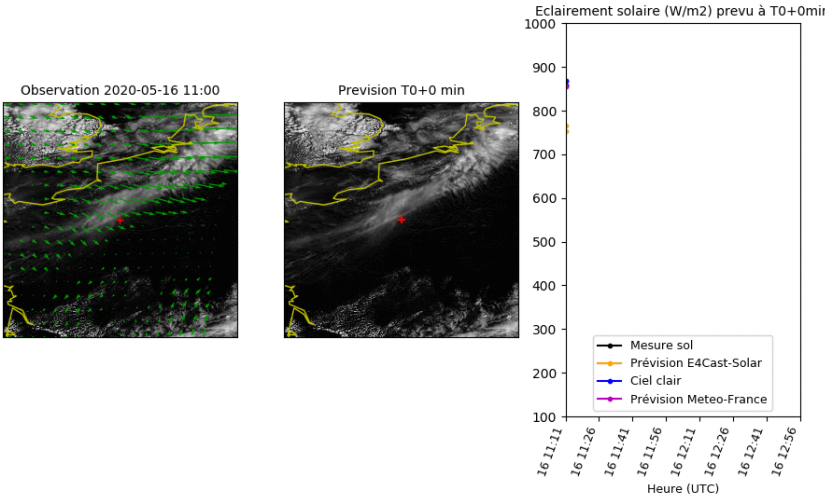
Dataset train: October 2020 to June 2022 excepted July, October 2021 and January, April 2022. These last months are used as validation dataset. A linear regression converting GHI to PV is less accurate than E4Cast-PV. Polynomial GHI model shows the best performance. The use of external parameters provide a significant improvement.

Conclusion and perspectives

- Following a recent state-of-the-art, we performed a benchmark of methods converting GHI into PV power.
- Results showed clearly the performance of the polynomial regression using external variables. Kalman filter reduces strongly the bias of the physical model, without positive impact on machine learning methods.
- Advanced methods with long training (KRR, MLP-ANN) did not provide significant improvements.
- Further studies will investigate the influence of on-hand predictors.

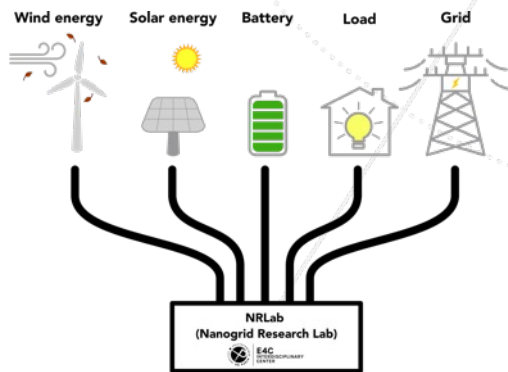
Bibliography and acknowledgement

[1] Cros, S., Briand, S., Lemaire, A., & Badoisa, J. (2021). Reliability prediction for solar irradiance satellite based forecast. *Energy*, 217, 1194. [2] Badoisa, J. (2016). Evaluation of the relative error by the radiation balance to large Director observatory. *International Journal of Remote Sensing*, 37(18), 4119-4130. [3] Badoisa, J. (2018). Evaluation of models to predict irradiance on tilted planes. *Solar Energy*, 173, 111-119. [4] Badoisa, J. A., & Cros, S. (2021). Temporal behaviour of the solar irradiance balance. *International Journal of Remote Sensing*, 42(18), 6111-6124. [5] Badoisa, J., & Cros, S. (2021). Comparison of machine learning methods for photovoltaic power forecasting based on historical weather data. *International Journal of Remote Sensing*, 42(18), 6111-6124. [6] Badoisa, J., Cros, S., & Briand, S. (2021). Solar and photovoltaic forecasting through the physical and machine learning methods: a case study. *International Journal of Remote Sensing*, 42(18), 6111-6124. [7] Badoisa, J., Cros, S., & Briand, S. (2021). Solar and photovoltaic forecasting through the physical and machine learning methods: a case study. *International Journal of Remote Sensing*, 42(18), 6111-6124.



Le laboratoire sur les nanoréseaux (NRLAB)

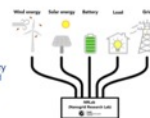
- Installation en développement depuis 2016 dans le cadre du Centre Interdisciplinaire Energy4Climate et implication de plusieurs laboratoires (LMD, GeePs, LISN, LPICM, SAMOVAR, CERMICS)
- Utilisé par la recherche, l'enseignement et les collaborations industrielles
- Le NRLAB a déménagé sur l'observatoire du SIRTa en début 2022
- Tous les détails : Séminaire de terrain S3 (16h et 16h45)



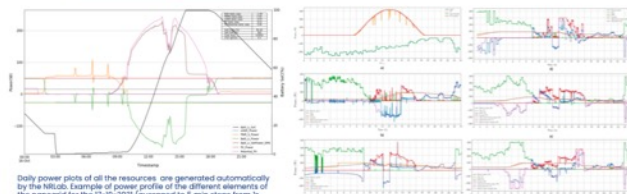
NRLab : Experimental Nanogrid Development for Teaching, Demonstrator and Research Purposes

Objectives

- Academic tool for graduate and undergraduate students
- Research tool for academia and industry
- Demonstrator for new technologies and algorithms regarding microgrids with solar PV as main energy source



Physical appearance of the resources of the NRLab



Daily power plots of all the resources are generated automatically by the NRLab. Example of power profile of the different elements of the nanogrid for the 17-18-2021 (averaged to 5 min steps from its raw measurements). The battery state of charge (SoC) is shown in black with the right axis. It is observed that PV power suddenly dropped during the afternoon due to full battery, as seen in the SoC curve). Top table shows daily integrated energy values as well as other calculated indicators, such as self-consumption and self-sufficiency rates, the cost or the CO2 footprint.

Industrial clients have performed comparative tests of different energy management algorithms using the NRLab. The figure shows 5 different management strategies (a to f) applied at whole for a given daily PV production and load profiles (a).

Conclusions / Perspectives

- A Direct-Current Microgrid is useful to test Energy Management Strategies
- The systems encompasses several domains, which opens the door for a wide variety of projects for students
- A wind turbine is being tested to evaluate its adequacy for implementation in the NRLab
- New capabilities such as forecasting for PV production and consumption and an optimization-based EMS, are envisaged to be implemented in the near future



Contacts: Jordi Badosa (jordi.badosa@lmd.polytechnique.fr) | Johan Parra (johan.parra@lmd.polytechnique.fr)

