



**HAL**  
open science

## Système de management énergétique résidentiel prédictif sous critères technico-économique

Vincent Debusschere, William Ricardo Lèon Garcia, Kaustav Basu, Seddik  
Bacha

► **To cite this version:**

Vincent Debusschere, William Ricardo Lèon Garcia, Kaustav Basu, Seddik Bacha. Système de management énergétique résidentiel prédictif sous critères technico-économique. Symposium de Génie Électrique 2014, Jul 2014, Cachan, France. hal-01065184

**HAL Id: hal-01065184**

**<https://hal.science/hal-01065184>**

Submitted on 18 Sep 2014

**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.

# Système de management énergétique résidentiel prédictif sous critères technico-économiques

Vincent DEBUSSCHERE, William Ricardo LEON GARCIA, Kaustav BASU, Seddik BACHA

Univ. Grenoble Alpes - G2ELab

**RESUME** – Nous proposons dans ce papier les résultats d'optimisation temporelle d'un ensemble représentant un bâtiment, une production et un stockage locaux d'énergie sur une journée future. Ces travaux se basent sur des résultats de prédiction effectués auparavant. Nous considérons ainsi trois ensembles différents (maison, batterie et panneaux solaires) définis par les niveaux d'énergie mis en jeu, tirés de relevés de consommation et de production réels. A partir de ces systèmes initiaux, cinq fonctions objectifs sont testées concernant les échanges d'énergie avec le réseau, le facteur de forme de la courbe de charge et des prix de l'énergie à l'usage ou en temps réel. La comparaison de ces objectifs permettra à terme de valider l'usage de la prédiction sur le contrôle optimal les sources et charges non conventionnelles du réseau basse tension par la comparaison des fonctions objectifs ainsi que la définition de scénarios d'usage des services d'énergie liés aux trois composants modélisés. A terme, leur agrégation permettra un effet de foisonnement bénéfique au vue des résultats d'optimisation.

**Mots-Clés** – *Optimisation prédictive, management énergétique, critère technique, coûts de l'énergie, smart-buildings, smart-grids.*

## 1. INTRODUCTION

### 1.1. Contexte

Une insertion massive de production d'origine renouvelable dans les réseaux électriques passe par plusieurs obligations afin de continuer à assurer l'égalité entre production et consommation. Outre la présence de stockage et d'actions de reconfigurations du réseau, les solutions potentielles passent également par un contrôle plus approprié des sources et des charges, notamment sur le réseau de distribution. Dans le cadre d'un contrôle pertinent de ces charges, nous nous intéressons dans ce papier au management énergétique du triptyque bâtiment résidentiel – véhicule électrique – production locale (dans notre cas par l'intermédiaire de panneaux solaires photovoltaïques et d'une batterie plomb-acide).

Le concept de « smart-homes » est clairement mis en avant en parallèle du développement de ce que tout le monde appelle les « smart-grids », avec pour ambition de permettre un contrôle plus fin des charges électriques nécessaire, dû à la variabilité de la production renouvelable (locale ou non) [1, 10]. Ce contrôle de charges a plusieurs objectifs, que ce soit le confort des habitants ou une meilleure gestion de leur consommation d'énergie, de leur facture électrique ou même d'un point de vue plus général de leur impacts environnementaux [7].

En nous basant sur des méthodes développées dans notre équipe de recherche concernant la prédiction de la consommation des charges dans les bâtiments résidentiels [3, 4], nous proposons ici de tester un certain nombre de scénarios d'usage de

l'énergie entre un consommateur, un producteur et un stockage, comme proposé Fig. 1 [8]. L'objectif à terme est d'intégrer dans ces optimisations d'une part la prise en compte de l'incertitude de prédiction, de niveau de charge sur les batteries (voir de leur disponibilité dans le cas du véhicule électrique) ainsi que les impacts environnementaux cumulés par l'utilisation simultanée de l'ensemble de ces services énergétiques.

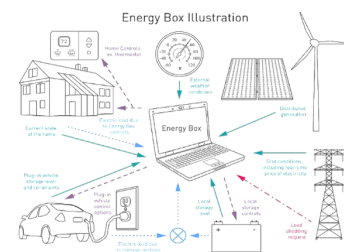


Fig. 1. Système management énergétique pour l'habitat résidentiel [9].

En se basant sur une prédiction locale de la consommation des charges contrôlables, nous sommes en mesure de chercher un emplacement dans le temps de l'usage de ces charges permettant de minimiser un certain nombre de critères, que nous définissons par la suite sous la forme de scénarios d'usage. Le synoptique des travaux en cours est proposé Fig. 2 où le bloc *Optimizer* surligné en vert fait l'objet de cette communication.

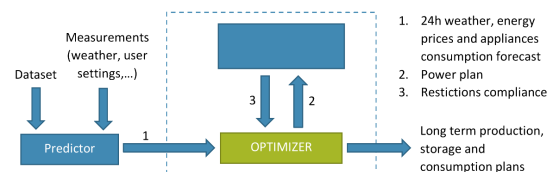


Fig. 2. Principe de l'optimisation des flux d'énergies.

Le travail sur du « demand-response » avancé (tenant compte de l'environnement local) passe par la prise en compte de différents scénarios d'usage liés aux acteurs entrant en jeu dans la fourniture et l'utilité des services locaux liés à l'énergie [13, 5]. Les stratégies peuvent être liées simultanément aux sources de production ou stockages locaux (PV, VE, PAC, etc.), à l'efficacité énergétique des charges (applications avec mise en veille, meilleure gestion du chauffage, etc.), à du management énergétique (décalage de charges, « energy-box », etc.) ou des incitations particulières (prix de l'électricité variable, conscience environnementale, etc.) [11, 15].

## 1.2. Objectifs du travail

Dans cette communication, nous présentons les résultats d'optimisation énergétique du triptyque bâtiment, production et stockage locaux pour la journée du lendemain, basés sur la prédiction d'usage des charges, celle-ci étant considérée comme disponible par ailleurs. Cette prédiction peut venir soit d'une couche logicielle d'anticipation du système de management énergétique, qui peut donner la prédiction de la charge sans actions anticipées dessus, ou la courbe de charge modifiée après prédiction par des actions sur les charges modulaires. Ces actions ont lieu afin de satisfaire à certaines contraintes définies sous la forme des scénarios d'usages plus loin. Une couche réactive peut ensuite venir corriger la position des charges modulaires dans le temps afin de répondre à un instant donné à des contraintes supplémentaires (en s'adaptant à une mauvaise prédiction, ou en répondant à une demande spécifique du gestionnaire réseau).

L'originalité de ce travail est de se baser sur une prédiction effectuée sans intrusion dans la vie privée des habitants. En effet, le pas d'échantillonnage des relevés de puissance est de dix minutes. Ainsi, il n'est possible d'identifier que les charges consommant suffisamment d'énergie pour présenter des signatures détectables. De plus, les besoins en mesures sont très réduits, limitant le volume de données transitant sur le réseau de télécommunication parallèle au réseau d'énergie. A partir d'une phase d'entraînement réduite au minimum (une à deux semaines par exemple), le logiciel de prédiction est capable de fournir l'évolution de l'état des charges sur l'année à venir, en notant que les mesures nouvelles sont ajoutées au fur et à mesure à son historique (il s'agit d'un algorithme d'apprentissage) [3].

Nous considérons dans ces travaux que la courbe de charge traitée est la finale (passée par les deux couches d'anticipation puis réactive) afin de limiter le nombre d'optimisations imbriquées à mener afin d'arriver au résultat. L'objectif de ce travail est la possibilité de comparer plusieurs scénarios d'usage de l'énergie entre ces composants du réseau basse tension, ainsi que sur l'utilisation d'informations particulières données par l'algorithme de prédiction.

A terme, ces travaux vont servir de brique de base permettant d'analyser les mécanismes disponibles pour les usagers ou les gestionnaires de réseau pour jouer sur la flexibilité offerte par un contrôle prédictif des charges, le tout encadré par un certain nombre de modèles économiques en cours de développement. En effet, sans support financier (de type tarifs incitatifs par exemple), il n'y a aucune raison pour que les habitants laissent le contrôle de leur usage de l'énergie, acceptant ainsi d'une part une diminution de leur confort, et d'autre part une intrusion dans leur vie privée.

## 2. MANAGEMENT ÉNERGÉTIQUE LOCAL

### 2.1. Données

Dans le cadre du projet ANR SUPERBAT, nous disposons pour nos travaux d'une base de données de cent maisons (réparties sur le territoire français) dont la consommation des charges a été mesurée sur un pas de temps de 10 minutes pendant un an, nommée IRISE. Cette base de données fait partie d'un projet européen portant sur la consommation d'énergie résidentielle, appelé REMODECE, pour « Residential Monitoring to Decrease Energy Use and Carbon Emissions in Europe ». Celui-ci a été conduit dans de nombreux pays, de l'Europe de l'ouest à l'Europe de l'est en passant par l'Europe centrale afin d'analyser les

comportements des particuliers dans ces différents pays.

Des données de températures et d'autres informations complètent cette base de données (nombre d'habitant par exemple). Ces informations sont utilisées par l'algorithme de prédiction afin d'augmenter sa fiabilité par l'usage d'informations contextuelles.

La Fig. 3 propose une comparaison de la consommation des 100 maisons de la base de données découpée en une partie contrôlable et une partie fixe.

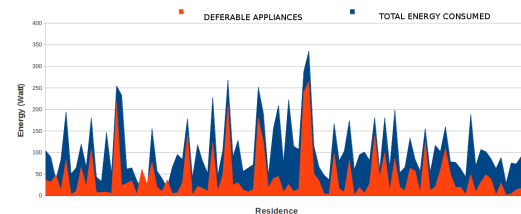


Fig. 3. Comparaison de l'énergie totale consommée sur un an (en bleu) et de sa partie contrôlable (en orange) pour les 100 maisons de la base de données IRISE (en abscisse).

La disparité de répartition entre la partie fixe et la partie variable de la consommation de chaque maison est grande dans cette base de données. Ceci va dans le sens d'un contrôle centralisé par une agrégation de consommateurs afin de lisser ces variations sur un panel le plus complémentaire possible d'usagers. Il apparaît ici l'intérêt du rôle que pourrait jouer cette agrégation sur les marchés de l'énergie locaux.

### 2.2. Système étudié

Le système final considéré est réduit à un panneau photovoltaïque, la charge correspondante à une maison et sa connexion au réseau, le tout contrôlé par l'ajout de flexibilité d'une batterie plomb-acide. Cette batterie est connectée sur le bus continu ou le panneau photovoltaïque injecte sa production, lui-même encadré d'un hacheur et un onduleur comme proposé Fig. 4.

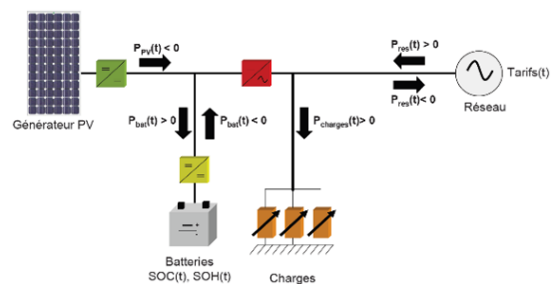


Fig. 4. Architecture du système étudié [12]

Deux des composants principaux proposés Fig. 4 sont tirés de relevés expérimentaux, le panneau solaire et la courbe de charge de la maison. En ce qui concerne la batterie, nous avons implémenté un modèle tiré de travaux antérieurs [12].

Nous validons le bloc optimisation (en vert sur la Fig. 2) sur trois scénarios aux caractéristiques de charges, puissance photovoltaïque installée et taille de batterie différentes. Ces valeurs sont prises en considération par l'algorithme d'optimisation au début de la journée pour une durée d'optimisation de 24 heures. Les caractéristiques des composants utilisés dans les trois scénarios considérées dans ce papier sont rassemblées dans le tableau. 1. Dans ce tableau, l'acronyme SOC fait référence à l'état de

charge de la batterie, « state of charge » en anglais (se référer à la Section 2.4.2).

Tableau 1. Caractéristiques des systèmes considérées dans les optimisation

	Système 1	Système 2	Système 3
Prod. PV	10,7 kWh/j.	1,3 kWh/j.	0,85 kWh/j.
Batteries	400 Ah ; 24 V 9,6 kWh	120 Ah ; 12 V 1,44 kWh	70 Ah ; 12 V 0,84 kWh
SOC initial	70 %	70 %	50 %
Conso. totale	25 kWh/j.	1,7 kWh/j.	1,7 kWh/j.

Pour chaque système, le choix de la puissance photovoltaïque ainsi que de la taille des batteries se fait en fonction de la consommation totale du système considéré [12].

### 2.3. Prédiction de la charge

La prédiction des charges se base sur des travaux antérieurs [3]. Il s'agit d'un ensemble logiciel dont la particularité est de travailler à faible niveau d'échantillonnage, de ne pas nécessiter de modèles de charges, d'avoir une logique d'apprentissage et de fonctionner en temps réel. Ce système est basé sur des algorithmes d'analyse de donnée, qui vont procéder par mesure de distance entre groupes d'informations pour classer les charges entre des états allumés et éteints. Dans le domaine de l'habitat, cette classification est utilisée pour prédire l'état futur de ces charges.

### 2.4. Optimisation des flux énergétiques

Différents types d'actions peuvent être menées une fois le système physique présenté Fig. 4 établi. En effet, il est possible de prendre en compte la prévision de consommation, de production, l'état de charge de la batterie des coûts de l'énergie, etc. [2, 6].

L'objectif des travaux présentés ici est de fournir un bloc logiciel d'optimisation utilisable par la suite en fonction des réponses des algorithmes de prédiction et/ou d'identification des charges du système de management énergétique à deux couches.

La première couche est prédictive. Elle va placer les charges contrôlables dans le temps en fonction d'une part de la prédiction de leur usage pour le lendemain, et d'autre part en fonction d'objectifs variables. En effet, il peut s'agir d'une volonté des habitants de réduire leur facture d'électricité, ou d'une volonté des gestionnaires réseaux d'assurer le bon fonctionnement du système de distribution de l'électricité en déjouant les contraintes techniques sur le réseau par une gestion des charges mieux adapté à la production. Ces deux objectifs peuvent être contradictoires.

La seconde couche est réactive, depuis la mesure instantanée ou dans la journée (détection de divergence entre prédiction et mesure). Elle va s'adapter aux aléas de prédiction de la couche précédente ou de contraintes réseau supplémentaires pour faire évoluer à des temps définis à l'avance le positionnement des charges dans le temps restant de la journée.

Les optimisations basées sur des critères de prix (à l'usage et en temps réel) proviennent des valeurs EDF et RTE, comme présenté Fig. 5.

Les optimisations du système se basent sur l'égalité à chaque instant entre la consommation (locale ou non) et la production (locale). Le réseau de distribution est utilisé en tampon permet-

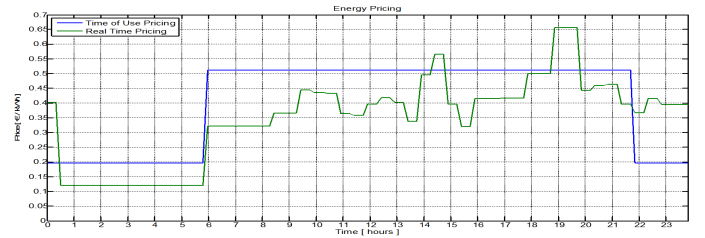


Fig. 5. Coût de l'énergie à l'usage ( $C_{ToU}$  pour « time of use » en bleu) ou en temps réel ( $C_{RT}$  pour « real time » en vert)

tant d'assurer l'apport énergétique lorsque les moyens locaux ne sont plus disponibles (panneaux solaires ou batterie). Suivant les scénarios d'usage, l'énergie produite par les panneaux solaires peut être utilisée localement ou injectée sur le réseau (à un coût favorisant l'auto-consommation comme en Allemagne, ou la revente comme en France). Par contre, la batterie n'est pas considérée comme un support potentiel pour le réseau. Ceci est envisagé dans des travaux en cours, où la batterie représente un véhicule électrique dont la décharge est autorisée et décomptée pour un service système local dont le modèle économique reste à définir.

A terme, lorsque les deux systèmes de production/stockage locaux pourront redistribuer leur énergie entre la charge locale et le réseau distant, nous serons en présence d'un micro-réseau ou d'une centrale virtuelle suivant la présence d'acteurs purement techniques, ou économiques.

#### 2.4.1. Fonction objectif

Nous souhaitons optimiser les flux énergétiques entre les différents composants du système présenté Fig. 4 en nous basant sur plusieurs fonctions de coûts. Ces fonctions coût vont concerner des critères tours à tours économiques (prix de l'énergie) ou techniques (énergie consommée au réseau, forme de la courbe de charge, etc.).

#### 2.4.2. Contraintes

Cette optimisation va se faire sous les contraintes proposées dans les équations (1) à (4). Elles concernent, à chaque pas de temps  $t$  de la journée future optimisée, les échanges avec le réseau, une puissance maximale souscrite et l'état de charge de la batterie (comprise entre une valeur minimale et maximale, ainsi qu'une valeur supérieure à une consigne pour la fin de la journée).

$$P_{grid}(t) = P_{load}(t) + P_{PV}(t) + P_{bat}(t) \quad (1)$$

$$|P_{grid}(t)| \leq P_{max}^{grid} \quad (2)$$

$$SOC_{min} \leq SOC(t) \leq SOC_{max} \quad (3)$$

$$SOC(t) \geq SOC_{finish} \quad (4)$$

L'acronyme  $SOC$  définit l'état de charge de la batterie (« state of charge » en anglais). Il est calculé en prenant en compte un vieillissement de l'état de santé de la batterie pour chaque cycle de charge de la batterie [12, 14]. Sa valeur à chaque instant  $t$  ne peut dépasser des limites imposées dans les contraintes d'optimisation, assurant notamment la continuité des optimisations d'un jour à l'autre, en obligeant un état de charge identique en début de journée et en fin de journée.

### 2.4.3. Différents objectifs

Nous comparons dans ce papier cinq fonctions objectifs :

**Obj. 1 :** Minimiser les échanges d'énergie avec le réseau.

$$\sum_{t=1}^T P_{grid}(t) \quad (5)$$

**Obj. 2 :** Minimiser la facture pour un prix d'usage.

$$\sum_{t=1}^T P_{grid}(t) * C_{ToU}(t) \quad (6)$$

**Obj. 3 :** Minimiser la facture pour un prix en temps réel.

$$\sum_{t=1}^T P_{grid}(t) * C_{RT}(t) \quad (7)$$

**Obj. 4 :** Minimiser le rapport des puissances maximale et efficace par jour, donc les fluctuations de consommation.

$$\frac{\max(P_{grid}(t))}{P_{rms}^{grid}} = \frac{\max(P_{grid}(t))}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T P_{grid}^2(t)}} \quad (8)$$

**Obj. 5 :** Minimiser la différence entre puissances maximale et moyenne par jour, donc lisser la courbe de consommation.

$$\left| \max(P_{grid}(t)) - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T P_{grid}(t) \right| \quad (9)$$

Chacun de ces objectifs d'optimisation représente un usage pertinent soit pour les habitants, soit pour le gestionnaire réseau. Ces objectifs ne sont pas forcément contradictoires (une bonne gestion du système électrique n'est pas en contradiction avec une consommation plus faible des charges) mais peuvent l'être parfois (la gestion des charges en fonction du prix a un impact sur le confort des habitants).

Les trois premiers objectifs sont tournés vers les usagers eux-mêmes. Le but est donc de limiter leur facture en fonction d'une évolution du prix qui peut être plus ou moins variable (*Obj. 2* et *Obj. 3* avec des prix définis Fig. 5 et nommés respectivement  $C_{ToU}$  pour « time of use » ou  $C_{RT}$  pour « real time »). Plus simplement, il est également possible de minimiser la consommation réseau. Il s'agit de l'équivalent d'un prix de l'énergie fixe quelque soit la période de l'année considérée pour l'*Obj. 1*.

Les deux derniers objectifs ont un intérêt plus marqué pour le gestionnaire réseau. En effet, lisser la consommation par plusieurs moyens possibles (rapprocher le pic de consommation de la moyenne, ou minimiser le rapport entre le pic et la valeur efficace) permet d'y associer plus facilement des moyens de production tout simplement par la connaissance préalable et la simplicité de la forme de la courbe de charge.

Nous ne comparons pas ces objectifs en un ensemble de solutions optimales présentées sous la forme de fronts de Pareto pour plusieurs raisons. Tout d'abord, nous n'avons pas choisi de travailler avec un algorithme multi-objectifs pour bien différencier chaque objectif. Ensuite, la complémentarité ou contradiction entre chaque objectif n'est pas nettement définie, c'est

justement le but de ce travail. Enfin, comparer ces objectifs revient à les quantifier sur une base similaire (économique par exemple) qui n'est pas encore suffisamment mature pour convenir à chaque cas.

### 2.4.4. Algorithme d'optimisation

Le choix de l'algorithme n'est pas pour l'instant au cœur du travail, nous avons donc choisi un outil mono-objectif générique suffisamment performant pour donner des résultats, mais non optimisé pour ce cas d'étude. L'algorithme d'optimisation *fmincon* de Matlab est utilisé, en comparant toutefois plusieurs « solveurs » (« Interior-Point », « Active-Set » et « SQP »). Le synoptique général d'optimisation est présenté Figure 6.

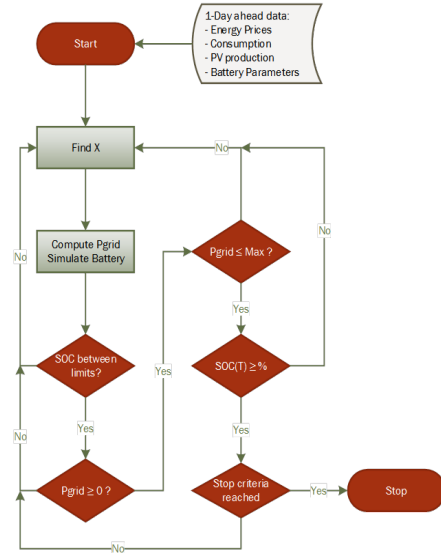


Fig. 6. Synoptique général d'optimisation

Le pas de temps de simulation est de 10 minutes, sur une journée de calculs. La journée du lendemain est le support de l'optimisation ainsi que du calcul des contraintes de batterie (état de charge, santé et fonctionnement) et d'échanges de puissance avec le réseau.

## 3. RÉSULTATS

Nous proposons ici les résultats d'optimisation uniquement sur le système 3 (se référer au tableau. 1) pour chaque objectif d'optimisation.

Nous comparons les relevés d'énergie et d'état de charge prenant ou non en compte la prévision temporelle de la consommation des charges (appelés respectivement *sans optimisation* ou *optimisé*).

### 3.1. Obj. 1 : Echanges d'énergie avec le réseau

Nous proposons tout d'abord les résultats de minimisation de la consommation d'énergie au réseau, défini comme l'*Obj. 1*. Fig. 7 propose la consommation d'énergie et la Fig. 8 propose la variation de l'état de charge (avec ou sans optimisation).

La réduction de consommation de puissance est, dans ce premier cas, de 36 % faisant passer la consommation initiale de 1030 Wh par jour à 661 Wh par jour. Nous notons également une réduction de 32 % du prix d'achat de l'énergie (dans un scénario à prix d'usage de l'énergie fixe quelque soit l'heure du jour).

L'optimisation connaissant la consommation future sollicite

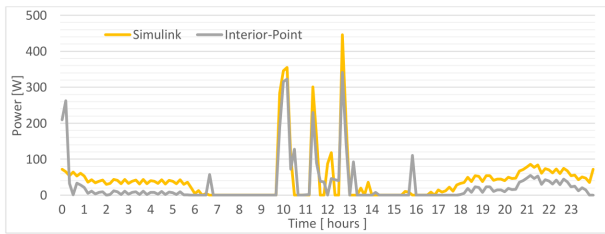


Fig. 7. Obj. 1 : Consommation d'énergie optimisée (gris) ou non (jaune)

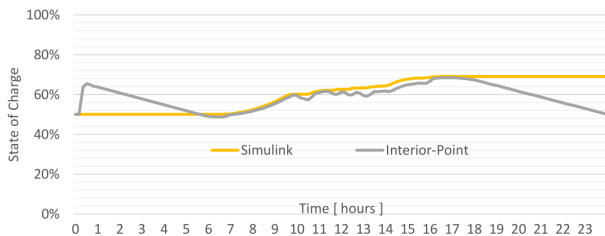


Fig. 8. Obj. 1 : Etat de charge optimisé (gris) ou non (jaune)

mieux la batterie (en profitant pour la charger en période creuse par exemple) ce qui n'est pas le cas sans optimisation, où la batterie est uniquement chargée, l'énergie excédentaire provenant du réseau.

### 3.2. Obj. 2 : Facture à prix d'usage

Pour l'Obj. 2, nous proposons ensuite les résultats de minimisation du prix de la consommation d'énergie au réseau, sachant que ce prix dépend de périodes d'usages fixes. Fig. 9 propose la consommation d'énergie et la Fig. 10 propose la variation de l'état de charge (avec ou sans optimisation).

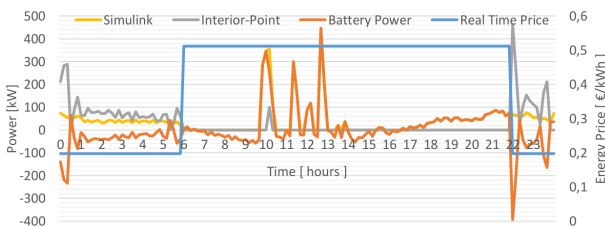


Fig. 9. Obj. 2 : Consommation d'énergie optimisée (gris) ou non (jaune)

Sans optimisation, le coût à l'année de la consommation d'énergie est de 149 €, qui décroît à 59 € après optimisation, soit une diminution de 60 %. La batterie est chargée lorsque le prix est faible puis déchargée lorsque le prix est élevé. De ce fait, sa sollicitation est plus importante que pour l'Obj. 1, ce qui devrait mener à un vieillissement plus rapide (non pris en compte ici).

### 3.3. Obj. 3 : Facture en temps réel

La minimisation du prix de la consommation d'énergie au réseau peut également être menée en prenant en compte un prix variable en temps réel. C'est l'Obj. 3. Fig. 11 propose la consommation d'énergie. La courbe de l'état de charge ne présentant pas de grande différence avec le cas de l'Obj. 2, elle n'est pas montrée.

Sans surprise, les résultats sont similaires à ceux obtenus pour l'Obj. 2. L'économie sur la facture réalisée dans ce cas est de 56 %, faisant décroître le prix annuel de la consommation d'énergie à 61 €.

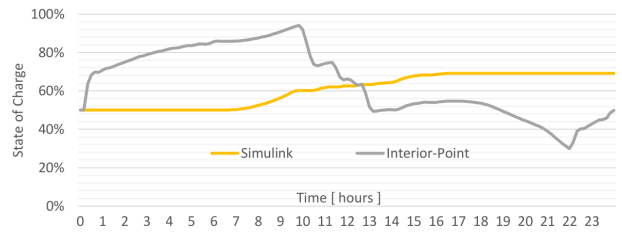


Fig. 10. Obj. 2 : Etat de charge optimisé (gris) ou non (jaune)

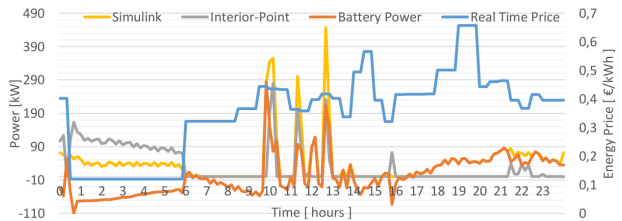


Fig. 11. Obj. 3 : Consommation d'énergie optimisée (gris) ou non (jaune)

### 3.4. Obj. 4 : Rapport journalier pic – efficace

Les deux derniers objectifs ont pour but d'aider les gestionnaires réseaux à maintenir plus facilement l'équilibre de fonctionnement du système électrique. Le premier objectif, Obj. 4, est le rapport entre le pic de consommation et la valeur efficace journalière. Il s'agit d'une façon de quantifier par un coefficient sans unité la « platitude » de la courbe de consommation.

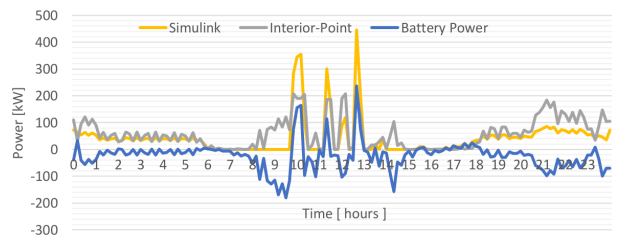


Fig. 12. Obj. 4 : Consommation d'énergie optimisée (gris) ou non (jaune)

Sans optimisation, le coefficient défini à l'équation (8) atteint une valeur de 5,63. Cette valeur descend à 2,54 après optimisation. Par contre, comme la consommation réseau n'est plus un objectif, nous constatons une augmentation de 38 % de celle-ci sur une journée, passant de 1030 Wh par jour à 1422 Wh par jour.

Fig. 13 montre que la batterie n'est pas vraiment sollicitée (elle se charge quasiment en continu sur la journée) car il faut plutôt consommer de la puissance du réseau pour limiter les différences avec le pic qui lui ne varie pas (aucune action n'est faite sur la courbe de charge). De fait, la batterie participe à l'effort de consommation supplémentaire lors de sa charge.

Une action sur la courbe de charge (par exemple en utilisant la batterie pour faire du décalage de charge) aurait ici un impact significatif sur le coefficient pic – efficace journalier. Il faudrait définir alors les catégories de charges sur lesquelles une action prédictive est possible et un modèle économique associé. La sollicitation de la batterie dans ce cas change nettement, afin de fournir de l'énergie lors des passages de pics de consommation. Ce choix de fonction objectif particulière (limiter le facteur de forme) à un coût non seulement énergétique, mais également économique.

Il faut noter enfin que pour ces deux derniers objectifs, la

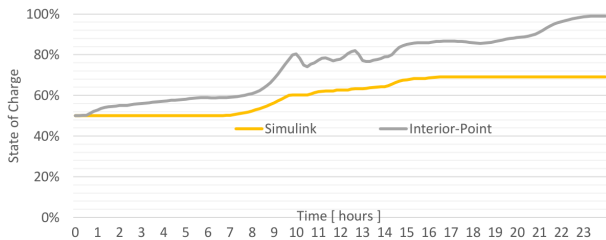


Fig. 13. Obj. 4 : Etat de charge optimisé (gris) ou non (jaune)

contrainte d'un niveau de charge identique en début et en fin de journée pour la batterie n'est plus appliquée, afin d'améliorer la valeur du coefficient de l'équation (8).

### 3.5. Obj. 5 : Différence puissance max et moyenne

Nous proposons enfin Fig. 14 la consommation d'énergie (avec ou sans optimisation) pour le dernier objectif considéré. La variation de l'état de charge n'est pas montré, car proche du cas de l'Obj. 4. Il s'agit pour l'Obj. 5 de minimiser la différence entre la valeur moyenne de la puissance et sa valeur maximale sur une journée. Cet objectif est une autre définition de la recherche d'une courbe de consommation la plus plate possible et est à comparer avec l'Obj. 4.

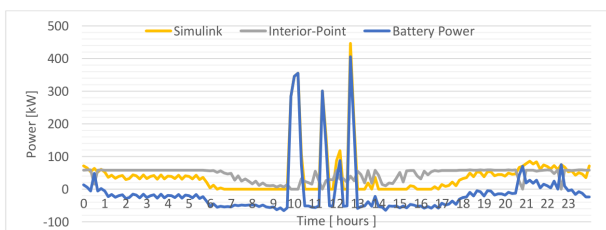


Fig. 14. Obj. 5 : Consommation d'énergie optimisée (gris) ou non (jaune)

Dans ce cas, l'énergie moyenne consommée augmente légèrement (en passant à 1085 Wh par jour). Les résultats sont meilleurs qu'en utilisant la fonction objectif de l'équation (8) car ce ratio tombe à 1,22 pour une consommation réseau plus faible.

### 3.6. Comparaison des objectifs

Les deux groupes d'objectifs (côté habitant et côté réseau) montrent de grandes variations dans l'usage de la batterie, ainsi qu'une contradiction dans l'usage de l'énergie. Il faudra donc faire un compromis, qui sera naturellement appliqué par un usage de prix variables en fonction des besoins du gestionnaire réseau. Ainsi, les habitants pourraient être à même d'accepter une dégradation de leur confort (par exemple un temps d'usage des charges imposés) sous condition d'une diminution de leur facture énergétique afin d'aider la gestion du réseau, ou de participer à l'effort d'intégration des renouvelables.

Enfin, sans association de stockage, ces objectifs sont difficiles à atteindre. L'installation de batterie n'est pas encore une option considérée dans les foyers français, sauf à travers l'usage de véhicules électriques, qui ne permettent pas encore toutes les actions possibles (pas de décharge). Cependant, les possibilités offertes par la présence d'une batterie sont à prendre en considération dans l'évolution de la consommation des habitations, vers des « smart buildings » puis finalement vers des « smart cities » ou même des territoires à énergie positive.

Il ne faut tout de fois pas oublier que l'usage des batteries à

un coût non seulement économique, mais également environnemental. Les objectifs d'optimisation présentés ici n'auront pas les mêmes impacts environnementaux car ils ne sollicitent pas la batterie de la même façon, donc n'ont pas la même action sur son vieillissement. Afin d'aller plus loin dans cette étude, il faut se lancer dans des optimisations prenant en compte l'usage complet du système présenté Fig. 4, c'est-à-dire sur une durée bien plus longue qu'une journée : la durée de vie complète du système, incluant une maintenance éventuelle.

## 4. CONCLUSION

A partir d'une connaissance prédite de la consommation d'une habitation (obtenue par des travaux menés au préalable) nous avons testé sur différents types d'habitats (définis par une combinaison d'énergie consommée par jour, de puissance photovoltaïque installée et de taille de stockage) cinq cas d'optimisation, définis par cinq fonctions objectifs, privilégiant alternativement le réseau, le facteur de forme sur la courbe de charge, ou des critères économiques d'usage ou temps réel.

Les cinq fonctions objectif n'amènent pas aux mêmes résultats d'usage des différents composants du système maison – panneaux solaires – stockage. La sollicitation de chaque composant va jouer sur des critères techniques (comme par exemple leur vieillissement) ou économique (minimiser le prix du consommateur, du distributeur, du producteur, etc.) rendant un cas d'usage difficile à privilégier devant un autre sans autre critère de choix.

La comparaison de ces différents cas d'étude est utilisée non seulement pour valider leur intérêt, mais à plus long terme pour lancer des analyses de cycle de vie sur les services liés à l'usage prédictif de l'énergie dans le triptyque bâtiment, production et stockage local. Nous sommes également en train d'étendre ces travaux d'optimisation avec des algorithmes d'optimisation sous incertitude en considérant une agrégation d'habitations, de productions et stockages locaux tels que le verrait un transformateur de poste moyenne tension – basse tension. En effet, à partir de ces fonctions objectifs, il est possible d'évaluer l'évolution dans le temps (pour les journées à venir ou en temps réel) de la flexibilité de consommation qu'il est possible de mettre en face d'une production qui fluctue de façon instantanée, ou dont la variation a déjà fait l'objet de prédictions spécifiques.

## RÉFÉRENCES

- [1] F. De Angelis, M. Boaro, D. Fuselli, S. Squartini, F. Piazza, and W. Qinglai. Optimal home energy management under dynamic electrical and thermal constraints. *Industrial Informatics, IEEE Transactions on*, 9(3):1518–1527, 2013.
- [2] R.M. Badreddine. *Gestion Energetique Optimisée pour un Bâtiment Intelligent Multi-sources Multi-charges : différents principes de validation*. PhD thesis, Université de Grenoble, 2013.
- [3] K. Basu, V. Debusschere, and S. Bacha. Appliance usage prediction using a time series based classification approach. In *38th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON*, pages 1217–1222, 2012.
- [4] K. Basu, V. Debusschere, and S. Bacha. Load identification from power recordings at meter panel in residential households. In *Electrical Machines (ICEM), International Conference on*, pages 2098–2104, 2-5 September 2012.
- [5] M.E. Berges, E. Goldman, H.S. Matthews, and L. Soibelman. Enhancing electricity audits in residential buildings with nonintrusive load monitoring. *Journal of Industrial Ecology*, 14:844–858, 2010.
- [6] G.T. Constanzo. *Demand Side Management in the Smart Grid*. PhD thesis, Université de Montréal, Novembre 2011.

- [7] V. Debusschere, K. Basu, and S. Bacha. Bilan sur cycle de vie des flux énergétiques dans les bâtiments résidentiels incluant de la production et du stockage. In *Conférence sur l'éco-conception dans le Génie Electrique, CONFREGE*, May 2014.
- [8] M. Kouveletsou, N. Sakkas, S. Garvin, M. Batic, D. Reccardo, and R. Sterling. Simulating energy use and energy pricing in buildings the case of electricity. *Energy and Buildings*, 54(0) :96–104, 2012.
- [9] R.L.D. Livengood. The energy box : Locally automated optimal control of residential electricity usage. Technical report, Center for Engineering Systems Fundamentals, Engineering Systems Division, MIT, Cambridge, Massachusetts, 2009.
- [10] V. Marik, J.L.M. Lastra, and P. Skobelev. Review of trends and challenges in smart grids : An automation point of view. In *Industrial Applications of Holonic and Multi-Agent Systems*, volume 8062 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 1–12. Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [11] P. Palensky and D. Dietrich. Demand side management : Demand response, intelligent energy systems, and smart loads. *Industrial Informatics, IEEE Transactions on*, 7(3) :381–388, 2011.
- [12] Y. Riffoneau. *Gestion des Flux Énergétiques dans un Systeme Photovoltaïque avec Stockage Connecté au Réseau*. PhD thesis, Grenoble : Université Joseph Fourier, G2Elab, EEATS, Octobre 2009.
- [13] P. Siano. Demand response and smart grids – a survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30(1) :461–478, 2014.
- [14] Y. Thiaux. *Optimisation des profils de consommation pour minimiser les coûts économique et énergétique sur cycle de vie des systèmes photovoltaïques autonomes et hybrides évaluation du potentiel de la technologie Li-ion*. PhD thesis, Ecole Normale Supérieure de Cachan, 2010.
- [15] K.P. Wacks. Utility load management using home automation. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 37(2) :168–174, 1991.