



HAL
open science

Stratégies de planification de recharge de véhicules électriques pour réduire le coût financier

Fallilou Diop, Martin Hennebel

► **To cite this version:**

Fallilou Diop, Martin Hennebel. Stratégies de planification de recharge de véhicules électriques pour réduire le coût financier. 2nd Symposium de Génie Électrique (SGE 2016), Jun 2016, Grenoble, France. hal-01361678

HAL Id: hal-01361678

<https://hal.science/hal-01361678>

Submitted on 7 Sep 2016

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.

Stratégies de planification de la recharge de véhicules électriques pour réduire le coût financier

Fallilou DIOP^{1,2}, Martin HENNEBEL^{1,2}

¹ IRT SYSTEMX, Palaiseau, France

² GEEPS-CentraleSupélec, Gif-sur-Yvette, France

RESUME – L'utilisation des véhicules électriques (VE) font émerger de nouvelles problématiques tant sur le plan technique (avec les impacts sur le réseau électrique de distribution) qu'économique. De ce fait il est primordiale de définir des stratégies de recharge des véhicules pour limiter ces impacts. Dans ce papier nous nous proposons d'étudier deux stratégies de planification de recharge de véhicules électriques pour réduire le coût financier de la recharge. La première stratégie est basée sur une optimisation centralisée alors que la seconde s'appuie sur un algorithme décentralisé utilisé en théorie des jeux. Les résultats ont montré que la méthode décentralisée offre plus de flexibilité pour la résolution des problèmes de planification de recharge de VE.

Smart Grids, Véhicules Électriques, planification de la recharge, optimisation, algorithme décentralisé

1. INTRODUCTION

Aujourd'hui l'évolution démographique (augmentation de la population et urbanisation croissante) implique une hausse de la demande en énergie qui doit se faire en limitant les émissions polluantes. Pour faire face à ce double défi, le recours aux sources d'énergies renouvelables intermittentes (énergie photovoltaïque, éolien) et aux moyens de transport électriques (Véhicules électriques, transport urbains, ...) sont indispensables. C'est dans ce contexte que l'on assiste à l'émergence des Réseaux Électriques Intelligents (Smart Grids) qui impliquent des flux d'information bidirectionnels et une gestion active de la demande d'énergie, faisant ainsi intervenir le consommateur final dans la gestion du système électrique [1]. Le projet Smart City Energy Analytics (SCE), porté par l'IRT SystemX, s'inscrit dans ce cadre. Il vise à développer des outils d'aide à la décision basés sur l'utilisation de données massives issues de capteurs (consommation électrique, courbes de charge etc. ...) pour une gestion intelligente du réseau électrique dans une ville.

Les travaux présentés dans ce papier, qui ont été faits dans le cadre d'un démonstrateur du projet SCE, visent à réduire l'impact de la recharge des véhicules électriques sur la facture de l'électricité [2]. Le contexte considéré ici est un immeuble multi-usages comportant des bornes de recharge de véhicules électriques situées au sous-sol. L'immeuble est aussi équipé de panneaux photovoltaïques sur le toit et d'une batterie. Le but est d'optimiser la consommation d'énergie et l'utilisation des différentes sources en vue de réduire la facture énergétique de l'ensemble. Ce papier traite de l'optimisation de recharge des véhicules électriques sans rentrer dans les détails de la modélisation et du contrôle de l'ensemble des équipements électriques présents dans l'immeuble.

Les travaux traitant de la planification de recharge des véhicules électriques dans la littérature se focalisent en grande partie sur l'aspect algorithmique. La plupart des algorithmes utilisés sont basés sur deux types d'approche : l'une centralisée et l'autre décentralisée. Dans [3] l'auteur propose des stratégies de recharge de véhicules électrifiés en vue de minimiser des contraintes physiques sur le réseau telles que le vieillissement des transformateurs et les pertes joules. Il présente diffé-

rents types d'approches : une première approche dite centralisée, consiste à résoudre le problème sous forme d'une optimisation standard avec une fonction de coût globale pour tous les véhicules. L'autre approche consiste à proposer des algorithmes décentralisés basés sur la dynamique de la meilleure réponse ainsi que sur le principe du Valley Filling.

Le but d'une planification intelligente de recharge des véhicules électriques peut être de minimiser les contraintes physiques sur le réseau électrique de distribution. C'est dans ce sens que les auteurs [4] proposent une approche décentralisée de planification de la recharge de véhicule électrique pour minimiser l'impact sur la tension du réseau de distribution. De même, [5] résout un problème de planification de recharge sous forme d'une optimisation globalisée en vue de minimiser les pertes de puissance additionnelles dues à la présence des VE.

Dans [6] les auteurs proposent une coordination de la recharge des véhicules en fonction de la variation des prix de l'électricité. Le modèle proposé met en jeu un opérateur du système électrique, un gestionnaire des bornes de recharge des véhicules et des utilisateurs de VE. Ici le problème est résolu sous forme d'une optimisation à deux niveaux. D'abord l'opérateur résout un problème de dispatching économique pour minimiser son coût de génération. Les prix marginaux correspondants sont envoyés au gestionnaire des bornes de recharges, qui à son tour propose une planification de recharge. Ce processus itératif est répété jusqu'à la convergence. Les auteurs de [7] s'inscrivent dans ce même registre mais en utilisant la théorie des jeux. Ils ont utilisé un modèle de jeu appelé "<Jeu de Stackelberg">, qui se fait en deux niveaux : d'abord au niveau des fournisseurs puis au niveau des utilisateurs de véhicules électriques. Ils démontrent l'existence d'un équilibre où le gain de chacune des deux parties est satisfait. Les véhicules électriques ont un niveau de recharge suffisant pour un profit assuré des fournisseurs.

Pour notre part nous avons appliqué les deux approches d'algorithme à un même cas d'étude. Dans les parties qui suivent, nous allons présenter dans un premier temps le modèle de la consommation des véhicules électriques. Puis, l'application de la méthode centralisée basée sur une optimisation globalisée, et celle décentralisée et enfin terminer en comparant les deux méthodes et les différentes perspectives de ces travaux.

2. OPTIMISATION CENTRALISÉE

Dans un premier temps nous nous proposons de résoudre le problème de planification de recharge des véhicules électriques sous forme d'un problème d'optimisation sous contraintes. Le but est de proposer des instants de recharge optimaux qui permettent de minimiser le coût financier de la recharge tout en satisfaisant au mieux les besoins des véhicules en terme d'énergie.

2.1. Modélisation du problème

Nous sommes ici dans le cadre d'un immeuble multi-usages (résidentiel, bureaux etc..) avec une flotte de véhicules élec-

triques présents à des heures aléatoires de la journée. Le sous-sol de l'immeuble est équipé de 10 bornes de recharge de véhicules électriques. Le gestionnaire de l'immeuble alloue une puissance maximale à l'ensemble des bornes. Cette puissance est désignée ici par P_{max} . On discrétise le temps en pas horaire d'une heure. On note h l'indice horaire, avec $h \in \Omega$, $\Omega = \{1, 2, \dots, H\}$. On désigne par i l'indice des véhicules, $i \in 1, \dots, N$.

Pour chaque véhicule i , on désigne par $power_i$, sa puissance de recharge, C_i la capacité totale de la batterie et par $cycle_i$ (voir (1)), le nombre de créneaux horaires nécessaires pour atteindre un niveau de charge final désiré en fonction de son état de charge initial SOC_{init_i} .

$$cycle_i = \frac{C_i \times (SOC_{final_i} - SOC_{init_i})}{power_i} \quad (1)$$

On introduit X_h^i , une variable binaire qui indique l'état de la voiture i (en charge ou pas) à l'instant horaire h .

$$X_h^i = 1 \text{ si la voiture } i \text{ est en charge} \quad (2)$$

$$X_h^i = 0 \text{ si la voiture } i \text{ n'est pas en charge} \quad (3)$$

De ce fait, la demande en puissance pour un véhicule donné en un instant h est donné par :

$$d_h^i = X_h^i \times power_i \quad (4)$$

La demande totale de l'ensemble des véhicules à l'instant h est alors exprimée :

$$D_h = \sum_{i=1}^N X_h^i \times power_i \quad (5)$$

La consommation totale de l'ensemble des véhicules sur une journée est notée $Conso_{total}$ et s'exprime :

$$Conso_{total} = \sum_{h=1}^H D_h \quad (6)$$

$$Conso_{total} = \sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^N X_h^i \times power_i \quad (7)$$

On suppose que la recharge des véhicules est soumise à un système de tarification en temps réel (Real Time Pricing RTP). Nous nous plaçons dans le cadre d'une variation des prix de l'électricité à l'heure et on note $Price_h$ le prix de l'électricité à l'instant h . Dans ce cas le coût financier en euros supporté par l'opérateur sur une journée s'exprime par :

$$Cost = \sum_{h=1}^H Price_h \left(\sum_{i=1}^N X_h^i \times power_i \right) \quad (8)$$

2.2. Formulation du problème d'optimisation

Pour trouver les instants de recharge optimaux des VE qui minimiseraient le coût financier pour le gestionnaire des bornes, nous formalisons le problème sous forme d'un problème d'optimisation en nombres entiers [8].

$$\underset{X}{\text{minimize}} \quad Cost(X)$$

$$\text{sc} \quad \sum_{i=1}^N X_h^i \times power_i \leq P_{max}, \quad h = 1, \dots, H. \quad (9)$$

$$\sum_{h=T_a}^{h=T_d} X_h^i = cycle_i, \quad i = 1, \dots, N.$$

La première contrainte traduit le fait que la demande totale des véhicules à l'instant h ne doit pas dépasser une puissance maximale disponible. La seconde contrainte modélise le fait que chaque véhicule doit atteindre un état de charge final désiré dans l'intervalle de temps de présence. Par exemple si le véhicule est disponible pour la recharge entre 21h et 6h du matin, la recharge ne peut être faite en dehors de cet intervalle. L'intervalle de présence est défini, pour chaque véhicule, par T_a et T_d qui sont respectivement les instants d'arrivée et de départ du véhicule.

2.3. Résolution et Résultats

Nous sommes ici en présence d'un problème d'optimisation linéaire en nombres entiers (MILP) résolu sous matlab[®] grâce au solver **intlinprog**.

En premier lieu nous testons cette technique d'optimisation sur un cas d'étude de 10 véhicules. Les paramètres de test sont synthétisés dans le tableau 1. On suppose que les batteries des véhicules ont une capacité de 24 kWh. Les figures (1) et (2) montrent les instants de recharge optimaux obtenus après résolution de l'optimisation. La modélisation du problème d'optimisation permet l'hypothèse d'une recharge à puissance constante et avec la possibilité, pour un véhicule, d'arrêter la recharge et de le reprendre plus tard.

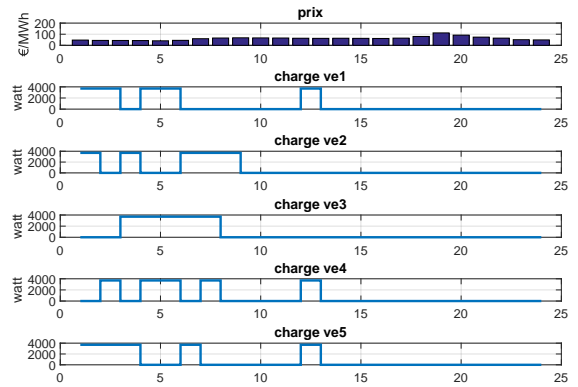


Fig. 1. Planning de recharge des véhicules 1-5, cas de l'optimisation globale

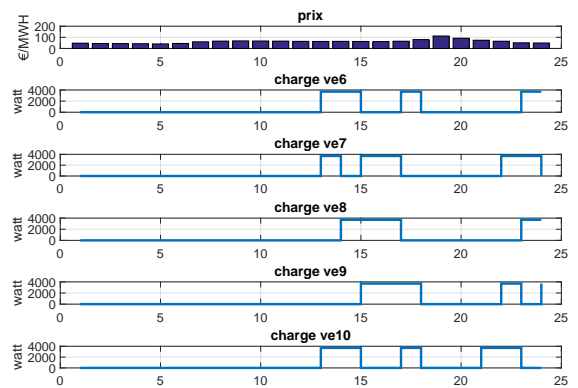


Fig. 2. Planning de recharge des véhicules 6-10, cas de l'optimisation globale

On compare les résultats de l'optimisation par rapport à la situation où il n'y a pas de planification intelligente. La figure (3) montre le rapport entre la puissance totale demandée par les

bornes à chaque instant et la puissance maximale souscrite. La puissance sollicitée dans le cas d'absence d'algorithme d'optimisation est calculée en prenant l'hypothèse selon laquelle les voitures se rechargent dès leur instants d'arrivée. On suppose qu'il ya plusieurs voitures (5) qui arrivent même temps. Si tous ces voitures sont chargées en même temps (sans une planification intelligente de la recharge), la puissance totale dépasserait la puissance maximale souscrite.

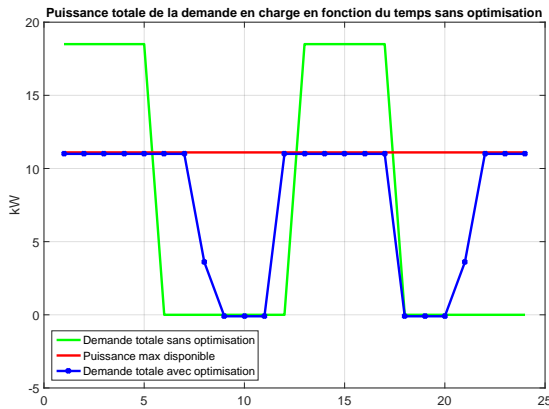


Fig. 3. Puissance totale demandée

3. ALGORITHME DÉCENTRALISÉ

Dans la partie précédente, nous sommes en présence d'un opérateur qui est en charge de l'optimisation globalisée pour la planification de la recharge. Il y a un échange d'information bi directionnel entre l'opérateur et les bornes (ou plutôt avec la voiture connectée à la borne) via les infrastructures de communication.

L'algorithme décentralisé est basé, quant à lui, sur une communication entre les véhicules et l'opérateur et entre les voitures elles-mêmes. Les voitures notifient leur décision de charge à l'opérateur qui met à jour les prix de l'électricité en fonction de la demande totale de recharge à chaque instant donné.

3.1. Modélisation du problème

Nous gardons les mêmes notations que précédemment. Le but est toujours de minimiser le coût financier de la recharge pour les véhicules électriques dans un système de tarification dynamique en temps réels (RTP). La particularité ici, est que nous mettons en exergue l'influence des décisions de recharge des voitures, à l'instant h sur le prix horaire via la demande totale de recharge. De nombreux travaux portent sur ce sujet⁹. Le détail sur les méthodes et techniques de définition d'équation de prix est en dehors du cadre de ce papier. Nous considérons une équation de prix qui dépend d'un terme reflétant la demande totale de recharge à l'instant h et un deuxième terme qui reflète la variation des prix spot du marché de l'électricité.

$$prix_h = \alpha \times D_h + \beta \quad (10)$$

D_h désigne la demande totale de recharge à l'instant h . Donc le coût de recharge pour chaque véhicule dépend de sa décision de recharge mais aussi de celle des autres véhicules. La théorie des jeux peut être utilisée ici pour modéliser une telle situation [10].

Le problème est formalisé ici sous forme d'un jeu mettant en action les n véhicules électriques. Chaque véhicule choisit une stratégie de recharge représentée ici par l'instant de début de charge T_{s_i} en vue de maximiser son profit, à savoir minimiser

son coût de charge. Le profit pour chaque joueur peut être noté :

$$G_i(T_{s_i}, T_{s_{-i}}) = - \sum_{h=T_{s_i}}^{T_{end}} price_h \times power_i \times \delta h \quad (11)$$

Nous considérons ici l'hypothèse de charge rectangulaire sans interruption. C'est à dire que la voiture se recharge à une puissance fixe notée ici $power_i$. T_{end} désigne l'instant de fin de charge. Il est exprimé en fonction de l'instant de début de recharge T_{s_i} et du nombre de créneaux de temps nécessaires pour atteindre l'état de charge final désiré désigné par $cycle_i$ pour chaque véhicule i .

$$T_{end_i} = T_{s_i} + cycle_i \quad (12)$$

On définit T_{a_i} et T_{d_i} qui sont respectivement les instants d'arrivée et de départ des voitures ($T_a < T_d$), autrement dit l'intervalle de temps où la recharge doit se faire. Ceci rajoute une contrainte sur les choix possibles de T_s pour une voiture donnée car T_{s_i} doit forcément satisfaire la condition :

$$T_{a_i} \leq T_{s_i} \leq T_{d_i} - cycle_i \quad (13)$$

Autrement dit il faut que la voiture i commence sa recharge au plus tard à $T_{d_i} - cycle_i$ si elle veut repartir avec un niveau de charge suffisant.

3.2. Résolution

L'algorithme est basé sur le principe de la dynamique de meilleure réponse développée en théorie des jeux. Chaque voiture choisit l'instant de début de recharge qui minimise son coût financier. Ce dernier est calculé en fonction d'un prix dynamique qui varie avec la demande totale de recharge à l'instant h , voir (10). Pour chaque véhicule i , les prix horaires sont mis à jour en prenant en compte les demandes de recharge des autres véhicules. Il choisit l'instant de début de charge qui minimise son coût parmi toute sa plage de recharge possible (13). La demande de recharge totale est mise à jour (donc le prix), le véhicule $i + 1$ prend sa décision de recharge en fonction de ces nouvelles informations mises à jour, ainsi de suite jusqu'à ce que toutes les voitures aient choisi leur instant de recharge. De ce fait la courbe de prix change à chaque fois qu'un véhicule prends une décision. Ce processus est répété jusqu'à l'obtention d'un équilibre où aucun véhicule n'a intérêt à changer unilatéralement sa décision de recharge si tous les autres véhicules maintiennent leur décision.

Dans (14), I désigne l'ensemble des véhicules électriques. $I = \{1, 2, \dots, i, i + 1, \dots, n\}$. $Load_h$ désigne le niveau de la puissance demandée à l'instant h . Il reflète l'état de la demande des autres véhicules au moment où le véhicule i décide de choisir sa stratégie de recharge. L'équation (15) calcule le prix mis à jour. Dans l'équation (1), on note que, pour chaque itération m , le coût de la recharge pour un véhicule i dépend des décisions de recharge des véhicules d'indices inférieures à i (à l'itération m) et celles des voitures d'indices supérieures à i , pendant l'itération $m - 1$.

3.3. Résultats

On retrouve une convergence de l'algorithme qui tend vers un équilibre où aucun véhicule n'a intérêt à changer, seul, son choix par rapport à l'itération précédente si les autres véhicules maintiennent les leurs. Mais pour une voiture donnée le coût payé à cet équilibre ne correspond pas forcément au meilleur coût possible pour elle sur l'ensemble des itérations.

La figure (4) compare la puissance totale demandée à une puissance maximale souscrite fixée égale à celle considérée

initialisation;

$Ts(0), m = 0;$

while condition de convergence **do**

for $i = 1 \rightarrow i=n$ **do**

La demande totale est mise à jour, on calcule le prix correspondant et détermine l'instant de recharge qui minimiserait le coût.

$$Load_h = \sum_{k \in I-i} X_h^k \times power_k + D_h^{i*} \quad (14)$$

$$prix_h = \alpha \times Load_h + \beta \quad (15)$$

$$Ts_i^{(m)} = \arg \max G_i(Ts_1^{(m)}, Ts_2^{(m)}, \dots, Ts_{i-1}^{(m)},$$

$$Ts_{i+1}^{(m-1)}, \dots, Ts_n^{(m-1)})(16)$$

end

$m = m + 1$

end

Algorithm 1: Algorithme distribué de recharge de véhicule

dans l'optimisation globale. Avec l'algorithme décentralisé, la contrainte sur la puissance maximale est internalisée contrairement à ce qui est fait avec une optimisation globale en nombre entiers. Puisque le prix est calculé à chaque instant en fonction de la demande totale en charge, l'objectif de minimisation du coût de recharge implique de facto la réduction de la puissance totale demandée. Ainsi, la méthode d'optimisation utilisée dans le cas décentralisé permet la recharge de véhicules, moyennant un coût plus élevé, dans des situations contraignantes où il faut répondre impérativement à une demande totale qui engendrerait un dépassement de la puissance souscrite. Ce cas de figure est intraitable par l'optimisation globale. Le fait de fixer la puissance maximale disponible comme une contrainte dure, rend impossible la résolution du problème d'optimisation lorsque cette puissance maximale est inférieure à un certain seuil. Dans notre cas l'optimisation globale ne peut assurer la recharge de plus de trois véhicules à la fois. Il faut alors diminuer la quantité d'énergie fournie à chaque véhicule.

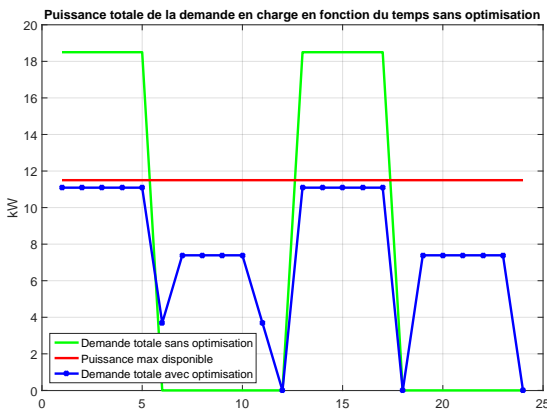


Fig. 4. Puissance totale demandée

Les figures 5 - 6 montrent les décisions de recharge retenues à l'équilibre et la courbe de prix à l'équilibre.

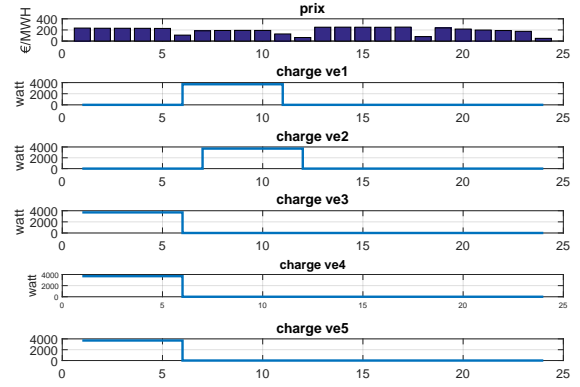


Fig. 5. Planning de recharge des véhicules 1-5 et le prix à l'équilibre

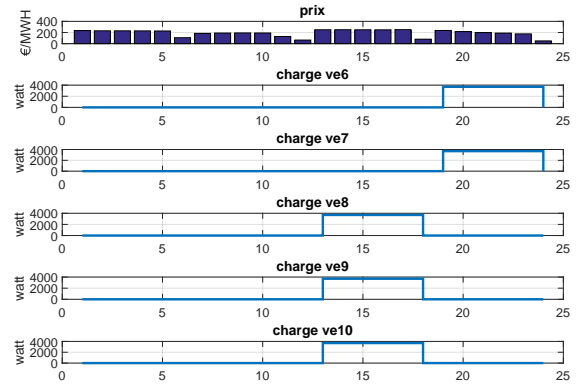


Fig. 6. Planning de recharge des véhicules 3-4 et le prix à l'équilibre

4. CONCLUSIONS

Ce papier propose une stratégie de planification de la recharge des véhicules électriques dans le but de minimiser le coût financier. Nous avons implémenté et testé deux méthodes de planification. La première est basée sur une optimisation standard globale avec une même fonction de coût pour tous les véhicules. La seconde est basée sur une approche décentralisée incluant l'échange d'information entre les véhicules.

Nos résultats montrent que l'approche décentralisée offre plus de souplesse. Cette situation d'équilibre obtenue est très dépendante des conditions initiales considérées. Par contre cet équilibre peut ne pas refléter la meilleure situation possible pour une voiture donnée. L'optimisation globale nécessite un échange d'information moins important mais, telle qu'elle est formulée ici, elle présente le risque de ne pas trouver de solution faisable sous certaines contraintes. Les deux approches nécessitent le même temps de calcul dans notre cas d'étude.

Cette étude a été réalisée en ne tenant compte que des paramètres financiers de la recharge. Une des extensions de ces travaux est d'envisager une fonction de coût qui combinerait ces paramètres financiers avec des paramètres physiques du réseau de distribution (tension, vieillissement des composants du réseau, pertes etc...) et de voir en quelle mesure ces algorithmes peuvent résoudre le problème de planification de recharge.

5. RÉFÉRENCES

- [1] Siano, P. (2014). Demand response and smart grids—A survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30, 461-478.
- [2] Huang, J., Gupta, V., Huang, Y. F. (2012, June). Scheduling algorithms for PHEV charging in shared parking lots. In *American Control Conference (ACC)*, 2012 (pp. 276-281). IEEE.
- [3] Beauce, O., Lasaulce, S., Hennebel, M., Daafouz, J. (2015, July). Minimizing the impact of EV charging on the electricity distribution network. In *Control Conference (ECC)*, 2015 European (pp. 648-653). IEEE.
- [4] Beauce, O., He, Y., Hennebel, M. (2013, October). Introducing decentralized EV charging coordination for the voltage regulation. In *Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT EUROPE)*, 2013 4th IEEE/PES (pp. 1-5). IEEE.
- [5] Yang, Z., Xu, W., Yu, X. (2013, October). Optimal PHEV charge scheduling for additional power loss ratio and charging cost minimizations. In *Electrical Machines and Systems (ICEMS)*, 2013 International Conference on (pp. 465-469). IEEE. ISO 690
- [6] Xi, X., Sioshansi, R. (2014). Using price-based signals to control plug-in electric vehicle fleet charging. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 5(3), 1451-1464. ISO 690
- [7] Yoon, S. G., Choi, Y. J., Bahk, S., Park, J. K. (2015). Stackelberg Game based Demand Response for At-Home Electric Vehicle Charging.
- [8] Nistor, S., Wu, J., Sooriyabandara, M., Ekanayake, J. (2011, December). Cost optimization of smart appliances. In *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Europe)*, 2011 2nd IEEE PES International Conference and Exhibition on (pp. 1-5). IEEE.
- [9] Lin, X., Wang, Y., Pedram, M. (2014, April). Designing the Optimal Pricing Policy for Aggregators in the Smart Grid. In *Green Technologies Conference (GreenTech)*, 2014 Sixth Annual IEEE (pp. 75-80). IEEE.
- [10] Saad, W., Han, Z., Poor, H. V., Başar, T. (2012). Game-theoretic methods for the smart grid : An overview of microgrid systems, demand-side management, and smart grid communications. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 29(5), 86-105.

6. ANNEXES

Tableau 1. Variables de Test

Voitures	Intervalle de présence	Puissance de recharge (W)	Etat de charge initial (%)
1	[01h00 : 12h00]	3700	20
2	[01h00 : 12h00]	3700	20
3	[01h00 : 12h00]	3700	20
4	[01h00 : 12h00]	3700	20
5	[01h00 : 12h00]	3700	20
6	[13h00 : 24h00]	3700	20
7	[13h00 : 24h00]	3700	20
8	[13h00 : 24h00]	3700	20
9	[13h00 : 24h00]	3700	20
10	[13h00 : 24h00]	3700	20