



HAL
open science

Gestion d'énergie avec entrées incertaines : quel algorithme choisir ? Benchmark open source sur une maison solaire

Pierre Haessig, Jesse James Arthur Prince Agbodjan, Romain Bourdais,
Hervé Guéguen

► To cite this version:

Pierre Haessig, Jesse James Arthur Prince Agbodjan, Romain Bourdais, Hervé Guéguen. Gestion d'énergie avec entrées incertaines : quel algorithme choisir ? Benchmark open source sur une maison solaire. Symposium de Génie Electrique, Université de Lorraine [UL], Jul 2018, Nancy, France. hal-02981871v1

HAL Id: hal-02981871

<https://hal.science/hal-02981871v1>

Submitted on 28 Oct 2020 (v1), last revised 14 Oct 2021 (v2)

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.

Gestion d'énergie avec entrées incertaines : quel algorithme choisir ?

Maison solaire pour un benchmark open source

Pierre HAESSIG*, Jesse James PRINCE AGBODJAN*, Romain BOURDAIS*, Hervé GUÉGUEN*

*IETR, CentraleSupélec

RÉSUMÉ – Le pilotage optimal des systèmes énergétiques nécessite l'emploi d'algorithmes de gestion optimale. Ces outils se rattachent à théories de disciplines variées (Automatique, Optimisation, Recherche Opérationnelle), qui ont chacune leur spécificité tout en se recouvrant partiellement. Il est donc difficile, pour la personne "non-initiée", de saisir les principales caractéristiques de chaque approche pour pouvoir les comparer et finalement trouver quelles méthodes sont plus adaptées à un problème donné. Nous proposons ici, sur un exemple simple de système photovoltaïque-stockage, de comparer différentes méthodes en soulignant en particulier les investissements en temps à prévoir : temps pour la compréhension du cadre théorique, temps pour la modélisation du problème dans ce cadre, temps pour l'implémentation numérique et la validation des résultats. Nous soulignons également quelques pièges typiques, comme l'optimisation déterministe anticipative dans un contexte stochastique.

Gestion d'énergie, Optimisation dynamique, Optimisation stochastique, Commande prédictive, Programmation Dynamique

1. INTRODUCTION

De très nombreux travaux de recherche portent sur le pilotage des systèmes énergétiques pour optimiser leur fonctionnement. Les méthodes employées sont variées (cf. partie 3) et certaines nécessitent un bagage théorique qui pourrait rebouter effrayer une personne issue d'une discipline "physique" (génie électrique, énergétique) plutôt que "numérique" (automatique, recherche opérationnelle) où ces méthodes sont souvent mises au point. La mise en œuvre peut également être difficile et coûteuse en temps de calcul. C'est malheureusement le cas en particulier des méthodes a priori les plus performantes du point de vue de l'optimalité.

En réponse à ces difficultés, nous proposons un *banc de test de gestion d'énergie open source*. Il permet, sur un exemple simple, mais pertinent, d'avoir un aperçu de différentes méthodes de pilotage. Cela permet de comparer leur mise en œuvre (e.g. dans différents langages de programmation) et leurs résultats (optimalité, robustesse...).

Il existe des travaux comparant des méthodes de gestion d'énergie, sur des exemples réels complexes (barrages hydro-électriques [1], véhicules hybrides [2]). Notre proposition est complémentaire, car elle porte davantage sur la comparaison *fonctionnelle* des méthodes (e.g. analyse des objets nécessaires pour leur mise en œuvre) que sur la comparaison quantitative des résultats d'optimisation.

2. BANC DE TEST : MAISON SOLAIRE

2.1. Modèle de la maison solaire

Pour illustrer les différentes méthodes de gestion d'énergie à comparer, nous avons choisi un système "banc de test" qui soit à la fois simple et concret. Nous considérons ainsi la maison solaire qui est modélisée par des flux d'énergie figure 1. Il s'agit d'un modèle simple de système photovoltaïque-stockage pour l'autoconsommation d'un consommateur résidentiel connecté

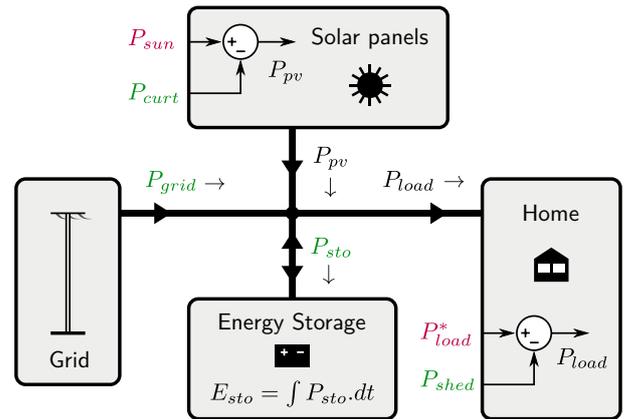


Fig. 1. Modèle en flux d'énergie de la maison solaire. Variables de décision en vert, données externes en rouge (potentiel solaire et consommation souhaitée), variables internes en noir. La consommation du foyer P_{load}^* , imposée, est couverte par 3 sources : le réseau électrique, des panneaux solaires (délestables) et un système de stockage. En dernier recours, la consommation de la maison peut être délestée.

au réseau.

L'objectif de pilotage est la minimisation de la facture de l'énergie consommée du réseau ($\int P_{grid}$), le prix de l'énergie étant considéré fixe¹. La puissance de réseau est limitée à la puissance souscrite P_{grid}^{max} et l'injection est interdite² :

$$0 \leq P_{grid} \leq P_{grid}^{max} \quad (1)$$

Le système de gestion d'énergie doit donc tirer profit de l'énergie, marginalement gratuite, des panneaux solaires P_{pv} , librement réglable entre 0 et P_{sun} (par l'intermédiaire de l'écrêtage $P_{curt} \geq 0$). P_{sun} est le productible solaire, c'est-à-dire la production des panneaux en régime MPPT³. Ce productible est fonction de l'irradiance solaire du moment et de la puissance nominale (puissance crête) des panneaux P_{pv}^{max} .

Le système de gestion doit également exploiter le degré de liberté offert par le système de stockage qui permet de décaler, au moins partiellement, la production solaire et la consommation. Le stockage, dont on néglige les pertes, contient l'énergie :

$$E_{sto}(t) = \int_0^t P_{sto}(t) dt \quad (2)$$

Point essentiel, le stockage a une capacité limitée E_{rated} :

1. un prix variable serait une extension naturelle
2. équivalent, du point de vue de l'optimisation, à autoriser l'injection, mais sans la rémunérer
3. Maximum power point tracking

$$0 \leq E_{sto} \leq E_{rated} \quad (3)$$

Tous les flux sont liés par la conservation de l'énergie :

$$P_{grid} + P_{pv} = P_{load} + P_{sto} \quad (4)$$

La consommation P_{load} a vocation à suivre la consommation souhaitée P_{load}^* (pas de charges "intelligentes" déplaçables). Nous définissons cependant un délestage de dernier recours pour les situations critiques⁴.

Notons pour finir que la performance d'un tel système dépend totalement de son dimensionnement (capacité de stockage, puissance des panneaux et puissance souscrite). La question du dimensionnement, bien qu'intéressante, n'étant pas l'objet de cet article, le dimensionnement est fixé empiriquement.

Dimensionnement : $E_{rated} = 13.5 \text{ kWh}$ (Tesla Powerwall), $P_{pv}^{max} = 3 \text{ kW}_c$ (permet, en cumul annuel, de couvrir 64% de la consommation du foyer présenté ci-après).

2.2. Banc de test open source

La description de ce modèle ainsi que les données temporelles nécessaires sont disponibles en open source dans un dépôt GitHub [solarhome-control-bench](#). Ce dépôt contient également les méthodes de gestion d'énergie présentées dans cet article.

Il a vocation à contenir des exemples dans les langages de programmation les plus utilisés pour ce type de problème : Matlab, Python et Julia...

2.3. Données de la maison solaire

Nous utilisons le jeu de données réelles et ouvert "Solar home electricity data" de l'opérateur Ausgrid (réseau de Sydney et sa région, Australie). Il contient 3 années de consommation et production, au pas demi-horaire, de 300 clients résidentiels disposants de panneaux PV.

Pour notre banc de test, nous avons sélectionné un client sans charge pilotable⁵. Nous avons choisi 7 jours consécutifs de test représentés figure 2 (après mise à l'échelle à 3 kW_c de son installation PV).

Les données des 30 jours précédents sont également disponibles pour une phase d'apprentissage, par exemple pour régler la prévision d'une commande prédictive.

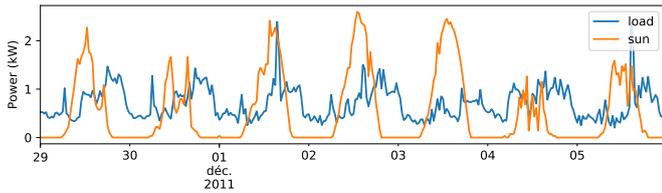


Fig. 2. Consommation et production PV durant les 7 jours de test

3. APPROCHES D'OPTIMISATION

L'article final décrira les différentes méthodes comparées pour la gestion de la maison solaire, avec les résultats obtenus.

3.1. Programmation dynamique

Bon cadre théorique pour poser un problème de gestion avec entrées incertaines (stochastique). Point particulier : nécessite une modélisation des incertitudes par un processus markovien[3]. L'implémentation numérique est impossible si la dimension de l'état est trop grande (>4).

4. faible puissance souscrite, lorsque la batterie est vide et qu'il n'y a que peu de soleil

5. la description détaillée de ce choix est fournie dans le fichier [data/README.md](#) du dépôt, avec plusieurs graphiques supplémentaires.

3.2. Optimisation déterministe anticipative

Un piège courant consiste à optimiser la gestion avec une connaissance parfaite des entrées. Le résultat (figure 3) est une surévaluation de la performance (e.g. aucun délestage de la production solaire).

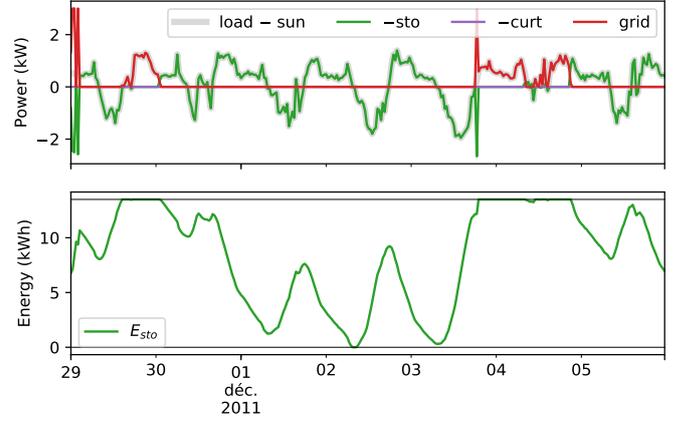


Fig. 3. Gestion d'énergie par optimisation déterministe anticipative. La performance est surestimée (aucun délestage de production solaire).

3.3. Commande prédictive (MPC)

La commande prédictive (MPC) utilise une prévision ponctuelle (moyenne) des entrées incertaines. Elle compense l'erreur de prévision en répétant l'optimisation sur un horizon glissant. L'implémentation numérique est efficace si le problème d'optimisation est linéaire (ou en tout cas convexe), ce qui est le cas ici.

Des variantes du MPC déterministe existent pour mieux faire face à l'incertain : le MPC stochastique, qui utilise un ensemble de scénarios, éventuellement avec un "recours affine".

4. CONCLUSIONS

Le banc de test pour la gestion d'énergie d'une maison solaire doit permettre de faciliter l'accès à une palette de méthode de gestion sur un exemple simple mais réaliste (e.g. données de production solaire et de consommation réelles).

Perspectives : ce banc de test pour la gestion d'énergie, à dimensionnement fixé, est une première étape pour l'étude des méthodes de dimensionnement optimal qui prennent en compte l'optimisation de la loi de gestion [4].

RÉFÉRENCES

- [1] M. Zambelli, S. F. Secundino, T. A. Emilio, S. E. dos, and S. F. D. da, "NEWAVE versus ODIN : comparison of stochastic and deterministic models for the long term hydro-power scheduling of the interconnected brazilian system," *SBA Revista Controle & Automação*, vol. 22, pp. 598–609, 12 2011.
- [2] Q. Jiang, F. Ossart, and C. Marchand, "Comparative Study of Real-Time HEV Energy Management Strategies," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 66, no. 12, pp. 10 875–10 888, Dec 2017.
- [3] P. Haessig, T. Kovaltchouk, B. Multon, H. Ben Ahmed, and S. Lascaud, "Computing an Optimal Control Policy for an Energy Storage," in *6th European Conference on Python in Science (EuroSciPy 2013), Brussels, Belgium, Aug. 2013*, pp. 51–58.
- [4] P. Haessig, B. Multon, H. Ben Ahmed, and S. Lascaud, "Quelle importance du choix de la loi de gestion pour di-

mensionner un système de stockage d'énergie?" in *SGE 2014, Cachan, France*, Jul. 2014.