

Planneur pour la Mobilité Intelligente de Véhicules

PROJET DE FIN D'ÉTUDES AVRIL 2025

CANNOUX MICHEL

FIZAINE MICKAEL

HANG IAN

MOKEDDEM WISSAL

Sommaire



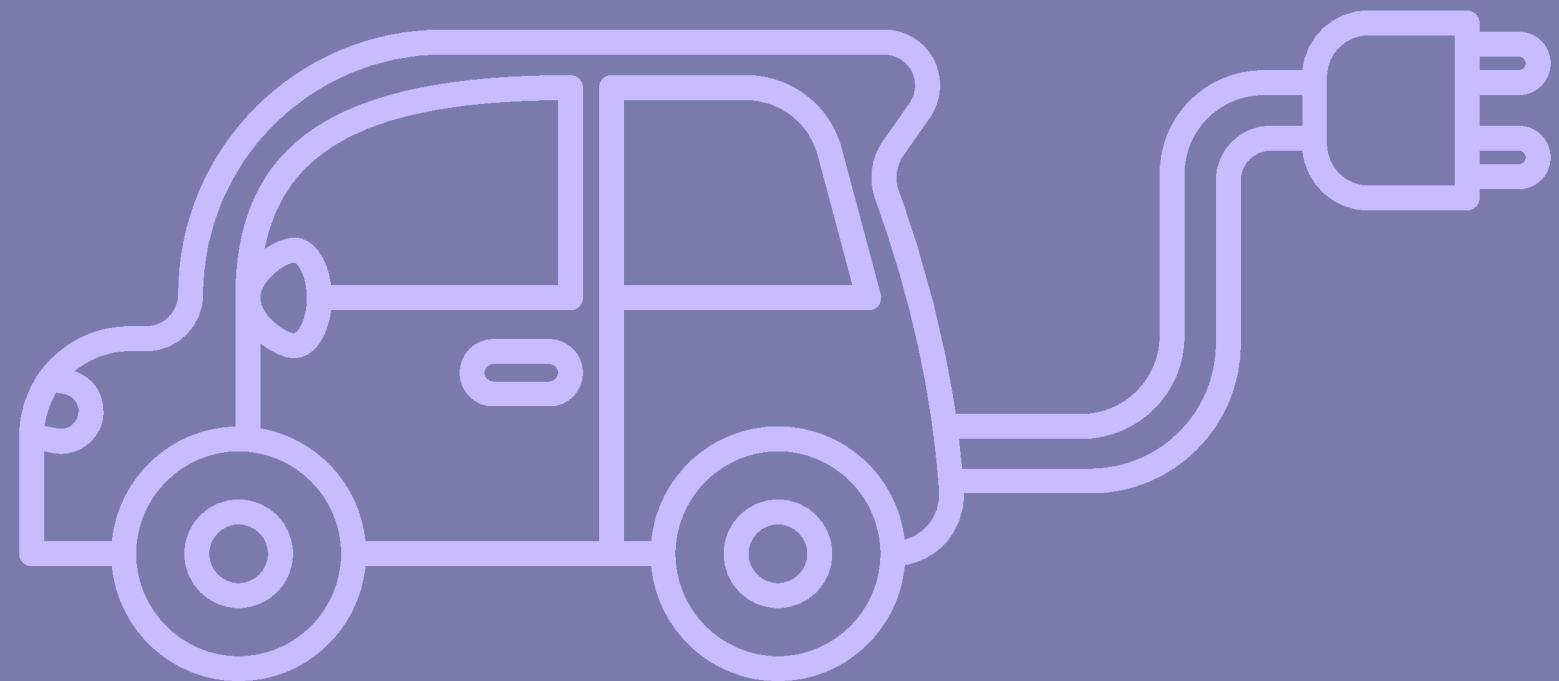
1. Contexte & Problématique
2. Objectifs du Projet
3. État de l'art
4. Prototype de Navigation Urbaine
5. Optimisation avec ALNS
6. Algorithme de Négociation
7. Limites & Perspectives
8. Conclusion & Bilan personnel

Contexte & Problématique

- Transition vers les véhicules électriques : enjeu environnemental majeur.
- Problèmes actuels : bornes saturées, trajets mal optimisés, coûts instables.
- Solutions existantes limitées : décisions statiques, pas d'adaptation en temps réel.
- Besoin d'un système intelligent pour guider les décisions des véhicules.

Objectifs

- Optimiser les itinéraires pour réduire temps et congestion.
- Gérer dynamiquement la recharge, selon coût, disponibilité et autonomie.
- Réduire les coûts énergétiques via un modèle multi-critères.
- Personnaliser les décisions selon les préférences utilisateurs.
- Préparer l'intégration avec le V2X (véhicule-infrastructure).



Projet

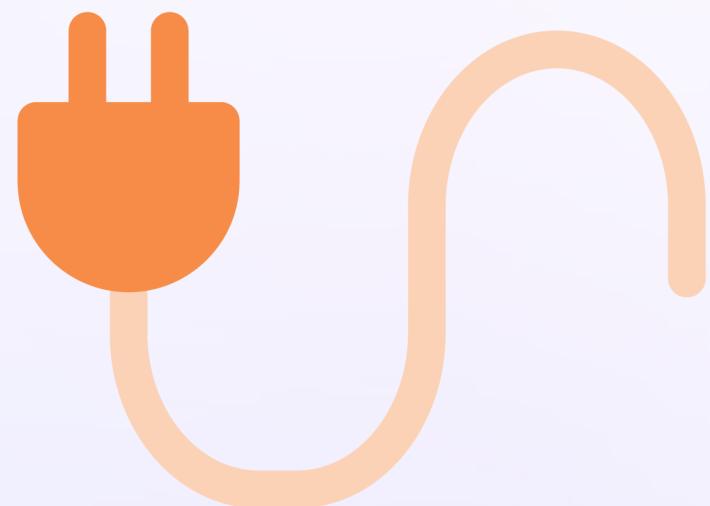
Etat de l'art

Modélisation énergétique du véhicule



- Définitions clés
- Optimisation de l'énergie et stratégies de recharges

- Consommation Énergétique des Véhicules Électriques
- Facteurs Influant sur l'Autonomie des VE

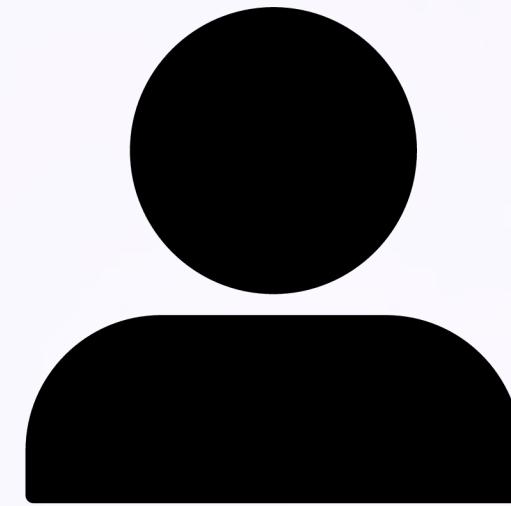


Limites des Modèles Existants

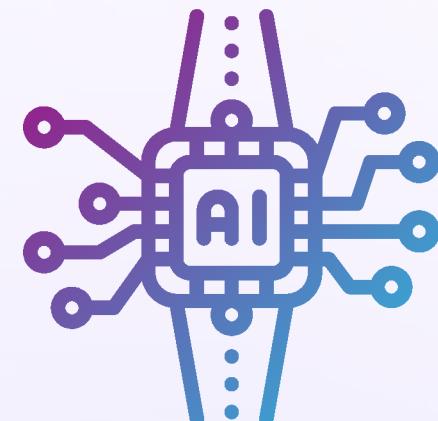
- Dépendance aux données statiques
- Manque de précision des modèles face aux conditions dynamiques.
- Mauvaise généralisation des approches heuristiques aux nouvelles conditions de conduite.

Etat de l'art

Apprentissage automatique et intelligence artificielle pour la planification



- Prédiction des besoins en recharges et itinéraire optimal
- Systèmes de recommandation en temps réel



- Génération de profils d'usagers
- Reconnaissance dynamique des intentions des conducteurs



Limites de l'IA pour la Planification et la Prédiction des Besoins en Recharge

Forte dépendance aux données annotées, freinant l'adoption à grande échelle.

Etat de l'art

Optimisation du routage et de la mobilité intelligente

Problème du routage des véhicules électriques (EVRP)

$$\min \sum_{(i,j) \in A} c_{ij} x_{ij}$$

Sous les contraintes :

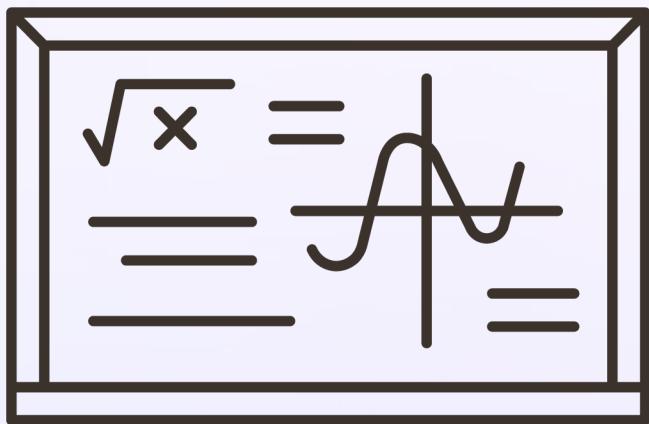
$$\sum_{j \in V} x_{ij} = 1, \quad \forall i \in \mathbb{N} \setminus \{0\}$$

$$\sum_{i \in V} x_{ij} = 1, \quad \forall j \in \mathbb{N} \setminus \{0\}$$

$$SOC_j = SOC_i - e_{ij} x_{ij} + r_j, \quad \forall (i,j) \in A$$

avec :

- x_{ij} : variable binaire indiquant si l'arc (i, j) est emprunté.
- c_{ij} : coût énergétique ou temporel de l'arc (i, j) .
- SOC_i : niveau de charge de la batterie en arrivant au nœud i .
- e_{ij} : consommation d'énergie entre les nœuds i et j .
- r_j : énergie récupérée en rechargeant au nœud j .



Méthodes d'optimisation

- **Méthodes exactes** : programmation linéaire mixte (MILP).
- **Métaheuristiques** : algorithmes génétiques (GA), optimisation par essaim de particules (PSO).
- **Optimisation multi-objectifs** : minimisation conjointe des coûts et du temps de trajet.



Limitations des approches actuelles

- Complexité du problème : combinaison des contraintes énergétiques et logistiques.
- Coût computationnel élevé : les modèles multi-objectifs nécessitent des ressources importantes.
- Limites des métaheuristiques : convergence lente des algorithmes génétiques et de la recherche tabou, réduisant leur applicabilité en temps réel.

Etat de l'art

Prise en compte des facteurs environnementaux et externes



Etat des routes, pentes et obstacles

$$E = E_0 + \delta G + \epsilon S$$

où :

- G est l'inclinaison de la pente (en degrés),
- S est le coefficient de rugosité de la route,
- δ, ϵ sont des coefficients empiriques dépendant du véhicule.

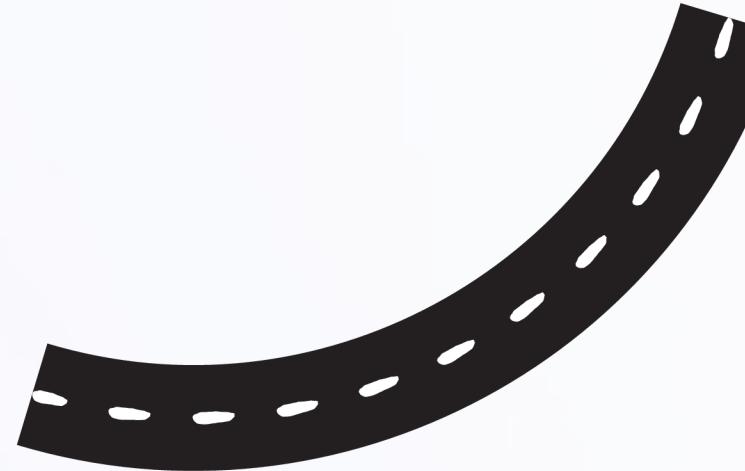


Impact des données météorologiques sur la consommation d'énergie

$$E = E_0 + \alpha T + \beta v_w + \gamma P$$

où :

- E_0 est la consommation de base du véhicule,
- T est la température extérieure ($^{\circ}\text{C}$),
- v_w est la vitesse du vent (m/s),
- P est le coefficient de précipitation (mm/h),
- α, β, γ sont des coefficients ajustés expérimentalement.

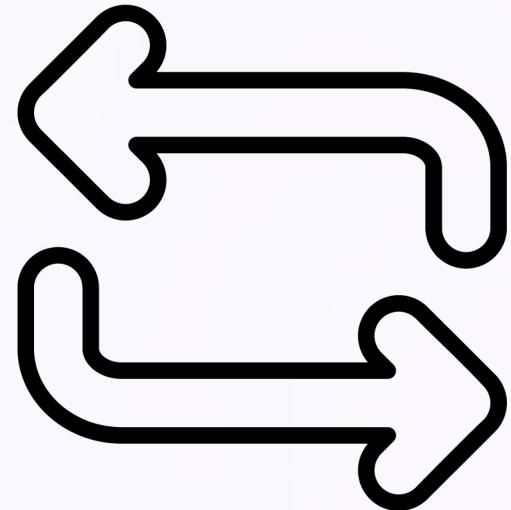


Limitations de la prise en compte des facteurs environnementaux

- Les modèles existants n'intègrent pas tous les facteurs environnementaux affectant l'autonomie des véhicules électriques
- Les stratégies de recharge des VE sont basées sur des prévisions statiques, sans mise à jour en temps réel

Etat de l'art

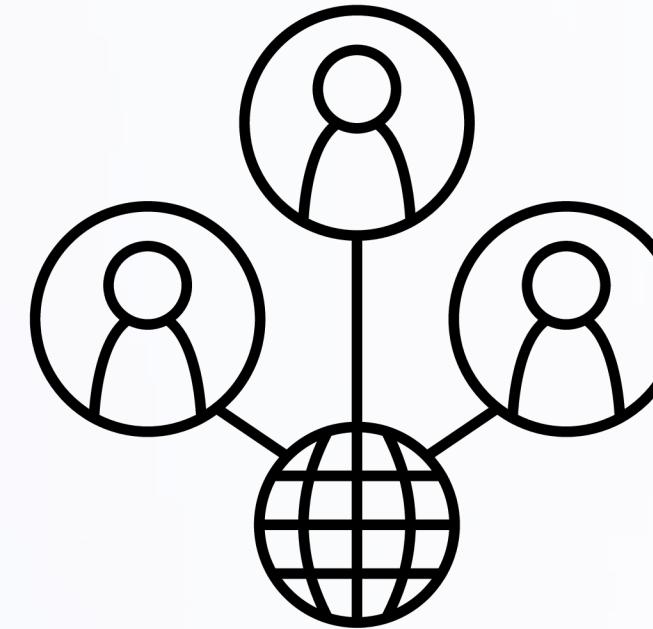
Interaction Véhicule-Infrastructure-Usagers



- Système collaboratifs et gestion globale du réseau de mobilité
- Impact des interactions sur l'efficacité collective des véhicules électriques



- Communication entre véhicules (V2V)
- Echange de données avec les infrastructures routières et bornes de recharge (V2I)



Interaction Véhicule-Infrastructure-Usagers (V2X)

- **Limites d'implémentation** : Le déploiement dépend de l'infrastructure existante et nécessite des investissements considérables.
- **Défis de sécurité** : La sécurité des échanges d'informations entre véhicules et infrastructures est un défi majeur à relever pour garantir la fiabilité du système.

Etat de l'art

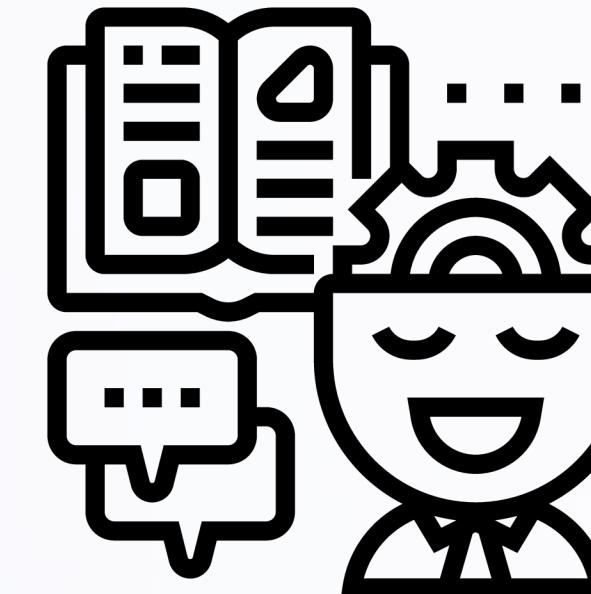
Intégration des processus embarqués et débarqués



- Minimisation des coûts énergétiques et des temps d'attente
- Synchronisation entre l'apprentissage local et les décisions centralisées

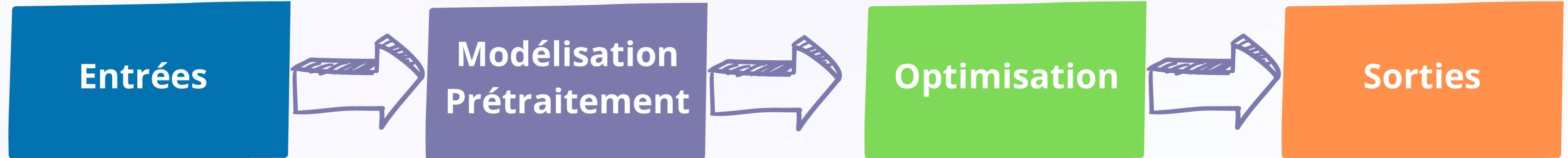


- Coordination entre les décisions locales et globales
- Impact des comportements individuels sur l'optimisation collective



Synchronisation des processus embarqués et débarqués

- Défi de synchronisation : La coordination entre les décisions locales des véhicules et les stratégies globales du réseau de transport est un défi majeur.
- Architectures actuelles : Les systèmes de fog computing et cloud computing offrent des solutions, mais souffrent de limitations en termes de scalabilité et de latence.



Architecture Générale de la Solution

Données d'entrée dynamiques

Les informations en temps réel utilisées par le système

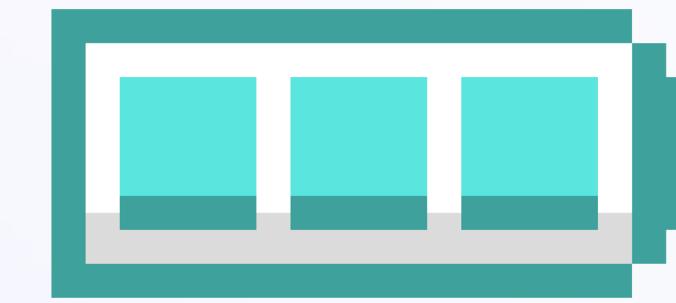
- Trafic routier
- Conditions météorologiques (OpenWeather API)
- Niveau de batterie du véhicule
- Localisation et disponibilité des bornes de recharge
- Tarification dynamique selon l'heure
- Préférences utilisateur (ex. coût minimal, recharge rapide)



Modélisation & Prétraitement

Construction du graphe et intégration des contraintes

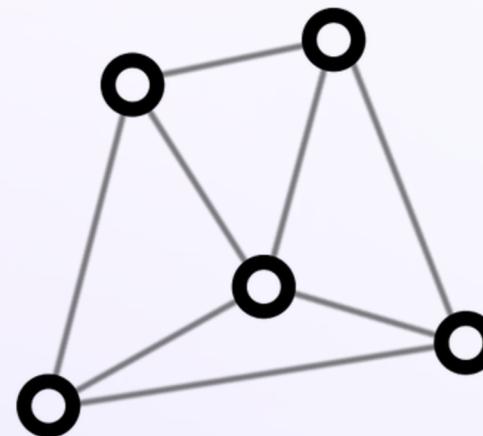
- Récupération du réseau via OSMnx (OpenStreetMap)
- Construction du graphe routier avec NetworkX
- Pondération des arêtes selon :
 - Distance
 - Vitesse limite
 - Conditions météo (ex : pluie = +20%)
- Intégration de l'autonomie du véhicule (batterie)
- Ajout des bornes de recharge dans le graphe

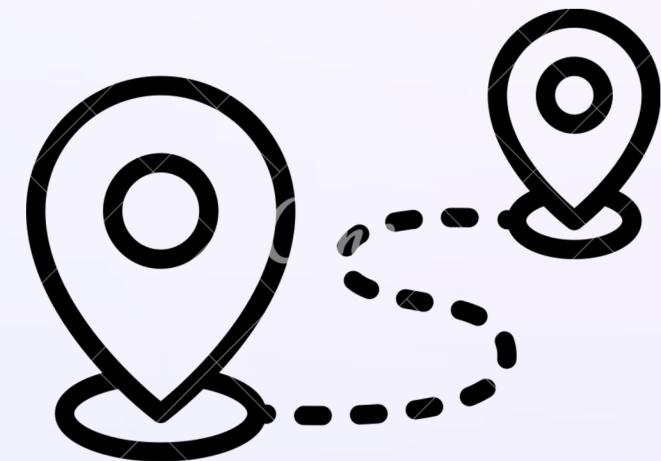


Optimisation ALNS

Choix des trajets et bornes optimales

- Utilisation de l'algorithme Adaptive Large Neighborhood Search (ALNS)
- Objectifs optimisés :
 - Réduction du coût total (énergie + temps + prix)
 - Choix de la borne optimale (prix, distance, recharge)
 - Respect de l'autonomie du véhicule
- Application à une cinquantaine de véhicules
- Intégration d'un système de négociation en cas de conflit (prix ou borne occupée)





Sorties

Ce que reçoit chaque véhicule

- Itinéraire optimal avec arrêt(s) recharge intégré(s)
- Plan de recharge : heure, durée, coût, disponibilité
- Coût total estimé (détail dans tableau : temps, prix, énergie)
- Exemple (véhicule 1) :

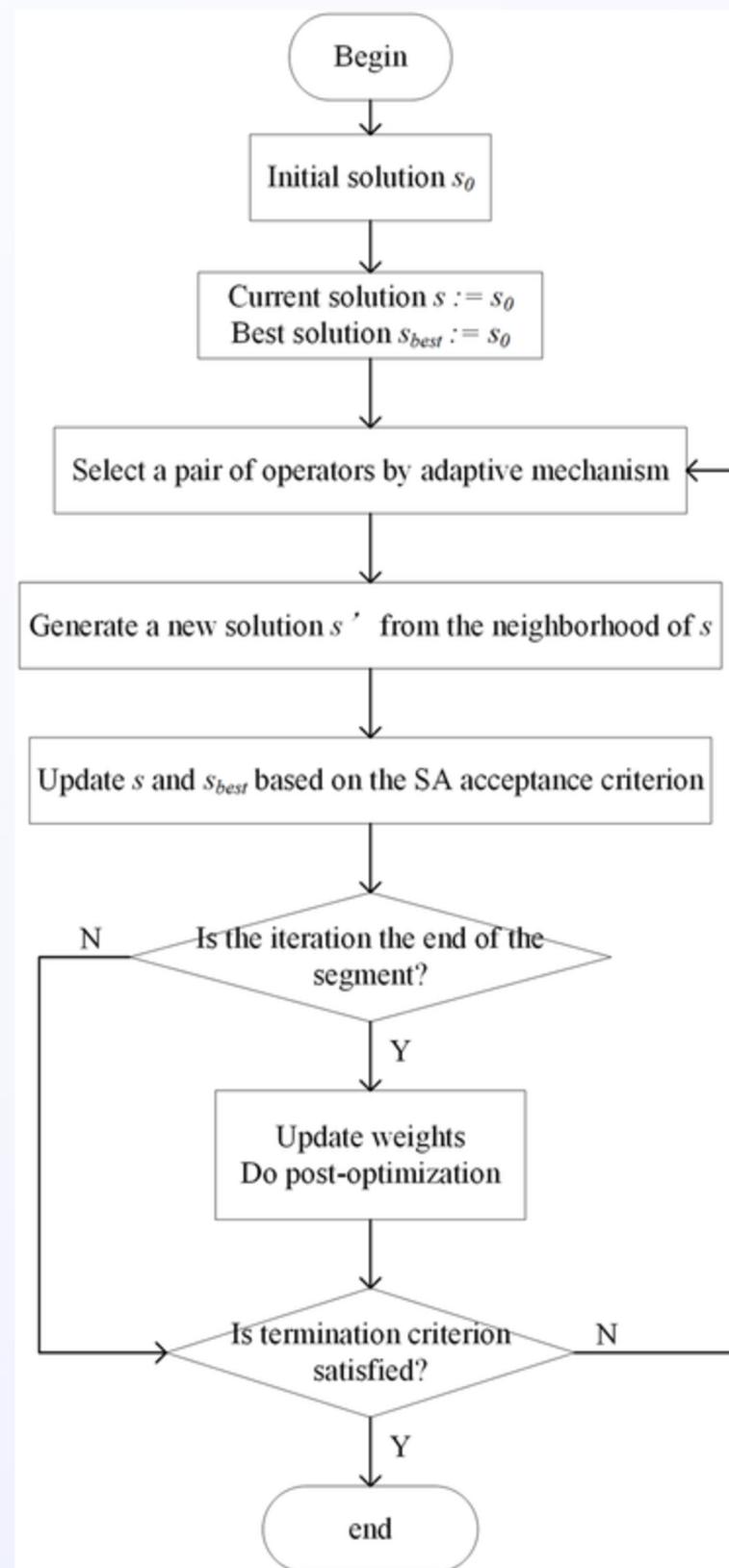
Trajet : 38 min

Recharge : 24 min

Coût : 14.04 € (pondéré : 1.368)

Prix au kWh : 0,17 €

Optimisation ALNS



Étapes principales :

Initialisation :

- Générer une solution initiale (souvent heuristique).
- Définir un ensemble d'opérateurs de destruction et de réparation.

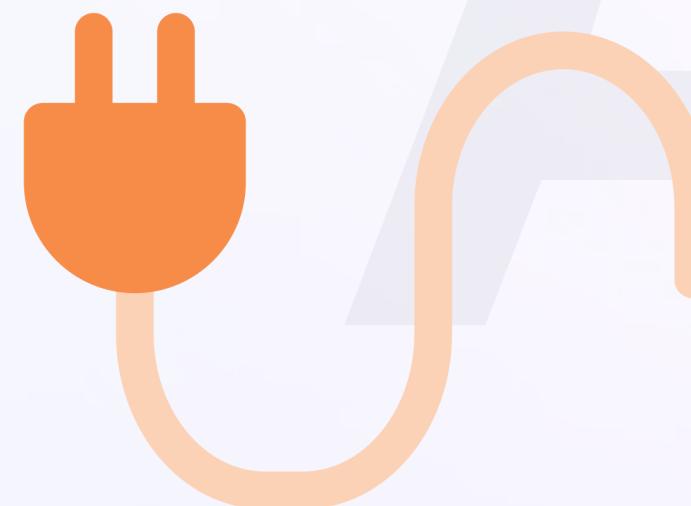
Boucle principale : Répéter jusqu'à un critère d'arrêt (temps, itérations...) :

- **Destruction :** Retirer partiellement des éléments de la solution.
- **Réparation :** Réinsérer intelligemment les éléments retirés.
- **Évaluation :** Accepter ou non la nouvelle solution selon une règle (souvent Simulated Annealing).
- **Adaptation :** Mettre à jour les poids des opérateurs selon leur performance.

Retour de la meilleure solution trouvée.

Optimisation ALNS

Classe Station de Chargement



Classe Node

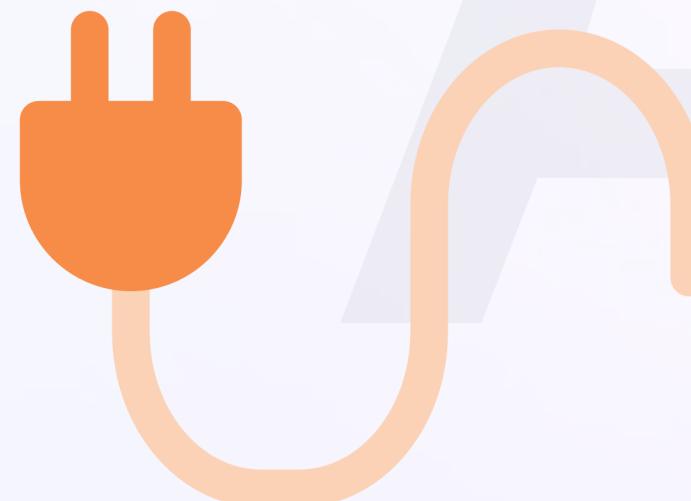


Classe Voiture



Optimisation ALNS

Classe Station de Chargement



Type de Prise	AC		DC		AC		DC	
	3 à 43 kW		50 kW		43 kW		> 50 kW	
Phase	Type 1	Type 2	Type 4 / CHAdeMO	Combo CCS	Mono	Tri		
Monophasée	32 A	70 A	125 A	70 A	63 A	125 A		
250 V AC		500 V AC	500 V				500 V	500 V
5	7	10	7	2				

Optimisation ALNS

Classe Voiture



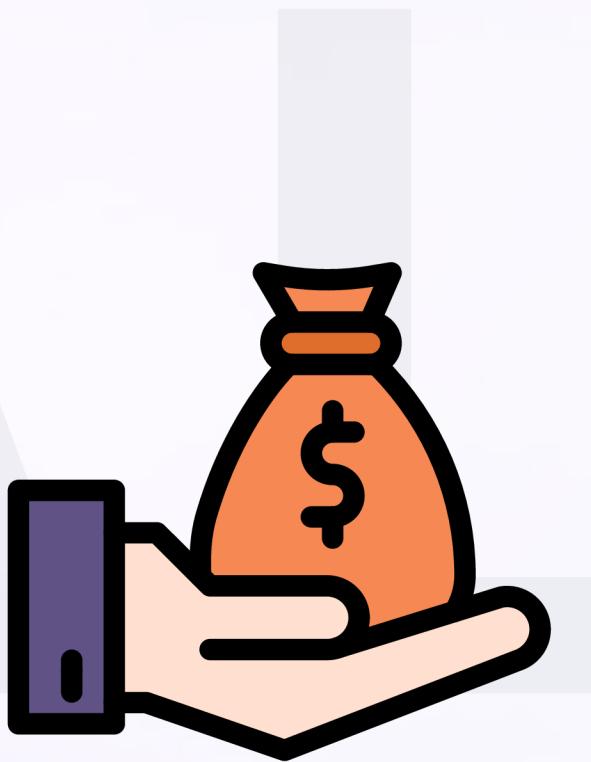
Critère	Renault Zoé E-Tech (R135)	Tesla Model X Dual Motor
Capacité batterie	52 kWh	100 kWh
Consommation moyenne	~17 kWh / 100 km	~20–22 kWh / 100 km
Vitesse maximale	140 km/h	250 km/h

Optimisation ALNS

4 Profils d'utilisateurs :



Urgent



Economique



Ecologique



Equilibrer

$60 * 20 * 20$

$33 * 33 * 33$

Optimisation ALNS

URGENT

Optimisation ALNS

ECONOMIQUE

Optimisation ALNS

ECOLOGIQUE

Optimisation ALNS

EQUILIBRE

Optimisation ALNS

RESULTS

Algorithme de Négociation

Négociation de Borne de Recharge – Logique et Critères

Pour chaque véhicule :

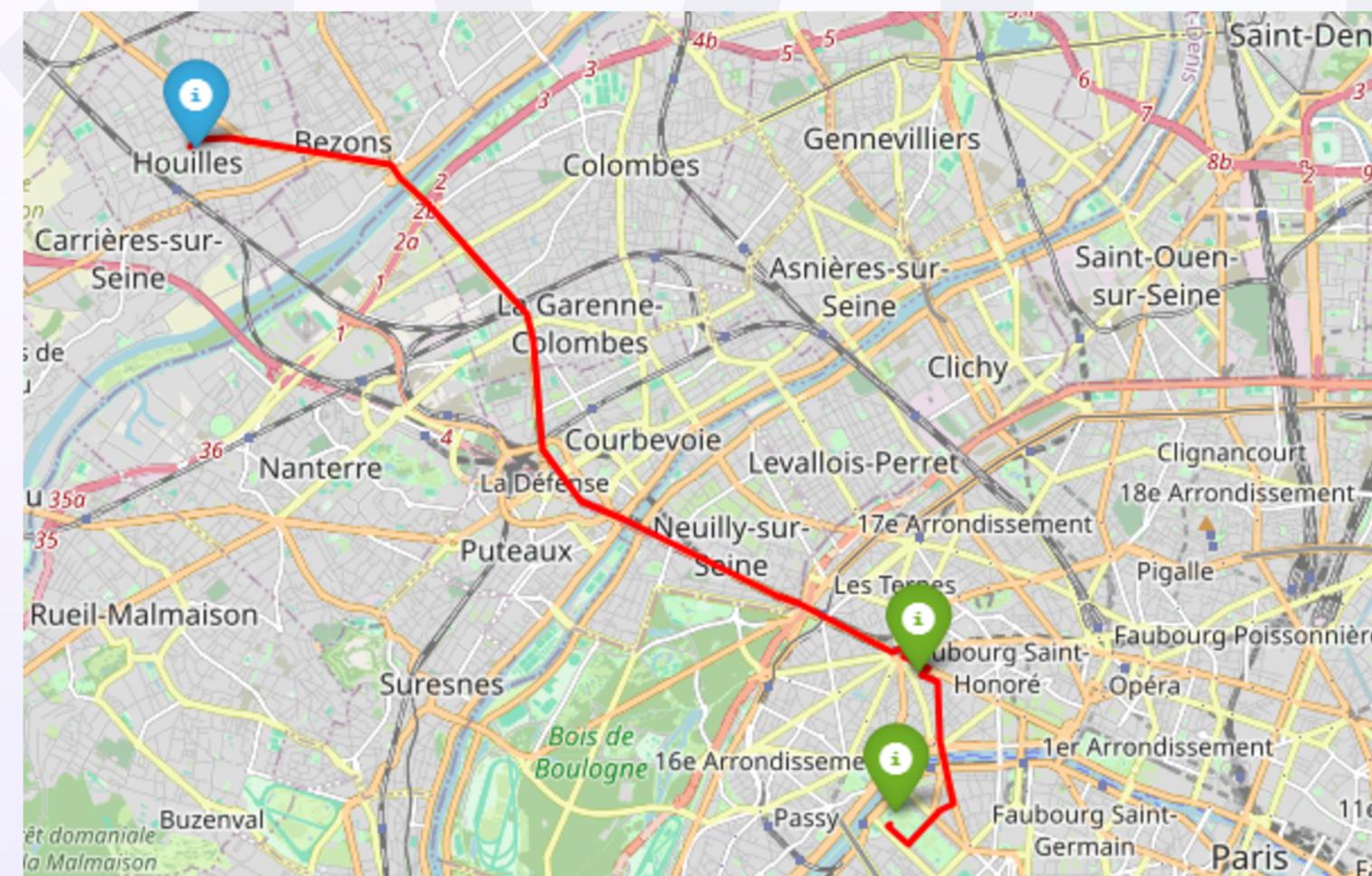
- Optimisation individuelle avec ALNS
 - Recherche de la meilleure route incluant éventuellement une borne de recharge
 - Sélection de la borne ALNS : celle incluse dans le parcours optimal
- Comparaison avec autres bornes (candidates) :
 - Recherche de la borne la plus rapide (minimisant le temps de trajet total)
 - Évaluation des **Critères de remplacement / Critères de Négociation** :
Critères de Négociation :
Borne rapide déjà occupée ✗ Rejetée
Prix négocié < -20% du prix initial ✗ Rejetée
Sinon : même prix que borne ALNS ✓ Acceptée
- Si acceptée ✓ :
 - Mise à jour du parcours : remplacement de la borne ALNS par la borne rapide
 - Borne rapide marquée comme occupée
- Sinon ✗ :
 - Garde le parcours avec ALNS

Algorithme de Négociation

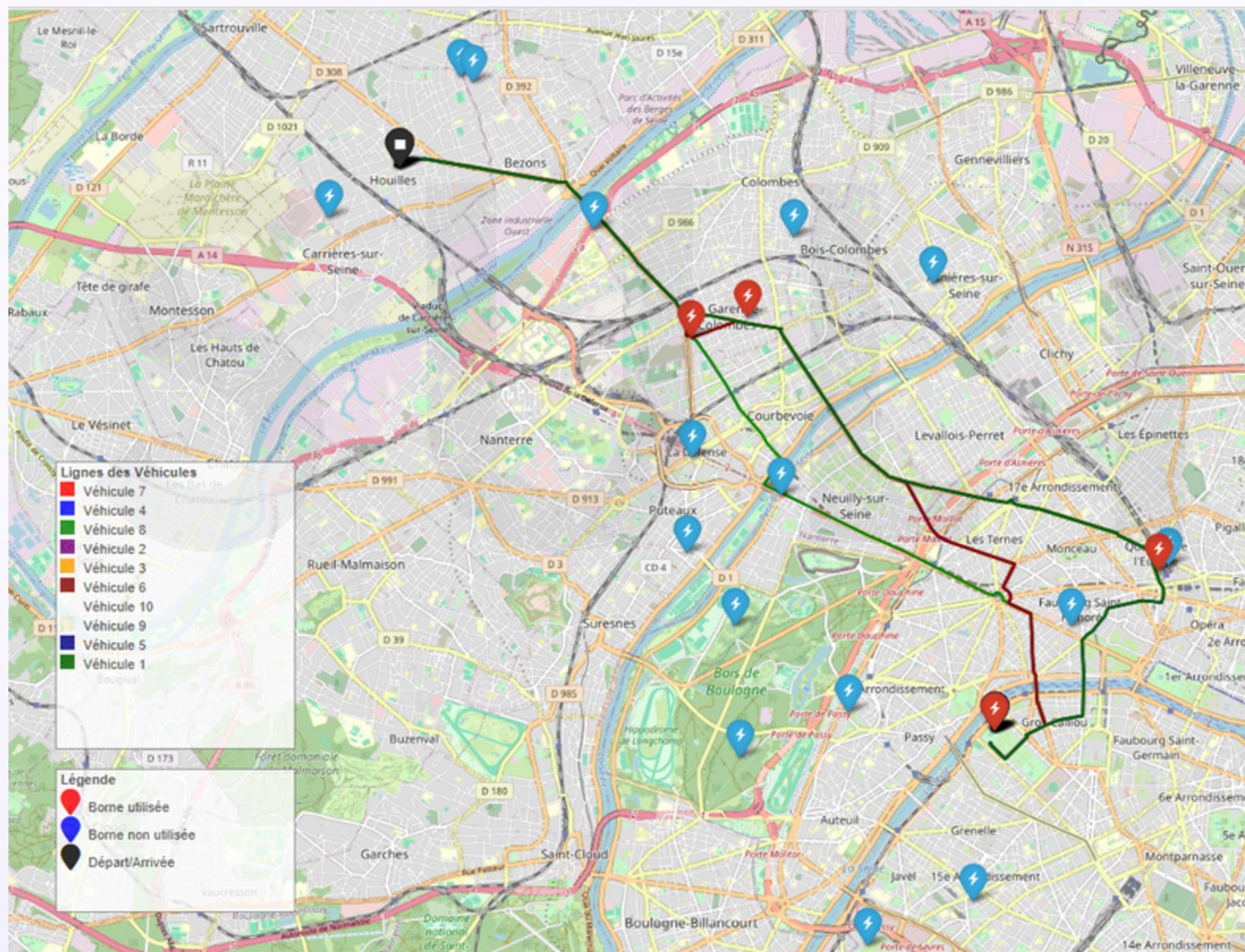
*** Véhicule 3 (Départ à 00:34) ***
ALNS pour véhicule 3: 100% | 50/50 [00:40<00:00, 1.24it/s]

--- Négociation ---
Véhicule 3 : borne ALNS = ID 114 (Prix = 0.18 €/kWh)
Véhicule 3 : borne la plus rapide = ID 112 (Prix = 0.19 €/kWh, Temps trajet = 00:54)
Négociation acceptée : le prix de la borne rapide ID 112 est abaissé de 0.19 à 0.18 €/kWh.
--- Véhicule 3 - Route Finale ---
Route (IDs): [0, 112, 1]
Coût énergétique: 3.47 kWh
Coût recharge: 15.91 €
Temps de trajet: 00:54
Coût total (détail): 20.28
Coût objectif (pondéré): 1.6324824918944758
Heures d'arrivée: ['00:34', '00:37', '00:38']
Niveaux de batterie: [2.0948734461499195, np.float64(1.4491214469924891), 78.74368284277835]

Détails des arrêts de recharge :
- Station ID 112: Arrivée à 00:48, Connecteurs libres: 3, Recharge de base: 40.1 min, Attente: 0.0 min, Temps total: 40.1 min, Prix dynamique: 0.20 €/kWh



Algorithme de Négociation



Optimisation ALNS

1. L'algo c'est quoi (on parle en deux spi de SPO qui avait ete envisagé)

2. Definition des classes et des profils

3. Etude de cas de véhicules pour les diff profil et que ca marche bien

 3.1 eco

 3.2 vert

 3.3 temps

 3.4 equi

4. Ce que ca donne en générale

5. Etude de l'optimisation globale avec theorie des jeux

 5.1 la formule

 5.2 etude des changement

Algo de Négociation

1. C'est quoi ? Fonctionnement

2. Resultats

LiLimites

Échelle limitée

- Modèle testé sur un réseau restreint (carte Paris intra-muros)
- Complexité élevée si élargi à une grande ville ou à un pays

Hypothèses simplificatrices

- Recharge toujours possible à la borne choisie
- Vitesse constante entre les nœuds du graphe
- Pas de gestion des accidents ou imprévus

Contraintes techniques et d'implémentation

Données non temps réel

- Modèle testé sur un réseau restreint (carte Paris intra-muros)
- Complexité élevée si élargi à une grande ville ou à un pays

Coût de calcul

- ALNS demande beaucoup d'itérations pour des résultats stables
- Négociation multi-véhicules rallonge le traitement

Perspectives d'amélioration

Vers une solution plus robuste et réaliste

Intégration des données en temps réel

- Connecter la plateforme à des API trafic et météo live
- Réagir aux imprévus en cours de route

Extension du réseau

- Tester sur des villes entières ou des trajets interurbains
- Utiliser des clusters ou architectures distribuées pour le calcul

Planification multi-véhicules avancée

- Planification multi-véhicules avancée
- Gérer les véhicules autonomes (V2X)

Affinage des préférences utilisateurs

- Profils basés sur historique réel
- Interface homme-machine pour retour utilisateur

Développer un modèle d'optimisation multi-objectifs pour la mobilité intelligente des véhicules électriques (VE), intégrant coûts, temps, énergie et interaction V2X.

Méthodologie :

- Algorithme ALNS (Adaptive Large Neighborhood Search).
- Intégration de données dynamiques (tarification, météo, trafic).
- Simulation avec OSMnx, NetworkX et Folium.

Limites Identifiées

- Simulations à échelle réduite (50 véhicules, trajets urbains).
- Temps de calcul élevé de l'algorithme ALNS.
- Paramètres dynamiques non entièrement intégrés (météo extrême, pannes).



Résultats Clés

- Réduction des coûts énergétiques et fluidification du trafic grâce à l'optimisation dynamique.

Perspectives

- Raffinement du modèle :** Ajout de données contextuelles (événements, incidents). Optimisation temps réel : Combinaison IA + métahéuristiques.
- Dimension multi-agent :** Coordination de flottes de VE et interaction V2X avancée. Intégration à des simulateurs (ex. SUMO) pour validation réaliste.

Merci pour tout



Souhila Arib & Samir Aknine