

Optimisation distribuée pour la recharge d'une flotte de véhicules électriques

Guilhem Dupuis¹, Olivier Juan¹, Kang Liu², Cheng Wan¹

¹ EDF R&D, département OSIRIS, {prenom.nom}@edf.fr

² École polytechnique, CMAP, kang.liu@polytechnique.edu

Mots clés : *smart charging, mécanisme de réserve pour le réseau électrique, optimisation distribuée, mixed-integer convex programming, algorithme de Frank-Wolfe stochastique*

1 Contexte

1.1 Application

Pour garantir la stabilité d'un réseau électrique, il faut à tout moment que la quantité d'électricité injectée soit égale à celle soutirée. Ainsi, pour réagir immédiatement à un éventuel déséquilibre, le gestionnaire du réseau doit disposer d'une *réserve de puissance*, c'est-à-dire une certaine capacité à faire varier la production - à la hausse ou à la baisse - pour s'ajuster à la consommation.

Les moyens de productions pilotables peuvent naturellement fournir de la réserve de puissance, mais cela impose des contraintes supplémentaires sur leur programme de fonctionnement. D'autres acteurs peuvent également participer à ce mécanisme, notamment les gestionnaires de moyens de stockage.

Certaines stations de recharge de véhicules électriques permettent justement la modulation de puissance, aussi appelée « smart charging », voire la réinjection « véhicule vers réseau » (vehicle-to-grid). La flotte de véhicules est vue alors comme une batterie agrégée et peut fournir de la réserve de puissance. Dans ce cas, l'enjeu pour l'opérateur de la station, tel que décrit dans [3], est de gérer la recharge des véhicules pour fournir la réserve de puissance contractualisée, tout en garantissant un certain niveau de charge finale aux usagers.

1.2 Enjeux

Plusieurs aspects rendent le problème de recharge d'une flotte de véhicules électriques avec fourniture de réserve de puissance difficile.

D'abord, le programme de recharge d'un véhicule tout seul doit respecter un certain nombre de contraintes techniques, dont certaines non-convexes (puissance minimale de recharge, par exemple). Ensuite, tous les véhicules contribuent à la réserve de puissance, et l'opérateur de la station est rémunéré pour la réserve de puissance agrégée : cet objectif lie tous les programmes de recharge. Enfin, le nombre croissant de véhicules électriques rend le problème de grande dimension.

2 Modélisation

On considère un ensemble de véhicules en charge \mathcal{I} . Lorsqu'il n'est pas précisé, le domaine de l'indice i est \mathcal{I} . Le problème de recharge d'une flotte de véhicules électriques avec fourniture de réserve de puissance peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} \min \quad & f_0\left(\sum_i x_i\right) + \sum_i f_i(x_i) \\ \text{s.c.} \quad & x_i \in \mathcal{X}_i \end{aligned}$$

où pour chaque véhicule i , le programme de recharge x_i indique la puissance électrique injectée ou soutirée (à chaque pas de temps de l'horizon considéré). Le domaine \mathcal{X}_i du programme de recharge traduit l'existence de contraintes de fonctionnement techniques pour chaque véhicule. La fonction objectif est composée d'un terme couplant f_0 qui représente le gain associé à la fourniture de réserve de puissance agrégée, et d'un terme f_i pour chaque véhicule intégrant le coût de son planning de recharge.

On suppose f_0 convexe et suffisamment régulière, f_i convexe, et \mathcal{X}_i produit d'un ensemble convexe et d'un ensemble discret. Ainsi, le problème considéré appartient à la classe des MICP (*mixed-integer convex programming*).

3 Méthode de résolution

Pour résoudre ce problème MICP, nous avons implémenté une méthode proposée par Liu et al. dans [1] et [2] tirant profit de la grande dimension du problème. Il s'agit d'une version stochastique et distribuée de l'algorithme de Frank-Wolfe, adapté pour des problèmes non convexes. Dans notre cas, les sous-problèmes correspondent à la recherche d'un programme de recharge pour chaque véhicule. Cette méthode a l'avantage de garantir un saut de dualité diminuant avec le nombre de sous-problèmes, soit en $O(1/|\mathcal{I}|^2)$ pour ce problème.

Afin de réduire le nombre d'itérations de l'algorithme de Frank-Wolfe stochastique et distribué, nous avons proposé plusieurs stratégies de stabilisation, à la fois pour la mise-à-jour des solutions primales et duales. Des expérimentations avec des données réalistes confirment l'intérêt opérationnel de cette méthode.

References

- [1] J Frédéric Bonnans, Kang Liu, Nadia Oudjane, Laurent Pfeiffer, and Cheng Wan. Large-scale nonconvex optimization: randomization, gap estimation, and numerical resolution. *arXiv preprint arXiv:2204.02366*, 2022.
- [2] Kang Liu, Nadia Oudjane, and Laurent Pfeiffer. Decentralized resolution of finite-state, non-convex, and aggregative optimal control problems. *arXiv preprint arXiv:2204.07080*, 2022.
- [3] Ivan Pavić, Hrvoje Pandžić, and Tomislav Capuder. Electric vehicles as frequency containment reserve providers. In *2020 6th IEEE International Energy Conference (ENERGYCon)*, pages 911–917, 2020.