

Projet Recherche Innovation 2025-2026

Impact de la Généralisation du Véhicule Électrique sur la Courbe de Charge et l'Intégration des Énergies Renouvelables



Sous la direction de Mindjid Maizia

Félix Saudemont

Impact de la Généralisation du Véhicule Électrique sur la Courbe de Charge et l'Intégration des Énergies Renouvelables :

**État de l'art des méthodes de lissage de la courbe de
charge et application d'une méthodologie de gestion
de la recharge des véhicules électriques**

Directeur de recherche : Mindjid Maizia

Félix Saudemont

2025-2026

Avertissement

Cette recherche a fait appel à des lectures, enquêtes et interviews. Tout emprunt à des contenus d'interviews, des écrits autres que strictement personnel, toute reproduction et citation, font systématiquement l'objet d'un référencement.

L'auteur de cette recherche a signé une attestation sur l'honneur de non plagiat.

Introduction

Dans le contexte européen, l'évolution des infrastructures de recharge pour véhicules électriques est quantifiée par une prévision significative d'augmentation du nombre de bornes de recharge publiques. Il est prévu que le nombre de bornes de recharge publiques dans l'UE passera de 185 000 en 2020 à 1,3 million en 2025, et atteindra 2,9 millions en 2030 (Kucevic et al., 2021). Cette croissance reflète non seulement l'adoption accrue des véhicules électriques, mais souligne également la nécessité impérieuse d'adapter les infrastructures de recharge pour répondre à cette demande montante. L'essor des véhicules électriques s'inscrit comme une évolution majeure, pouvant modifier certaines habitudes de déplacement, sans pour autant les transformer systématiquement. La croissance anticipée de leur présence sur nos routes soulève des questions pertinentes sur leur impact à l'échelle locale, notamment sur la courbe de charge de la consommation d'électricité. Ce projet recherche innovation se penche sur les effets d'une adoption généralisée des VE sur cette courbe de charge, explorant leur capacité à harmoniser la demande en énergie avec l'offre, particulièrement en période de pics de consommation. Il examine également dans quelle mesure l'intégration massive des VE peut s'aligner avec l'essor des énergies renouvelables, telles que l'énergie solaire.

Dans ce contexte, le **véhicule électrique (VE)**, alimenté par des batteries lithium-ion rechargeables qui transforment l'énergie électrique en puissance mécanique, s'impose comme une solution écologique au traditionnel moteur à combustion. Il devient un acteur potentiel de la gestion énergétique, capable d'influencer **la courbe de charge de la consommation d'électricité**. Cette courbe, qui trace la demande électrique sous forme de puissance au fil du temps, pourrait voir ses pics traditionnels réduits grâce à une recharge intelligente des VE, en décalant ou répartissant la recharge sur des périodes de moindre demande, démontrant ainsi la capacité de ces derniers à **lisser la charge**. Ce lissage, c'est-à-dire la redistribution de la demande d'énergie de manière plus uniforme au cours d'une période donnée, associé à la réduction des **pics de consommation**, soulève des interrogations quant à la synergie entre la montée des VE et le déploiement des solutions d'énergie renouvelable.

La transition énergétique soulève la question cruciale de l'intégration des VE dans les systèmes énergétiques locaux, un défi qui interpelle directement la capacité de nos infrastructures électriques à absorber une demande croissante. L'augmentation potentielle de la demande énergétique, particulièrement en termes de pics de charge, nécessite un redimensionnement stratégique des infrastructures existantes, dimensionnées initialement pour répondre à un maximum de demande. C'est pourquoi nous nous questionnons sur la généralisation des énergies renouvelables, couplée à une recharge intelligente des VE, c'est-à-dire une recharge pilotée dans le temps afin d'éviter les périodes de forte demande, qui offre une piste prometteuse pour lisser ces pics de consommation. En supplément, Kucevic et al. (2021) attirent l'attention sur une problématique spécifique : la surcharge des réseaux due à un nombre accru de bornes de recharge, qui pourrait entraîner la nécessité d'adapter ou de développer de nouvelles solutions dans le réseau électrique. Cette perspective met en évidence une autre complexité qui est l'adaptation de nos infrastructures à la montée des VE, en addition du redimensionnement des infrastructures que nous venons de citer. Needell et al. (2023) élargissent le débat en soulevant les conséquences économiques d'une adoption

non régulée des VE et des systèmes photovoltaïques (PV). Ils pointent notamment l'augmentation des coûts de l'électricité par rapport aux coûts actuels, résultant d'une demande de pointe accrue en soirée et d'une surproduction à midi, potentiellement nuisible à la valeur des installations PV, ainsi que l'augmentation des coûts du cycle de vie des BEV par rapport aux véhicules conventionnels. Needell et al. (2023) dans leur article mettent aussi en avant le risque de pousser le réseau électrique à ses limites de production et de distribution, entraînant potentiellement des pannes de transformateurs, des pénuries d'électricité, le recours à des centrales de pointe coûteuses ou une montée en puissance inefficace des centrales à combustibles fossiles, soulignant la nécessité d'une gestion intelligente de la charge. Onda et al. (2014) apportent un autre éclairage en mentionnant la déconnexion fréquente des VE du réseau électrique, réduisant leur disponibilité pour le chargement ou le déchargement pendant les périodes critiques. Cet enjeu technique souligne la nécessité d'innover dans la gestion de l'énergie pour permettre aux VE de contribuer pleinement au lissage de la charge. Enfin, Van Krieking et al. (2021) rappellent que la lutte contre le changement climatique, en réduisant drastiquement les émissions de CO₂ dans les secteurs du transport et de l'énergie (qui représentent respectivement 24% et 41% des émissions de CO₂) reste au cœur de la transition énergétique. La juxtaposition de ces enjeux, allant de la nécessité de redimensionner les infrastructures électriques à l'utilisation de centrales à combustibles fossiles en cas de mauvaise atténuation des pics de charge, souligne la diversité des défis à relever. La comparaison et la mise en relation des perspectives de ces auteurs illustrent la multiplicité des dimensions à considérer dans l'intégration des VE, offrant une vue d'ensemble des leviers et des obstacles sur la voie d'une mobilité électrique intégrée au système énergétique global.

Alors, cela nous amène à la question centrale de notre PRI : La généralisation du véhicule électrique contribuera-t-elle à lisser la courbe de charge de la consommation d'électricité et à intégrer totalement les énergies renouvelables, notamment solaires, dans le réseau électrique local ?

Dans le contexte de ce PRI, nous proposerons une méthode élaborée à partir des différentes approches décrites dans la littérature existante. Cette méthode servira à vérifier si notre hypothèse initiale est correcte, à savoir que la généralisation des véhicules électriques aidera à équilibrer la courbe de charge de consommation d'électricité et à intégrer de manière efficace les énergies renouvelables, en particulier l'énergie solaire, dans le réseau électrique local. Elle se déroulera en trois phases : elle débutera par une modélisation de la demande horaire en électricité et de la production photovoltaïque. Puis, elle impliquera diverses stratégies cumulatives de gestion de charge. Enfin, cette méthode se conclura par une évaluation de son efficacité, dans le but de mesurer l'effet sur le lissage de la courbe de charge et l'intégration des énergies renouvelables, pour confirmer ou non notre hypothèse.

1. Modélisation de la courbe de charge et de la production photovoltaïque

La modélisation de la courbe de charge est cruciale pour ce PRI. Une modélisation précise nous permettra de mieux répondre à la demande réelle une fois ce modèle appliqué sur le terrain. Une représentation inexacte de la demande, c'est-à-dire une courbe de charge qui ne correspond pas à la véritable consommation d'électricité, peut conduire à des résultats qui ne reflètent pas la réalité, rendant notre méthode ultérieure inapplicable dans des conditions réelles. C'est pourquoi il est essentiel de se concentrer d'abord sur l'exactitude de la modélisation. Il en va de même pour la production photovoltaïque : une modélisation inadéquate pourrait ne pas offrir une vision réaliste de l'intégration des énergies renouvelables dans le réseau et, dans le pire des cas, pourrait conduire à une mauvaise dimension des infrastructures énergétiques, ne répondant pas efficacement aux pics de charge.

Bien que l'énergie éolienne puisse être envisagée, ce PRI se concentre exclusivement sur les panneaux solaires, car les VE ont potentiellement plus de capacités à exploiter la surproduction d'énergie solaire que l'énergie éolienne, due à la régularité et aux fluctuations quotidiennes de l'énergie solaire (Needell et al., 2023).

Pour notre modélisation, nous commençons par utiliser un premier modèle de la courbe de charge, le modèle TripEnergy52, pour estimer les besoins énergétiques d'une flotte de VE à Dallas et à New York (Needell et al., 2023). TripEnergy nous offre une vue détaillée des besoins énergétiques des véhicules personnels dans différentes villes, capturant les impacts des divers modes de déplacement, des conditions météorologiques et des conditions de circulation sur la consommation énergétique des véhicules. Toutefois, ce modèle ne prend pas en compte les comportements actuels de recharge. C'est pourquoi nous associons le modèle TripEnergy à un modèle d'optimisation des comportements de recharge, qui prend en compte les emplacements de recharge disponibles, la puissance des chargeurs et les comportements de déplacement individuels au sein d'une population, pour estimer la demande d'électricité (Needell et al., 2023).

Enfin, pour représenter la demande globale en électricité, nous combinons ce modèle des véhicules personnels avec des données météorologiques historiques et la demande historique en électricité, estimant à la fois le comportement moyen et les jours rares et plus extrêmes qui influencent les besoins en capacité du système électrique. Cette combinaison, ajoutée à la simulation de la production photovoltaïque utilisant des données météorologiques historiques, nous permettra non seulement d'anticiper avec précision les besoins énergétiques, mais aussi d'évaluer les impacts de différents scénarios technologiques et comportementaux sur les besoins en capacité du réseau électrique.

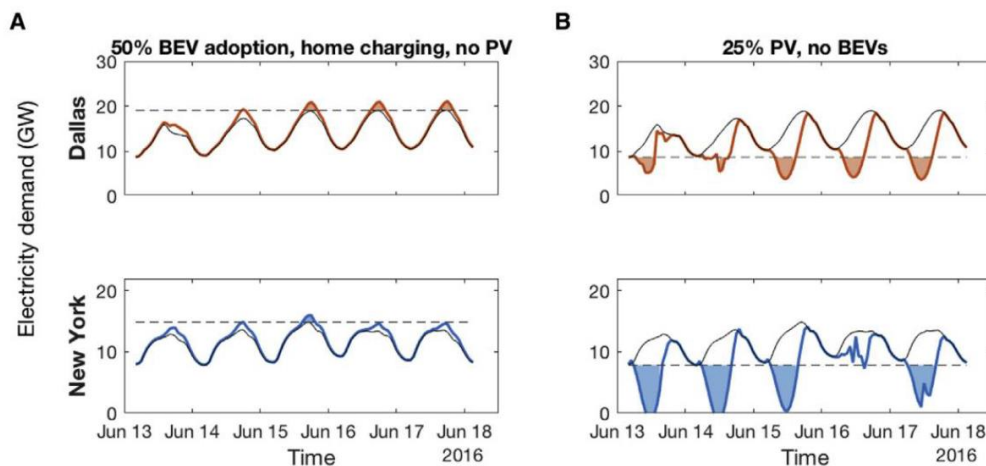


Figure A : Modélisation de la courbe de charge et de la production photovoltaïque à Dallas et à New York avec le premier modèle TripEnergy52 (Source : Needell et al., 2023)

Bien que ce modèle fournisse une base solide pour la modélisation, il repose principalement sur des données historiques pour générer ses prévisions et peut manquer de dynamisme et d'adaptabilité face à des changements soudains et actuels des conditions. Cette approche est certes appropriée dans un environnement stable, mais peut s'avérer insuffisante lorsque la demande et la production d'énergie varient rapidement et de manière imprévisible, surtout lors des pics de charge. Pour remédier à cela, nous envisageons d'enrichir ce modèle initial en intégrant des contrôles prédictifs. Ces derniers utilisent des algorithmes avancés pour offrir une réaction plus dynamique et précise aux fluctuations du réseau.

Le modèle de contrôle prédictif (MPC) que nous ajoutons au modèle existant marque un progrès notable par rapport aux méthodes classiques. Le MPC utilise des méthodes avancées pour affiner la recharge des véhicules électriques en intégrant des données en temps réel et des prévisions météorologiques, ainsi que des données historiques pour estimer la production photovoltaïque et la demande d'électricité. Ce modèle emploie des réseaux neuronaux récurrents profonds (RNN) pour décrypter les tendances passées et actuelles de consommation d'énergie et de production photovoltaïque. Les RNN sont particulièrement doués pour analyser des données séquentielles, ce qui les rend cruciaux pour anticiper avec précision les fluctuations de la demande et de l'offre d'énergie (Van Krieking et al. (2021)).

L'intégration du modèle MPC enrichit l'étape initiale de modélisation de ce PRI, en fournissant une plateforme de données dynamique et précise, essentielle pour des prévisions fiables. Plus loin dans ce projet, nous étudierons comment cette modélisation peut être utilisée pour élaborer des stratégies de gestion qui anticipent et gèrent activement la recharge des véhicules électriques et la demande globale en énergie tout en réduisant les pics de charge.

2. Stratégies de gestion de charge et d'intégration de la production photovoltaïque

Après avoir établi comment nous allons modéliser la courbe de charge et la production photovoltaïque de façon précise et fidèle au réel, nous allons pouvoir nous intéresser à la méthode que nous allons mettre en place afin de lisser la courbe de charge et d'intégrer les panneaux photovoltaïques au système de recharge. Pour cela, nous allons présenter un ensemble de stratégies qui diffèrent par rapport à leur faisabilité et à leur technicité. C'est pour cela que nous allons les séparer en deux catégories : les stratégies Low-Tech, se basant sur la modification de comportement des usagers ou de gestion, avec une simplicité et un faible coût de mise en œuvre, et les stratégies High-Tech, se penchant sur des dispositifs techniques plus sophistiqués, avec une plus grande difficulté de mise en œuvre et un plus grand coût. Nous allons combiner ces stratégies selon leurs avantages et leur adaptabilité dans les scénarios futurs afin d'établir une méthode efficace.

2.1. Stratégies Low-Tech

Dans notre PRI, la première stratégie Low-Tech que nous proposons est une simple modification des heures de recharge pour réduire les pics de charge. Cette stratégie utilise une recharge coordonnée des VE comme outil potentiel pour atténuer la courbe de canard, sans introduire de nouvelles technologies ni changer les comportements de déplacement (Needell et al., 2023). La courbe de canard est un graphique qui illustre la différence entre la demande en électricité et la production disponible à partir de sources renouvelables, notamment solaires, tout au long de la journée. Cette courbe est caractérisée par une chute significative de la demande nette en milieu de journée, due à l'augmentation de la production d'énergie solaire, suivie d'une montée rapide en fin de journée lorsque la production solaire diminue et que la demande augmente, associée à la demande des VE lorsque les usagers rentrent le soir, expliquant la forme de canard. Un exemple de courbe de canard est représenté sur la figure B avec comme modèle la courbe de charge en Californie.

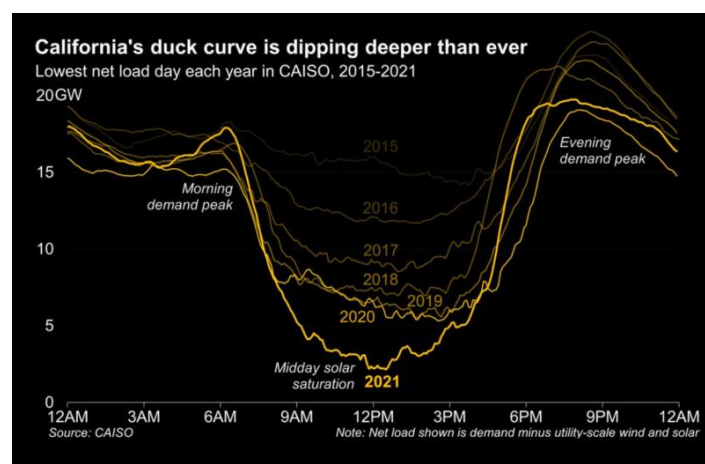


Figure B : Courbe de charge en Californie au fil du temps considérée comme une courbe de canard (Source : <https://www.mcecleanenergy.org/fr/mce-news/energy-expert-duck-curve-2/>)

L'objectif de cette stratégie est d'utiliser ce creux de la demande lié à la forte production solaire à midi, et de lisser le pic de demande du soir. Pour cela, deux modifications du comportement de recharge seront mises en place : la recharge nocturne de dernière minute à domicile, et le déplacement de la demande de recharge du domicile vers le lieu de travail (Needell et al., 2023).

La recharge nocturne échelonnée à domicile implique que l'utilisateur programme la recharge de son véhicule électrique (VE) pour qu'elle se déroule pendant la nuit. Cette méthode est choisie parce que la majorité des gens dorment à ce moment-là, ce qui entraîne une diminution de la demande générale d'électricité. En débutant la recharge après le pic de consommation de la soirée, cela évite d'intensifier ce pic et aide à équilibrer la consommation d'énergie entre la soirée et la nuit. En conséquence, cela permet une utilisation plus équilibrée et continue des ressources énergétiques.

Associé à cela, le déplacement de la recharge du domicile vers le lieu de travail consistera à l'installation et à l'utilisation de bornes de recharge lentes sur les lieux de travail. Comme observée sur la courbe de canard, la demande en électricité à midi est faible malgré une forte production photovoltaïque. Ainsi, recharger son VE avec les bornes de recharges lentes à midi jusqu'en soirée sur le lieu de travail et non à domicile le soir, permettra de combler ce creux de la demande, et ainsi de favoriser le lissage de la courbe de charge et l'intégration des panneaux photovoltaïques dans le système de recharge.

Ces deux modifications de la gestion comportementale de la charge ne nécessitent ni dispositifs de recharge connectés, ni communication en temps réel avec un contrôle centralisé envisagé dans d'autres analyses, ni de mises à niveau du système électrique pour permettre la décharge des BEV, qui doivent encore être testées et réglementées. Ces solutions ne nécessitent pas non plus de changements dans les modèles d'activité de déplacement, éliminant ainsi un obstacle potentiel important à leur adoption (Needell et al., 2023). C'est pourquoi nous qualifions cette méthode de Low-Tech, avec une simplicité et un faible coût de mise en œuvre, efficace pour des ajustements basiques de la demande.

Cependant, il y a deux contraintes à prendre en compte avec cette méthode Low-Tech. Premièrement, cette méthode ne réagit pas de manière dynamique et instantanée aux situations exceptionnelles de demande, comme des changements dans les habitudes des utilisateurs ou d'autres événements imprévus, qui pourraient surcharger le réseau. Enfin, nous ne pouvons pas garantir que les utilisateurs changeront leurs habitudes de recharge. Si certains choisissent de recharger leurs véhicules le soir plutôt qu'à midi sur leur lieu de travail ou programmé la nuit, cela empêchera de lisser efficacement les pics de consommation. Voilà pourquoi il est nécessaire d'adopter une stratégie plus dynamique et réactive, qui s'aligne parfaitement avec la production photovoltaïque et qui ne dépende pas des comportements individuels. C'est la raison pour laquelle nous explorons des solutions de gestion de charge High-Tech, utilisant des technologies plus avancées, capables de répondre aux objectifs de ce PRI.

2.2. Stratégies High-Tech

Pour améliorer l'efficacité des stratégies Low-Tech et accroître la flexibilité du système énergétique dans notre PRI, nous intégrons une méthode avancée de gestion coordonnée de l'énergie. Cette approche implique la charge bidirectionnelle des VE, permettant non seulement la charge, mais aussi la décharge des batteries des VE pour mieux gérer les pics de demande sur le réseau électrique. Cette stratégie, facilitée par l'application du contrôle prédictif de modèle (MPC) que nous avons introduit dans la partie modélisation, est optimisée pour répondre de manière dynamique aux fluctuations de la demande tout en minimisant les coûts d'opération (Van Krieking et al. (2021)). Les VE équipés pour la charge bidirectionnelle peuvent être utilisés comme des ressources temporaires de stockage d'énergie. Le MPC, un outil avancé de gestion de l'énergie, utilise des algorithmes pour prédire les besoins en énergie et ajuster la charge ou la décharge des batteries des VE en conséquence. Cette modulation est basée sur une série de prévisions qui incluent les prévisions de production photovoltaïque et les modèles de consommation d'énergie des ménages, que nous avons présenté dans la partie modélisation.

L'approche adoptée permet une utilisation plus flexible de l'énergie, en chargeant les véhicules lors des périodes de faible demande et en les déchargeant pendant les pics de demande. Cette stratégie aide à stabiliser le réseau en réduisant la nécessité de puiser dans d'autres formes de production d'énergie lors des pics. La charge bidirectionnelle que nous proposons offre plusieurs avantages, notamment la capacité de réagir rapidement aux changements dans la demande d'énergie, ce qui améliore l'efficacité du réseau. Elle permet de réduire les coûts opérationnels, car elle n'intègre pas de technologies coûteuses supplémentaires. En effet, nous utilisons la batterie des véhicules électriques comme levier d'action, combiné avec un système de mesure et de gestion au sein du système de recharge (Van Krieking et al. (2021)).

Cependant, la décharge des véhicules peut être considérée comme gênant pour les utilisateurs, s'ils souhaitent reprendre leur véhicule à un moment de décharge (lié à un moment de forte demande). C'est pour cela que nous considérons un autre aspect crucial de cette méthode qui est la gestion de l'état de charge minimal (SOC) des batteries des VE, qui doit être maintenu pour répondre aux préférences et aux besoins des utilisateurs. En assurant que le SOC ne tombe pas en dessous d'un certain seuil, la méthode garantit que les véhicules sont toujours prêts à l'emploi pour leurs propriétaires, tout en participant activement à la gestion de l'énergie du réseau (Van Krieking et al. (2021)). La formule (1) suivante nous permettra de planifier la recharge ou décharge d'un véhicule, tout en respectant la limite du SOC :

$$SOC_{i+1} = SOC_i + \frac{(P_{i,4}^{(1)} + P_{i,5}^{(1)}) \cdot \Delta t}{C} \quad (1)$$

- SOC_{i+1} est l'état de charge à l'instant suivant $i+1$
- SOC_i est l'état de charge au temps actuel i
- $P_{i,4}^{(1)}$ est la puissance de charge à l'instant i pour une période donnée (période 4 représentée dans la méthode de Van Krieking et al. (2021))
- $P_{i,5}^{(1)}$ est la puissance de décharge à l'instant i pour une période donnée (période 5)
- Δt représente l'intervalle de temps entre les mesures
- C est la capacité totale de la batterie

Cette formule calcule le nouvel état de charge en intégrant la puissance de charge et de décharge durant un intervalle de temps donné. Elle tient compte du bilan énergétique de la batterie du VE, augmentant pour la charge et diminuant pour la décharge, et permet de prévoir avec précision le niveau de charge de la batterie pour une utilisation future. En utilisant cette formule, il est possible de planifier quand un VE doit être chargé ou déchargé pour soutenir le réseau électrique, contribuant à réduire les pics de demande. Cela permet également d'assurer que la décharge ne se fait pas au détriment des besoins de l'utilisateur, car le SOC ne descendra pas en dessous d'un seuil prédéfini, garantissant que les utilisateurs auront toujours assez de charge pour leurs déplacements prévus. Cette planification stratégique des actions de charge et de décharge maximise l'utilisation de la batterie sans causer de frustration ou d'inconvénient aux conducteurs (Van Krieking et al. (2021)).

Toutefois, en examinant de plus près, cette méthode comporte plusieurs inconvénients. Premièrement, elle ne facilite pas l'intégration de la production photovoltaïque au réseau électrique, contrairement à la méthode Low-Tech qui y parvient en partie. De plus, bien que cette méthode évite de perturber les utilisateurs, il est possible que le SOC ne soit pas programmé suffisamment bas par ces derniers, car ils préfèrent maintenir un niveau de charge plus élevé en fonction de leur emploi du temps ou de leurs besoins spécifiques. Cela pourrait rendre le système inefficace face à une demande très élevée et que cette méthode ne parvienne pas à lisser la courbe de charge lors des pics de consommation. C'est pourquoi nous envisageons de combiner cette méthode de recharge bidirectionnelle avec un système de batteries intégrées aux bornes de recharge, pour garantir une meilleure régulation de la courbe de charge et une intégration accrue de la production photovoltaïque.

Cette approche implique la coordination des charges des VE au niveau des parcs de recharge, en utilisant des systèmes de stockage d'énergie par batteries (BESS) situés stratégiquement dans différents parcs de recharge urbains (Kucevic et al. (2021)). Cette méthode est conçue pour optimiser la distribution de la demande électrique et minimiser les pics de charge sur le réseau, en particulier dans les zones à forte densité de VE et en cas d'insuffisance du système de charge bidirectionnelle. Les BESS sont installés dans des parcs de recharge sélectionnés en fonction de leur proximité avec des zones de forte demande et des points de couplage commun (PCC) dans le réseau de distribution. Cette proximité permet une réponse rapide aux fluctuations de la demande et une réduction efficace des pics de charge. Puisque les infrastructures de recharge sont calibrées pour une capacité maximale, l'utilisation de BESS

complémentaires est nécessaire pour gérer les augmentations de demande qui excèdent les prévisions initiales.

La méthode utilise des modèles mathématiques pour simuler la charge et la décharge des BESS en fonction des prévisions de demande et de la disponibilité de l'énergie. Les modèles prennent en compte les caractéristiques techniques des batteries, comme leur capacité, leur efficacité de charge/décharge η_b , et leur cycle de vie, assurant ainsi une gestion optimale et durable de ces ressources (Kucevic et al. (2021)). L'équation (2) suivante représente le cœur de notre méthode pour réduire les pics de charge électrique au PCC, qui est l'endroit où notre installation se connecte au réseau électrique principal :

$$S_t^{*,PCC} = S_t^{PCC} + \sum_{b \in N} \left(\frac{S_t^{CP,b}}{\eta_b} + \frac{P_t^{charge,b}}{\eta_b \cdot \cos \varphi} - \frac{P_t^{discharge,b}}{\cos \varphi} \cdot \eta_b \right) \quad \forall t \quad (2)$$

Cette formule prend en compte l'énergie stockée dans les systèmes de stockage par batteries (BESS) aux différents emplacements de recharge de véhicules électriques (parcs de recharges notés b). Pour chaque instant t, elle calcule la charge apparente au PCC en ajoutant la charge initiale S_t^{PCC} à la somme des charges provenant de chaque BESS. $S_t^{CP,b}$ est la charge fournie par le BESS au parc b, $P_t^{charge,b}$ est la puissance que le BESS au parc b reçoit pendant la charge, et $P_t^{discharge,b}$ est la puissance qu'il libère pendant la décharge. Les termes η_b et $\cos \varphi$ représentent respectivement l'efficacité de la batterie et le facteur de puissance, qui mesure l'efficacité avec laquelle l'énergie est convertie en puissance utile, c'est-à-dire la puissance que la batterie libère en finalité.

Pour réduire les pics de charge, notre objectif est de minimiser la plus grande charge apparente $S_t^{*,PCC}$ sur tous les intervalles de temps t, comme l'indique la formule (3) :

$$\text{minimize : } \left\{ \max \left(S_t^{*,PCC} \right) \right\} \quad \forall t \quad (3)$$

C'est ainsi qu'en minimisant la plus grande charge apparente en chargeant et déchargeant au bon moment, nous pouvons lisser la demande d'énergie au point de connexion commun (PCC). En chargeant les batteries lorsque la demande est faible et en les déchargeant pendant les périodes de forte demande (les pics), nous parvenons à minimiser les pics de charge (Kucevic et al. (2021)).

En combinant la recharge bidirectionnelle avec cette méthode BESS, et en privilégiant d'abord la recharge bidirectionnelle pour réduire la courbe de charge, nous optimisons le système. En cas d'insuffisance de la recharge bidirectionnelle, ou même en cas de panne du système de recharge ou du réseau électrique, nous recourons au système sur batterie BESS. De plus, la décharge des véhicules électriques ne s'effectuera pas directement dans le réseau, mais dans les batteries intégrées, permettant ainsi de réutiliser cette énergie lors de surcharges. Par ailleurs, lorsque la production photovoltaïque sera excédentaire, malgré les inconvénients de la méthode Low-Tech, l'énergie pourra être stockée dans ces batteries pour être réutilisée ultérieurement. C'est par cette combinaison de gestion de charge que le lissage de la courbe

de charge sera réalisé de manière optimale et que l'intégration de la production photovoltaïque sera maximisée.

3. Évaluation et contrôle de l'efficacité du lissage de la courbe de charge

Après avoir mis en place notre modèle et implémenté diverses stratégies combinées, il est essentiel de vérifier l'efficacité de notre méthode. Nous allons donc mettre en œuvre une stratégie de contrôle pour quantifier le lissage de la courbe de charge une fois le cas d'étude et le modèle établis et les résultats obtenus. Cela nous permettra non seulement de confirmer notre hypothèse, mais également d'ajuster les composants clés de notre stratégie, tels que la capacité des batteries BESS ou le timing des recharges nocturnes, pour optimiser davantage les performances. Pour mesurer l'efficacité de notre méthode de lissage de la courbe de charge, nous adopterons trois approches distinctes pour l'analyse des futurs résultats.

La première approche consiste à utiliser une comparaison avant et après l'application de notre méthode de lissage (Van Krieking et al. (2021)). Cette approche permettra de visualiser directement l'impact de nos stratégies de gestion de charge sur la courbe de charge des véhicules électriques. Des graphiques linéaires seront utilisés pour présenter les profils de charge avant et après l'implémentation des stratégies. Cette visualisation fournira une preuve claire de l'efficacité de la méthode en démontrant la réduction des pics de charge.

Nous rajoutons une deuxième approche d'évaluation qui implique l'utilisation d'un histogramme pour comptabiliser la fréquence des pics de charge (Needell et al., 2023). Cette représentation graphique permettra de mesurer le nombre de fois que la charge dépasse un seuil prédéfini avant et après l'intervention de notre méthode. Logiquement, il serait pertinent de fixer ce seuil au niveau de la charge maximale que peut supporter une borne de recharge, voire même un peu en dessous, afin de nous laisser une marge de sécurité. Une efficacité accrue se traduirait par une diminution significative de la fréquence de ces pics. Cette méthode est particulièrement utile pour quantifier le lissage, tout en ayant une observation globale avec la première approche.

En complément des deux approches précédentes, qui reposent respectivement sur une analyse visuelle des courbes avant/après et sur une représentation discrète de la fréquence des pics, il est pertinent d'introduire un indicateur statistique global permettant de quantifier objectivement le degré de lissage d'une série de données. C'est pourquoi la variance constitue une mesure fondamentale de la dispersion des valeurs autour de leur moyenne, largement utilisée en statistique pour caractériser la variabilité d'un signal ou d'une série temporelle (source : ellistat.com). Contrairement aux indicateurs graphiques, la variance fournit une mesure numérique, facilitant la comparaison directe entre différents scénarios. Si l'on considère une série de N données $x_1, x_2, \dots, x_N$ de moyenne μ , la variance σ^2 est définie par :

$$\gamma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2$$

Une diminution de la variance traduit une réduction de la dispersion des valeurs autour de la moyenne, ce qui correspond, dans le cadre de ce PRI, à un meilleur lissage de la courbe de charge.

4. Méthode et mise en œuvre

4.1. Choix de la méthode

Pour ce PRI, notre objectif est de valider ou non l'hypothèse selon laquelle la généralisation des véhicules électriques permettrait de lisser la courbe de charge de consommation d'électricité et d'intégrer totalement des énergies renouvelables, en particulier l'énergie solaire. Pour cela, nous avons choisi une approche basée sur la méthode présentée dans notre état de l'art précédemment.

Nous nous appuyons sur un modèle similaire à la méthode de Needell et al. (2023), qui utilise le modèle TripEnergy52 pour estimer la courbe de consommation en électricité, la recharge des véhicules électriques et la production photovoltaïque. Dans notre cas, nous nous inspirons de ce type de modèle avec des données historiques de consommation d'électricité en France, ainsi que nos propres simulations de la flotte de véhicules électriques, adaptées à notre zone d'étude. La production photovoltaïque sera modélisée à partir des données de rayonnement solaire spécifiques à la localisation, ce qui permettra d'obtenir une estimation réaliste de la production d'énergie renouvelable.

Concernant la méthode de lissage de la courbe de charge, nous commencerons par appliquer la méthode Low-Tech proposée par Needell et al. (2023). Cette approche consiste à programmer la recharge lente des véhicules électriques la nuit et à favoriser la recharge sur le lieu de travail à midi, afin d'exploiter les périodes de faible demande et la surproduction solaire. Si le temps le permet, nous envisagerons ensuite d'explorer les stratégies High-Tech pour compléter cette approche et tester des dispositifs plus sophistiqués.

Enfin, pour quantifier l'efficacité du lissage, nous utiliserons principalement une analyse avant/après des courbes de charge, combinée à une évaluation visuelle des profils (méthode de Van Krieking et al. (2021)). Pour obtenir un indicateur plus précis, nous calculerons également la variance (γ) de la courbe, qui permettra de mesurer la dispersion des valeurs autour de la moyenne et de comparer objectivement la régularité de la charge avant et après application des stratégies. Cette méthode offre une approche simple et directe pour vérifier l'effet de nos scénarios sur le lissage de la demande électrique.

4.2. Cadre d'étude, données utilisées et hypothèses

La quasi-totalité des données provient d'une modélisation personnelle. On part du principe que le changement se fera du jour au lendemain, même si dans la réalité, cela prendra plusieurs années, jusqu'à l'arrêt de la vente des véhicules thermiques et la disparition progressive des véhicules thermiques. Du jour au lendemain, nous passerons donc de 0 véhicules électriques à n véhicules électriques.

Le modèle considéré correspond à un quartier type, pour lequel nous faisons varier la part de véhicules électriques et la capacité photovoltaïque selon les scénarios étudiés.

Les hypothèses suivantes sont retenues pour la modélisation, afin de définir clairement notre cadre d'étude et les données utilisées :

- **Lieu** : Ville de **10 000 habitants** située en Indre-et-Loire, non loin de Tours. Deux lieux de recharge sont considérés : le domicile et le lieu de travail.

- **Modalité des véhicules électriques** : 4% des habitants possèdent un véhicule électrique, soit **400 véhicules électriques** dans la ville. Augmenter ce nombre rendrait la courbe de consommation des VE fortement dominante par rapport à la courbe de charge, rendant le reste du profil peu significatif. Toutes les batteries ont une **capacité de 60 kWh**, et chaque véhicule se recharge **une fois par jour, de 0 % à 100 %**.

- **Profils de recharge** : Les recharges au domicile et au travail suivent chacun **une loi normale**, avec pour espérance l'heure de référence (l'heure à laquelle les usagers vont pour la plupart recharger leur véhicule) et un écart-type basé sur le temps des recharges.

- **Bornes de recharge** : Nous supposons qu'il existe suffisamment de bornes pour tous les véhicules électriques, installées et maintenues par Enedis.

- **Panneaux solaires** : L'énergie produite par les panneaux solaires **est égale à la capacité totale des batteries de tous les véhicules**, soit $400 \times 60 = 24$ MWh, pour les scénarios comprenant des panneaux solaires. Cette hypothèse est une décision personnelle et logique pour un projet liant véhicules électriques et solaire, visant à atteindre une neutralité énergétique. Évidemment, la production solaire s'ajoute à la production de base en France.

- **Courbe de charge en électricité** : Pour modéliser la courbe de charge de référence du quartier (sans véhicules électriques ni panneaux solaires), nous utilisons la **courbe journalière de consommation de la France**, normalisée puis appliquée à l'échelle du quartier. Cette approximation repose sur l'hypothèse que le profil de consommation d'un quartier type suit la même dynamique que la courbe nationale. Pour l'adapter à notre ville, il faut multiplier la courbe normalisée par l'énergie consommée par le quartier, soit une consommation moyenne de **200 kWh par jour** et par logement.

4.3. Modélisation de la demande électrique et de la production photovoltaïque

La modélisation de la demande électrique et de la production photovoltaïque est réalisée à l'aide de l'application Integral (source : <https://daereseau.univ-tours.fr/welcome.html>), qui permet de créer des variables, de les relier entre elles et d'effectuer des calculs.

Dans cette modélisation, plusieurs variables dépendantes sont introduites. Elles interagissent entre elles et sont endogénéisées jusqu'à faire apparaître des variables leviers, qui constituent les paramètres clés des scénarios testés. Ces variables leviers représentent notamment :

- La surface totale de panneaux solaires installée
- Les modes de recharge des véhicules électriques

La modélisation sera présentée selon trois types de variables : la finalité, les variables intermédiaires et les variables leviers.

4.3.1. La variable finalité

La finalité (dite variable endogène) correspond à la variable centrale de ce PRI, que l'on cherche à faire évoluer afin de valider ou non l'hypothèse formulée et de répondre à la problématique.

• Variance de la charge (γ)

Comme présenté dans la partie 3, dédiée au contrôle de l'efficacité du lissage de la courbe de charge, la variable de finalité retenue est la variance. Afin de quantifier le lissage de la courbe de charge, nous utilisons donc la variance γ (gamma), exprimée en h^{-1} . Celle-ci permet de mesurer la dispersion des valeurs autour de la moyenne et, par conséquent, de caractériser le niveau de régularité de la courbe de charge.

Une variance élevée traduit une forte variabilité de la demande électrique, donc la présence de pics de consommation et un faible lissage de la courbe. À l'inverse, une variance faible indique une courbe plus homogène et donc un meilleur lissage.

La variance est calculée à partir de la courbe de charge normalisée, car il est essentiel de neutraliser l'échelle des valeurs pour pouvoir comparer différents scénarios de manière cohérente.

Ainsi, la comparaison des variances obtenues pour chaque scénario permettra d'évaluer l'impact de la généralisation des véhicules électriques et de l'intégration des énergies renouvelables sur le lissage de la courbe de charge.

4.3.2. Les variables intermédiaires

Les variables intermédiaires sont les variables situées au centre de l'ensemble des calculs du logigramme. Elles assurent le lien entre les variables leviers et la variable de finalité. Parmi ces variables intermédiaires se retrouvent principalement les différentes courbes de charge, qui jouent un rôle central dans la modélisation. Ce sont elles qui traduisent l'impact des paramètres des scénarios sur la demande électrique et permettent finalement d'évaluer l'effet sur la variance de la charge.

Les différentes variables intermédiaires utilisées dans cette modélisation sont présentées ci-après.

• Charge en électricité normalisée (Cn_t)

$$Cn_t = \frac{C_t}{\int_i^{ni} C_t dT_t} \quad \text{en } h^{-1}$$

La charge normalisée en h^{-1} est obtenue en divisant la courbe de charge par son intégrale. Cette normalisation permet de s'affranchir de l'amplitude des valeurs, afin que toutes les courbes soient comparables entre les différents scénarios. Ainsi, la variance calculée dépend uniquement des variations de la courbe et non de son niveau absolu.

Avec : Vecteur temps associé à la charge en électricité de France en h
 $Tt = [0 \text{ à } 23,75 \text{ avec un pas de } 0,25]$

• Charge en électricité de notre quartier (C_t)

$$C_t = n_{ut} \cdot 200 + VE_t - PV_t \quad \text{en MW}$$

La charge électrique de notre quartier en MW est calculée à partir de la courbe de charge de la France, préalablement normalisée. Celle-ci est ensuite multipliée par l'énergie quotidienne consommée supposée du quartier, notée E . À cette charge de base s'ajoute la charge liée à la recharge des véhicules électriques VE_t , et l'on en soustrait la production photovoltaïque PV_t , puisque celle-ci injecte de l'électricité dans le réseau.

Cette courbe de charge ainsi obtenue (figure C) constitue le cœur de notre étude. Elle permet d'obtenir un premier indicateur visuel du lissage : en comparant les courbes de différents scénarios, il est déjà possible d'observer les variations de la demande. Les calculs de variance viendront ensuite confirmer, de manière quantitative, le degré réel de lissage entre les scénarios.

Avec : Énergie totale consommée dans notre quartier sur un jour en kWh
 $E = 200 \text{ MWh/jour}$

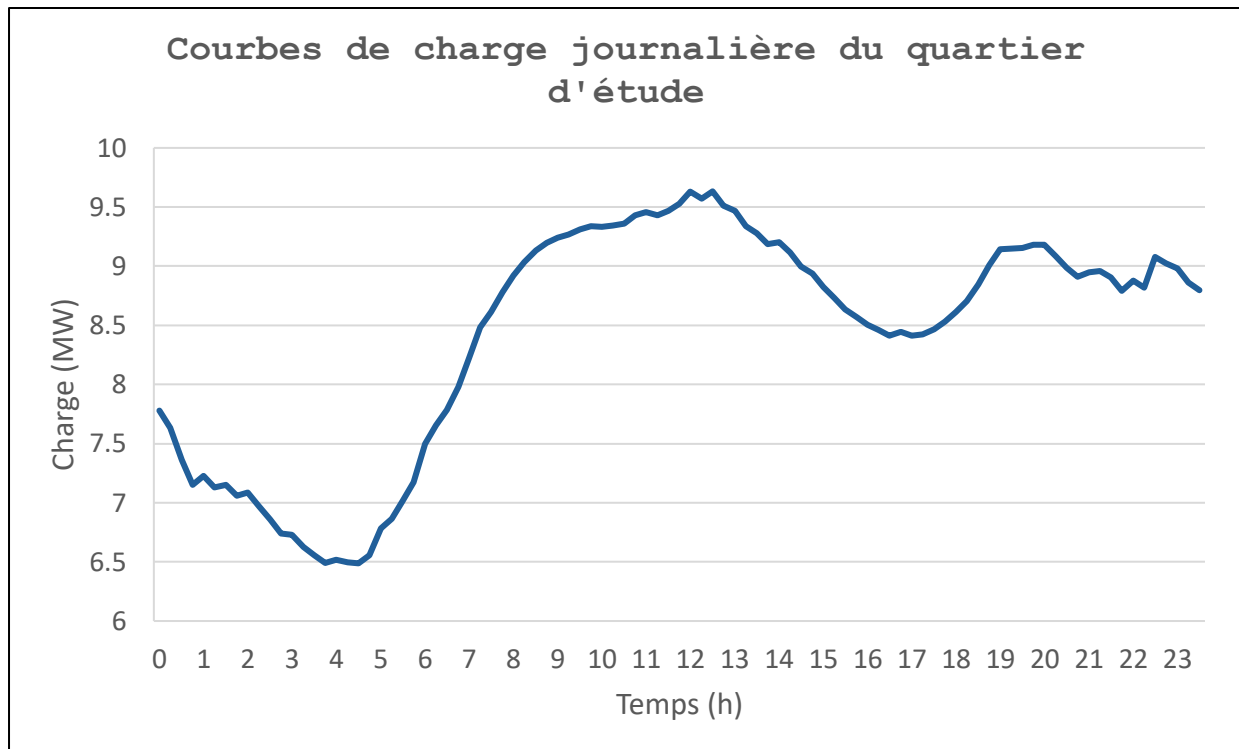


Figure C : Courbe de charge journalière de notre quartier, sans panneaux solaires et sans véhicules électriques (Source : Excel)

• Distribution temporelle de la charge en en électricité en France (n_{ut})

$$n_{ut} = \frac{x_t}{\int_i^{ni} x_t dT_t} \text{ en } h^{-1}$$

La charge normalisée en électricité en France en h^{-1} représente la courbe de charge française divisée par son intégrale. Cette normalisation permet de s'affranchir de l'échelle des valeurs et de réaliser une distribution temporelle. En multipliant la charge normalisée par l'énergie quotidienne consommée dans notre quartier (E), ce procédé permet d'obtenir la courbe de charge du quartier, en supposant que le mode de consommation est similaire à celui de la France.

Avec : x_t la charge en électricité de la France en MW

La charge d'électricité en France du 2 mai 2024 a été récupérée auprès de RTE. Cette charge représente la consommation d'électricité sur un jour et est découpée en quarts d'heure, soit 96 valeurs exprimées en mégawatts. Elle constitue la base pour réaliser une distribution temporelle en normalisant cette courbe afin de représenter la charge électrique de notre quartier, en supposant que les modes de consommation sont similaires à ceux de la France. Un jour spécifique de l'année est choisi pour toutes les données afin de garantir la cohérence temporelle entre la courbe de charge française, la production photovoltaïque et la charge des véhicules électriques.

• Production photovoltaïque de notre quartier (PV_t)

$$PV_t = S \cdot 0.2 \cdot \eta_t \text{ en MW}$$

La production photovoltaïque en MW de notre quartier est calculée en multipliant le rendement r des panneaux photovoltaïques que nous fixons à 0,2 par la surface des panneaux solaires et par le rayonnement solaire global à Tours pour le même jour que la courbe de charge utilisée pour la France afin de maintenir la cohérence entre production et consommation. Cette production est ensuite soustraite à la courbe de charge du quartier. On observe que la production photovoltaïque atteint un maximum autour de midi ce qui entraîne une baisse significative de la charge potentielle à ce moment de la journée et crée une forme de courbe de canard (figure D), comme présenté dans l'état de l'art en partie 2.1. Cette observation met en évidence la nécessité d'équilibrer la courbe avec la recharge des véhicules électriques afin de lisser les pics et creux de consommation et d'assurer une meilleure intégration des énergies renouvelables.

Avec : Rendement des panneaux photovoltaïques

$r = 0.2$

Avec : η_t le rayonnement solaire global à Tours en W/m^2

Source : Jeu de données de l'application Integral (source : <https://daereseau.univ-tours.fr/welcome.html>)

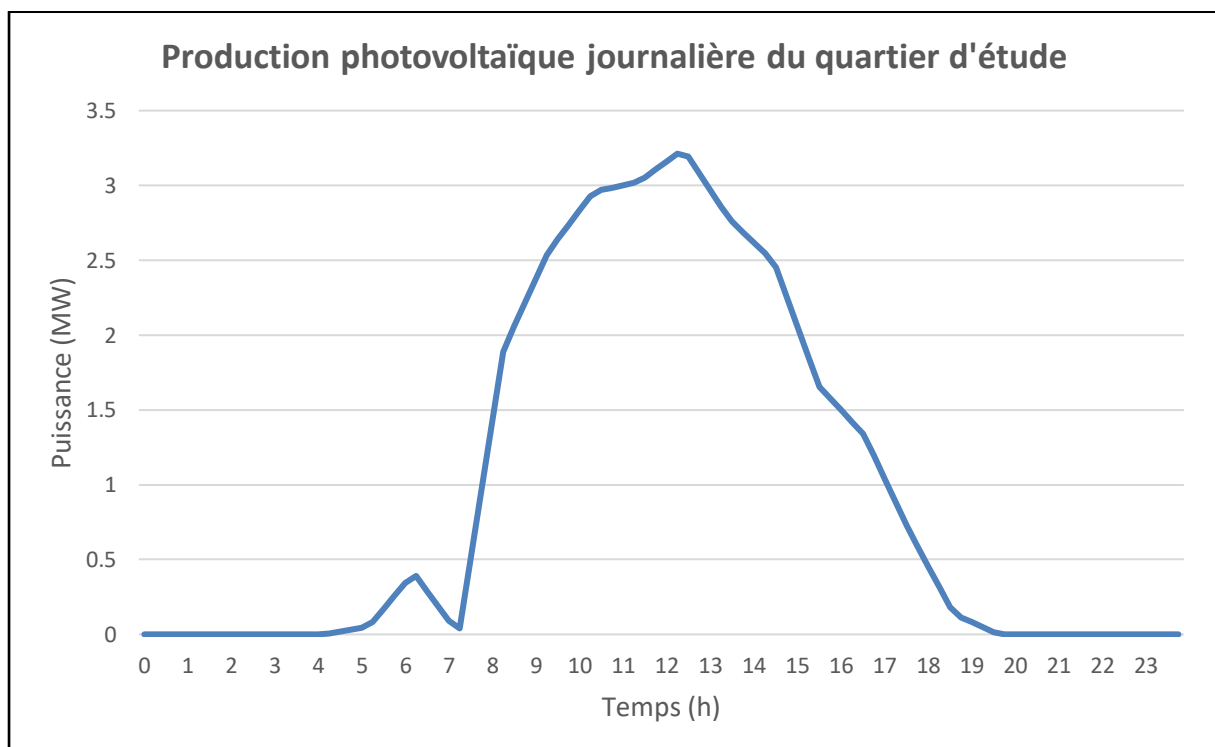


Figure D : Production photovoltaïque journalière de notre quartier (Source : Excel)

• Charge des véhicules électriques (VE_t)

$$VE_t = \sum L_{ut} \text{ en MW}$$

La charge des véhicules électriques représente, en mégawatts, la consommation liée à la recharge des véhicules dans le quartier et correspond à la somme des trois modes de recharge représentés dans notre modèle. Cette charge additionnelle est très importante dans notre PRI, car c'est elle qui permet de jouer sur le lissage de la courbe de charge en électricité. On peut observer clairement chacun des trois modes de recharge distincts (figure E), qui se manifestent par trois pics caractérisés à la fois par leur amplitude et par leur moment de la journée. Le premier mode correspond à la charge rapide à domicile en rentrant le soir (RD), le deuxième mode représente la charge lente à domicile programmée pendant la nuit (LD), et le troisième mode correspond à la charge lente au travail (LT) à midi, réalisée tout au long de la journée.

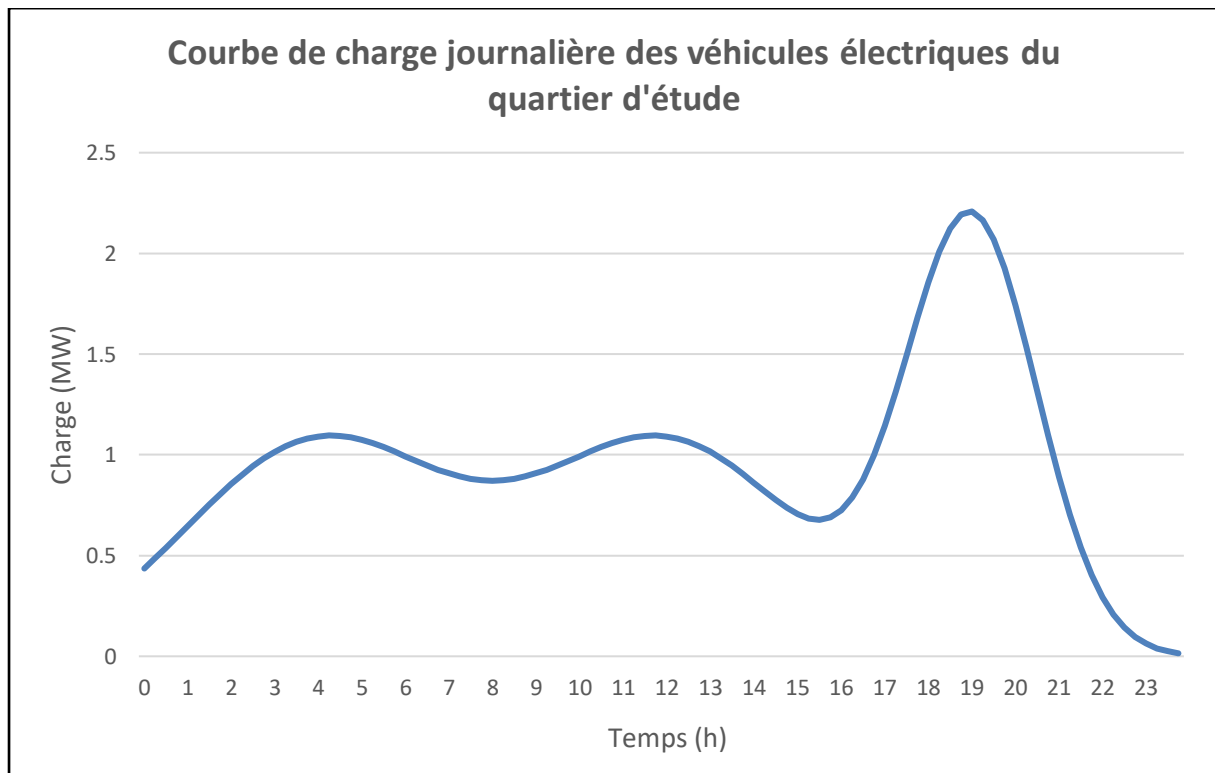


Figure E : Courbe de charge journalière des véhicules électriques de notre quartier, lorsque les 400 véhicules électriques se rechargent uniformément selon les 3 modes de recharge
(Source : Excel)

• Charges des différents modes de recharge (L_{ut})

$$L_{ut} = \text{interpolation}(T_t, \text{normale}(T_t, \sigma_u, \mu_u), T_t)) \cdot 60 \cdot (\sigma_u \cdot 2) \cdot n_u[i] \text{ en MW}$$

La charge des modes de recharge est constituée de trois courbes en mégawatts, une pour chaque mode. Chacune de ces courbes est modélisée par une loi normale, et une matrice

permet de lister ces différentes charges pour les trois modes en vue de les sommer afin d'obtenir la charge totale des véhicules électriques dans le quartier.

• Nombre de véhicules électriques par modes de rechargement (n_u)

$$n_u = [nRD, nLD, nLT]$$

Le vecteur n_u correspond au nombre de véhicules électriques par mode de recharge. Il indique la quantité de véhicules électriques qui se rechargent selon l'un des trois modes définis dans le PRI. Le nombre de véhicules par mode de recharge est compris entre 0 et 400. Chaque valeur du vecteur dépend d'un levier correspondant au nombre de véhicules électriques pour chaque mode de recharge.

• Horaires de référence des modes de recharge des véhicules électriques (μ_u)

$$\mu_u = [\mu RD, \mu LD, \mu LT] \text{ en h}$$

La variable μ_u correspond aux centres des lois normales associées à chaque mode de recharge et indique l'heure à laquelle la majorité des véhicules se rechargent pour ce mode. Ces centres représentent l'heure de référence autour de laquelle la charge est concentrée et ont été choisis en fonction des comportements typiques de recharge pour chaque mode.

• Ecart-type des lois normales (σ_u)

$$\sigma_u = [\sigma RD, \sigma LD, \sigma LT] \text{ en h}$$

Le vecteur σ_u correspond à l'écart-types par mode de recharge. Ces écarts-types caractérisent la dispersion de la recharge autour de l'heure centrale indiquée par μ_u et permettent de modéliser la répartition temporelle des véhicules électriques. En pratique, l'écart-type peut être interprété comme la moitié de la durée de recharge typique d'un véhicule, en considérant que deux fois l'écart-type couvre environ 95 % des recharges pour chaque mode. Par exemple, en choisissant un écart-type correspondant à 3h, la majorité des véhicules se rechargeront sur une plage d'environ 6h autour du centre de la loi normale.

4.3.3. Les variables leviers

Les variables leviers sont les variables sur lesquelles nous allons agir, c'est-à-dire modifier leurs valeurs, afin d'atteindre l'objectif recherché. Dans ce projet, cet objectif consiste à minimiser la variable de finalité, à savoir la variance de la charge. Ces leviers sont donc mobilisés différemment selon les scénarios étudiés.

Parmi ces variables leviers figurent principalement les comportements de recharge des véhicules électriques ainsi que la surface des panneaux solaires. Il s'agit des deux éléments centraux de notre sujet, qui nous permettent d'agir directement sur la courbe de charge et sur son lissage, mesuré par la variance.

- Surface totale des panneaux photovoltaïques (S)

La surface des panneaux solaires, exprimée en m², correspond à la surface totale de panneaux installés dans le quartier et détermine directement la quantité d'électricité produite. Cette variable constitue un levier, car sa valeur peut être ajustée afin d'agir sur le lissage de la courbe de charge et d'optimiser l'intégration des énergies renouvelables.

Pour rappel de nos hypothèses, nous supposons que l'énergie produite par les panneaux solaires est égale à la capacité totale des batteries de l'ensemble des véhicules électriques, soit $400 \times 60 = 24$ MWh d'énergie produite pour les scénarios comprenant des panneaux solaires.

À partir de l'analyse de la courbe reliant l'énergie produite à la surface de panneaux solaires installée, nous identifions le point pour lequel l'énergie produite atteint 24 MWh en ordonnée. On obtient alors une surface totale de **16245 m²** de panneaux solaires.

Afin de donner un ordre de grandeur réaliste et visuel (illustré en figure F), une surface photovoltaïque de 16245 m² correspond environ à un terrain de football entièrement recouvert de panneaux, ou encore à l'installation d'ombrières photovoltaïques sur un parking de grande surface ou de zone d'activités, représentant environ 400 à 500 places de stationnement.



Figure F : Ferme photovoltaïque de la taille d'un hectare (Source : <https://www.solairepro.comparateur-panneau-solaire.fr/que-represente-1-hectare/>)

• Horaires de référence de chaque comportement de recharge ($\mu_{RD}, \mu_{LD}, \mu_{LT}$) en h

- Horaire de référence de la recharge rapide à domicile (μ_{RD}) : Cette variable correspond à l'horaire central de la recharge rapide à domicile et représente le moment de la journée où la majorité des véhicules utilisant ce mode se rechargent. Elle est fixée à **19 heures**, car la plupart des usagers reviennent chez eux autour de cette heure et peuvent commencer leur recharge légèrement avant ou après cet horaire.
- Horaire de référence de la recharge lente à domicile (μ_{LD}) : Cette variable représente l'horaire central de la recharge lente à domicile programmée pendant la nuit. Elle est fixée à **4 heures**, correspondant au milieu de la nuit, ce qui reflète le moment où la majorité des véhicules se rechargent lentement pendant plusieurs heures autour de cet horaire.
- Horaire de référence de la recharge lente au travail (μ_{LT}) : Cette variable correspond à l'horaire central de la recharge lente au travail. Elle est fixée à **12 heures**, car la plupart des véhicules utilisant ce mode se rechargent autour de midi durant la journée, et la loi normale modélise la répartition de la recharge autour de cet horaire.

• Écart-type de chaque comportement de recharge ($\sigma_{RD}, \sigma_{LD}, \sigma_{LT}$) en h

- Écart-type de la recharge rapide à domicile (σ_{RD}) : Cette variable représente la dispersion de la recharge rapide à domicile autour de son horaire central μ_{RD} . Elle est fixée à **1,5 heure**, car la durée totale de la recharge rapide est d'environ 3 heures. En considérant qu'environ 95 % des véhicules se rechargent dans l'intervalle de $\pm 2 \sigma_{RD}$, 2 fois 1,5 heure couvre cette majorité de véhicules. La puissance de recharge est supposée à 20 kW pour une batterie de 60 kWh.
- Écart-type de la recharge lente à domicile (σ_{LD}) : Cette variable représente la dispersion de la recharge lente à domicile autour de son horaire central μ_{LD} . Elle est fixée à **3 heures**, car la durée totale de la recharge lente nocturne est d'environ 6 heures, à une puissance de 10 kW pour une batterie de 60 kWh. Deux fois l'écart-type couvre ainsi environ 95 % des véhicules utilisant ce mode de recharge.
- Écart-type de la recharge lente au travail (σ_{LT}) : Cette variable correspond à la dispersion de la recharge lente au travail autour de son horaire central μ_{LT} . Elle est fixée à **3 heures**, car la durée totale de la recharge lente diurne est également d'environ 6 heures, à une puissance de 10 kW pour une batterie de 60 kWh. Deux fois l'écart-type couvre la majorité des recharges, soit environ 95 % des véhicules.

• Nombre de véhicules électriques par comportement de recharge (n_{RD}, n_{LD}, n_{LT})

- Nombre de véhicules électriques se chargeant de manière rapide à domicile (n_{RD})
- Nombre de véhicules électriques se chargeant de manière lente à domicile (n_{LD})
- Nombre de véhicules électriques se chargeant de manière lente au travail (n_{LT})

Ces trois grandeurs sont comprises entre 0 et 400, et leur somme est égale à 400, correspondant au nombre total de véhicules électriques considérés dans le quartier. Ce sont principalement sur ces trois leviers, ainsi que sur le levier de la surface de panneaux solaires, que nous jouerons en fonction des scénarios étudiés. Tous les autres leviers présentés précédemment sont fixés avant l'application des scénarios.

Pour appliquer la méthode et obtenir les résultats, il est donc nécessaire, dans un dernier temps, de présenter les différents scénarios étudiés.

Ainsi, nous obtenons un modèle sous la forme d'un logigramme (figure G), représentant l'ensemble des variables dans l'ordre selon lequel elles ont été présentées. La variable de finalité apparaît en rouge, les variables intermédiaires en orange et les variables leviers en bleu. Ce logigramme est directement implémenté dans l'application Integral : il est alors possible de modifier les valeurs des leviers en cliquant dessus et de visualiser les résultats soit en cliquant sur la variance (variable de finalité), soit sur la courbe de charge.

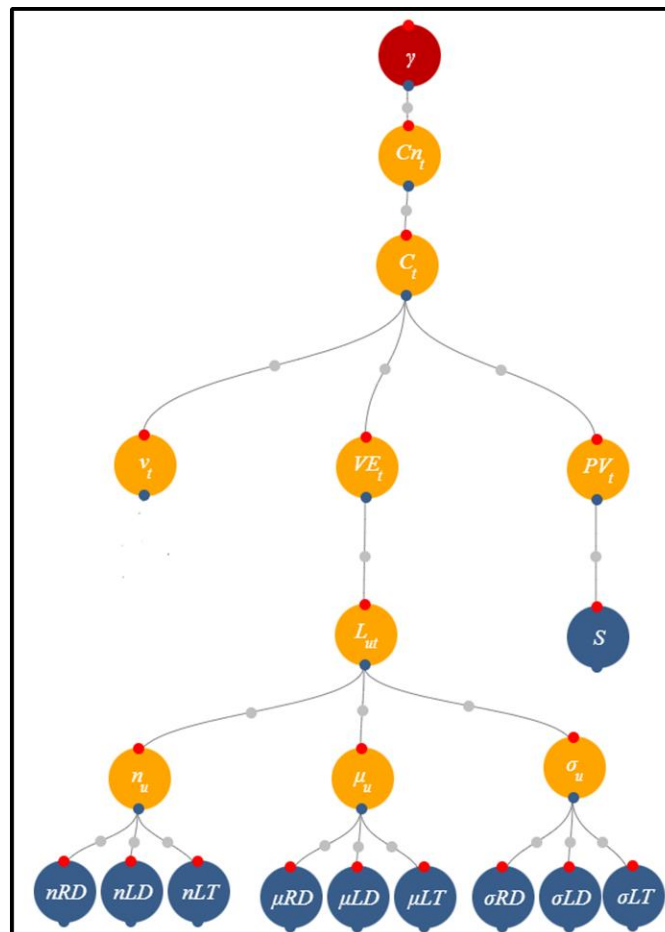


Figure G : Logigramme de notre modélisation (Source : Application Integral de <https://daeresseau.univ-tours.fr/integral/system.html>)

4.4. Scénarios de gestion de la charge étudiés

Dans ce PRI, nous mettons en place trois scénarios distincts, qui se différencient par les valeurs attribuées aux variables leviers.

- Scénario A : Le quartier ne comprend ni véhicules électriques ni panneaux solaires. Ce scénario représente le scénario de référence, correspondant à la situation initiale avant l'intégration des véhicules électriques et de la production photovoltaïque.

- Scénario B : Le quartier comprend 16245 m² de panneaux solaires et 400 véhicules électriques, tous rechargés en mode rapide à domicile le soir. Ce scénario représente la situation après l'intégration des véhicules électriques et des panneaux solaires, sans application particulière de stratégie de recharge, en laissant simplement les usagers se recharger lorsqu'ils rentrent chez eux.

- Scénario C : Le quartier comprend 16245 m² de panneaux solaires et 400 véhicules électriques, avec une répartition des modes de recharge : la moitié des véhicules se recharge à domicile pendant la nuit, et l'autre moitié se recharge au travail durant la journée, le tout de manière lente. Ce scénario correspond à la méthode proposée par Needell et al. (2023), qui consiste à déplacer le comportement de recharge rapide du soir vers une recharge lente programmée la nuit à domicile et une recharge lente en journée sur le lieu de travail. Ce scénario est déterminant pour valider, ou non, l'hypothèse de ce travail.

Ainsi, pour résumer, nous faisons varier les variables S , n_{RD} , n_{LD} et n_{LT} selon les différents scénarios de la manière suivante :

	Surface PV (m ²)	Nombre de VE pour la recharge RD	Nombre de VE pour la recharge LD	Nombre de VE pour la recharge LT
Scénario A	0 m ²	0	0	0
Scénario B	16245 m ²	400	0	0
Scénario C	16245 m ²	0	200	200

Figure H : Synthèse des variables leviers non constants des scénarios A, B et C

5. Résultats

En appliquant les valeurs des différents scénarios dans notre modèle sous forme de logigramme, nous obtenons les courbes de charge associées ainsi que les valeurs de variance, ce qui nous permet de comparer les résultats entre scénarios.

Comme présenté dans l'état de l'art, l'analyse des résultats repose dans un premier temps sur une analyse visuelle des courbes de charge, puis sur une analyse quantitative à l'aide de la

variance. Cette double approche permettra, dans un dernier temps, de conclure et de répondre à la problématique posée dans ce projet.

5.1. Présentation et comparaison des courbes de charge

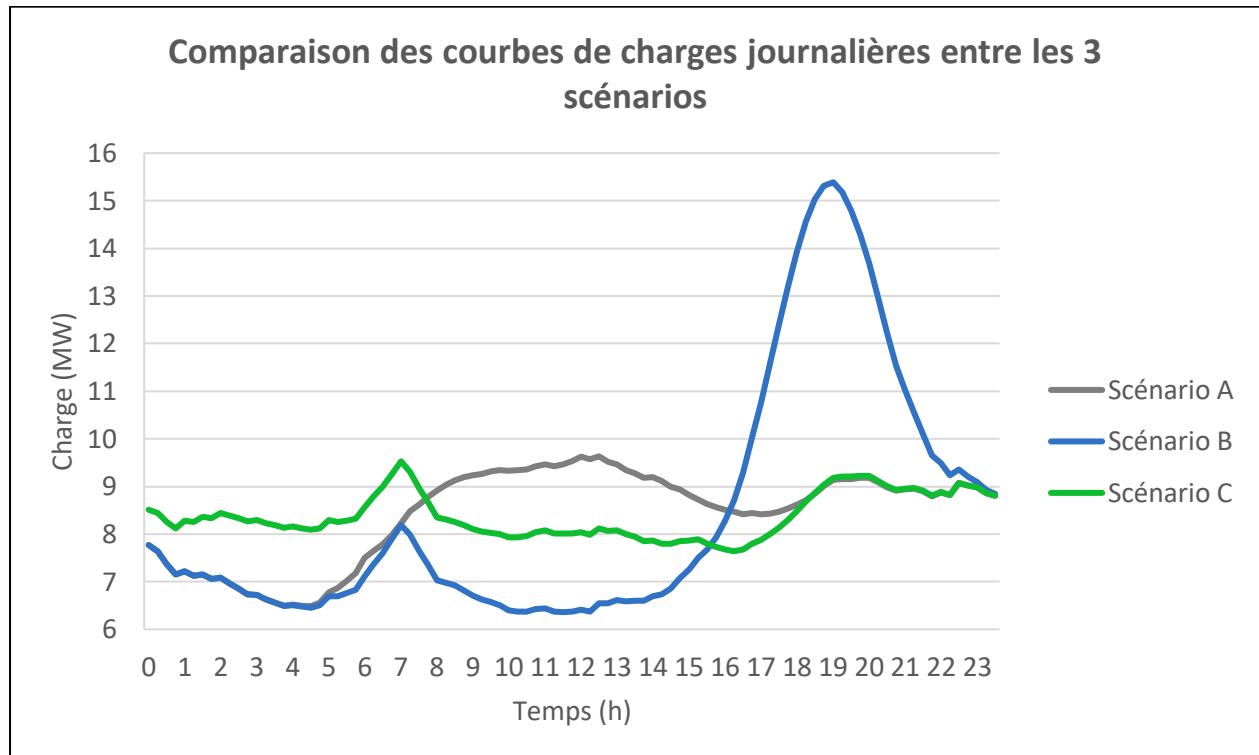


Figure I : Graphique des courbes de charge journalières pour chaque scénario A, B et C
(Source : Excel)

La charge des différents scénarios, présentée en figure I, permet d'analyser visuellement l'évolution de la consommation électrique sur la journée pour chacun des profils de recharge étudiés.

Pour le scénario A, correspondant au quartier de base sans véhicules électriques ni panneaux solaires, la courbe de charge montre un creux nocturne, suivi d'un pic important jusqu'à midi, puis un creux l'après-midi avant de retrouver un pic en soirée, moins élevé que celui de midi. Ce profil reflète les variations typiques de consommation française standard, avec des périodes d'activité concentrées le matin et le soir.

Dans le scénario B, où 400 véhicules électriques se rechargent exclusivement le soir et où 16245 m² de panneaux solaires produisent de l'électricité principalement à midi, on observe un creux marqué à midi correspondant à la production photovoltaïque et un pic très prononcé en soirée (très proche de la « courbe en canard »), lié à la recharge simultanée de tous les véhicules électriques lorsque les usagers rentrent chez eux. Cette configuration accentue fortement les variations de charge par rapport au scénario A.

Le scénario C, dans lequel la recharge des véhicules est répartie entre domicile la nuit et travail le jour, montre une courbe de charge beaucoup plus lisse. Le creux nocturne est moins prononcé grâce à la répartition de la recharge sur la nuit, et le creux de midi reste modéré, car

une partie des véhicules se recharge au travail et absorbe l'énergie produite par les panneaux photovoltaïques, réduisant l'effet de « canard ». Le pic du soir est également considérablement réduit, puisque la recharge simultanée des véhicules n'a plus lieu à ce moment et est décalée sur la nuit. Globalement, la courbe du scénario C présente moins de pics et de creux dominants, traduisant une homogénéisation notable de la charge sur l'ensemble de la journée.

À présent, il est nécessaire de s'intéresser à la variance, car l'analyse visuelle seule ne constitue pas une preuve quantitative. Les variances permettront de mesurer précisément le lissage et de déterminer quel scénario réduit le plus la variabilité de la charge par rapport au scénario de base A.

5.2. Analyse quantitative de l'efficacité du lissage

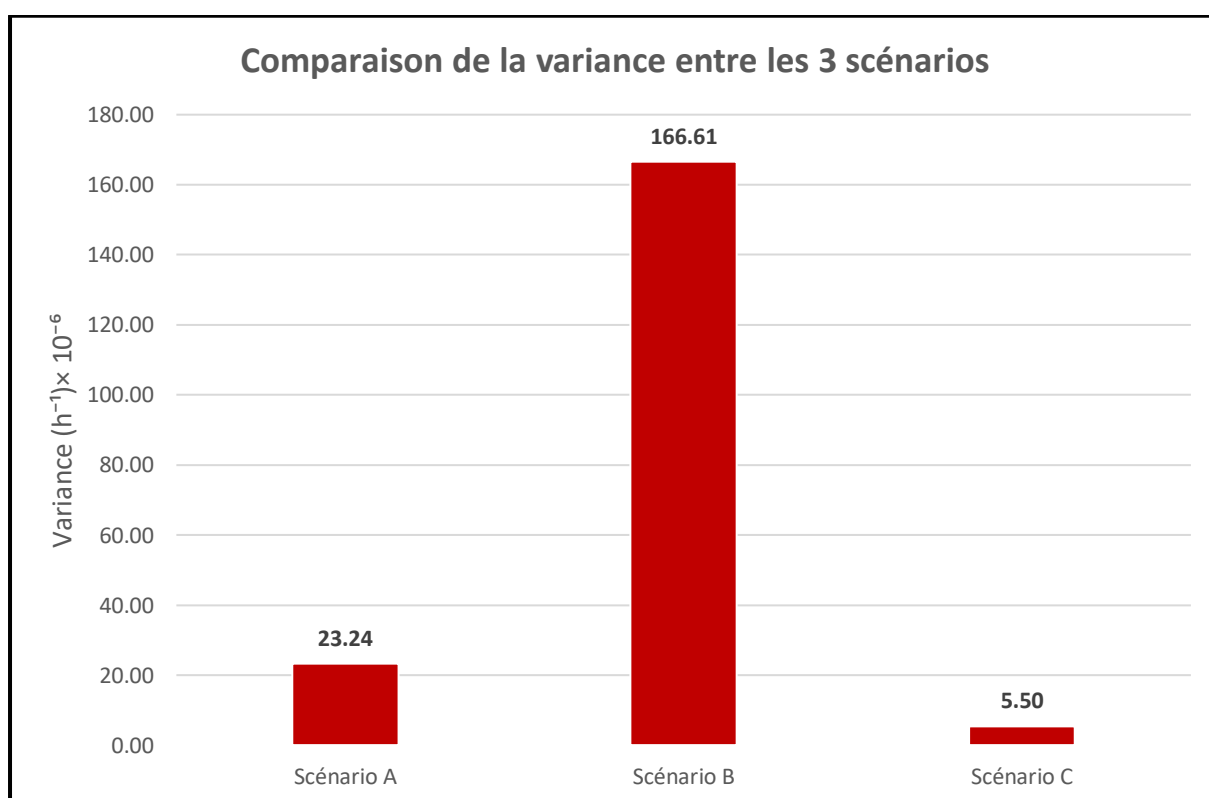


Figure J : Histogramme des différentes variances pour chaque scénario A, B et C (Source : Excel)

La variance des charges, présentée en figure J pour chacun des trois scénarios étudiés, constitue un indicateur clé du lissage des courbes de charge. Elle permet d'évaluer quantitativement dans quelle mesure les profils de consommation sont lisses ou, au contraire, présentent des variations importantes.

Pour le scénario A, qui ne comporte ni véhicules électriques ni panneaux solaires, la variance est de 23.10^{-6} . Cette valeur constitue notre référence, correspondant au profil de charge « naturel » du quartier, sans perturbation liée à l'intégration d'éléments variables.

Dans le scénario B, où 400 véhicules électriques se rechargent exclusivement le soir de manière rapide et où 16245 m² de panneaux solaires produisent de l'électricité principalement à midi, la variance atteint 167.10^{-6} . Cette augmentation, 7 fois supérieure à celle du scénario A, traduit un fort affaiblissement du lissage, c'est-à-dire que la courbe de charge devient beaucoup plus irrégulière, comme on l'avait observé avec les courbes de charge. L'effet combiné des véhicules électriques, concentrant la demande le soir, et des panneaux solaires, produisant de l'électricité lorsque la demande est faible, accentue les variations de charge au lieu de les réduire.

En revanche, le scénario C, dans lequel les modes de recharge sont répartis entre domicile la nuit et travail le jour, présente une variance de seulement $5,5.10^{-6}$, soit 30 fois moins que le scénario B et 4 fois moins que le scénario A. Cette diminution importante de la variance traduit un lissage nettement plus marqué de la courbe de charge, avec une distribution de la demande mieux étalée sur la journée et une atténuation des pics et des creux. Le report de la recharge des véhicules électriques, combiné à la production solaire, permet donc d'homogénéiser les charges et d'optimiser la stabilité du profil de consommation du quartier.

5.3. Conclusion et discussion des résultats

En résumé de l'analyse des résultats, intégrer les véhicules électriques et ajuster les comportements de recharge, de sorte que les usagers se rechargent la nuit de manière programmée et lente et sur le lieu de travail autour de midi également de manière lente, permet de rendre la courbe de charge trois fois plus lisse, en réduisant à la fois les pics, notamment celui de midi, et les creux, comme celui de la nuit. Comparée à une intégration simple des véhicules électriques avec recharge rapide le soir en rentrant, cette stratégie rend la courbe huit fois plus lisse. De plus, la production photovoltaïque est totalement consommée, ce qui traduit une intégration complète des panneaux solaires dans le système électrique.

Cette analyse met en évidence que l'intégration des véhicules électriques et des panneaux solaires n'entraîne pas automatiquement un lissage de la courbe de charge. Au contraire, si la recharge des véhicules est concentrée à un moment précis, la variance augmente et la courbe devient moins lisse. Ce n'est qu'en ajustant les comportements de recharge, comme dans le scénario C, que l'on obtient un véritable lissage.

On peut alors répondre à notre problématique : la généralisation du véhicule électrique contribuera-t-elle à lisser la courbe de charge de la consommation d'électricité et à intégrer totalement les énergies renouvelables, notamment solaires, dans le réseau électrique local ? La réponse est oui. La généralisation du véhicule électrique contribue à lisser la courbe de charge et à intégrer totalement les énergies solaires dans le réseau électrique, mais uniquement si l'on applique des comportements de recharge particuliers, par exemple la recharge sur le lieu de travail à midi et la recharge programmée la nuit chez soi, toutes deux de manière lente.

Dans le cas contraire, lorsque l'intégration des véhicules électriques est simple et que tout le monde se recharge le soir en rentrant de manière rapide, les véhicules électriques permettent

l'intégration totale des énergies renouvelables mais ne contribuent pas au lissage de la courbe. La courbe devient au moins deux fois plus irrégulière. Les infrastructures, dimensionnées en fonction du maximum, sont largement dépassées. Comme présenté dans les enjeux, il devient nécessaire de redimensionner les infrastructures de production, de réseau et de recharge. Comme on peut le voir sur la figure K, entre le scénario A et le scénario B, il faudrait augmenter la taille des infrastructures d'au moins 60%, ce que nous voulons à tout prix éviter dans ce sujet.

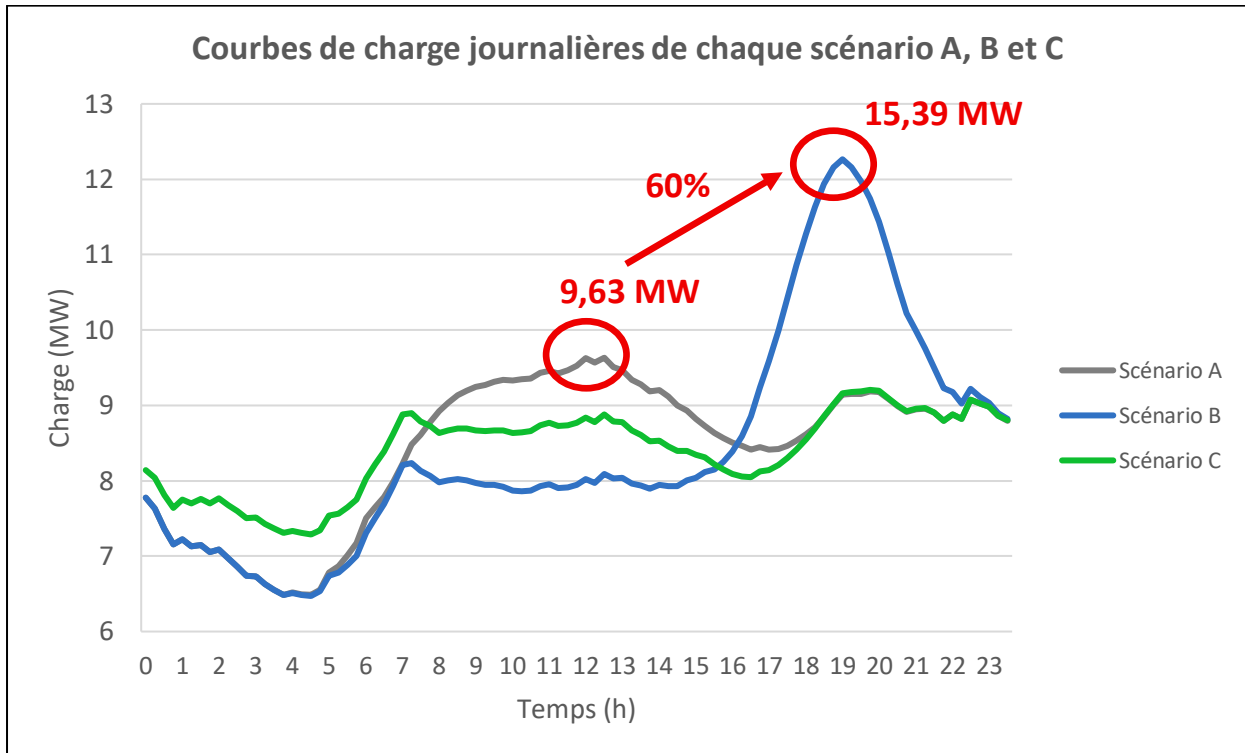


Figure K : Graphique des courbes de charge journalières pour chaque scénario A, B et C, et comparaison des maximums entre le scénario A et le scénario B (Source : Excel)

5.4. Limites

Concernant les limites de notre étude, plusieurs points sont à souligner. Tout d'abord, le cadre d'étude repose sur une modélisation personnelle et des hypothèses simplifiées, choisies pour réduire le temps nécessaire et simplifier l'exercice. Nous n'avons pas utilisé totalement les deux modèles plus complets présentés dans la partie 1 de ce PFE, à savoir TripEnergy et le modèle de contrôle prédictif (MPC), par manque de temps et de matériel nécessaire. C'est pourquoi nous avons opté pour un modèle simple basé sur des données historiques, ressemblant à TripEnergy mais sans sa complexité, notamment concernant les emplacements de recharge disponibles, la puissance des chargeurs et les comportements de déplacement. De plus d'autres données n'ont pas été considérées notamment les choix des utilisateurs, les types de véhicules et le nombre de bornes. Ces simplifications peuvent faire que les résultats obtenus ne correspondent pas exactement à la réalité, mais l'idée principale reste valide : les calculs montrent clairement que l'intégration des véhicules électriques avec un comportement de recharge spécifique permet de lisser la courbe de charge et d'intégrer la production photovoltaïque.

Ensuite, d'autres méthodes plus « high-tech » présentées par Van Krieking et al. (2021) et Kucevic et al. (2021) pourraient être explorées si davantage de temps était disponible. Même si les batteries restent un moyen prouvé de lissage et qu'utiliser ces dernières diminue le rendement, l'intérêt supplémentaire de ces méthodes se situe principalement dans l'optimisation des comportements de recharge, plutôt que dans la simple utilisation des batteries.

Enfin, pour la quantification du lissage et la présentation des résultats, nous avons utilisé les courbes comme l'a fait Van Krieking et al. (2021), mais nous n'avons pas appliqué la méthode de l'histogramme pour comptabiliser la fréquence des pics de charge proposée par Needell et al. (2023). Cependant, la variance reste l'indicateur principal du lissage. Le nombre de pics peut donner un indice supplémentaire, mais il ne constitue pas un indicateur clé comparé à la variance.

Par ailleurs, il serait pertinent de considérer plusieurs jours représentatifs de l'année, afin de prendre en compte les variations saisonnières. Ces jours pourraient être présentés successivement ou utilisés pour calculer une moyenne, ce qui permettrait de généraliser davantage les résultats.

6. Optimisation des comportements de recharge pour maximiser le lissage

6.1. Méthode d'optimisation

Nous nous interrogeons sur le fait que la recharge répartie moitié sur le lieu de travail à midi et moitié à domicile la nuit, toutes deux de manière lente, soit réellement la configuration la plus optimisée pour lisser la courbe de charge. Afin de répondre à cette question, nous cherchons à maximiser le lissage de la courbe de charge, ce qui revient à minimiser sa variance, dans le but d'obtenir un profil de consommation le plus homogène possible sur la journée.

Pour cela, nous mettons en place une démarche d'optimisation visant à identifier un scénario optimisé, associé à des valeurs de paramètres optimales. Cette optimisation repose sur le choix de deux éléments fondamentaux :

- Le premier est la variable à optimiser. Dans notre cas, il s'agit de la variance de la courbe de charge, qui constitue notre finalité et que nous cherchons à minimiser.
- Le second élément concerne les variables sur lesquelles nous allons agir pour influencer cette variance. Il s'agit des variables leviers du modèle, c'est-à-dire les paramètres dont les valeurs peuvent être modifiées dans le cadre des scénarios étudiés.

Pour identifier les leviers les plus pertinents, nous nous appuyons sur les études de sensibilité proposées par l'application Integral. Ces analyses prennent la forme de courbes représentant l'évolution de la variance de la charge en fonction d'un paramètre donné. Elles permettent ainsi de visualiser l'impact individuel de chaque levier sur le lissage de la courbe.

Comme illustré en figures L et M, on observe notamment l'influence de la surface totale de panneaux photovoltaïques installée ainsi que du nombre de véhicules électriques se rechargeant de manière lente à domicile sur la variance. Ces relations prennent la forme de courbes en cloche, traduisant l'existence d'un optimum pour lequel la variance est minimale. Ces résultats suggèrent qu'un ajustement fin de ces paramètres peut permettre d'améliorer significativement le lissage de la courbe de charge.

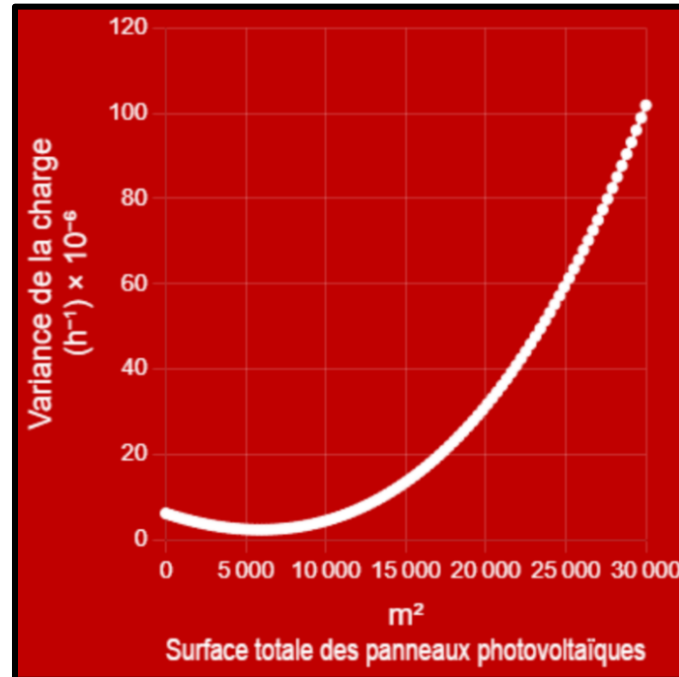


Figure L : Étude de sensibilité de la variance de la charge en fonction de la surface totale des panneaux photovoltaïques (source : Application Integral)

On peut s'apercevoir que pour obtenir une variance minimisée en fonction de la surface des panneaux photovoltaïques, il faudrait une surface environ égale à 6000m².

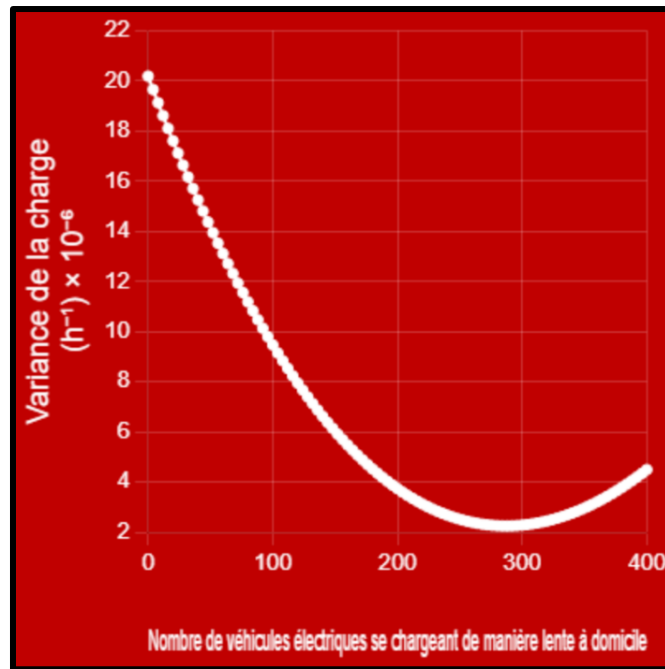


Figure M : Étude de sensibilité de la variance de la charge en fonction du nombre de VE se chargeant de manière lente à domicile le soir (source : Application Integral)

On voit aussi que pour obtenir une variance minimisée en fonction du nombre de véhicule se chargeant de manière lente à domicile le soir, il en faudrait environ 280.

Après observation de l'ensemble des variables leviers, nous avons choisi d'en retenir quatre pour l'optimisation : la variable S, correspondant à la surface totale de panneaux photovoltaïques installés, la variable nRD, la variable nLD, et enfin la variable nLT.

Les études de sensibilité, bien qu'utiles pour analyser l'impact individuel de chaque variable, ne sont pas suffisantes pour minimiser efficacement la variance, car elles considèrent les paramètres de manière isolée. Or, dans notre cas, le lissage de la courbe de charge résulte de l'interaction entre plusieurs variables.

Il est donc nécessaire de mettre en place une optimisation multi-paramètres à partir des variables leviers sélectionnées. Pour ce faire, nous créons un nouveau logigramme d'optimisation sur l'application Integral, permettant de faire varier simultanément ces variables et d'identifier la configuration minimisant la variance de la courbe de charge :

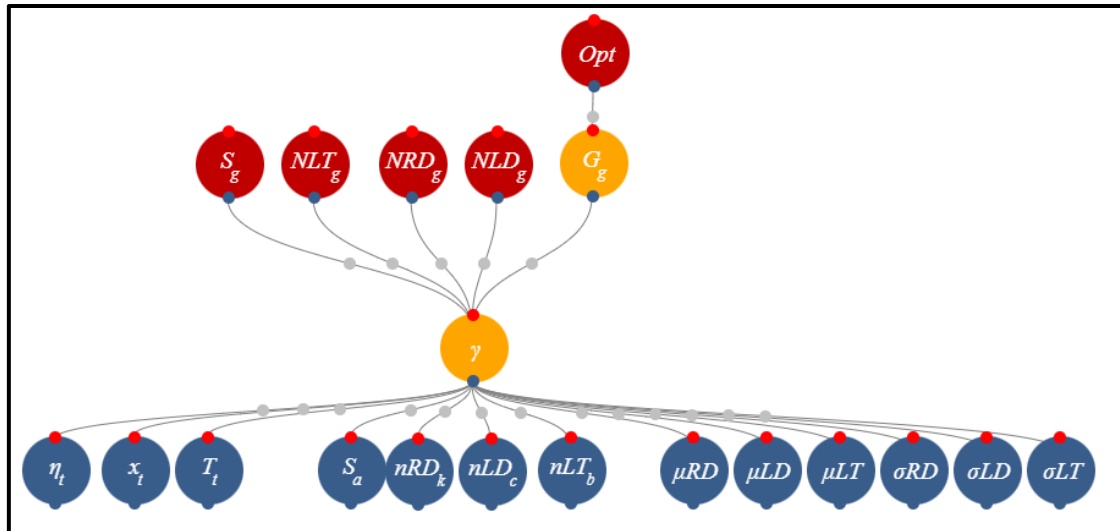


Figure N : Logigramme de notre optimisation (Source : Application Integral)

Le choix des variables à optimiser repose sur deux raisons. La première est que l'application nécessitait un temps de calcul trop important à partir de cinq variables ou plus. La deuxième raison est un choix volontaire de fixer les valeurs d'espérance et d'écart-type des lois normales, car ce sont elles qui définissent les modes de recharge. Les modifier reviendrait à changer la définition même des trois modes de recharge considérés (recharge lente ou rapide, et recharge le midi, le soir ou la nuit).

Le principe du logigramme présenté en figure N est de transformer les variables scalaires à optimiser en vecteurs, afin de faire varier leurs valeurs entre deux bornes. Nous appliquons ensuite le modèle présenté précédemment, avec la variable γ (variance) comme indicateur final, pour chaque combinaison de valeurs des leviers. Cette démarche repose sur l'exécution de plusieurs boucles successives, permettant de calculer la variance associée à chaque scénario.

Afin de représenter les résultats, nous définissons variables S_g , NLT_g , NRD_g et NLD_g , qui correspondent aux différentes valeurs prises par chacun des leviers. En les associant à G_g , représentant l'ensemble des variances obtenues pour chaque combinaison de valeurs, il est alors possible de tracer, pour chaque variable levier, son évolution en fonction de la variance. Contrairement à une étude de sensibilité classique, ces graphiques prennent en compte l'influence simultanée des autres leviers : chaque point correspond ainsi à un scénario distinct, auquel est associée une valeur de variance. On obtient alors des nuages de points, présentés en figure O et P.

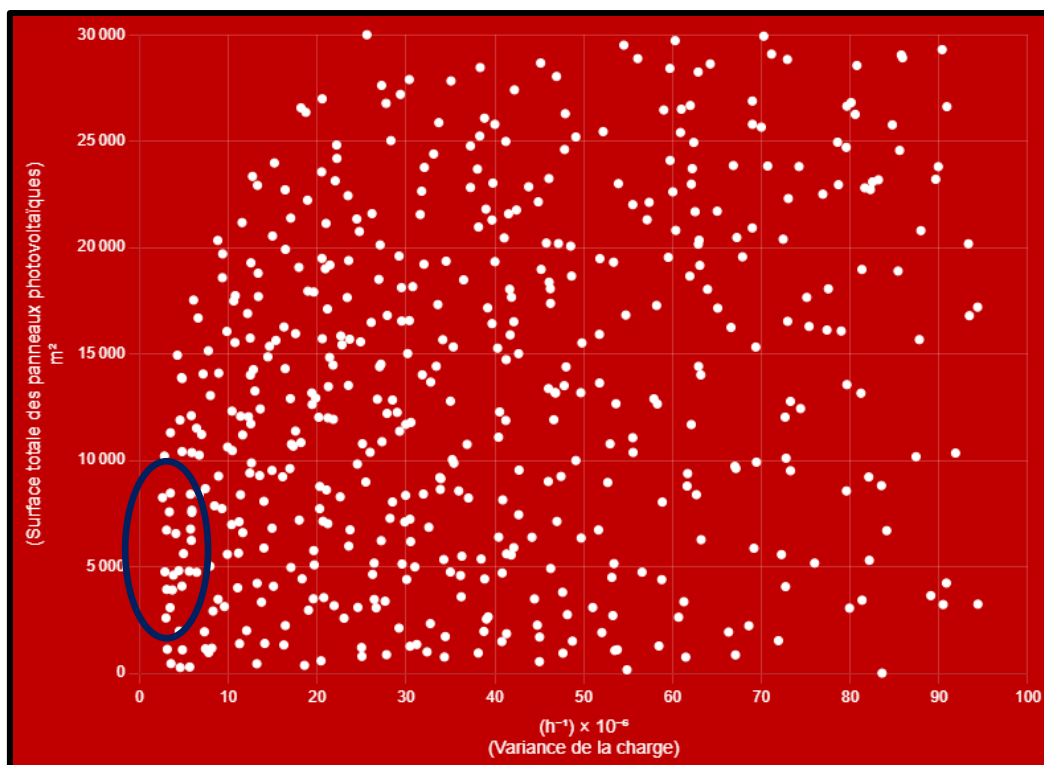


Figure O : Graphique de la surface des panneaux photovoltaïques en fonction de la variance de la charge (Source : Application Integral)

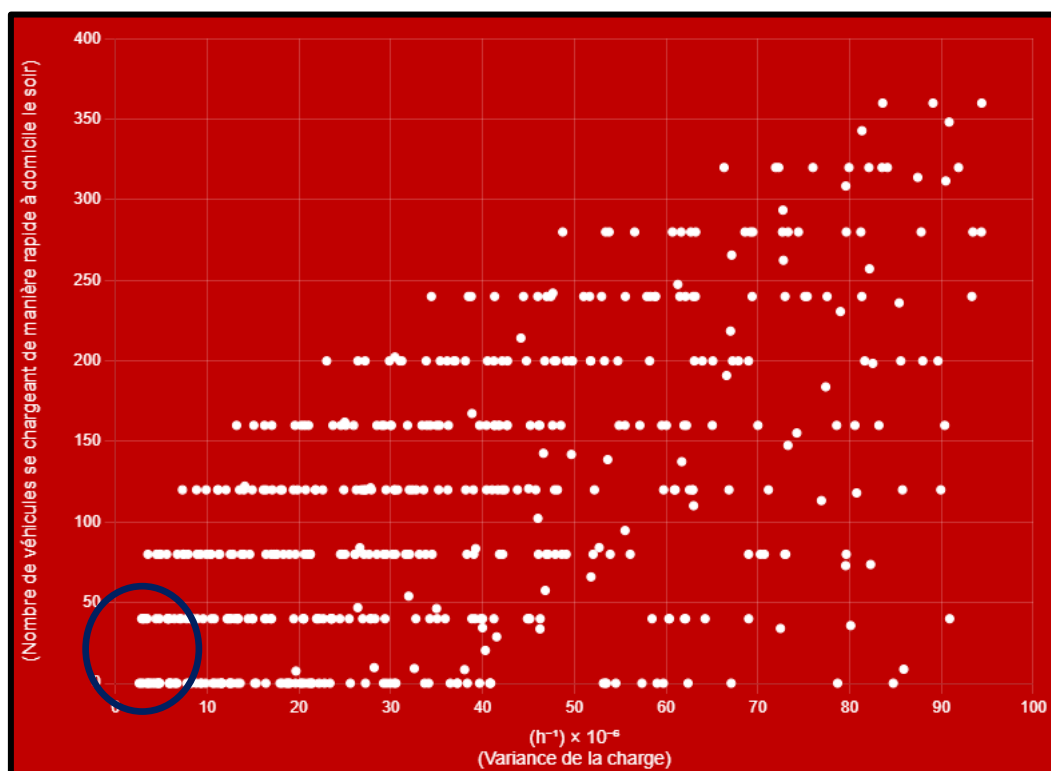


Figure P : Graphique du nombre de véhicules se chargeant rapidement à domicile le soir en fonction de la variance de la charge (Source : Application Integral)

On peut déjà observer les tendances générales de chaque variable, qui sont indicatives de leur impact sur la variance. Pour la surface de panneaux photovoltaïques, la variance tend à augmenter lorsque l'on accroît fortement la surface installée, même si cette évolution dépend tout de même des scénarios considérés. Concernant le mode de recharge rapide à domicile le soir, on observe que la variance a tendance à augmenter lorsque le nombre de véhicules électriques utilisant ce type de recharge augmente, ce qui confirme l'effet défavorable de la concentration des recharges sur un même créneau horaire.

Pour déterminer la valeur optimisée de chaque variable, il suffit d'observer la variable Opt, qui correspond au minimum de l'ensemble des valeurs de variance obtenues. Une fois cette valeur identifiée, on la retrouve sur chaque graphique de nuage de points (entourée en bleu sur les figures O et P). En reportant ensuite cette position sur les ordonnées, on obtient la valeur optimale associée à chaque variable levier. L'ensemble de ces valeurs optimisées peut alors être reporté dans le modèle initial de lissage, afin de calculer la courbe de charge correspondante et de comparer la variance obtenue avec celles des scénarios précédents.

6.2. Résultats de l'optimisation

Voici tout d'abord les valeurs obtenues après optimisation. Les variables représentant le nombre de véhicules électriques ont été optimisées à l'unité près, tandis que la surface de panneaux photovoltaïques a été optimisée à la centaine près, c'est-à-dire que les valeurs ont été discrétisées dans les vecteurs selon ces échelles précises :

	Surface PV (m ²)	Nombre de VE pour la recharge RD	Nombre de VE pour la recharge LD	Nombre de VE pour la recharge LT
Scénario A	0 m ²	0	0	0
Scénario B	16245 m ²	400	0	0
Scénario C	16245 m ²	0	200	200
Scénario Optimisé	5900 m ²	20	294	86

Figure Q : Synthèse des variables leviers non constants des scénarios A, B, C et des variables leviers optimisés du scénario optimisé

Les résultats obtenus que ce soit pour la charge (figure R) et pour la variance (figure S) sont les suivants :

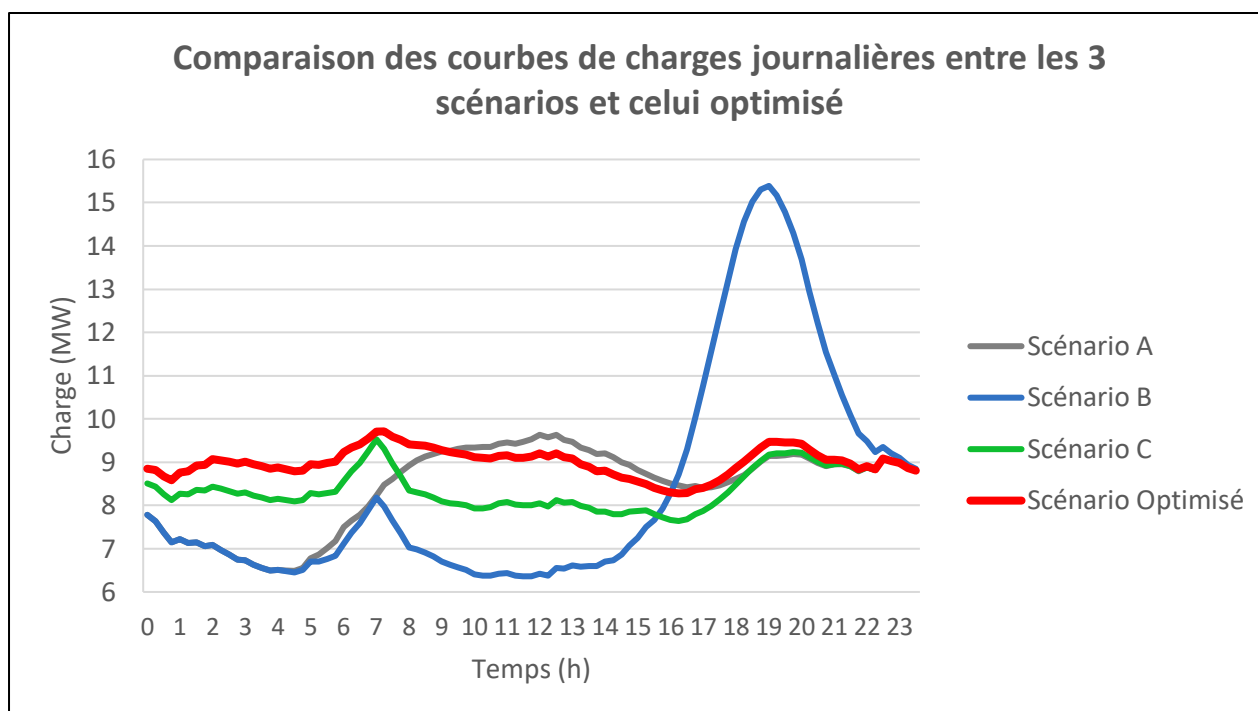


Figure R : Graphique des courbes de charge journalières pour chaque scénario A, B, C et du scénario optimisé (Source : Excel)

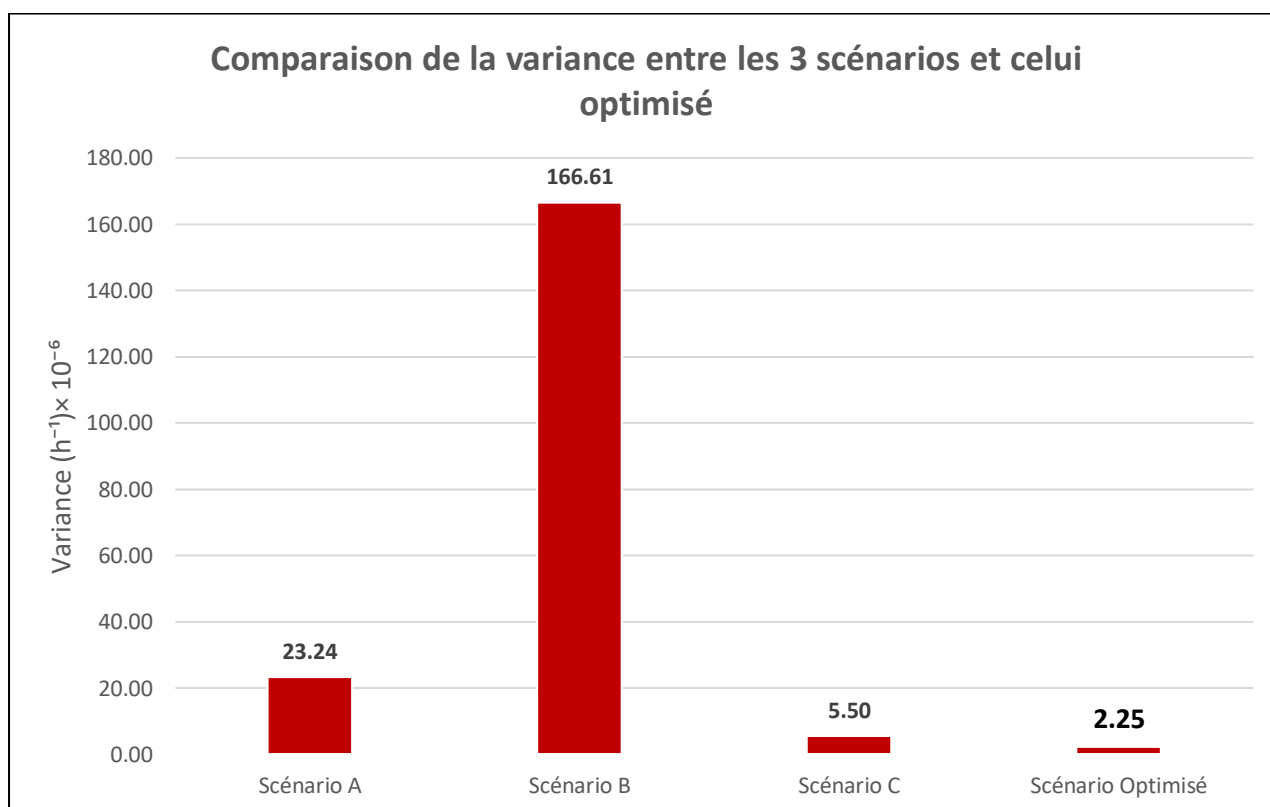


Figure S : Histogramme des différentes variances pour chaque scénario A, B, C et du scénario optimisé (Source : Excel)

Tout d'abord, nous remarquons que, pour le scénario optimisé, la part de recharge lente à domicile durant la nuit est plus élevée, tandis que la surface de panneaux solaires installée est plus faible que dans le scénario C. Cela s'explique par le fait qu'un creux subsistait toujours la

nuit, mais également à midi en raison d'une surproduction solaire. L'optimisation conduit donc à renforcer la recharge nocturne afin de combler le creux nocturne, tout en limitant la surproduction photovoltaïque à midi.

À l'observation des courbes de charge, le scénario optimisé présente directement une courbe nettement plus lisse. Sur l'ensemble de la journée, les variations sont très faibles, de l'ordre de 1,5 MW d'amplitude totale, ce qui reste très limité. Les pics et les creux sont fortement atténués, traduisant un lissage particulièrement efficace de la charge.

Afin de confirmer quantitativement cette observation visuelle, il convient d'analyser la variance. Celle-ci atteint une valeur de $2,25 \cdot 10^{-6}$, soit exactement deux fois moins que celle du scénario C. Le lissage est donc doublé par rapport à un scénario déjà favorable. Si les véhicules électriques étaient intégrés selon cette configuration optimisée, on passerait d'un scénario A présentant des pics et des creux marqués, typiques d'une courbe de charge française, à une courbe quasiment uniforme sur l'ensemble de la journée. En comparant les variances, la courbe de charge serait environ dix fois plus lissée que dans le scénario de base. Ces résultats renforcent fortement la validation de notre hypothèse. Après optimisation conjointe de la surface de panneaux solaires et de la répartition des véhicules électriques entre recharge rapide le soir à domicile et recharge lente à midi au travail et la nuit à domicile, il est possible d'obtenir une courbe de charge très fortement lissée, presque constante sur la journée. Bien que ce résultat soit spécifique à notre cas d'étude, il montre le potentiel de méthodes d'optimisation similaires pour d'autres contextes, même si de nombreux facteurs supplémentaires doivent être pris en compte, comme discuté dans les limites du sujet. Par ailleurs, d'autres variables leviers pourraient également être optimisées, telles que les horaires ou les durées de recharge, en intégrant davantage de modes de recharge, ce qui ouvrirait des perspectives d'analyse encore plus larges.

Conclusion

Pour conclure ce projet recherche innovation, l'hypothèse que la généralisation du véhicule électrique aidera à lisser la courbe de charge et facilitera son intégration avec les énergies renouvelables, en particulier l'énergie solaire, a été initialement formulée après avoir pris en compte diverses considérations. Notamment, les infrastructures de recharge actuelles, qui, face à une demande croissante, devront être adaptées si elles ne répondent pas aux pics de la demande, tout comme le réseau électrique lui-même. Cette insuffisance de ces infrastructures pourrait réduire la valeur des véhicules électriques et des installations photovoltaïques, et augmenterait également les émissions de CO₂, car il faudrait alors se tourner vers des centrales à combustibles fossiles.

Pour tester cette hypothèse, nous avons élaboré dans notre état de l'art des stratégies de gestion de la charge allant du Low-Tech au High-Tech. Les approches Low-Tech, basées sur la modification des habitudes de recharge, peuvent être efficaces si les usagers sont suffisamment informés et impliqués, leur performance dépendant principalement des comportements adoptés. En complément, les solutions High-Tech, telles que la recharge bidirectionnelle et l'utilisation de batteries BESS, bien que plus coûteuses et complexes, permettent d'assurer le lissage grâce au stockage de l'énergie et offrent ainsi une flexibilité supplémentaire pour s'adapter aux variations du réseau. L'association de ces stratégies, appuyée par une modélisation de la demande et de la production, est essentielle pour une intégration cohérente des véhicules électriques. L'évaluation de cette méthode repose ensuite sur l'analyse des courbes de charge et la comparaison des variances, indicateur du lissage.

À la suite de cet état de l'art, nous avons appliqué la méthode présentée en la transposant à un cas d'étude construit à partir d'hypothèses cohérentes et d'une modélisation dédiée sous l'application Integral. L'objectif du modèle était de minimiser la variance de la courbe de charge, variable de finalité, en agissant sur des variables leviers correspondant à trois modes de recharge des véhicules électriques, dont deux traduisent explicitement le transfert des recharges du soir vers la nuit et le midi, tel que proposé dans la littérature. L'analyse des différents scénarios a permis de comparer les courbes de charge et leurs variances associées, validant ainsi notre hypothèse, c'est-à-dire que la généralisation des véhicules électriques peut effectivement contribuer à lisser la courbe de charge et à intégrer totalement la production photovoltaïque, avec un lissage pouvant être jusqu'à quatre fois supérieur au scénario de référence. Toutefois, ce résultat n'est obtenu qu'à condition de déplacer les recharges vers la nuit à domicile et le midi sur le lieu de travail, toutes deux de manière lente (à l'inverse, une recharge rapide majoritairement concentrée en soirée conduit à un lissage environ sept fois moins efficace). En addition, l'étape d'optimisation met en évidence un scénario encore plus performant, fondé sur des valeurs précises adaptées au cas d'étude, renforçant ainsi la validation de l'hypothèse et soulignant le potentiel de telles approches pour de futures intégrations réelles des véhicules électriques.

Le parcours pour atteindre un lissage parfait de la courbe de charge est encore jonché d'obstacles, notamment en matière de réglementations, de comportement des utilisateurs et de développement des infrastructures. Cependant, les perspectives restent optimistes. La

continuation des recherches et le développement de politiques ciblées seront déterminants pour relever ces défis et maximiser le potentiel d'intégration des véhicules électriques.

Bibliographie

- Needell, Z., Wei, W., & Trancik, J. E. (2023). Strategies for beneficial electric vehicle charging to reduce peak electricity demand and store solar energy. *Cell Reports Physical Science*, 4(3), 101287. <https://doi.org/10.1016/j.xcrp.2023.101287>
- Kucevic, D., Englberger, S., Sharma, A., Trivedi, A., Tepe, B., Schachler, B., Hesse, H. C., Srinivasan, D., & Jossen, A. (2021). Reducing grid peak load through the coordinated control of battery energy storage systems located at electric vehicle charging parks. *Applied Energy*, 295, 116936. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116936>
- Onda, H., Yamamoto, S., Takeshit, H., Okamoto, S., & Yamanaka, N. (2014). Peak Load Shifting and Electricity Charges Reduction Realized by Electric Vehicle Storage Virtualization. *AASRI Procedia (Print)*, 7, 101-106. <https://doi.org/10.1016/j.aasri.2014.05.036>
- Van Krieking, G., De Cauwer, C., Sapountzoglou, N., Coosemans, T., & Messagie, M. (2021). Peak shaving and cost minimization using model predictive control for uni- and bi-directional charging of electric vehicles. *Energy Reports*, 7, 8760-8771. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.11.207>

Formation par la recherche, Projet recherche innovation en génie de l'Aménagement et de l'Environnement

La formation au génie de l'aménagement et de l'environnement, assurée par le département aménagement et environnement de l'Ecole Polytechnique de l'Université de Tours, associe dans le champ de l'urbanisme, de l'aménagement des espaces fortement à faiblement anthropisés, l'acquisition de connaissances fondamentales, l'acquisition de techniques et de savoir faire, la formation à la pratique professionnelle et la formation par la recherche. Cette dernière ne vise pas à former les seuls futurs élèves désireux de prolonger leur formation par les études doctorales, mais tout en ouvrant à cette voie, elle vise tout d'abord à favoriser la capacité des futurs ingénieurs à :

- Accroître leurs compétences en matière de pratique professionnelle par la mobilisation de connaissances et de techniques, dont les fondements et contenus ont été explorés le plus finement possible afin d'en assurer une bonne maîtrise intellectuelle et pratique,
- Accroître la capacité des ingénieurs en génie de l'aménagement et de l'environnement à innover tant en matière de méthodes que d'outils, mobilisables pour affronter et résoudre les problèmes complexes posés par l'organisation et la gestion des espaces.

La formation par la recherche inclut un exercice individuel de recherche, le projet recherche innovation (PRI) situé en dernière année de formation des élèves ingénieurs. Cet exercice correspond à un stage d'une durée minimum de trois mois, en laboratoire de recherche, principalement au sein de l'équipe Dynamiques et Actions Territoriales et Environnementales de l'UMR 7324 CITERES à laquelle appartiennent les enseignants-chercheurs du département aménagement.

Le travail de recherche, dont l'objectif de base est d'acquérir une compétence méthodologique en matière de recherche, doit répondre à l'un des deux grands objectifs :

- Développer toute ou partie d'une méthode ou d'un outil nouveau permettant le traitement innovant d'un problème d'aménagement
- Approfondir les connaissances de base pour mieux affronter une question complexe en matière d'aménagement.

Afin de valoriser ce travail de recherche nous avons décidé de mettre en ligne sur la base du Système Universitaire de Documentation (SUDOC), les mémoires à partir de la mention bien.

Remerciements

Je tiens à adresser mes sincères remerciements aux personnes qui m'ont accompagné et aidé dans la réalisation de ce Projet de Recherche Innovation.

Je remercie tout d'abord mon tuteur de PRI, Mindjid Maizia, pour son accompagnement tout au long de ce travail. Il m'a guidé dans la construction de l'état de l'art, en me transmettant des méthodes simples et efficaces, ainsi que dans l'élaboration de la partie méthodologique. Son aide sur l'application Integral, qu'il a développée, a été essentielle, notamment pour comprendre et mettre en œuvre les différentes approches nécessaires à la construction d'une méthode de modélisation fiable. Je le remercie également pour son soutien face aux différents blocages rencontrés, tant sur les aspects de calculs que sur les questionnements méthodologiques.

Je remercie ensuite Élisabeth Lehec, professeure de méthodologie de la recherche, dont les enseignements nous ont permis d'acquérir les bases nécessaires à la réalisation d'un travail de recherche, quel que soit le domaine étudié. Ses retours qualitatifs sur la première partie de l'état de l'art de ce PRI ont été particulièrement précieux. Je la remercie également pour l'organisation du séminaire, qui nous a permis d'obtenir des retours constructifs à la fois sur le contenu de nos travaux et sur un oral préparé, ainsi que pour ses remarques pertinentes lors de l'évaluation des différents posters.

Sommaire

Avertissement.....	3
Introduction.....	4
1. Modélisation de la courbe de charge et de la production photovoltaïque.....	6
2. Stratégies de gestion de charge et d'intégration de la production photovoltaïque	8
2.1. Stratégies Low-Tech	8
2.2. Stratégies High-Tech.....	10
3. Évaluation et contrôle de l'efficacité du lissage de la courbe de charge	13
4. Méthode et mise en œuvre.....	14
4.1. Choix de la méthode.....	14
4.2. Cadre d'étude, données utilisées et hypothèses	15
4.3. Modélisation de la demande électrique et de la production photovoltaïque	16
4.3.1. La variable finalité	16
4.3.2. Les variables intermédiaires	17
4.3.3. Les variables leviers	21
4.4. Scénarios de gestion de la charge étudiés.....	25
5. Résultats	25
5.1. Présentation et comparaison des courbes de charge	26
5.2. Analyse quantitative de l'efficacité du lissage	27
5.3. Conclusion et discussion des résultats	28
5.4. Limites	29
6. Optimisation des comportements de recharge pour maximiser le lissage.....	30
6.1. Méthode d'optimisation.....	30
6.2. Résultats de l'optimisation	35
Conclusion	38
Bibliographie	40
Remerciements.....	42
Sommaire	43

Directeur.rice de recherche :

Mindjid Maizia

Félix Saudemont

PRI/DAE5

5A DAE / Option RÉSEAU

2025-2026

Impact de la Généralisation du Véhicule Électrique sur la Courbe de Charge et l'Intégration des Énergies Renouvelables : État de l'art des méthodes de lissage de la courbe de charge et application d'une méthodologie de gestion de la recharge des véhicules électriques

Résumé : La généralisation des véhicules électriques constitue un enjeu majeur pour les réseaux électriques, en raison de l'augmentation de la demande et du risque d'accentuation des pics de consommation, qui entraînerait un redimensionnement nécessaire des infrastructures électriques. Ce PRI étudie l'impact de l'intégration des véhicules électriques sur la courbe de charge électrique locale, ainsi que leur potentiel rôle dans l'intégration des énergies renouvelables notamment solaires.

Après avoir présenté l'état de l'art sur les méthodes de lissage de la courbe de charge de différentes bibliographies via l'intégration des véhicules électriques, ce travail s'appuie sur une modélisation issue de ces études. Elle considère un quartier type avec un nombre donné d'habitants et de véhicules électriques, intégrant différents scénarios de recharge et de production solaire. L'analyse repose sur la construction de courbes de charge journalières et l'utilisation de la variance comme indicateur du lissage. Plusieurs scénarios sont étudiés, de la situation de référence sans véhicules électriques, à une intégration non optimisée avec recharge rapide le soir, puis à des scénarios basés sur des changements de comportements, notamment la recharge lente la nuit à domicile et au travail à midi.

Les résultats montrent que l'intégration simple des véhicules électriques, sans adaptation des comportements de recharge, conduit à une augmentation significative de la variabilité de la charge. À l'inverse, une répartition adaptée des recharges permet un lissage marqué de la courbe de charge avec une totale intégration de la production photovoltaïque. Une étape d'optimisation des paramètres clés confirme que les véhicules électriques peuvent devenir un moyen de lissage encore plus efficace.

Ce travail met ainsi en évidence que les véhicules électriques ne contribuent au lissage de la courbe de charge et à l'intégration des énergies renouvelables que sous certaines conditions, en particulier via des stratégies de recharge adaptées et coordonnées.

Mots Clés : Véhicule électrique, Courbe de charge, Consommation en électricité, Lissage, Comportements de recharge, Énergies renouvelables, Panneaux photovoltaïques, Variance, Optimisation énergétique