



HAL
open science

Optimisation de charge de véhicules électriques au sein d'un micro-réseau avec production d'énergie renouvelable, et stockage fixe

David Roszczypala, Christophe Batard, Nicolas Ginot, Frédéric Poitiers

► To cite this version:

David Roszczypala, Christophe Batard, Nicolas Ginot, Frédéric Poitiers. Optimisation de charge de véhicules électriques au sein d'un micro-réseau avec production d'énergie renouvelable, et stockage fixe. Symposium de Génie Electrique, Université de Lorraine [UL], Jul 2018, Nancy, France. hal-02981896

HAL Id: hal-02981896

<https://hal.science/hal-02981896v1>

Submitted on 28 Oct 2020

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.

Optimisation de charge de véhicules électriques au sein d'un micro-réseau avec production d'énergie renouvelable, et stockage fixe

David ROSZCZYPALA^{1,2}, Christophe BATARD¹, Nicolas GINOT¹, Frédéric POITIERS¹

¹Laboratoire Institut d'Électronique et de Télécommunications de Rennes, ²société Dropbird

RESUME – Ces dernières années ont vu se multiplier les travaux concernant les smart grids et notamment autour des problématiques de la charge des véhicules électriques (VE), qui en sera un aspect critique dans les années à venir. La littérature scientifique propose aujourd'hui des outils efficaces pour optimiser les flux d'énergie au sein de réseaux électriques, et planifier la charge de flottes de VE. Cependant, les difficultés liées à l'interopérabilité semblent largement sous-estimées. L'étude menée conjointement par l'IETR et Dropbird met en lumière les obstacles technologiques qui freinent considérablement le développement des solutions de recharge intelligente.

Mots-clés – véhicules électriques, smartgrid, micro-réseau, énergies renouvelables

1. INTRODUCTION

Le passage en motorisation électrique d'une partie du parc automobile entraîne une augmentation de la consommation électrique et un stress supplémentaire pour le réseau de puissance. Le tableau 1 permet d'observer, grâce à des ordres de grandeur, l'impact de l'évolution du nombre de VE sur le réseau dans les années à venir. L'appel de puissance correspond au cas fictif où tous les VE du parc se chargeraient au même instant, l'énergie annuelle nécessaire est calculée sur la base de 15kWh/100km et 13 000km/an (source : ENT2008, données en forte évolution), et la capacité de stockage sur la base de batteries embarquées de 20kWh (encore une fois, ces données évoluent fortement, à la hausse). A la lumière de ces données, on constate que l'énergie nécessaire pour la charge des véhicules reste raisonnable vis-à-vis de la consommation électrique annuelle totale (10 TWh pour les VE en 2030 pour une consommation totale en 2016 : 470 TWh), alors que les appels de puissance peuvent être colossaux (plusieurs dizaines à centaines de GW, pour une puissance totale installée de 130GW en 2016). L'essor du VE semble donc possible sans forte augmentation de notre production électrique, mais les appels de puissance engendrés pourront s'avérer critiques en l'absence de solutions de chargement intelligent (planification intelligente de la charge de VE).

Tableau 1. Consommation des VE en France (ordres de grandeur)

Année	2010	2016	2030
Nombre de VE	quelques milliers	300 à 400 milliers	5 millions
Appel de puissance cumulée (charge lente 3,7kW)	quelques MW	quelques GW	20 GW
Appel de puissance cumulée (charge rapide 50kW)	100 MW	17 GW	250 GW
Énergie nécessaire par an	quelques GWh	700 GWh	10 TWh
Capacité de stockage cumulée	quelques 10 MWh	7 GWh	100 GWh

Parallèlement à cette augmentation limitée de consommation électrique, il faut noter les possibilités de stockage que représenteront plusieurs millions de VE, et les opportunités nouvelles de régulation d'un réseau électrique de plus en plus intermittent. Dans cet article nous allons expliquer la mise en place d'un smart parking avec production d'énergie renouvelable, stockage fixe et prise en compte des contraintes réseau tout en insistant sur les difficultés rencontrées en raison des problèmes d'interopérabilité. Le pilotage de la charge d'une flotte de VE est un sujet largement traité par la littérature, autour de 5 axes principaux : le chargement bidirectionnel [1], décentralisé[2], la prise en compte de la mobilité[3][4], l'intégration d'énergies renouvelables[5], l'ajout de services auxiliaires au réseau[6]. Des algorithmes ont pu être développés et testés en simulation. Cependant la mise en application concrète de ces résultats issus de modèles sur des projets réels et démonstrateurs présente une difficulté non négligeable : l'accès aux variables du système, et notamment à une donnée critique telle que l'état de charge de la batterie de chaque VE (SoC).

2. DU PARKING REEL AU MICRO-RESEAU

L'entreprise Dropbird développe des solutions de supervision de bornes de recharge de VE et de planification de charge afin d'améliorer l'efficacité des infrastructures de recharge. L'objectif est de maximiser le rapport entre l'accès à l'énergie pour les utilisateurs de VE et l'impact pour les opérateurs de parking / gestionnaires de réseau. Cet objectif peut prendre 2 formes : à contraintes données, maximiser le nombre de VE qui pourront venir se charger ou à nombre de VE donnés, minimiser l'impact réseau.

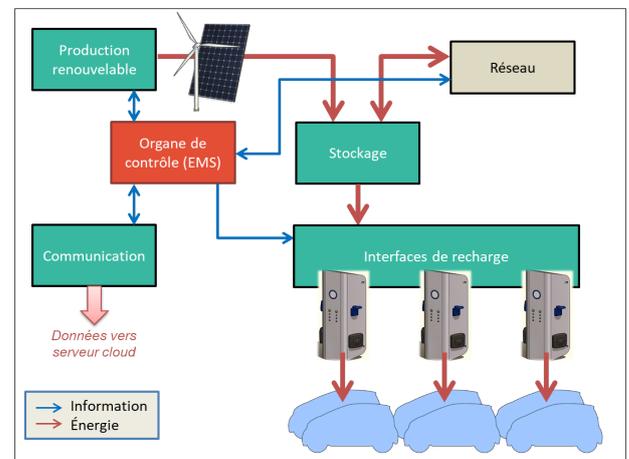


Fig. 1. Structure du micro-réseau

2.1. Description et contexte du parking

L'étude est menée sur le parking de la gare SNCF de la ville de St Malo (35). Le parking qui sera équipé de bornes de recharge possède les caractéristiques données par le tableau 2. La base du projet présenté par l'opérateur du parking était d'augmenter le nombre de bornes sans changer l'abonnement électrique (36 kVA) et de mettre en place un système intelligent de gestion de l'énergie disponible pour ne pas déclencher les protections. Cela permet ainsi de ne pas être bloqué par la présence d'un VE branché qui ne charge pas (déjà chargé par exemple) ou d'éviter un déclenchement lors d'une mise sous tension simultanée de nombreux VE (appel de courant).

2.2. Ajout d'énergies renouvelables

La réduction de l'impact réseau de la charge des VE passe dans notre cas par l'installation de sources d'énergies renouvelables et d'un stockage d'énergie. A l'heure actuelle, en France, l'installation de batteries de stockage n'est pas économiquement intéressant. Cependant leur installation favorise indubitablement l'autoconsommation du système et permet de limiter la consommation réseau pendant les pics de consommation.

2.3. Modèle de micro-réseau

L'ensemble sources renouvelables, batteries fixes, bornes de recharge, convertisseurs forme un micro-réseau tel que le montre la figure 1. Dans cet article, il a été choisi de ne pas s'intéresser au comportement des usagers (dans un premier temps) et de modéliser l'ensemble des VE qui viennent se charger comme un seul meta-VE, de capacité batterie dont la capacité totale est égale à la somme de celles des VE, de même pour la puissance de charge.

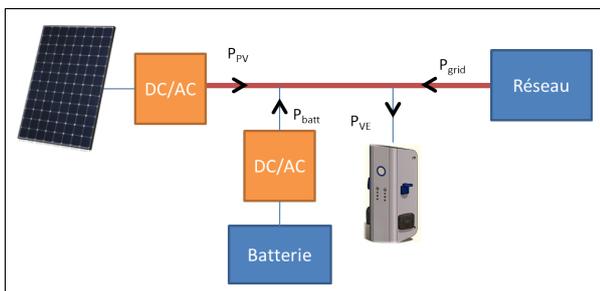


Fig. 2. Flux d'énergie

2.4. Gestion d'énergie

La structure du système de gestion d'énergie est décrite par la figure 2. Les variables d'état du système sont l'état de charge du VE et de la batterie fixe. Les variables de commande sont la puissance de charge du VE P_{ve} la puissance de charge de la batterie P_{batt} et la puissance consommée du réseau P_{reseau} . Le système comporte également des entrées : la puissance issue des panneaux solaires P_{pv} , et le coût de l'énergie coutelec. On ajoute une équation de couplage :

$$P_{reseau} = P_{VE} - P_{PV} - P_{batt} \quad (1)$$

On peut ainsi réduire le nombre de variables à commander de 3 à 2.

3. PROGRAMMATION DYNAMIQUE

La gestion d'énergie au sein du parking avec énergies renouvelables consiste en une suite de décisions à prendre au long d'une journée. Puisqu'on ne modélise pas le comportement des usagers pour le moment, une simulation sur un jour type non différencié semaine / week-end est cohérente. L'utilisation de concepts d'intelligence artificielle, et en particulier d'aide à la

décision est parfaitement adaptée à notre situation. On va utiliser le principe le plus simple : l'énumération[7].

3.1. Utilisation en gestion d'énergie

Créé par Bellman pour résoudre des problèmes d'optimisation séquentiels, son utilisation s'est développée dans les années 1980 pour la gestion de retenues d'eau de barrages hydroélectriques (par exemple[8]). On la retrouve depuis le début des années 2000 dans la gestion de véhicules électriques (gestion de plusieurs moteurs en parallèle)[9][10][11], et plus récemment dans la gestion de stockage d'énergie pour l'éolien[12] et pour une flotte de véhicules électriques[13].

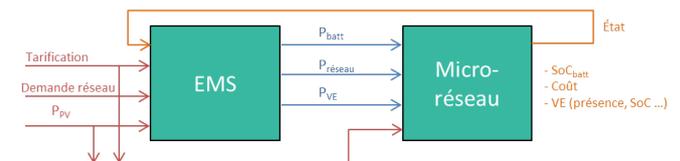


Fig. 3. Entrées / sorties de l'EMS

3.2. Principe

La programmation dynamique est basée sur le principe d'optimalité de Bellman qui définit que « toute politique optimale est composée de sous-politiques optimales ». Pour déterminer une séquence de prise de décisions optimale, le moyen le plus simple (et fastidieux) est d'énumérer tous les choix possibles à tous les instants et de trouver le chemin le moins coûteux. Le principe de Bellman nous permet de réduire considérablement le nombre de chemins possibles en ne considérant que les sous-chemins optimaux à chaque pas de temps. A mesure que l'on va construire les différents chemins possibles, à chaque pas de temps k , on ne conserve que le chemin optimal qui permet d'atteindre cet état à cet instant : $x(k)$. Il est nécessaire pour appliquer cette méthode de discrétiser l'espace de temps en pas de temps k , avec $1 < k < N$, ainsi que chacune des variables d'état x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 .

3.3. Scénarios

Comme dit précédemment, l'objectif d'augmenter l'efficacité du lot de bornes de recharge revient à minimiser l'impact réseau tout en augmentant le nb de VE qu'il est possible de charger.

3.3.1. Scénario 1 : minimiser l'impact réseau

Pour le premier cas, la contrainte vient du nombre de VE à charger, on utilise au mieux les panneaux solaires et la batterie fixe, la puissance du réseau électrique fait office de variable d'ajustement pour fournir l'énergie nécessaire en cas de besoin. Ce premier cas est donc plus simple à mettre en place. La fonction coût que l'on va chercher à minimiser correspond à la valeur totale d'énergie consommée au réseau :

$$\min(J) = \min \sum_{k=1}^{N-1} P_{grid}(k) \quad (2)$$

Autrement dit, on cherche simplement à minimiser la quantité totale d'énergie prélevée sur le réseau, et non le coût (pas de pondération horaire).

3.3.2. Scénario 2 : maximiser le nb de VE

Le second cas est moins évident à mettre en place pour 2 raisons. Premièrement, l'ajout de contraintes dans notre modèle (par exemple l'interdiction de consommer de l'énergie du réseau pendant les pics de consommation), peut faire apparaître

des situations où l'énergie disponible n'est plus forcément suffisante pour satisfaire la puissance de charge nominale demandée par la borne. Et ensuite, un travail est nécessaire pour déterminer un critère pour pouvoir qualifier l'objectif « d'augmenter le nombre de VE que l'on peut charger ». On n'a ainsi pas de fonction coût « facilement définissable ».

Tableau 2. Informations sur la simulation de parking

Simulation	1 jour, de 0h à 24h
Pas de temps	1 min
Puissance PV	10 kWc
Nb de bornes	10
Puissance de charge	3.6kW / borne
Nb de véhicules	20
Arrivée des VE	à 6h
Capacité batterie	20 kWh / VE
SoC initial	50%
SoC final	100%

3.4. Création de la matrice de coûts

La première étape du processus d'aide à la décision consiste à créer la matrice de coûts de tous les états $x(k)$. Cette matrice M est de taille $x*k$. Le remplissage de la matrice s'effectue à partir de l'état final N pour remonter jusqu'à l'état initial. On initialise tout d'abord les valeurs de coût pour $k=N$, ensuite à chaque pas de temps (précédent), on va remplir les cellules de la matrice de la manière suivante :

$$M(x, k) = \min(M(x - 1, k - 1), M(x, k - 1)) \quad (3)$$

3.5. Détermination du chemin optimal

La seconde étape consiste, à partir de la matrice de coûts, à choisir la suite de décisions dont la somme des coûts est minimale. La suite de décisions peut ensuite être appliquée au modèle afin de réaliser la simulation.

Plusieurs simulations ont été réalisées, on a choisi d'augmenter progressivement la complexité des algorithmes de programmation dynamique, de manière à juger de leur pertinence en s'intéressant au rapport efficacité / complexité.

4. SIMULATION

4.1. Modèle

La simulation suit le logigramme de la figure 4, et les données du modèle sont résumées dans le tableau 2. La production photovoltaïque est déterminée à partir de données d'ensoleillement libres d'accès sur le logiciel HelioClim 3 et calculée en prenant en compte la production annuelle d'une installation PV en Ile-et-Vilaine (orientation sud, inclinaison 30°), sur une base de puissance crête de 10 kWc (environ 60 m²).

4.2. Référence (cas 1 et 2)

Pour qualifier l'efficacité des algorithmes de programmation dynamique utilisés ici, on utilisera une référence simulée à partir de règles simples. Dans le cas 1, le VE est toujours chargé à puissance nominale tant que la demande existe (présence VE et SoC inférieur à 1), la puissance prise au réseau correspond à la différence entre la demande et ce qui peut être produit par les panneaux solaires. Dans le cas 2, le VE est également chargé à puissance constante nominale, les batteries fixes tendent à compenser la production solaire (elles produisent si la puissance demandée P_{ve} est supérieure à la puissance des panneaux solaires

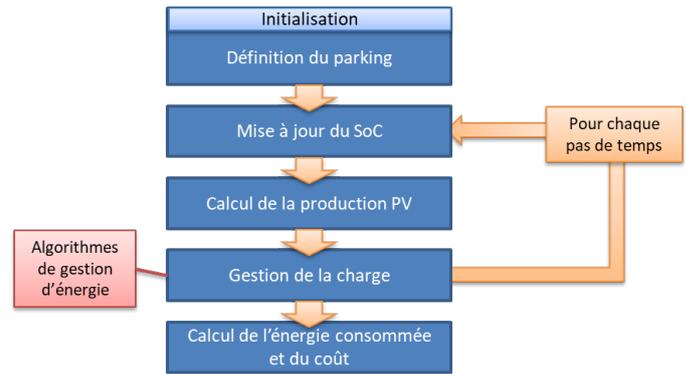


Fig. 4. Déroulement de la simulation

P_{pv} et se chargent dans le cas contraire). L'énergie dans les batteries fixes doit être la même au début et à la fin de la journée (SoC_{batt} à 0.7) pour pouvoir justifier de la cohérence de la simulation, et pour comparer avec le cas sans stockage fixe.

4.3. Cas 3 : autoconsommation maximale

Pour ce cas, on se base sur un processus de décisions comprenant une seule décision à chaque pas de temps : charger les VE à puissance nominale ou ne pas charger, ce qui permet de remplir la matrice de coût de manière rapide (pas d'utilisation de la batterie fixe). On choisit comme fonction coût à minimiser l'énergie totale consommée au réseau (2).

4.4. Cas 4 : coût minimal

On ajoute également un nouveau cas à titre de comparaison, semblable au cas 3, mais on cherche cette fois à minimiser le coût de l'énergie sur une journée :

$$\min J = \min \sum_{k=1}^{N-1} (P_{VE}(k) - P_{PV}(k)) * \text{tarif}(k) \quad (4)$$

4.5. Simulation pour tarif d'électricité variable

On simule les 4 cas pour un tarif d'énergie qui varie en imposant un tarif « heures pleines » pendant les pics de consommation résidentielle (7h-9h, 12h-14h, 18h-22h), et un tarif « heures creuses » le reste du temps (tarifs arbitraires 0,10€/du kWh et 0,07€/du kWh).

4.6. Résultats et discussion

Les résultats de simulation pour les différents types de planification sont donnés par la figure 5. Les 2 cas de référence (a et b) ne bénéficient pas de planification intelligente de charge, les bornes délivrent leur puissance nominale dès l'instant où la demande de charge existe, quels que soient la production photovoltaïque et le tarif d'électricité. On peut rapidement observer que l'algorithme de programmation dynamique donne un comportement cohérent avec les objectifs fixés. La fonction coût du cas 3 (c) est la somme de l'énergie consommée au réseau, ce qui correspond à maximiser l'autoconsommation : l'EMS choisit de charger les VE au moment de la journée où la production solaire est la plus forte. Pour le cas 4 (d), l'EMS cherche cette fois à minimiser le coût total, et par conséquent le chargement s'effectue en prenant en compte la production solaire et la tarification horaire.

Le tableau 3 complète les résultats apportés par la figure 5. Dans les quatre cas, l'énergie totale fournie aux VE est la même, il s'agit de la quantité nécessaire à charger les 20 VE d'un SoC de 0,5 à 1. Les panneaux PV ont permis de générer

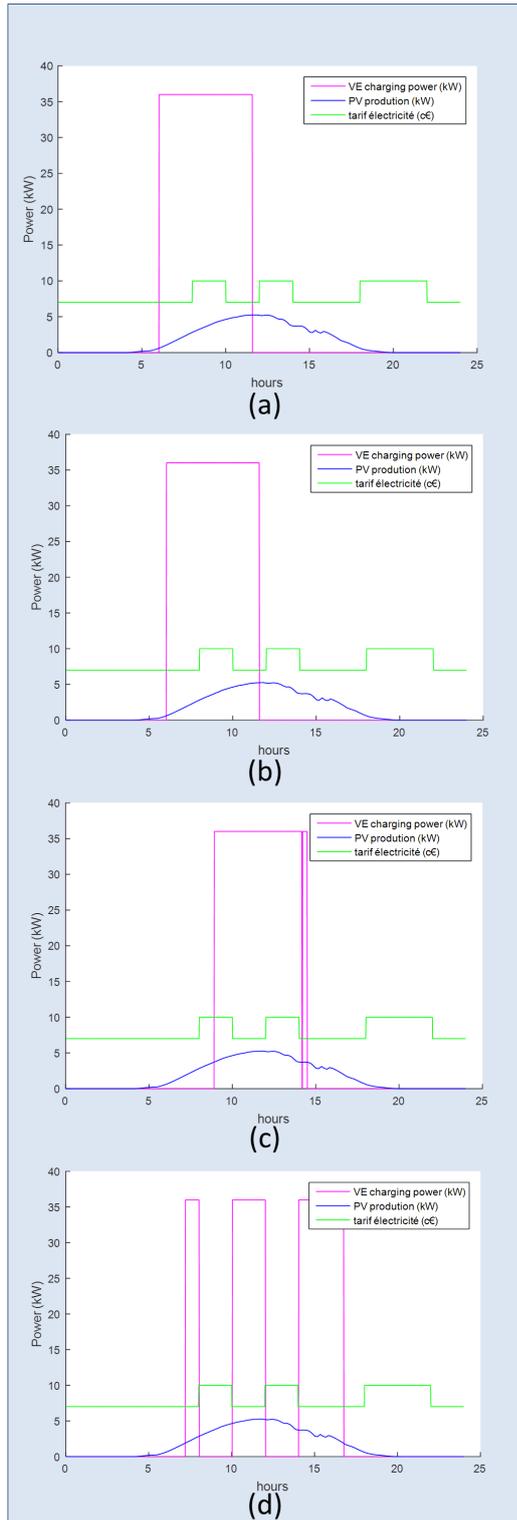


Fig. 5. Comparaison de planification pour les quatre cas : référence sans batterie (a), référence avec batterie (b), maximisation d'autoconsommation (c), minimisation de coût total (d)

40 kWh, ce qui est loin de suffire pour être autonome énergétiquement, mais comme dit précédemment, ce n'est pas l'objectif ici : cela nécessiterait une surface de panneaux très importante et des investissements excessifs. Les valeurs d'énergie consommée entre les différents cas reste proches (jusqu'à 7% d'écart), ce qui s'explique du fait que l'EMS ne dispose que de 2 options : charger/ne pas charger sans valeur intermédiaire, que la

Tableau 3. Résultats de la simulation dynamique

	Cas 1 (a)	Cas 2 (b)	Cas 3 (c)	Cas 4 (d)
Énergie totale fournie aux VE	200kWh	200kWh	200kWh	200kWh
Production PV	40kWh	40kWh	40kWh	40kWh
Énergie consommée du réseau	181kWh	175kWh	174kWh	179kWh
Coût de l'achat de l'énergie	14.60€	14.20€	15.11€	12.60€

production renouvelable reste faible par rapport à la demande (et donc l'énergie vient surtout du réseau dans tous les cas), et que l'arrivée des véhicules a été définie à 6h (et donc la demande apparaît au moment où la production solaire commence). On peut néanmoins observer que le cas 3 vérifie une consommation réseau inférieure aux autres cas, et même au cas 2 avec batterie, au détriment cependant du coût total. Pour notre simulation, l'utilisation du stockage fixe selon les règles définies en 4.2 comme on peut le voir sur la figure 6, permet d'obtenir de réduire la consommation réseau, mais pas plus que la planification intelligente sans batterie. Le cas 4 permet de réduire le coût total. Les cas 3 et 4 montrent bien leur pertinence en permettant de maximiser un objectif, sans nécessité l'installation d'équipements supplémentaires.

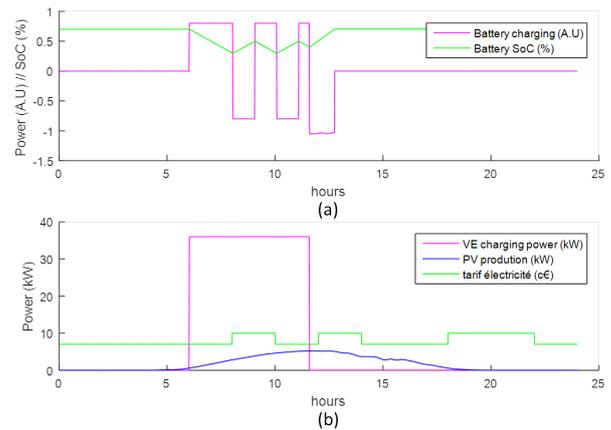


Fig. 6. Comportement batterie pour le cas de référence 2

5. LIMITES DU MODELE DETERMINISTE

Le manque d'accès à toutes les données du système entraîne des difficultés dans l'utilisation d'un modèle déterministe pour la planification, et des incohérences avec la réalité. Si le conducteur du VE est capable de visualiser simplement le SoC sur le tableau de bord, il n'en est pas de même pour l'opérateur responsable de la gestion des bornes de recharge. La norme IEC 61851 et prochainement l'IEC 15118 permettent des échanges de données entre le VE et l'infrastructure de recharge de VE (IRVE). Les constructeurs automobiles n'ont pour autant pas l'intention de faciliter l'accès au SoC par la borne. Plus que technique, cette décision politique et commerciale, met un frein au développement du chargement intelligent. Dans leur article[14], Kumar et al. s'interrogent sur la pertinence des critères à utiliser pour la planification efficace de la charge et concluent sur l'importance de l'accès aux données (SoC, capacité de la batterie, arrivée/départ du VE) pour obtenir des algorithmes de gestion/planification robustes. Le second aspect non-déterministe vient du caractère intrinsèquement aléatoire du comportement

des électro-automobilistes qui viennent utiliser les bornes du parking.

5.1. Récupération des données

Il est également envisageable pour lutter contre ce manque d'informations de mettre en place un système pour les récupérer auprès des usagers. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle nécessite l'accord et la collaboration des usagers du parking (cela est possible dans le cas d'une flotte de VE d'une entreprise ou éventuellement dans le cas d'usagers bénéficiant d'un abonnement au parking). La récupération des données peut s'effectuer de manière déclarative, chaque utilisateur déclarant ainsi le modèle de son VE, son état de charge ainsi que l'heure de départ prévue du parking.

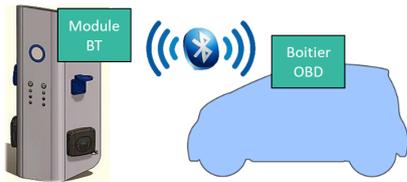


Fig. 7. Solution bluetooth

Une expérimentation différente a été menée pour récupérer les données du VE sans passer par la manière déclarative. Un système de communication entre le VE et la borne grâce à l'On Board Diagnostic (OBD) a pu être testée, comme le montre la figure 7. La mise en place de cette méthode à titre expérimental semble envisageable.

5.2. Modélisation du comportement des usagers

Que l'on ait accès aux SoC ou non, le problème du comportement des usagers persiste. Jusqu'ici dans cet article, nous avons traité l'ensemble des usagers venant se charger sur une journée comme un seul bloc qui arrive entièrement au même moment. On peut considérer que notre optimisation vaut pour ce cas précis non réaliste. La suite du travail nécessite de réfléchir à une optimisation qui soit valable pour toutes les situations. On ne cherche plus une liste de choix optimaux pour un cas déterminé mais une loi de gestion qui soit optimisée pour une famille de cas aléatoires au sens de « moyenne ». A partir de données de comportement réel, on va chercher à identifier des comportements récurrents chez les utilisateurs et créer une matrice de transitions entre les différents états possibles. A chaque transition sera associée une probabilité de passage d'un état à un autre (présent/absent) en fonction de l'heure d'arrivée, du temps de présence et/ou de l'état de charge.

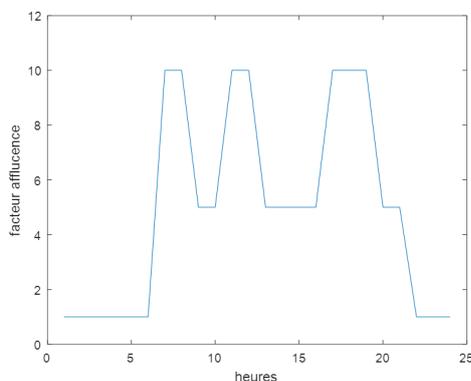


Fig. 8. Facteur d'affluence

5.3. Première approximation du comportement utilisateur

Afin de se donner une première approximation du comportement utilisateur, une étude de cas fictif a été réalisée, c'est-à-dire qu'on a défini un comportement utilisateur proche de la réalité à un moment donné, mais qui n'est pas nécessairement représentatif du cas général. On a simulé des usagers fictifs dont le comportement est modélisé par plusieurs variables aléatoires : l'état de charge initial, la capacité batterie, la durée de stationnement. Ces variables sont initialisées pour chaque VE à son arrivée par tirage au sort dans un panel de valeurs réalistes. En se basant sur nos observations, on a défini une variable « affluence » qui donne la probabilité qu'un VE arrive pour se charger, en fonction de l'heure de la journée, comme le montre la figure 8.

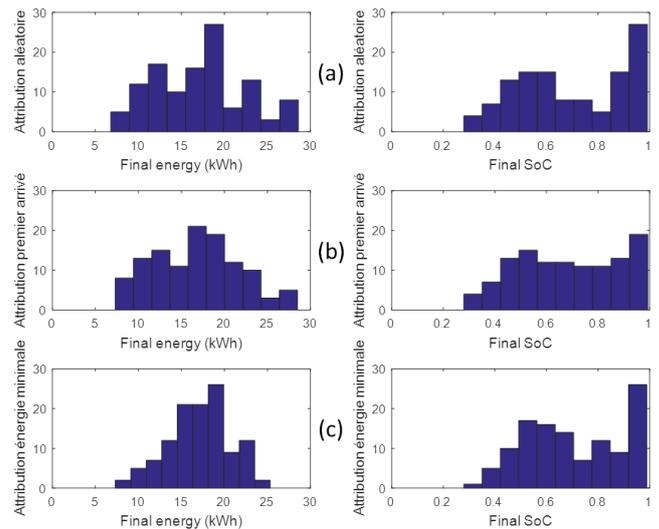


Fig. 9. Attribution de l'énergie disponible en fonction de différents critères : aléatoire (a), premier arrivé (b), énergie minimale (c)

Cette simulation a été effectuée sur un parking sans énergies renouvelables, seulement dans le but d'observer l'impact du comportement usager sur la planification de charge (on se situe dans un cas où les VE ne pourront pas tous être chargés à 100%), et de comparer une planification avec ou sans accès à l'état de charge. On réalise 3 simulations pour un même comportement usager mais différentes manières de gestion. Dans le premier cas (a), on ne connaît pas l'état de charge des véhicules qui arrivent, l'énergie est attribuée au VE quand il vient se connecter; une fois que l'énergie maximale est atteinte, il faudra attendre un départ VE, ou qu'un VE arrive à charge complète pour permettre à un autre VE éventuel connecté et en attente de commencer à charger. Si plusieurs VE sont en attente, le choix est fait de manière aléatoire. Dans le deuxième cas (b), le SoC est toujours inconnu du gestionnaire de parking, l'énergie est attribuée en priorité au VE arrivé le plus tôt. Dans le troisième cas (c), on suppose avoir accès à l'état de charge et à la capacité batterie de chaque VE, l'énergie est alors attribuée en priorité au VE possédant l'énergie minimale, autrement dit celui qui possède la plus faible autonomie à l'instant t. Les résultats sont donnés par la figure 9, qui montre la distribution de l'état de charge final, et de l'énergie embarquée finale pour tous les VE qui ont utilisés le parking pendant la journée. Les résultats montrent que la simulation (c) permet de déplacer la distribution vers la droite, et notamment de réduire fortement le nombre de VE avec une énergie finale inférieure à 15 kWh (ce qui représente environ 100 km d'autonomie). La comparaison des cas (b) et (c) donnée par la figure 10 est plus explicite. On choisit d'observer l'énergie disponible dans les VE en fin de charge (au moment du départ du parking), on se basera sur la distribution de cette donnée pour qualifier notre algorithme de planification de charge. La Figure 10 donne cette distribution pour 2 algorithmes de planification :

en bleu pour le cas où le SoC n'est pas accessible (attribution de l'énergie au premier arrivé) et en rouge pour le cas où le SoC est accessible (attribution de l'énergie au VE possédant l'énergie minimale). En se fixant une valeur minimale d'énergie en fin de charge de 15kWh, correspondant environ à 100km d'autonomie, on constate que pour le cas avec SoC, cette valeur peut être garantie pour 70% des VE, contre 60% dans le cas sans accès au SoC. La connaissance du SoC est essentielle pour la garantie de niveaux minimums d'énergie en fin de charge.

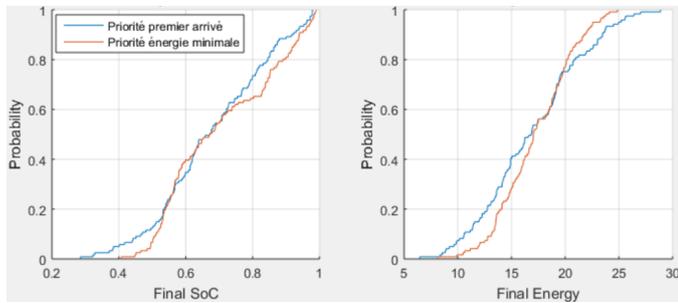


Fig. 10. Distribution cumulée pour 2 cas : priorité premier arrivée ou énergie minimale

6. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Dans cet article, des algorithmes de programmation dynamique ont été mis en place pour optimiser les flux d'énergie au sein d'un micro-réseau parking avec bornes de recharge et production d'énergie (l'intégration du stockage est en cours). Leur bon fonctionnement a pu être validé en simulation en considérant un usage prédéterminé. Il s'agit ici de la première étape d'un travail plus long qui doit aboutir à un système de gestion d'énergie qui devra permettre de proposer une loi de gestion optimale pour tout type de parking avec infrastructures de recharge, en prenant en compte ses spécificités. La suite du travail inclut de complexifier la simulation dynamique en ajoutant des degrés de liberté, ainsi que d'étudier le comportement des usagers afin de définir des cas aléatoires qui serviront à entraîner nos algorithmes. L'implémentation des algorithmes dans un démonstrateur expérimental réel est également prévu dans un futur proche pour confronter les algorithmes aux problématiques réelles et valider leur efficacité.

7. RÉFÉRENCES

- [1] G. B. Shrestha and B. C. Chew. Study on the optimization of charge-discharge cycle of electric vehicle batteries in the context of Singapore. pages 1–7. IEEE, December 2007.
- [2] Zhongjing Ma, Duncan Callaway, and Ian Hiskens. Decentralized charging control for large populations of plug-in electric vehicles : Application of the Nash certainty equivalence principle. pages 191–195. IEEE, September 2010.
- [3] Sara Deilami, Amir S. Masoum, Paul S. Moses, and Mohammad A. S. Masoum. Real-Time Coordination of Plug-In Electric Vehicle Charging in Smart Grids to Minimize Power Losses and Improve Voltage Profile. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2(3) :456–467, September 2011.
- [4] David Dallingier, Daniel Krampe, and Martin Wietschel. Vehicle-to-Grid Regulation Reserves Based on a Dynamic Simulation of Mobility Behavior. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2(2) :302–313, June 2011.
- [5] Ahmed Yousuf Saber and Ganesh Kumar Venayagamoorthy. Resource Scheduling Under Uncertainty in a Smart Grid With Renewables and Plug-in Vehicles. *IEEE Systems Journal*, 6(1) :103–109, March 2012.
- [6] Eric Sortomme and Mohamed A. El-Sharkawi. Optimal Scheduling of Vehicle-to-Grid Energy and Ancillary Services. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(1) :351–359, March 2012.
- [7] Louis Frécon. *Manuel d'intelligence artificielle*. Presses polytechniques et universitaires romandes edition, 2009.

- [8] Yakowitz. *Dynamic programming applications in water resources*. *Water Resources Research*. Water resources research edition, 1982.
- [9] Jun-Mo Kang, Ilya Kolmanovsky, and J. W. Grizzle. Dynamic optimization of lean burn engine aftertreatment. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 123(2) :153–160, 2001.
- [10] Chan-Chiao Lin, Huei Peng, J.W. Grizzle, and Jun-Mo Kang. Power management strategy for a parallel hybrid electric truck. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 11(6) :839–849, November 2003.
- [11] Chan-Chiao Lin, Huei Peng, and J. W. Grizzle. A stochastic control strategy for hybrid electric vehicles. In *American Control Conference, 2004. Proceedings of the 2004*, volume 5, pages 4710–4715. IEEE, 2004.
- [12] Pierre Haessig. *Dimensionnement et gestion d'un stockage d'énergie pour l'atténuation des incertitudes de production éolienne*. PhD thesis, École normale supérieure de Cachan-ENS Cachan, 2014.
- [13] Roman Le Goff Latimier. *Gestion et dimensionnement d'une flotte de véhicules électriques associée à une centrale photovoltaïque : co-optimisation stochastique et distribuée*. PhD thesis, Université Paris-Saclay, 2016.
- [14] Kandasamy Nandha Kumar, Balakrishnan Sivaneasan, and Ping Lam So. Impact of Priority Criteria on Electric Vehicle Charge Scheduling. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 1(3) :200–210, October 2015.