

Étude comparative de l’optimisation de la recharge des véhicules électriques

Rémi Gauchotte^{1,2}, Ammar Oulamara¹, Mounir Ghogho², Mustapha Oudani²

¹ University of Lorraine, LORIA Laboratory, Vandoeuvre-les-Nancy 54506, France

{remi.gauchotte, ammar.oulamara}@loria.fr

² International University of Rabat, TICLab, Rabat 11103, Morocco

{remi.gauchotte, mounir.ghogho, mustapha.oudani}@uir.ac.ma

Mots-clés : *véhicule électrique, optimisation, apprentissage par renforcement, modèle linéaire.*

1 Problématique et description du système

L’utilisation de combustibles fossiles, notamment liée au transport, entraîne une pollution environnementale et sanitaire importante, représentant environ 20% des émissions de CO_2 liées à l’énergie. Le passage vers des transports à zéro émission, tels que les véhicules électriques (VEs), est crucial pour un avenir plus durable [1]. L’adoption généralisée des VEs est confrontée à des défis tels que la durée de recharge étendue et une demande accrue en électricité, ce qui entraîne la surcharge des réseaux électriques. Pour répondre à ces défis, des technologies de recharge innovantes intégrant des sources d’énergie renouvelable et des stratégies de réseau électrique intelligent sont en développement. Néanmoins, la gestion efficace à grande échelle des VEs nécessite des systèmes de contrôle efficaces pour les stations de recharge (SR).

Dans ce travail, on considère une SR avec des chargeurs identiques, alimentée à la fois par des panneaux solaires (PVs) et par le réseau électrique. Le prix de l’électricité fournie par le réseau est variable au cours du temps. L’énergie des PVs est d’abord utilisée, puis complétée par l’énergie du réseau au besoin, tout en respectant une contrainte de puissance maximale. Une demande de charge d’un VE est caractérisée par son temps d’arrivée et son départ de la SR, ainsi que par son état de charge (SoC) à l’arrivée. Le système de contrôle décide de l’acceptation ou du rejet des demandes de charge en fonction de la demande. Puis, il gère l’allocation de la puissance de recharge à fournir, à chaque chargeur tous les pas de temps de 15 minutes, en fonction du prix de l’électricité et de la production des PVs.

2 Méthodes et résolution

Nous utilisons une première méthode pour le problème hors ligne, c’est-à-dire avec une connaissance complète des informations futures. Elle consiste en un programme linéaire en nombres entiers mixtes (MILP). Cette méthode sert de référence pour évaluer les méthodes en ligne. L’objectif étant de maximiser le nombre de demandes de recharges acceptées tout en assurant un SoC élevé lors du départ des VEs et de minimiser le coût d’énergie provenant du réseau. Les demandes de charge sont triées par ordre croissant en fonction de leur départ. Cela permet une affectation optimale d’un VE à un chargeur pour toutes les demandes de charge acceptées.

Nous avons également développé des méthodes pour le problème en ligne, n’ayant aucune connaissance des informations futures. De plus, un simulateur basé sur OpenAI-Gymnasium [3] a été implémenté pour modéliser le problème en ligne et réaliser une étude comparative.

Cette étude est réalisée entre un algorithme simple basé sur des règles servant de référence (RBC), un algorithme à horizon roulant où un programme MILP est résolu à chaque pas de temps (Rolling) et un algorithme d'apprentissage par renforcement populaire, nommé PPO [2].

3 Cas d'étude

Notre étude se concentre sur l'analyse de 6 scénarios d'arrivées de véhicules dans une SR. Chaque scénario est défini par le nombre d'arrivées dans une journée. Les données concernant ces véhicules et les sources d'énergies de la SR, sont générées aléatoirement à partir de jeux de données basées sur des informations réelles. On considère 6 scénarios de 100 instances avec des arrivées variants entre 50 et 150. L'objectif est de minimiser un coût total prenant en compte le rejet des demandes, le prix de l'électricité, le dépassement de la puissance utilisable du réseau et en particulier la satisfaction de la recharge. En effet, si le SoC d'un VE est inférieur à 80% au moment de quitter la SR, un coût est alors appliqué pour répondre à la satisfaction de la recharge.

Scénarios	50	60	70	90	120	150
Méthodes						
MILP (Hors ligne)	27.7k⁽⁸⁴⁾	46.2k⁽²⁸⁾	79.7k⁽¹⁾	182k ⁽⁰⁾	472k ⁽⁰⁾	599k ⁽⁰⁾
RBC	164k	202k	242k	320k	436k	556k
Rolling	39.3k	65.9k	103k	172k	282k	399k
PPO	50.3k	85.1k	111k	179k	286k	406k

TAB. 1 – Tableau de résultats de la moyenne des coûts totaux en milliers (k). Pour la méthode MILP, les nombres entre parenthèses représentent le nombre d'optimaux trouvés sur 100 scénarios.

Parmi les méthodes en ligne, la méthode Rolling a montré une meilleure capacité à gérer les demandes, surpassant RBC et PPO dans tous les scénarios. Il est essentiel de noter que les méthodes MILP (hors ligne) et RBC ont servi de références pour évaluer l'efficacité des autres approches. Comme attendu, la méthode MILP a montré des performances supérieures en termes de minimisation des coûts totaux. Cependant, son applicabilité dans des scénarios où le nombre de demandes est supérieur à 60, est limitée. Et à partir de 120 demandes par jour, elle devient même moins performante que toutes les autres méthodes.

4 Conclusion

Les résultats préliminaires soulignent bien l'efficacité des algorithmes d'apprentissage par renforcement et des programmes linéaires à horizon roulant dans la gestion des demandes de recharge dans un environnement incertain et dynamique. Une étude plus approfondie sur l'utilisation des PVs et la satisfaction des demandes sera réalisée pour chacune des méthodes. De plus, des études supplémentaires seront menées pour améliorer la méthode PPO qui a l'avantage d'estimer les distributions des données et ainsi d'anticiper les informations futures, contrairement à la méthode à horizon roulant.

Références

- [1] IEA. *Global EV Outlook 2021*. International Energy Agency (IEA), 2021.
- [2] John Schulman, Filip Wolski, and al. Proximal policy optimization algorithms. *arXiv preprint arXiv :1707.06347*, 2017.
- [3] Mark Towers, Jordan K. Terry, Ariel Kwiatkowski, John U. Balis, Gianluca de Cola, Tristan Deleu, Manuel Goulão, Andreas Kallinteris, Arjun KG, Markus Krimmel, Rodrigo Perez-Vicente, Andrea Pierré, Sander Schulhoff, Jun Jet Tai, Andrew Tan Jin Shen, and Omar G. Younis. Gymnasium, March 2023, doi : 10.5281/zenodo.8127026.