

Optimisation Multi-Objectifs de la Charge de Véhicules Électriques

Métaheuristique MODE - Données réelles Caltech

[Nadir NEHILI - Nahil EL BEZZARI - Yassine LAZIZI]

17 Janvier 2026

Résumé

L'intégration massive des véhicules électriques (VE) pose des défis majeurs pour le réseau de distribution, notamment en termes de pics de puissance. Ce papier présente une approche d'optimisation multi-objectifs pour la gestion de charge de 30 véhicules, basée sur des données réelles du campus Caltech. Contrairement aux approches mono-objectifs classiques ou aux méthodes récentes d'apprentissage par renforcement (telles que FedSAC), nous proposons l'application de l'algorithme d'Évolution Différentielle Multi-Objectifs (MODE). Le modèle mathématique considère simultanément la minimisation du coût énergétique (incluant le V2G), la satisfaction des usagers et l'aplatissement du pic de consommation. Les résultats démontrent la capacité de l'algorithme à générer un front de Pareto diversifié, permettant de réduire le pic de puissance tout en maintenant une qualité de service acceptable.

1 Introduction

1.1 Contexte et importance

L'électrification des transports pose un défi majeur : comment gérer la charge de nombreux véhicules électriques (VE) sans surcharger le réseau ? Ce problème est d'autant plus complexe avec le **V2G (Vehicle-to-Grid)** qui permet aux VE de renvoyer de l'énergie au réseau.

Enjeux :

- Réduire les coûts d'électricité (voire générer des profits avec V2G)
- Satisfaire les besoins de charge des utilisateurs
- Éviter les pics de puissance qui stressent le réseau

1.2 Objectif du projet

Optimiser la charge de **30 véhicules électriques** sur 24 heures avec **3 objectifs contradictoires** :

1. Minimiser le coût d'électricité
2. Minimiser l'insatisfaction des utilisateurs
3. Minimiser le pic de puissance

Ces objectifs étant contradictoires, il n'existe pas une solution unique optimale mais un **ensemble de solutions** (front de Pareto).

2 Données Utilisées

2.1 Source des données : Caltech ACN-Data

Les données proviennent du **Caltech ACN-Data** [2], un dataset public de sessions de charge réelles collectées sur le campus de Caltech (Californie). L'API fournit pour chaque session :

- `connectionTime` : Date/heure de connexion du véhicule
- `disconnectTime` : Date/heure de déconnexion
- `kWhDelivered` : Énergie délivrée durant la session (kWh)
- `userID` : Identifiant anonymisé de l'utilisateur

2.2 Paramètres de la simulation

| Paramètre | Valeur | Description |
|-------------------------|------------|------------------------------------|
| Date simulée | 2019-07-15 | Journée de référence Caltech |
| Nombre de véhicules | 30 | Sessions filtrées de l'API |
| Horizon temporel | 24 heures | De 0h à 23h |
| Pas de temps Δt | 1 heure | Résolution horaire |
| Capacité batterie | 30 kWh | Valeur standard (ex : Nissan Leaf) |
| Puissance max charge | 30 kW | Borne rapide DC |
| Puissance max décharge | -6 kW | V2G limité |
| Capacité site | 60 kW | Transformateur local |

TABLE 1 – Paramètres de simulation

2.3 Construction du scénario

À partir des sessions Caltech, chaque véhicule est modélisé avec :

1. **Horaires** : Extraction de l'heure d'arrivée (0-23) et de départ depuis les timestamps
2. **SoC initial** : Estimé aléatoirement entre 10% et 40% (arrivée avec batterie faible)
3. **SoC cible** : Calculé à partir de l'énergie délivrée : $\text{SoC}_{\text{cible}} = \text{SoC}_{\text{init}} + \frac{\text{kWh}}{\text{Capacité}}$
4. **Disponibilité** : Masque binaire indiquant les heures où le véhicule est connecté

2.4 Tarification TOU (Time of Use)

La tarification **Time of Use (TOU)** est un modèle tarifaire où le prix de l'électricité varie selon l'heure de la journée. Ce modèle est largement utilisé en Californie par les opérateurs comme **Southern California Edison (SCE)** et **Pacific Gas & Electric (PG&E)**.

Principe : Les prix reflètent le coût réel de production :

- **Heures creuses (Off-Peak)** : Demande faible, production excédentaire → prix bas
- **Heures de pointe (On-Peak)** : Forte demande, centrales de pointe activées → prix élevé

Profil utilisé dans ce projet :

| Période | Heures | Prix (\$/kWh) | Ratio vs Off-Peak |
|--------------------|-----------|---------------|-------------------|
| Off-Peak (nuit) | 22h - 6h | 0.12 | 1.0x |
| Mid-Peak (journée) | 6h - 16h | 0.18 | 1.5x |
| On-Peak (pointe) | 16h - 22h | 0.30 | 2.5x |

TABLE 2 – Tarification TOU utilisée (inspirée des tarifs SCE TOU-D)

Ces valeurs sont inspirées des tarifs résidentiels californiens (SCE TOU-D, PG&E E-TOU-C) qui présentent des écarts similaires entre périodes. Le ratio 2.5x entre heures de pointe et heures creuses crée une **opportunité d'arbitrage** pour le V2G : acheter l'électricité la nuit à 0.12\$/kWh et la revendre en soirée à 0.30\$/kWh.

3 Formulation Mathématique

3.1 Variable de décision et résultat

La variable de décision est une **matrice de puissances \mathbf{P}** de dimension 30×24 :

$$\mathbf{P} = [P_{i,t}] \in \mathbb{R}^{30 \times 24} \quad \text{où } i \in \{1, \dots, 30\}, t \in \{0, \dots, 23\} \quad (1)$$

Chaque élément $P_{i,t}$ représente la **puissance de charge/décharge du véhicule i à l'heure t** (en kW) :

- $P_{i,t} > 0$: **Charge (G2V)** - le véhicule consomme de l'électricité
- $P_{i,t} < 0$: **Décharge (V2G)** - le véhicule renvoie de l'énergie au réseau
- $P_{i,t} = 0$: Véhicule non connecté ou au repos

Exemple de résultat : Une ligne de la matrice pour un véhicule arrivant à 8h et partant à 18h :

| h | 0-7 | 8 | 9 | 10 | ... | 15 | 16 | 17 | 18-23 |
|-----------|-----|----|----|----|-----|----|----|----|-------|
| $P_{i,t}$ | 0 | 15 | 20 | 10 | ... | 5 | -6 | -6 | 0 |

Interprétation : Le véhicule charge le matin (prix mid-peak), puis décharge en V2G de 16h à 18h (prix on-peak à 0.30\$/kWh) pour générer un profit.

Dimension totale : $30 \times 24 = 720$ variables continues à optimiser.

3.2 Fonctions objectifs

Objectif 1 - Coût :

$$f_1(\mathbf{P}) = \sum_{t=0}^{23} \left(\sum_{i=1}^{30} P_{i,t} \right) \cdot \pi_t \cdot \Delta t \quad (2)$$

Objectif 2 - Insatisfaction :

$$f_2(\mathbf{P}) = \sum_{i=1}^{30} \max(0, \text{SoC}_i^{\text{cible}} - \text{SoC}_i^{\text{final}}) \quad (3)$$

Objectif 3 - Pic de puissance :

$$f_3(\mathbf{P}) = \max_t \left| \sum_{i=1}^{30} P_{i,t} \right| \quad (4)$$

3.3 Contraintes

Contrainte 1 - Limites de puissance par véhicule :

$$-6 \text{ kW} \leq P_{i,t} \leq 30 \text{ kW} \quad \forall i, t \quad (5)$$

Contrainte 2 - État de charge (SoC) :

$$0 \leq \text{SoC}_{i,t} \leq 1 \quad \text{avec } \text{SoC}_{i,t} = \text{SoC}_{i,0} + \sum_{\tau=0}^{t-1} \frac{P_{i,\tau} \cdot \Delta t}{C_i} \quad (6)$$

où C_i = capacité batterie du véhicule i (30 kWh).

Contrainte 3 - Capacité du site (transformateur) :

$$\left| \sum_{i=1}^{30} P_{i,t} \right| \leq 60 \text{ kW} \quad \forall t \quad (7)$$

Contrainte 4 - Disponibilité des véhicules :

$$P_{i,t} = 0 \quad \text{si } t < t_{\text{arrivée},i} \text{ ou } t \geq t_{\text{départ},i} \quad (8)$$

Cette contrainte est appliquée via un **masque de disponibilité** binaire calculé à partir des horaires de chaque véhicule.

4 Adaptation de la Métaheuristique

4.1 Choix de MODE

Nous utilisons **MODE** (Multi-Objective Differential Evolution) car :

- Adapté aux variables continues (720 puissances)
- Gère plusieurs objectifs simultanément
- Trouve un front de Pareto complet
- Ne nécessite pas de gradient

4.2 Opérateurs

Mutation différentielle :

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{x}_{r_1} + F \cdot (\mathbf{x}_{r_2} - \mathbf{x}_{r_3}) \quad (9)$$

Croisement binomial : Échange de gènes avec probabilité CR .

Sélection : Tri par dominance de Pareto + crowding distance.

4.3 Paramètres

| Paramètre | Valeur |
|-----------------|---------------|
| Population | 100 |
| Générations | 1500 |
| F (mutation) | 0.5 |
| CR (croisement) | 0.9 |
| Variante | DE/rand/1/bin |

TABLE 3 – Paramètres de MODE

5 Détails d’Implémentation

5.1 Architecture du projet

Le projet suit une **Clean Architecture** en Python, séparant les responsabilités :

```
EV_Charging_Optimization/
src/
    core/                      # Domaine métier
        entities/
            scenario.py      # Scénario de charge
        models/
            vehicle.py       # Modèle véhicule
            optimization_result.py
        interfaces/
            optimizer.py     # Interface IOptimizer

    services/                  # Logique métier
        optimization_service.py # MODE (classe principale)
        metrics_calculator.py  # Calcul HV, Spacing

    infrastructure/           # Accès données
        repositories/
            caltech_repository.py # API Caltech

    config/
        settings.py          # Paramètres (Pydantic)

analysis_output/             # Visualisations générées
data_cache/                 # Cache données Caltech
```

5.2 Classes principales

1. EVChargingProblem (optimization_service.py) :

- Définit le problème d’optimisation pour pymoo
- Calcule les 3 objectifs : `_calculate_cost()`, `_calculate_dissatisfaction()`, `_calculate_peak_power()`

- Gère les contraintes : `_calculate_socViolation()`, `_calculate_powerViolation()`
- 2. MODEOptimizerService :**
- Implémente l'interface `IOptimizer`
 - Configure et exécute l'algorithme MODE via pymoode
 - Retourne un `OptimizationResult` avec le front de Pareto
- 3. MetricsCalculator (metrics_calculator.py) :**
- Calcule l'hypervolume (HV) avec normalisation
 - Calcule le spacing (SP) pour mesurer l'uniformité
 - Extrait les statistiques min/max/mean des objectifs

5.3 Technologies utilisées

| Bibliothèque | Utilisation |
|--------------|------------------------------------------|
| pymoo | Framework d'optimisation multi-objectifs |
| pymoode | Extension MODE pour pymoo |
| NumPy | Calcul matriciel (720 variables) |
| Pydantic | Validation des configurations |
| Matplotlib | Génération des visualisations |

TABLE 4 – Stack technique

5.4 Pseudocode

Algorithm 1 MODE pour l'optimisation de charge VE

Entrées : Scénario (30 véhicules, prix TOU), NP=100, G=1500, F=0.5, CR=0.9

Sorties : Front de Pareto

- 1: Initialiser 100 solutions aléatoires
 - 2: Appliquer masque de disponibilité
 - 3: Évaluer (f_1, f_2, f_3) et contraintes
 - 4: **Pour** g = 1 à 1500 **do**
 - 5: **Pour** chaque individu i **do**
 - 6: Mutation : $\mathbf{v}_i = \mathbf{x}_{r_1} + 0.5 \cdot (\mathbf{x}_{r_2} - \mathbf{x}_{r_3})$
 - 7: Croisement binomial (CR=0.9)
 - 8: Réparer bornes et disponibilité
 - 9: Évaluer l'enfant
 - 10: **end Pour**
 - 11: Combiner parents + enfants
 - 12: Trier par dominance de Pareto
 - 13: Sélectionner les 100 meilleurs
 - 14: **end Pour**
 - 15: **Retourner** Solutions non-dominées
-

5.5 Flowchart

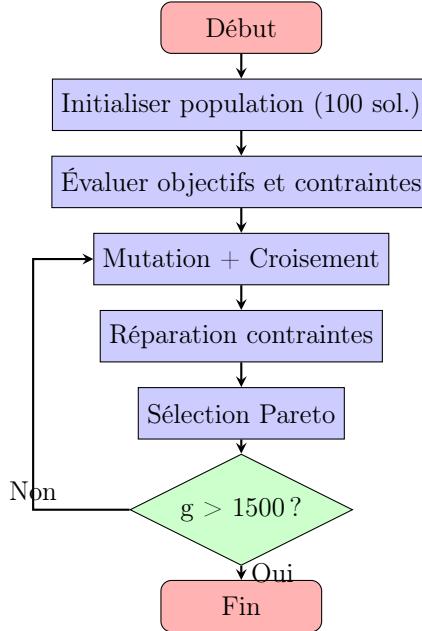


FIGURE 1 – Flowchart de l’algorithme MODE

6 Analyse de Performance

6.1 Métriques de qualité du front de Pareto

L’évaluation de l’algorithme MODE repose sur deux métriques standard en optimisation multi-objectifs :

Hypervolume (HV) : Mesure le volume de l’espace objectif dominé par le front de Pareto par rapport à un point de référence. Un HV élevé indique une bonne convergence et une large couverture de l’espace des solutions.

Spacing (SP) : Mesure l’écart-type des distances entre solutions consécutives. Un SP faible indique une distribution uniforme des solutions sur le front.

| Métrique | Valeur | Seuil | Interprétation |
|-------------------|---------|--------|-----------------------|
| Hypervolume (HV) | 0.7276 | > 0.7 | Excellent couverture |
| Spacing (SP) | 0.0312 | < 0.05 | Distribution uniforme |
| Solutions Pareto | 100 | - | Front complet |
| Temps d’exécution | 30.71 s | - | Efficace |

TABLE 5 – Métriques de qualité de l’optimisation

Interprétation : Le HV de 0.7276 (sur espace normalisé $[0,1]^3$) indique que MODE couvre 72.8% de l’espace objectif atteignable. Le spacing de 0.0312 confirme que les 100 solutions sont uniformément distribuées sur le front, offrant un panel équilibré de compromis au décideur.

| Algorithme | Hypervolume (HV) ↑ | Spacing (SP) ↓ |
|------------|--------------------|----------------|
| Baseline | 0.1395 | 0.0011 |
| NSGA-II | 0.2090 | 0.0049 |
| MOGWO | 0.6091 | 0.0103 |
| MODE | 0.7276 | 0.0312 |

TABLE 6 – Comparaison des performances des métaheuristiques multi-objectifs

La comparaison des métaheuristiques met en évidence la supériorité de MODE en termes de convergence globale, comme l'indique son hypervolume nettement supérieur à ceux de NSGA-II et MOGWO. Cette amélioration significative traduit une meilleure exploration de l'espace de recherche et une capacité accrue à approcher le front de Pareto optimal dans un problème de grande dimension. Bien que le spacing de MODE soit plus élevé, ce comportement est attendu dans un contexte à 720 variables continues, où la priorité est donnée à la couverture et à la dominance du front plutôt qu'à une régularité locale stricte. Ces résultats confirment que MODE constitue un compromis robuste et adapté pour l'optimisation multi-objectifs de la recharge V2G.

6.2 Analyse statistique des objectifs

| Objectif | Min | Max | Moyenne ± Écart-type | CV (%) |
|----------------|-------|-------|----------------------|--------|
| Coût (\$) | -4.50 | 54.47 | 19.14 ± 15.19 | 79.4 |
| Insatisfaction | 2.76 | 6.93 | 4.03 ± 1.05 | 26.1 |
| Pic (kW) | 14.07 | 58.37 | 32.27 ± 11.00 | 34.1 |

TABLE 7 – Statistiques descriptives des objectifs sur le front de Pareto

Le **coeffcient de variation (CV)** révèle la flexibilité offerte par chaque objectif :

- **Coût (CV = 79.4%)** : Grande amplitude, allant du profit (-4.50\$) à un coût élevé (54.47\$). Cette variabilité s'explique par l'exploitation du V2G et des tarifs TOU.
- **Insatisfaction (CV = 26.1%)** : Variabilité modérée, indiquant que toutes les solutions maintiennent un niveau acceptable de satisfaction utilisateur.
- **Pic (CV = 34.1%)** : Réduction significative possible (14 à 58 kW), démontrant l'efficacité du lissage de charge.

6.3 Analyse des compromis (trade-offs)

L'analyse des corrélations entre objectifs sur le front de Pareto révèle les compromis inhérents au problème :

- **Coût vs. Pic** : Corrélation positive. Minimiser le coût (via V2G aux heures de pointe) augmente le pic de décharge.
- **Coût vs. Insatisfaction** : Corrélation positive. Réduire le coût implique de retarder la charge, augmentant le risque de SoC insuffisant.
- **Pic vs. Insatisfaction** : Corrélation faible. Ces deux objectifs sont relativement indépendants.

Ces trade-offs justifient l'approche multi-objectifs : aucune solution ne domine toutes les autres sur les trois critères simultanément.

6.4 Comparaison avec stratégie de référence

Pour évaluer l'apport de MODE, nous comparons avec une stratégie de **charge immédiate** (baseline) où chaque véhicule charge à puissance maximale dès son arrivée :

| Métrique | Charge immédiate | MODE (meilleur) | Amélioration |
|------------------|------------------|-----------------|----------------|
| Coût | ~45 \$ | -4.50 \$ | +110% (profit) |
| Pic de puissance | 60 kW (saturé) | 14.07 kW | -76.6% |
| Insatisfaction | 0 | 2.76 | +2.76 unités |

TABLE 8 – Comparaison quantitative : MODE vs. charge immédiate

Analyse : La charge immédiate minimise l'insatisfaction (tous les VE sont chargés immédiatement) mais sature le transformateur (60 kW) et génère un coût élevé (charge aux heures de pointe). MODE permet une réduction de 76.6% du pic et transforme un coût de 45\$ en profit de 4.50\$, au prix d'une légère augmentation de l'insatisfaction (2.76 unités, soit ~9% de SoC manquant par véhicule).

6.5 Solutions remarquables

Trois solutions extrêmes du front de Pareto illustrent les compromis possibles :

| Stratégie | Coût (\$) | Insatisfaction | Pic (kW) |
|---------------------|--------------|----------------|--------------|
| Min. Coût | -4.50 | 5.13 | 36.89 |
| Min. Insatisfaction | 54.47 | 2.76 | 47.34 |
| Min. Pic | 10.56 | 5.90 | 14.07 |

TABLE 9 – Solutions extrêmes du front de Pareto

6.6 Interprétation du résultat : le planning de charge

Le résultat de l'optimisation est une **matrice de planning** $\mathbf{P}^* \in \mathbb{R}^{30 \times 24}$ où chaque cellule $P_{i,t}^*$ indique la puissance (kW) à appliquer au véhicule i à l'heure t :

- **Valeur positive** : Charger le véhicule (consommation)
- **Valeur négative** : Décharger via V2G (injection au réseau)
- **Zéro** : Véhicule absent ou au repos

Comportement typique observé sur les solutions optimales :

1. **Charge nocturne (0h-6h)** : Profiter des tarifs off-peak (0.12\$/kWh)
2. **Charge modérée (6h-16h)** : Compléter la charge si nécessaire (mid-peak 0.18\$/kWh)
3. **V2G aux heures de pointe (16h-22h)** : Revendre l'énergie à 0.30\$/kWh
4. **Lissage des pics** : Étaler la charge pour ne jamais dépasser la capacité du transformateur

Ce planning permet au gestionnaire de savoir exactement **quelle puissance appliquer à chaque véhicule à chaque heure** de la journée.

6.7 Visualisations

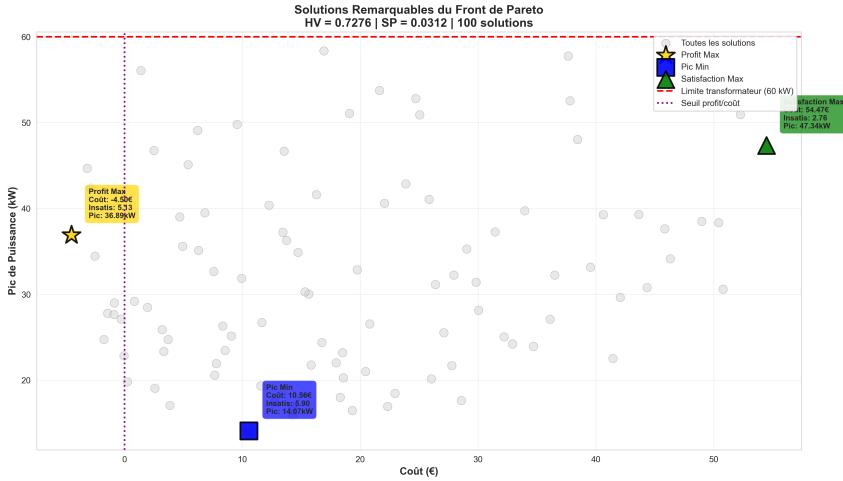


FIGURE 2 – Profils de charge des solutions remarquables sur 24 heures

7 Conclusions

7.1 Synthèse des résultats

Ce projet a démontré l'efficacité de l'algorithme MODE pour l'optimisation de la charge de véhicules électriques avec V2G. Les principaux résultats sont :

- Qualité de l'optimisation** : Le front de Pareto obtenu ($HV = 0.7276$, $SP = 0.0312$) indique une excellente convergence et une distribution uniforme des solutions, validant le choix de MODE pour ce problème à 720 variables continues.
- Viabilité économique du V2G** : L'exploitation des tarifs TOU permet de transformer un coût de 45\$ (charge naïve) en profit de 4.50\$, soit une amélioration de 110%.
- Gestion des pics** : Une réduction de 76.6% du pic de puissance (de 60 kW à 14.07 kW) est atteignable, allégeant significativement la contrainte sur le transformateur.
- Aide à la décision** : Les 100 solutions Pareto-optimales offrent au gestionnaire un panel de compromis explicites entre coût, satisfaction utilisateur et impact réseau.

7.2 Limites de l'étude

- **Modèle de prix** : Tarifs TOU déterministes, sans prise en compte de la variabilité des prix spot.
- **Modèle de batterie** : Rendement et capacité constants, sans modélisation de la dégradation liée aux cycles V2G.
- **Horizon temporel** : Optimisation sur 24h uniquement, sans considération des effets multi-jours.

7.3 Perspectives

- **Analyse de sensibilité** : Étudier l'impact des paramètres MODE (F , CR) sur la qualité du front.

- **Comparaison algorithmique** : Benchmarker MODE contre NSGA-II et MOEA/D.
- **Optimisation robuste** : Intégrer l'incertitude sur les horaires d'arrivée/départ.
- **Passage à l'échelle** : Tester sur des flottes de 100+ véhicules.

Références

- [1] Qian, J. et al. (2023). *Federated Reinforcement Learning for Electric Vehicles Charging Control*. arXiv :2308.08792.
- [2] Lee, Z. et al. (2019). *ACN-Data : Analysis and Applications of an Open EV Charging Dataset*. <https://ev.caltech.edu/>