



Université Hassan II

École Normale Supérieure de l'Enseignement Technique Mohammedia

Département Génie Électrique
Filière : Génie Électrique et Énergie Renouvelable

Projet de fin d'année

Conception d'un système de contrôle et de pilotage intelligent des échanges d'énergie entre véhicules électriques et le réseau, basé sur l'apprentissage par renforcement via EVPLAN

DU 01/07/2025 JUSQU'À 31/08/2025

RÉALISÉ PAR :

M. KALIL Yassine
M. EL MOUITI Wadie

ENCADRÉ PAR :

M. ROCHD Abdelilah *Chef du département Smart Grid - GEP*
M. HOURAN Nouriddin *Superviseur - Développeur SIG - GEP*
M. AMMAR Abderazzak *Professeur en Intelligence Artificielle - ENSET*

Année Universitaire 2024-2025

Dédicace

Nous dédions ce modeste travail :

*À la mémoire de nos parents ,
dont l'amour, les valeurs et les sacrifices
continuent de nous inspirer chaque jour.*

*À nos familles, pour leur soutien moral
et leur patience tout au long de notre parcours.*

*À notre encadrant universitaire, pour son suivi,
ses conseils précieux et sa disponibilité.*

*À notre tuteur industriel et l'équipe de GREEN ENERGY PARK ,
pour leur accueil chaleureux, leur confiance
et le partage de leurs connaissances.*

*À nos amis et camarades,
pour leurs encouragements et leur motivation.*

Remerciements

Ce projet n'est jamais le fruit d'un seul individu, mais bien le résultat d'expériences partagées, de rencontres enrichissantes et de collaborations précieuses.

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail, en nous offrant leur temps, leur écoute, leurs conseils, leur expertise, et parfois même un réconfort bienvenu. Chacun, à sa manière, nous a permis de progresser, d'évoluer, d'apprendre et de mieux nous découvrir.

Nous adressons nos sincères remerciements à **Pr. AMMAR Abderazzak**, *Professeur en électronique et intelligence artificielle à l'ENSET Mohammedia*, pour son encadrement académique, sa disponibilité, ses conseils avisés et son soutien tout au long de ce projet.

Nous exprimons également toute notre reconnaissance à **M. Rochd Abdelilah**, *Chef du département Smart Grids*, pour son accompagnement professionnel, son expertise et la confiance qu'il nous a accordée.

Nos remerciements vont aussi à **M. Houran Nouriddine**, *Développeur SIG*, pour son suivi attentif, ses orientations précieuses et son esprit collaboratif.

Nous remercions chaleureusement **tous les membres de Green Energy Park et du Green & Smart Building Park**, ainsi que l'**IRESSEN**, pour leur accueil, leur disponibilité et leur contribution à l'avancement de ce projet.

Nous n'oublions pas de remercier nos familles et nos amis pour leur soutien moral constant, leur patience et leurs encouragements.

Enfin, nous dédions ce travail à la mémoire de nos parents, dont l'amour et les valeurs continuent de nous inspirer chaque jour.

Résumé

Ce projet s'inscrit dans la transition énergétique marocaine et porte sur le développement d'un système de gestion intelligente pour les stations de recharge de véhicules électriques (VE) au Maroc. Il s'inscrit dans le cadre du projet **GridMind CPO** et de la plateforme **EVPLAN**, financée par **IRESEN** et le **CDTI**, et développée par **Green Energy Park** et **Zunder**. EVPLAN est un outil GIS-based conçu pour aider les décideurs, urbanistes et fournisseurs d'énergie à planifier les emplacements optimaux pour les stations de recharge publiques, en combinant analyses spatiales, indicateurs socio-techniques et cartographie collaborative.

L'objectif principal du projet est de fournir aux opérateurs de recharge un outil capable de simuler en temps réel différents scénarios, d'optimiser l'utilisation des stations et de renforcer la stabilité et la flexibilité du réseau électrique grâce aux services auxiliaires. Le projet s'appuie sur des outils d'intelligence artificielle avancés tels que le **Reinforcement Learning (RL)**, le **Model Predictive Control (MPC)** et des **heuristiques**, afin de proposer des stratégies de contrôle dynamique et d'optimisation adaptées aux besoins du CPO et des utilisateurs finaux.

Les stagiaires **Yassine Kalil** et **Wadie El Mouiti** ont contribué au développement des services auxiliaires et au contrôle dynamique du réseau. Leur travail a permis au CPO de simuler différents scénarios, d'évaluer leur impact sur la performance du réseau et de proposer des méthodes optimales de dispatching des flux énergétiques afin d'améliorer la régulation de la fréquence et la stabilité globale.

Pour atteindre ces objectifs, plusieurs outils et technologies ont été utilisés. Une simulation MATLAB a été réalisée pour visualiser le comportement des VE sur le réseau. Un dashboard interactif a été développé avec **Streamlit** et **Plotly**, intégrant une base de données de modèles de véhicules et de types de stations. De plus, EVPLAN a permis une analyse spatiale complète de la province marocaine étudiée, intégrant plusieurs indicateurs socio-techniques et spatiaux, ainsi que l'optimisation des emplacements des stations et des recommandations de planification.

Cette solution contribue au développement de l'écosystème de mobilité électrique au Maroc et constitue un modèle reproductible pour d'autres pays en transition énergétique.

Abstract

This internship focused on the development of an intelligent management system for electric vehicle (EV) charging stations in Morocco. The project is part of the **GridMind** CPO initiative and the **EVPLAN** platform, funded by **IRESEN** and **CDTI**, and developed by **Green Energy Park** and **Zunder**. EVPLAN is a GIS-based tool designed to assist decision-makers, urban planners, and energy providers in identifying optimal locations for public EV charging stations by combining spatial analytics, socio-technical indicators, and collaborative mapping.

The main goal of the project was to provide charging operators with a tool to simulate different scenarios in real-time, optimize station usage, and enhance the stability and flexibility of the electrical grid through auxiliary services. The project leverages advanced artificial intelligence tools, including **Reinforcement Learning (RL)**, **Model Predictive Control (MPC)**, and heuristic algorithms, to implement dynamic control and optimization strategies tailored to the needs of both operators and end users.

The interns, **Yassine Kalil** and **Wadie El Mouiti**, contributed to the development of auxiliary services and dynamic grid control. Their work enabled the CPO to simulate multiple scenarios, evaluate their impact on network performance, and propose optimal energy dispatching methods to improve frequency regulation and overall grid stability.

To achieve these objectives, several tools and technologies were employed. MATLAB simulations were performed to visualize EV behavior on the network. An interactive dashboard was developed using **Streamlit** and **Plotly**, integrating a database of vehicle models and station types. Furthermore, EVPLAN provided a comprehensive spatial analysis of the studied Moroccan province, incorporating multiple socio-technical and spatial indicators, optimizing station locations, and delivering ready-to-implement planning recommendations.

This solution contributes to the development of the EV mobility ecosystem in Morocco and offers a reproducible model for other countries undergoing energy transition.

Liste des Abréviations

Abréviation	Signification
AC	Alternating Current (Courant Alternatif)
ACN-Sim	Adaptive Charging Network Simulator
API	Application Programming Interface
CPO	Charge Point Operator (Opérateur de Points de Charge)
CSP	Concentrated Solar Power (Solaire à Concentration)
CSV	Comma-Separated Values
CVXPY	Convex Optimization in Python
DC	Direct Current (Courant Continu)
DQN	Deep Q-Network
ENR	Énergies Renouvelables
EV	Electric Vehicle (Véhicule Électrique)
EVSE	Electric Vehicle Supply Equipment
G2V	Grid-to-Vehicle (Réseau vers Véhicule)
GEP	Green Energy Park
GNC	Gaz Naturel Comprimé
GNL	Gaz Naturel Liquéfié
GNV	Gaz Naturel pour Véhicules
GPL	Gaz de Pétrole Liquéfié
IDE	Integrated Development Environment
JSON	JavaScript Object Notation
Li-ion	Lithium-ion
LiFePO ₄	Lithium Fer Phosphate
LMS	Load Management System
MIQP	Mixed Integer Quadratic Programming
MPC	Model Predictive Control (Contrôle Prédictif par Modèle)

NCA	Nickel Cobalt Aluminium
NEDC	New European Driving Cycle
Ni-Cd	Nickel-Cadmium
Ni-MH	Nickel Métal Hydrure
NMC	Nickel Manganèse Cobalt
OCPP	Open Charge Point Protocol
ONEE	Office National de l'Électricité et de l'Eau potable
ORC	Organic Rankine Cycle
PI	Proportionnel Intégral
PR	Proportionnel Résonant
PV	Photovoltaïque
PWM	Pulse Width Modulation (Modulation de Largeur d'Impulsion)
R&D	Recherche et Développement
RL	Reinforcement Learning (Apprentissage par Renforcement)
ROI	Return on Investment (Retour sur Investissement)
SOC	State of Charge (État de Charge)
TCO	Total Cost of Ownership (Coût Total de Possession)
THD	Total Harmonic Distortion (Distorsion Harmonique Totale)
UPF	Unity Power Factor (Facteur de Puissance Unitaire)
V2G	Vehicle-to-Grid (Véhicule vers Réseau)
VHR	Véhicule Hybride Rechargeable

Table des matières

Dédicace	i
Remerciements	ii
Résumé	iii
Abstract	iv
Liste des Abréviations	v
Introduction Générale	1
1 Présentation de l'organisme d'accueil (IRESEN , GEP ET GSBP)	3
1 Institut de Recherche en Énergie Solaire et Énergies Nouvelles (IRESEN) :	3
2 Green Energy Park (GEP)	5
3 Green & Smart Building Park (GSBP)	7
3.1 L'organigramme de Green Energy Park	8
3.2 Secteurs d'activités : Green and Smart Building Park	8
3.3 Infrastructures de Green & Smart Building Park	9
2 Mobilité électrique et réseaux intelligents : état de l'art et applications au contexte Marocain	10
1 Présentation des technologies de solutions de mobilité durable	11
1.1 Véhicules à motorisation thermique	11
1.1.1 Motorisations conventionnelles	11
1.1.2 Technologies hybrides non rechargeables	11
1.2 Véhicules électrifiés	12
1.2.1 Véhicules hybrides rechargeables (VHR)	12
1.2.2 Véhicules tout électriques (VE)	13
1.3 Véhicules à carburants alternatifs	14
1.3.1 Technologies gaz	14
1.3.2 Technologie hydrogène	14
1.3.3 Biocarburants	15
2 Technologies de batteries des véhicules électriques	16
2.1 Évolution historique et typologie des batteries pour véhicules électriques	16

2.1.1	Batterie Nickel Métal Hydrure (Ni-MH) : La technologie de transition	16
2.1.2	Technologies Lithium : L'ère de la révolution énergétique	17
2.2	Analyse comparative approfondie des performances	19
2.2.1	Méthodologie d'évaluation multi-critères	19
2.2.2	Matrice de performance comparative avancée	21
2.2.3	Technologies émergentes et perspectives d'avenir	21
3	Les infrastructures de recharge des véhicules électriques	22
3.1	Etat des lieux des infrastructures de recharge pour véhicules électriques	22
3.2	Perspectives d'évolution des infrastructures de recharge pour véhicules électriques	23
4	Étude de cas : Infrastructure de recharge publique à Rabat	24
4.1	Contexte et objectifs	24
4.2	Méthodologie	25
4.2.1	Collecte et prétraitement des données	25
4.2.2	Approche analytique	25
4.3	Résultats détaillés	26
4.3.1	Évolution temporelle	26
4.3.2	Profil énergétique	27
4.3.3	Comportements utilisateurs	27
4.3.4	Synthèse des indicateurs	28
4.4	Recommandations stratégiques	28
4.5	Conclusions	28
5	Cadre du Stage et Missions	28
3	Analyse des flux d'énergie du système de recharge — Simulation sous MATLAB/Simulink	29
1	Description du système	30
2	Conception du Système	32
3	Algorithme de contrôle.	33
4	Resultats et discussion	34
4	Développement du Dashboard FLEXGRID CPO avec IA et Contrôle Avancé	36
1	Introduction	36
2	Les services auxiliaires	37
3	Véhicules électriques et dynamiques du réseau	38
4	Simulateurs existants de recharge de véhicules électriques	40
5	Le Simulateur FLEXGRID	43
5.1	Flux de Simulation et Configuration	43
5.2	Architecture du Système	44

6	Analyse Technique et Implémentation du Système FLEXGRID	45
6.1	Architecture Conceptuelle du Système	45
6.1.1	Vue d'ensemble de l'architecture	45
6.1.2	Modèles de conception implémentés	45
6.2	Stack Technologique et Outils de Développement	46
6.2.1	Langage de programmation et frameworks	46
6.2.2	Bibliothèques de calcul et d'optimisation	46
6.3	Visualisation et Interface Utilisateur	47
6.3.1	Architecture de l'interface dashboard	47
6.3.2	Sections principales et indicateurs de performance	48
6.3.3	Interactions entre sections et flux d'information	49
6.3.4	Technologies de visualisation et interactivité	49
7	Structure des Données et Entraînement des Modèles RL	50
7.1	Introduction : Découverte des Données FLEXGRID	50
7.2	Organisation du Dossier Data	50
7.2.1	Structure des Fichiers	50
7.3	Fichiers de Spécifications des Véhicules	51
7.3.1	ev_specs.json - Base de Données des Véhicules	51
7.3.2	ev_specs_v2g_enabled2024.json - Véhicules V2G	51
7.4	Fichiers de Données Temporelles	51
7.4.1	demosten_5minutes_with_thd.csv - Données Réseau	51
7.4.2	Behavior_DATA_day-ahead-2015-2024.csv - Prix de l'Électricité	52
7.5	Fichiers de Scripts de Traitement	52
7.5.1	data_cleaner.py - Nettoyage des Données	52
7.5.2	eda_day-ahead_prices.py - Analyse Exploratoire	52
7.6	Fichiers de Distribution et Comportements	53
7.6.1	Fichiers CSV de Distribution	53
7.7	Impact sur l'Entraînement des Modèles RL	54
7.7.1	Accélération de l'Apprentissage	54
7.7.2	Stratégies d'Utilisation des Données	54
7.8	Leçons Apprises et Bonnes Pratiques	54
7.8.1	Importance de la Qualité des Données	54
7.8.2	Optimisations Implémentées	55
7.9	Conclusion	55
8	Algorithmes d'Optimisation et Formulations Mathématiques	55
8.1	Présentation des algorithmes intégrés	55
8.2	Formulations mathématiques détaillées	56
8.2.1	Contrôle prédictif par modèle (MPC)	56
8.2.2	Optimisation Gurobi MIQP	56

8.3	Apprentissage par Renforcement Multi-Objectifs	57
8.3.1	Algorithme heuristique	63
8.4	Intégration des contraintes réseau	63
8.5	Conclusion et Interprétations	63
Annexes		67
Annexe A : Spécifications Techniques		68
Annexe B : Algorithmes d'Optimisation		70
Annexe C : Configuration et Paramètres		73

Table des figures

1.1	Logo d'IRESEN	3
1.2	Organigramme de l'IRESEN	4
1.3	Logo du Green Energy Park	5
1.4	Cartographie du Green Energy Park	6
1.5	Logo du Green & Smart building Park	7
1.6	Organigramme de GREEN ENERGY PARK	8
1.7	Construction durable	8
1.8	Réseaux intelligents	8
1.9	Efficacité énergétique	8
1.10	Mobilité durable	8
1.11	Illustration des quatre axes stratégiques du Green and Smart Building Park . .	8
2.1	Architecture et fonctionnement des véhicules hybrides non rechargeables . . .	12
2.2	Architecture et fonctionnement des véhicules hybrides rechargeables	13
2.3	Architecture et composants des véhicules électriques	14
2.4	Principe de fonctionnement de la pile à combustible hydrogène	15
2.5	Batterie Toyota PRIUS - Configuration Batterie Ni-MH d'une LEXUS - Architecture modulaire	17
2.6	Bornes étudiées au parking Marjane Rabat (avec ombrières solaires)	25
2.7	Évolution temporelle des sessions de recharge	26
2.8	Analyse énergétique des sessions de recharge	27
2.9	Répartition hebdomadaire des sessions	27
3.1	Schéma de principe général du système	30
3.2	Schéma bloc d'intégration du système	31
3.3	Schéma bloc d'intégration du système	31
3.4	Représentation des convertisseurs bidirectionnels en mode G2V et V2G.	33
3.5	Diagramme de contrôle du convertisseur AC/DC bidirectionnel	33
3.6	Diagramme de contrôle du convertisseur AC/DC bidirectionnel	35
4.1	Schéma détaillé des services auxiliaires	38
4.2	Variation de Fréquence	39

4.3	Relation entre production, consommation et fréquence.	39
4.4	Fonctionnement FLEXGRID simulateur	43
4.5	Arborescence des répertoires et des fichiers du package FLEXGRID	44
4.6	Vue d'ensemble du dashboard FLEXGRID : interface principale de gestion des stations de recharge avec sections Executive Dashboard, Station Management, Fleet Analytics, Grid Regulation et Financial Analysis	47
4.7	Vue d'ensemble des différentes fonctions du projet	48
4.8	Légende générale pour les deux images	53

Introduction Générale

La transition énergétique mondiale, motivée par la nécessité de réduire les émissions de gaz à effet de serre et de limiter la dépendance aux énergies fossiles, connaît aujourd’hui une accélération sans précédent. Dans ce contexte, la mobilité électrique s’impose comme un pilier essentiel de la décarbonation des transports, représentant une alternative durable aux véhicules thermiques. Selon l’Agence Internationale de l’Énergie (AIE), le parc mondial de véhicules électriques (VE) a dépassé les **40 millions d’unités en 2024**, avec une progression annuelle supérieure à 35%, portée par les avancées technologiques, la baisse des coûts des batteries et les politiques publiques incitatives. Des acteurs internationaux tels que l’IRENA (*International Renewable Energy Agency*) et l’AIE mettent en avant l’importance de l’intégration massive des VE pour atteindre les objectifs de neutralité carbone à l’horizon 2050.

Les véhicules électriques, au-delà de leur rôle en tant que moyen de transport propre, offrent désormais des perspectives innovantes d’interaction avec le réseau électrique. Grâce aux technologies **Vehicle-to-Grid (V2G)** et **Grid-to-Vehicle (G2V)**, les VE peuvent non seulement consommer de l’énergie, mais aussi en injecter vers le réseau, participant ainsi à la stabilisation de la fréquence, à la gestion des pics de demande et à l’intégration des énergies renouvelables intermittentes. Cette approche requiert cependant des infrastructures intelligentes, capables de coordonner ces échanges en temps réel : c’est le rôle des **smart grids** et des **microgrids**.

Les **réseaux intelligents (smart grids)** intègrent des technologies de mesure, de communication et de contrôle avancées, permettant une gestion dynamique et bidirectionnelle de l’énergie entre producteurs, consommateurs et prosommateurs. Les **microgrids**, quant à eux, représentent des réseaux électriques locaux, autonomes ou connectés, capables d’intégrer une forte proportion d’énergies renouvelables et de répondre de manière flexible aux besoins énergétiques d’une communauté ou d’un site industriel. L’association des VE avec ces architectures de réseau ouvre la voie à une nouvelle ère de gestion énergétique distribuée et décentralisée.

Au Maroc, cette vision s’inscrit dans une stratégie énergétique ambitieuse, visant à porter la part des énergies renouvelables à **52% de la capacité installée d’ici 2030**. Des institutions de recherche et d’innovation telles que l’**Institut de Recherche en Énergie Solaire et Energies Nouvelles (IRESEN)** et le **Green Energy Park** jouent un rôle clé dans le développement de solutions technologiques adaptées au contexte national. Ces centres travaillent activement

sur l'intégration des énergies renouvelables, la mobilité électrique et les systèmes intelligents de gestion de l'énergie, en collaboration avec des partenaires industriels et académiques, nationaux et internationaux.

Dans ce cadre, la conception d'un **système de contrôle et de pilotage intelligent des échanges d'énergie entre véhicules électriques et le réseau**, basé sur l'**apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning)**, prend tout son sens. La plateforme EVPLAN offre un environnement de simulation avancé permettant de modéliser et optimiser ces interactions, en intégrant les contraintes techniques du réseau, les comportements des utilisateurs et la variabilité des ressources renouvelables. Ce projet s'inscrit ainsi dans une dynamique mondiale et nationale visant à bâtir un écosystème énergétique plus résilient, intelligent et durable.

Chapitre 1

Présentation de l'organisme d'accueil (IRESEN , GEP ET GSBP)

1 Institut de Recherche en Énergie Solaire et Énergies Nouvelles (IRESEN) :

Créé en 2011 par le Ministère de la Transition Énergétique et du Développement Durable, l'**Institut de Recherche en Énergie Solaire et Énergies Nouvelles (IRESEN)** est un centre national de recherche appliquée dédié aux énergies renouvelables et à l'efficacité énergétique. Sa mission principale est de soutenir la stratégie énergétique marocaine en développant des projets de R&D innovants, en partenariat avec les universités, les industriels et les centres de recherche nationaux et internationaux. L'IRESEN intervient dans plusieurs domaines clés, notamment

l'énergie solaire photovoltaïque et thermique, l'énergie éolienne, le stockage d'énergie, la mobilité électrique, l'hydrogène vert et les réseaux intelligents. Il se distingue par son rôle de catalyseur entre la recherche académique et les besoins industriels, contribuant ainsi au transfert technologique et à l'émergence de solutions adaptées au contexte marocain.



FIGURE 1.1 – Logo d'IRESEN

Organigramme de l'IRESEN

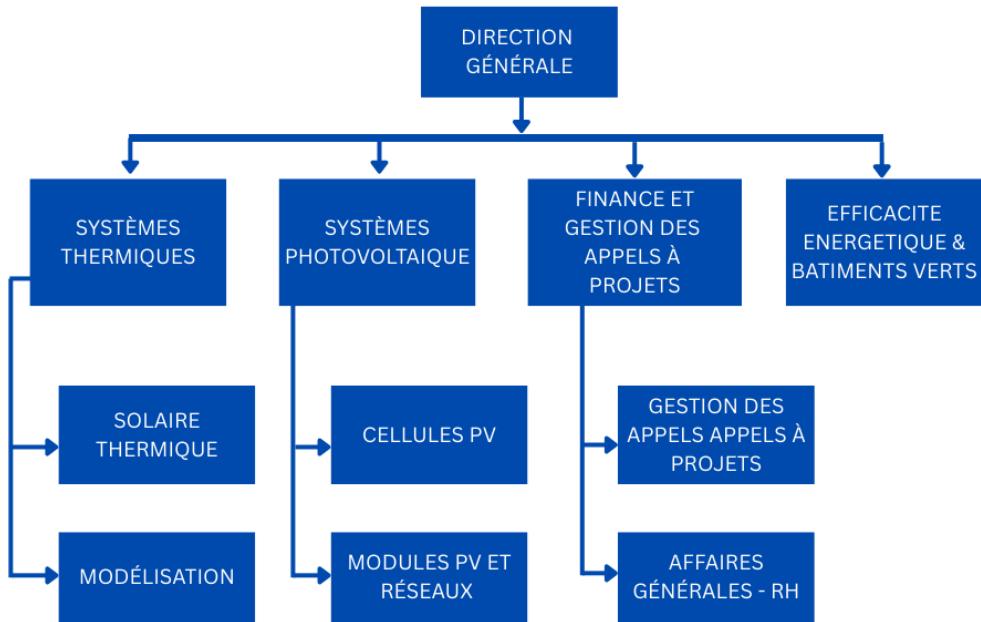


FIGURE 1.2 – Organigramme de l'IRESEN

L'organigramme de l'IRESEN se structure autour de la **Direction Générale**, qui coordonne l'ensemble des pôles et services. Quatre grandes divisions principales relèvent directement de cette direction :

- **Systèmes Thermiques**, qui comprend deux sous-unités spécialisées :
 - *Solaire Thermique*, dédiée au développement et à l'optimisation des technologies solaires thermiques.
 - *Modélisation*, chargée de la simulation et de l'analyse des systèmes thermiques.
- **Systèmes Photovoltaïques**, qui regroupe :
 - *Cellules PV*, orientée vers la recherche et l'amélioration des cellules photovoltaïques.
 - *Modules PV et Réseaux*, axée sur l'intégration des modules et leur connexion aux réseaux électriques.
- **Finance et Gestion des Appels à Projets**, qui inclut :
 - *Gestion des Appels à Projets*, pour la planification et le suivi des projets financés.
 - *Affaires Générales – RH*, en charge des ressources humaines et de la gestion administrative.

-
- **Efficacité Énergétique et Bâtiments Verts**, qui œuvre à la promotion de solutions durables et performantes pour le secteur du bâtiment.

Cette organisation permet à l'IRESEN de couvrir un large spectre d'activités liées aux énergies renouvelables et à l'efficacité énergétique, tout en assurant une coordination efficace entre les différents pôles.

2 Green Energy Park (GEP)

Le **Green Energy Park (GEP)**, inauguré en 2017, est une plateforme de recherche, de test et de formation dédiée aux technologies solaires et aux énergies renouvelables. Situé à Benguerir, sur le site de l'Université Mohammed VI Polytechnique (UM6P), le GEP est le fruit d'un partenariat stratégique entre l'IRESEN et l'UM6P. Cette infrastructure unique en Afrique offre des laboratoires de pointe et des espaces de test en conditions réelles, permettant de mener des projets allant de la recherche fondamentale au prototypage et à l'industrialisation. Les thématiques abordées incluent le solaire photovoltaïque, le solaire thermique, le stockage d'énergie, l'efficacité énergétique, les microgrids, la mobilité électrique et l'intégration des énergies renouvelables au réseau. Le GEP joue également un rôle dans la formation des ingénieurs et chercheurs, contribuant au développement des compétences nationales.



FIGURE 1.3 – Logo du Green Energy Park

Le **Green Energy Park** est un centre de recherche et de test dédié aux énergies renouvelables, doté d'infrastructures modernes permettant de mener des expérimentations à grande échelle. Le site comprend plusieurs zones clés :

- **Plateformes de test photovoltaïque** : espaces dédiés à l'évaluation et à la comparaison des performances de différentes technologies photovoltaïques, en conditions réelles d'ensoleillement.
- **Bâtiment principal et laboratoires** : abrite les équipes de recherche et les équipements de pointe pour l'analyse, la caractérisation et le développement de solutions innovantes dans le domaine des énergies renouvelables.

- **Plateforme de test CSP** : infrastructure destinée à l'expérimentation des systèmes à concentration solaire (*Concentrated Solar Power*), permettant de valider les performances thermiques et énergétiques de différents prototypes.
- **Centrale pilote CSP-ORC 1 MWe** : centrale de démonstration combinant la technologie solaire à concentration (CSP) avec un cycle organique de Rankine (ORC), capable de produire jusqu'à 1 MWe, utilisée pour la recherche appliquée et la formation.

Ces installations permettent au Green Energy Park de jouer un rôle central dans la recherche, le développement et le transfert technologique au service de la transition énergétique au Maroc et en Afrique.



FIGURE 1.4 – Cartographie du Green Energy Park

Fiche technique

Composantes	Identification
Raison sociale	Green Energy Park
Forme juridique	Civic and Social Organizations
Secteur d'Activité	énergies solaires et énergies renouvelables
Spécialités	énergie solaire, énergies renouvelables, innovation, R & D et économie verte
Date de création	2017
Siège social	Route Régionale R206 Benguerir, Maroc
Effectif	51–200 employés
Nationalité	Marocaine
Site Web	https://www.greenenergypark.ma/
E-mail	contact@greenenergypark.ma

TABLE 1.1 – Fiche technique de l'organisation Green Energy Park

3 Green & Smart Building Park (GSBP)

Le **Green & Smart Building Park** est une plate-forme de test, de formation et d'innovation, dédiée à la Recherche et au Développement (R&D) dans les domaines des bâtiments verts, de l'efficacité énergétique, des réseaux intelligents et de la mobilité durable, financée par l'Université Polytechnique Mohammed VI (UM6P), l'Institut de Recherche sur l'Énergie Solaire et les Nouvelles Énergies (IRESEN), et l'Agence Coréenne de Coopération Internationale (KOICA), inaugurée le 24 février 2023 par le Green Energy Park, et de la plate-forme "Green & Smart Building Park", à Benguerir, au Maroc. Cette infrastructure vise à contribuer au développement de la ville durable marocaine et africaine du futur à travers la valorisation des matériaux de construction bas carbone, l'intégration des énergies renouvelables, et la digitalisation des bâtiments et des réseaux électriques. Elle vise à encourager la recherche appliquée, l'innovation et l'incubation en s'appuyant sur le capital humain du Royaume à travers la mutualisation des infrastructures de recherche et la fédération des efforts des différentes institutions et acteurs locaux dans les secteurs de la construction et des réseaux électriques (centres de recherche, universités, agences de développement, grandes entreprises et PME, etc.).



FIGURE 1.5 – Logo du Green & Smart building Park

3.1 L'organigramme de Green Energy Park

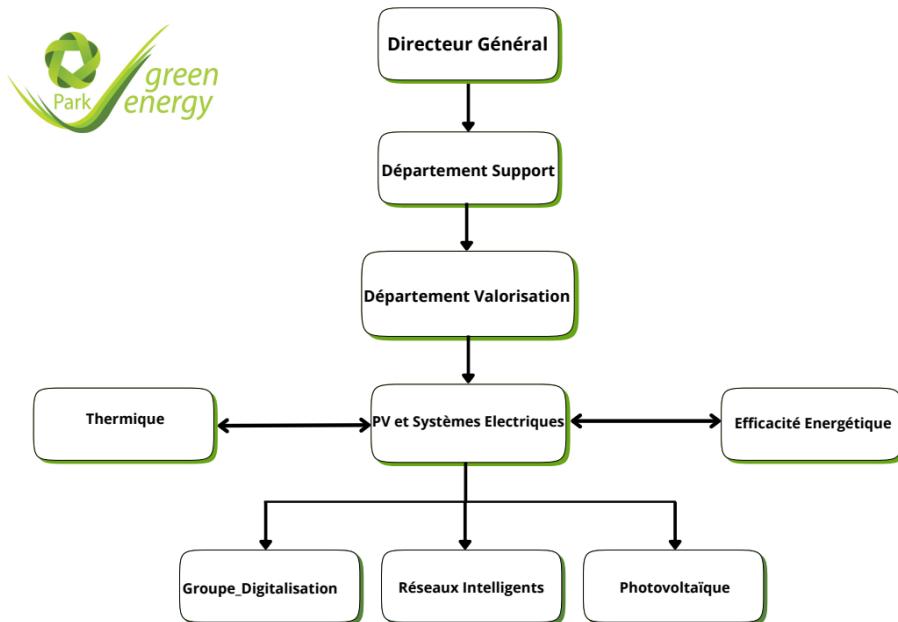


FIGURE 1.6 – Organigramme de GREEN ENERGY PARK

3.2 Secteurs d'activités : Green and Smart Building Park



FIGURE 1.7 –
Construction durable

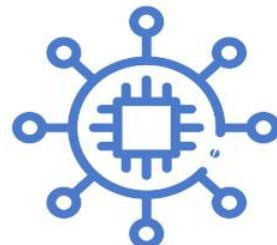


FIGURE 1.8 – Réseaux
intelligents



FIGURE 1.9 –
Efficacité énergétique



FIGURE 1.10 –
Mobilité durable

FIGURE 1.11 – Illustration des quatre axes stratégiques du Green and Smart Building Park

L'expertise dans les bâtiments écologiques se concentre sur la conception d'infrastructures intégrant des matériaux durables et des technologies réduisant la consommation énergétique tout en maximisant le confort des utilisateurs. L'accent est mis sur l'optimisation des systèmes de chauffage, de ventilation et de climatisation, ainsi que sur l'intégration des énergies renouvelables comme le solaire.

Dans le domaine de l'efficacité énergétique, le département développe des technologies permettant d'optimiser l'utilisation des ressources énergétiques, avec pour objectif de minimiser les pertes d'énergie et d'améliorer la performance énergétique globale des bâtiments et des infrastructures. Cela inclut des systèmes intelligents de gestion de l'énergie qui surveillent et régulent la consommation.

La mobilité électrique est un autre axe important, avec des recherches et des solutions axées sur l'intégration des véhicules électriques dans le réseau énergétique existant. Ce domaine comprend le développement de bornes de recharge intelligentes et l'exploration de nouveaux modèles de gestion de l'énergie pour soutenir une transition vers une mobilité plus durable.

Enfin, les réseaux intelligents (*smart grids*) visent à améliorer la distribution et la gestion de l'électricité en intégrant les énergies renouvelables et en utilisant des technologies avancées pour rendre les réseaux plus flexibles et résilients.

3.3 Infrastructures de Green & Smart Building Park

- Laboratoire de caractérisation géotechnique, géothermique et matériaux génie civil
- Laboratoire de caractérisation thermo-acoustique et valorisation des matériaux locaux
- Laboratoire de modélisation de structure et de conception éco-énergétique
- Laboratoire Réseaux Intelligents et intégration des ENR
- Fablab : Imprimante 3D
- Service de formations aux métiers du bâtiment
- Laboratoire acoustique : Chambre réverbérante
- Laboratoire Outdoor pour tests à échelle réelle

Chapitre 2

Mobilité électrique et réseaux intelligents : état de l'art et applications au contexte Marocain

Introduction

La transition énergétique mondiale vers des solutions plus durables a placé la mobilité électrique au cœur des stratégies de décarbonation du secteur des transports. Cette révolution technologique, portée par l'évolution rapide des batteries, l'expansion des infrastructures de recharge et l'intégration croissante avec les réseaux électriques intelligents, redéfinit les paradigmes de la mobilité urbaine et interurbaine.

Les véhicules électriques (VE) ne constituent plus seulement une alternative écologique aux véhicules thermiques, mais représentent désormais un élément clé de l'écosystème énergétique intelligent. Leur capacité à interagir avec le réseau électrique, à travers des concepts comme le *Vehicle-to-Grid* (V2G) et le *Grid-to-Vehicle* (G2V), ouvre de nouvelles perspectives pour l'optimisation de la consommation énergétique et l'intégration des énergies renouvelables.

Le Maroc, engagé dans une ambitieuse stratégie énergétique visant 52% d'énergies renouvelables d'ici 2030, se positionne comme un acteur majeur de cette transformation. Le Royaume dispose d'atouts considérables : un potentiel exceptionnel en énergies solaire et éolienne, une industrie automobile dynamique, et une volonté politique affirmée de développer une mobilité durable. Dans ce contexte, l'électrification des transports s'inscrit naturellement dans la vision stratégique nationale de transition énergétique.

Cependant, le déploiement à grande échelle de la mobilité électrique soulève des défis techniques, économiques et sociaux complexes. La gestion de la demande énergétique, l'adaptation des infrastructures existantes, l'optimisation des réseaux de recharge, et l'acceptabilité sociale constituent autant d'enjeux à adresser pour réussir cette transition.

Ce chapitre vise à dresser un état de l'art complet des technologies de mobilité électrique

et de leur intégration dans les réseaux intelligents, tout en analysant leur applicabilité au contexte marocain. À travers une approche méthodique alliant analyse théorique et étude empirique, nous explorerons les solutions technologiques disponibles, leurs performances, et leur potentiel d'adaptation aux spécificités du marché marocain.

L'analyse s'appuiera notamment sur une étude de cas concrète menée dans la ville de Rabat, qui permettra d'illustrer les défis pratiques du déploiement d'infrastructures de recharge publique et d'identifier les bonnes pratiques transposables à l'échelle nationale.

1 Présentation des technologies de solutions de mobilité durable

La transition vers une mobilité durable nécessite une diversification des technologies de propulsion automobile. Cette section présente les principales alternatives technologiques disponibles, leurs caractéristiques et leur position actuelle sur le marché mondial.

1.1 Véhicules à motorisation thermique

1.1.1 Motorisations conventionnelles

Véhicules Diesel : Représentent 60% du parc mondial automobile. Malgré leur efficacité énergétique, cette part devrait diminuer dans les dix années à venir au profit de technologies plus propres.

Véhicules Essence : Constituent, avec les hybrides non rechargeables, 37% du parc automobile global. Ils restent la référence pour de nombreux marchés automobiles.

1.1.2 Technologies hybrides non rechargeables

Les **véhicules hybrides non rechargeables (Full hybride)** combinent un moteur thermique et un moteur électrique avec récupération d'énergie au freinage. Cette technologie permet :

- Une réduction de la consommation de carburant
- Une autonomie électrique limitée (2 à 4 km en mode tout électrique)
- Une optimisation du fonctionnement du moteur thermique

Cette catégorie inclut également les technologies **micro hybride** et **semi hybride**.

Principe de fonctionnement des hybrides non rechargeables Le système repose sur l'existence d'un ou plusieurs moteurs électriques couplés à un moteur thermique. Les moteurs électriques récupèrent et stockent l'énergie dans la batterie lors des phases de freinage ou de décélération grâce à l'énergie cinétique.

À faible vitesse, le moteur électrique peut remplacer temporairement le moteur thermique, permettant au véhicule de fonctionner en mode tout électrique sur de courtes distances. La batterie joue un rôle de complément énergétique et optimise le fonctionnement du moteur thermique en ajustant la puissance demandée selon les différentes phases de conduite, notamment lors des redémarrages.

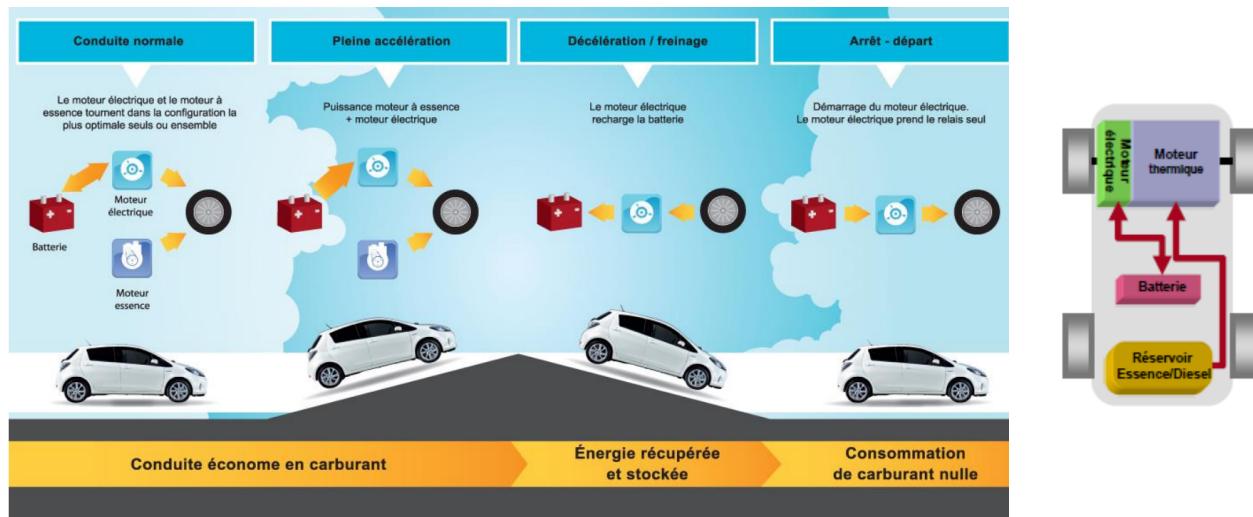


FIGURE 2.1 – Architecture et fonctionnement des véhicules hybrides non rechargeables

1.2 Véhicules électrifiés

1.2.1 Véhicules hybrides rechargeables (VHR)

Les VHR offrent une **double motorisation thermique et électrique** avec la possibilité de recharger la batterie sur le réseau électrique. Caractéristiques principales :

- Choix du mode de conduite (hybride ou tout électrique)
- Autonomie électrique : 40 à 60 km
- Flexibilité d'utilisation selon les trajets

Principe de fonctionnement des hybrides rechargeables La technologie ne diffère pas fondamentalement des hybrides non rechargeables, mais intègre un moteur électrique plus puissant et une batterie de plus grande capacité. Cette batterie peut être rechargée via une source externe (borne de recharge, prise domestique).

Le conducteur peut choisir le mode de conduite souhaité (hybride ou tout électrique), offrant la possibilité de rouler à la même vitesse qu'un véhicule thermique classique tout en bénéficiant d'une autonomie électrique étendue. Cette configuration permet une utilisation optimisée selon le type de trajet : électrique en ville et hybride sur de longues distances.



FIGURE 2.2 – Architecture et fonctionnement des véhicules hybrides rechargeables

1.2.2 Véhicules tout électriques (VE)

Les véhicules électriques ne possèdent qu'un **moteur électrique** et réalisent 100% de leurs trajets en mode électrique. Ils offrent :

- Une autonomie de 200 à 450 km
- Zéro émission locale
- Fonctionnement silencieux

Marché mondial : Plus de 3 millions de VE et VHR étaient en circulation en 2017, dont un tiers en Chine, démontrant l'essor rapide de cette technologie.

Principe de fonctionnement des véhicules électriques Le véhicule électrique est propulsé par un ou plusieurs moteurs électriques dont l'énergie de la batterie est directement transformée en mouvement. Le moteur est en prise directe sur la transmission, éliminant ainsi le besoin d'embrayage traditionnel.

La masse de la batterie permet d'abaisser le centre de gravité du véhicule et améliorer sa tenue de route (poids variant entre 150 et 250 kg en mouvement). En cycle NEDC (New European Driving Cycle), l'autonomie des véhicules électriques est comprise entre 200 et 450 km.

Fonctionnement des composants électroniques Le système électrique repose sur plusieurs composants clés :

- **Convertisseur onduleur** : Calcule la puissance du moteur en recevant les paramètres de

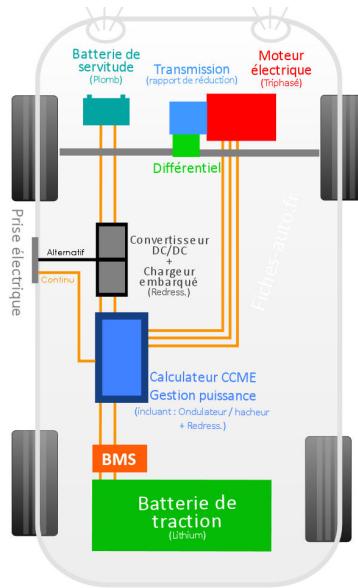


FIGURE 2.3 – Architecture et composants des véhicules électriques

multiples capteurs, notamment les pédales d'accélérateur et de frein, puis commande le moteur en mode traction ou régénération.

- **Convertisseur DC/DC :** Permet de recharger la batterie 12V au moyen de la batterie Haute Tension pour alimenter les consommateurs électriques lors de l'activation du véhicule par mise du contact.

1.3 Véhicules à carburants alternatifs

1.3.1 Technologies gaz

Gaz de Pétrole Liquéfié (GPL) :

- Plus de 26 millions de véhicules en circulation mondiale
- Principaux marchés : Turquie, Russie, Pologne, Italie, Ukraine
- Système de bicarburation permettant l'usage d'essence ou GPL

Gaz Naturel Véhicules (GNV) :

- Plus de 19 millions de véhicules en circulation
- Marchés leaders : Iran, Chine, Pakistan, Argentine, Inde, Brésil, Italie
- Fonctionnement 100% gaz avec réduction significative des émissions polluantes

Les véhicules gaz émettent considérablement moins de polluants locaux (particules fines, NOx) et de CO₂ comparés aux véhicules thermiques conventionnels.

1.3.2 Technologie hydrogène

Les **véhicules à pile à combustible hydrogène** représentent une technologie émergente :

- Motorisation électrique alimentée par pile à combustible

- 6 000 véhicules dans le monde avec 4 modèles commercialisés fin 2017
- Possibilité de combinaison avec une batterie pour optimiser la récupération d'énergie
- Autonomie élevée et temps de recharge rapide

1.3.3 Biocarburants

Les biocarburants constituent une alternative utilisant généralement des véhicules à motorisation essence modifiés pour accepter des carburants d'origine végétale ou de synthèse, réduisant ainsi l'empreinte carbone globale du transport.

Présentation détaillée des carburants alternatifs Hydrogène - Pile à combustible :

- Extrait du gaz naturel (butane et propane)
- Son seul rejet est de l'eau (aucun polluant)
- Carburant en relation avec la pile à combustible
- Faible densité d'énergie mais autonomie jusqu'à 600 km

Le processus de fonctionnement s'effectue en deux phases :

- **Phase 1 du stockage :** Oxygène (relâché) + Hydrogène → Stockage
- **Phase 2 du stockage :** Restitution de l'électricité à l'aide de la pile à combustible

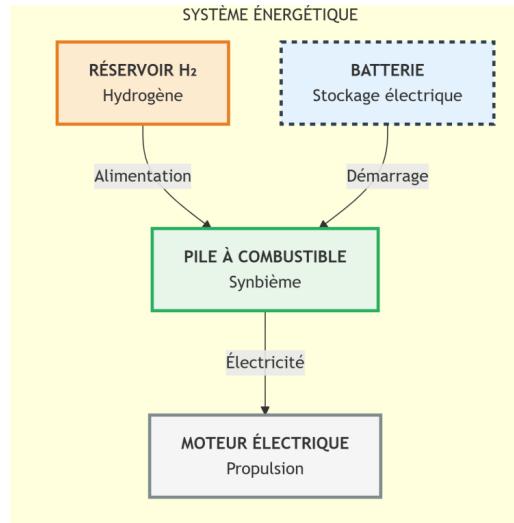


FIGURE 2.4 – Principe de fonctionnement de la pile à combustible hydrogène

Gaz de Pétrole Liquéfié (GPL) :

- Utilisé dans les moteurs des véhicules légers
- Sous-produit du gaz et du raffinage de l'huile
- 20% moins de GES que l'essence

Gaz Naturel (GNL/GNC) : Dans les deux cas, c'est le gaz naturel qui est utilisé (principalement du méthane), mais stocké sur les véhicules de deux façons différentes :

-
- **GNC** : Forme compressée à 200 bars du gaz naturel (autonomie de moins de 600 km)
 - **GNL** : Liquéfié à l'aide du refroidissement de gaz à -163° pour obtenir un volume réduit et une plus grande autonomie (plus de 800 km)

Biocarburants : Carburants obtenus d'une matière première végétale, animale ou de déchets recyclés.

2 Technologies de batteries des véhicules électriques

Les véhicules électriques modernes reposent sur des technologies de stockage d'énergie sophistiquées qui déterminent leurs performances, leur autonomie et leur viabilité commerciale. Cette section présente une analyse approfondie des principales technologies de batteries utilisées dans l'industrie automobile électrique, depuis les premières générations jusqu'aux innovations les plus récentes.

2.1 Évolution historique et typologie des batteries pour véhicules électriques

L'évolution des batteries pour véhicules électriques reflète les progrès constants de la recherche en électrochimie et en science des matériaux. Chaque génération de batteries apporte des améliorations significatives en termes de densité énergétique, de durabilité et de coûts de production.

2.1.1 Batterie Nickel Métal Hydrure (Ni-MH) : La technologie de transition

La technologie Nickel Métal Hydrure représente une étape cruciale dans l'évolution des systèmes de stockage d'énergie pour véhicules électriques et hybrides. Apparue dans les années 1990, cette technologie a marqué le début de l'ère des véhicules électrifiés grand public.

Contexte historique et développement :

Les batteries Ni-MH ont émergé comme une alternative prometteuse aux batteries au plomb, offrant une densité d'énergie supérieure et une meilleure durabilité. Leur développement s'inscrit dans la recherche de solutions de stockage d'énergie plus performantes pour répondre aux exigences croissantes de l'industrie automobile.

Composition chimique et matériaux :

La complexité de fabrication des batteries Ni-MH réside dans l'utilisation de matériaux rares et coûteux. L'électrode négative est composée d'un alliage métallique capable d'absorber l'hydrogène, incluant des terres rares comme le lanthane, le cérium et le néodyme. Cette composition explique en partie le coût élevé de production et les défis d'approvisionnement en matières premières.

Applications industrielles et exemples concrets :

Composant	Description et Fonction
Électrode positive	Hydroxyde de nickel ($\text{NiOOH}/\text{Ni(OH)}_2$) - stockage principal de l'énergie
Électrode négative	Alliage métallique hydrurable (LaNi_5 , MmNi_5) - absorption/désorption d'hydrogène
Électrolyte	Solution alcaline (KOH) - transport des ions hydroxyde
Séparateur	Membrane poreuse - isolation électrique des électrodes
Terres rares	Lanthane, Cérium, Néodyme - amélioration des propriétés d'absorption

TABLE 2.1 – Composition détaillée des batteries Ni-MH

Les batteries Ni-MH ont trouvé leur application principale dans les véhicules hybrides, où leur capacité à supporter de nombreux cycles de charge/décharge partiels s'avère particulièrement adaptée au fonctionnement hybride.

Véhicule	Capacité (kWh)	Tension (V)	Année intro.	Statut
Toyota Prius Gen 1	1.3	273.6	1997	Pionnier hybride
Toyota Prius Gen 2	1.3	201.6	2003	Référence marché
Toyota Prius Gen 3	1.3	201.6	2009	Optimisation
Lexus RX 400h	1.9	288	2005	Hybride premium
Honda Insight	1.0	144	1999	Concurrent direct

TABLE 2.2 – Applications des batteries Ni-MH dans l'industrie automobile



FIGURE 2.5 – Batterie Toyota PRIUS - Configuration | Batterie Ni-MH d'une LEXUS - Architecture modulaire

Avantages et limitations technologiques :

2.1.2 Technologies Lithium : L'ère de la révolution énergétique

Les technologies au lithium représentent un saut quantique dans le domaine du stockage d'énergie pour véhicules électriques. Le lithium, élément le plus léger et le plus électropositif

Avantages	Avantages
Limitations	
Recyclabilité élevée (95% des matériaux)	Densité énergétique limitée (60-80 Wh/kg)
Résistance aux variations de température	Effet mémoire partiel
Longue durée de vie (1000+ cycles)	Auto-décharge relativement élevée (30%/mois)
Sécurité d'utilisation éprouvée	Coût des terres rares
Technologie mature et fiable	Poids et volume importants

TABLE 2.3 – Analyse comparative des avantages et limitations des batteries Ni-MH

après l'hydrogène et l'hélium, offre des propriétés électrochimiques exceptionnelles qui en font le matériau de choix pour les applications de mobilité électrique moderne.

Propriétés fondamentales du lithium :

Le lithium possède des caractéristiques uniques qui expliquent sa supériorité dans les applications de stockage d'énergie. Son potentiel électrochimique élevé (-3,04 V vs ENH) et sa faible masse atomique (6,94 g/mol) permettent d'atteindre des densités d'énergie exceptionnelles, tant massiques que volumiques.

Propriété	Lithium	Nickel	Plomb
Masse atomique (g/mol)	6.94	58.69	207.2
Potentiel standard (V)	-3.04	-0.25	-0.13
Capacité théorique (mAh/g)	3860	289	259
Densité (g/cm ³)	0.534	8.902	11.34

TABLE 2.4 – Comparaison des propriétés électrochimiques fondamentales

Taxonomie des technologies lithium :

L'écosystème des batteries lithium se décline en plusieurs variantes technologiques, chacune optimisée pour des applications spécifiques. Cette diversité reflète les différentes stratégies d'optimisation des performances selon les contraintes d'usage.

TABLE 2.5 – Comparaison détaillée des principales technologies lithium-ion et leurs domaines d'application

Technologie	Matériau de cathode	Densité énergétique (Wh/kg)	Durée de vie (cycles)	Application principale
Li-ion (LCO)	LiCoO ₂	150–200	500–1000	Électronique portable (smartphones, laptops)
Li-ion (NMC)	LiNiMnCoO ₂	200–260	1000–2000	Véhicules électriques (usage général)
Li-ion (NCA)	LiNiCoAlO ₂	220–260	500–1000	Véhicules électriques premium (Tesla, etc.)
LiFePO ₄	LiFePO ₄	90–160	2000–5000	Stockage stationnaire, bus électriques
Li-Polymère	Variable (oxydes divers)	100–200	300–800	Applications mobiles et drones
Li-Métal Polymère	Lithium métal	200–300	200–500	R&D avancée, applications futures

Avantages technologiques fondamentaux :

Les batteries lithium présentent des avantages décisifs qui expliquent leur adoption massive dans l'industrie automobile électrique :

- **Densité énergétique exceptionnelle** : Jusqu'à 260 Wh/kg contre 80 Wh/kg pour le Ni-MH, permettant une autonomie accrue pour un même poids de batterie
- **Densité de puissance élevée** : Capacité de décharge rapide essentielle pour les phases d'accélération et de récupération d'énergie
- **Faible auto-décharge** : Moins de 5% par mois contre 30% pour les technologies Ni-MH
- **Absence d'effet mémoire** : Possibilité de recharges partielles sans dégradation des performances
- **Plage de température étendue** : Fonctionnement de -30°C à +60°C selon les chimies

2.2 Analyse comparative approfondie des performances

2.2.1 Méthodologie d'évaluation multi-critères

L'évaluation des technologies de batteries nécessite une approche systémique prenant en compte l'ensemble des paramètres critiques pour l'application automobile. Cette analyse s'appuie sur une méthodologie rigoureuse définissant précisément chaque critère d'évaluation.

TABLE 2.6 – Définition et importance des critères d'évaluation des batteries pour véhicules électriques

Critère	Unité de mesure	Impact sur le véhicule électrique
Densité d'énergie	Wh/kg Wh/L	Détermine l'autonomie maximale : plus la densité est élevée, plus le véhicule peut parcourir de kilomètres pour une même masse ou un même volume de batterie.
Densité de puissance	W/kg W/L	Conditionne les performances dynamiques : accélération, capacité à fournir une forte puissance instantanée pour la conduite sportive ou les montées.
Cyclabilité	Nombre de cycles charge/décharge	Indique la durée de vie économique de la batterie et impacte directement le coût total de possession (TCO).
Performance thermique	Efficacité (%) à différentes températures	Mesure la stabilité de la batterie face aux conditions climatiques extrêmes (froid, chaleur) et son aptitude à conserver ses performances.
Sécurité	Indice composite (qualitatif/quantitatif)	Évalue les risques associés : emballage thermique, inflammabilité, toxicité des matériaux.

Approfondissement des critères d'évaluation :

Densité d'énergie : Ce paramètre fondamental détermine l'énergie stockable par unité de masse ou de volume. Pour un véhicule électrique, une densité énergétique élevée se traduit directement par une autonomie supérieure sans pénalité de poids. Les technologies actuelles évoluent de 60 Wh/kg (Ni-MH) à plus de 250 Wh/kg (Li-ion NCA), soit une amélioration d'un facteur 4.

Densité de puissance : La capacité à délivrer instantanément une puissance élevée conditionne les performances dynamiques du véhicule. Une densité de puissance insuffisante limite l'accélération et peut compromettre la récupération d'énergie au freinage, fonction essentielle de l'efficacité énergétique globale.

Cyclabilité : Ce critère quantifie la durabilité de la batterie à travers le nombre de cycles complets charge/décharge qu'elle peut supporter avant que sa capacité ne chute en dessous de 80% de sa valeur initiale. Cette dégradation progressive détermine la viabilité économique du véhicule électrique.

2.2.2 Matrice de performance comparative avancée

TABLE 2.7 – Matrice de performance comparative multi-critères des technologies de batteries

Technologie	Densité énergétique	Densité de puissance	Cyclabilité	Performance thermique	Sécurité	Coût relatif
Plomb-acide	---	---	---	---	--	+++
Ni-Cd	-	-	--	--	--	+
Ni-MH	+	+	-	+	--	++
Li-ion standard	++	++	+	++	+	+
Électrolyte solide	+++	++	+++	+++	++	-
					+	

Système de notation pondéré :

- --- : Performance critique - Inadapté à l'application VE moderne
- -- : Performance insuffisante - Limitations majeures
- - : Performance limitée - Compromis nécessaires
- + : Performance acceptable - Standard industriel
- ++ : Performance élevée - Avantage concurrentiel
- +++ : Performance exceptionnelle - Leadership technologique

2.2.3 Technologies émergentes et perspectives d'avenir

Focus sur les batteries à électrolyte solide :

Les batteries à électrolyte solide représentent la prochaine révolution technologique dans le domaine du stockage d'énergie. Cette technologie promet de résoudre plusieurs limitations des batteries liquides actuelles tout en apportant des performances inégalées.

Avantages révolutionnaires :

- **Sécurité intrinsèque** : Élimination des risques d'emballement thermique grâce à l'absence d'électrolyte liquide inflammable
- **Densité énergétique supérieure** : Possibilité d'utiliser des anodes métalliques (Li métal) augmentant la densité de 40-50%
- **Cyclabilité exceptionnelle** : Réduction de la formation de dendrites, permettant plus de 5000 cycles
- **Stabilité thermique** : Fonctionnement stable de -40°C à +100°C

Défis technologiques actuels :

Malgré leurs avantages théoriques, les batteries à électrolyte solide font face à des défis majeurs qui retardent leur commercialisation massive :

Observation critique importante :

Il convient de noter que les batteries à électrolyte solide actuelles **ne supportent pas efficacement la charge rapide**, caractéristique pourtant essentielle dans l'écosystème de la mobilité

Défi technique	Impact actuel	Solutions en développement
Résistance interfaciale élevée	Limitation de la puissance	Interfaces hybrides liquide-solide
Fragilité mécanique	Fissuration lors des cycles	Électrolytes polymères flexibles
Coût de production	3-5x plus cher que Li-ion	Procédés de fabrication innovants
Charge rapide limitée	Incompatible avec infrastructure	Architectures cellulaires optimisées

TABLE 2.8 – Défis actuels des batteries à électrolyte solide

électrique, particulièrement pour les véhicules légers qui requièrent des temps de recharge compatibles avec les usages quotidiens.

Cette limitation technique explique pourquoi l'industrie continue ses investissements massifs dans la recherche sur **les batteries liquides avancées**, qui, bien que moins révolutionnaires sur le papier, offrent des performances immédiates très élevées avec des capacités de charge rapide démontrées. Ces développements s'inscrivent dans une perspective de moyen à long terme, avec des horizons de commercialisation s'étendant au-delà de 2030.

3 Les infrastructures de recharge des véhicules électriques

3.1 Etat des lieux des infrastructures de recharge pour véhicules électriques

Dans cette section, nous présentons un état des lieux des infrastructures de recharge des véhicules électriques. Elles se déclinent en plusieurs catégories selon la puissance, la durée de charge et le lieu d'installation.

Recharge normale (jusqu'à 12h pour une batterie de 40 kWh)

- 16 A monophasé = 3,7 kVA voire 7 kVA, ou 32 A triphasé = 22 kVA (anciennement recharge accélérée).
- Possibilité de conversion en courant continu avec un redresseur.
- En général, l'utilisateur se branche avec son propre câble.
- **Lieux :** domicile, zones résidentielles, commerciales et d'emploi.



Recharge rapide (30 min pour 80% d'une Li-ion)

- 16 A monophasé = 3,7 kVA voire 7 kVA, ou 32 A triphasé = 22 kVA.
- Conversion possible en courant continu au prix d'un redresseur.
- Bornes équipées de câbles intégrés (ex : CHAdeMO).
- **Lieux** : aires d'autoroute et voiries rapides.



Recharge à très haute puissance (15 min)

- Bornes de recharge de plus de 130 kW, réservées aux véhicules puissants (ex : Tesla, Ionity).
- **Lieux** : réseaux spécifiques.



Échange de batteries

- Remplacement du pack déchargé par un autre prêt à l'emploi.
- Permet un temps de ravitaillement très court.
- Technique abandonnée pour les véhicules légers au profit de la recharge rapide.
- **Lieux** : stations de ravitaillement.



3.2 Perspectives d'évolution des infrastructures de recharge pour véhicules électriques

Les technologies de recharge varient en fonction du segment de véhicules. Le tableau ci-dessous présente les principales solutions possibles et les batteries utilisées récemment.

Véhicules particuliers et utilitaires

Technologies de recharge

Segment	Technologies de recharge	Batteries utilisées
Véhicules particuliers et utilitaires	<ul style="list-style-type: none">— Recharge par câble (normale, rapide)— Échange de batteries— Recharge par induction	<ul style="list-style-type: none">— Li-ion

Transport en commun (bus urbains/interurbains)

Technologies de recharge

Segment	Technologies de recharge	Batteries utilisées
Transport en commun (bus urbains, interurbains, autocars)	<ul style="list-style-type: none">— Recharge par câble— Recharge par induction— Recharge par conduction— Échange de batteries (<i>pour les poids lourds principalement</i>)	<ul style="list-style-type: none">— Li-ion— Lithium Métal Polymère (Bolloré)

Motocycles

Segment	Technologies de recharge	Batteries utilisées
Motocycles	<ul style="list-style-type: none">— Recharge par câble	<ul style="list-style-type: none">— Li-ion

4 Étude de cas : Infrastructure de recharge publique à Rabat

4.1 Contexte et objectifs

Cette étude pionnière au Maroc . L'analyse les schémas de recharge des véhicules électriques (VE) à partir de données réelles collectées entre juillet 2019 et juillet 2021. L'infrastructure étudiée est une borne publique située dans le parking du centre commercial Marjane à Rabat, caractéristique des environnements urbains marocains.



FIGURE 2.6 – Bornes étudiées au parking Marjane Rabat (avec ombrières solaires)

L'installation (Fig. 2.6) est équipée d'un système photovoltaïque de 14 kWp connecté au réseau et d'un stockage batterie de 20 kWh. Les objectifs principaux sont :

- Caractériser les comportements de recharge en milieu urbain
- Quantifier les besoins énergétiques réels des utilisateurs
- Identifier les tendances temporelles d'utilisation
- Fournir des recommandations pour le déploiement futur

4.2 Méthodologie

4.2.1 Collecte et prétraitement des données

- **Période** : 2 années complètes (juillet 2019 à juillet 2021)
- **Source** : Borne 7-22 kW équipée de modem 4G et protocole OCPP 1.6
- **Dataset** : 2835 événements de recharge validés après nettoyage
- **Prétraitement** : Exclusion des sessions <5 min et sans transfert d'énergie

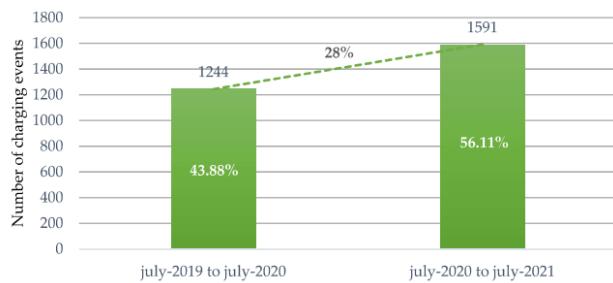
4.2.2 Approche analytique

Trois dimensions analytiques :

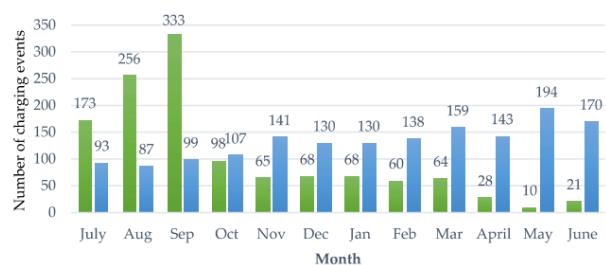
1. **Temporelle** : Évolution mensuelle/annuelle
2. **Énergétique** : Distribution énergie/durée
3. **Comportementale** : Occupation horaire/hebdomadaire

4.3 Résultats détaillés

4.3.1 Évolution temporelle



(a) Évolution annuelle des sessions



(b) Variations mensuelles des événements

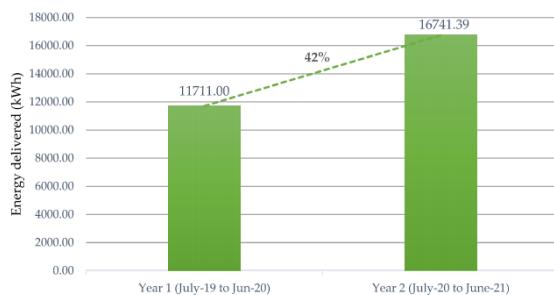
FIGURE 2.7 – Évolution temporelle des sessions de recharge

L'analyse de l'évolution temporelle des sessions de recharge (Figure 2.7) révèle des tendances significatives à deux échelles temporelles distinctes. La comparaison entre les périodes juillet 2019-juillet 2020 et juillet 2020-juillet 2021 montre une croissance remarquable de l'utilisation des infrastructures de recharge, avec une augmentation de 27,9% du nombre de sessions (passant de 1244 à 1591). Cette progression témoigne d'une adoption croissante des véhicules électriques et d'une meilleure utilisation des bornes de recharge installées. La croissance de 56,11% observée sur la seconde période suggère une accélération du phénomène, probablement liée à l'expansion du parc de véhicules électriques et à l'amélioration de l'infrastructure de recharge.

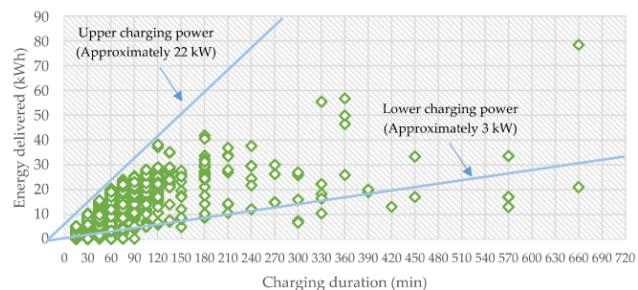
L'analyse des variations mensuelles révèle des patterns saisonniers distincts avec des implications opérationnelles importantes. Les mois de juillet et août présentent les plus faibles volumes d'événements (93 et 87 respectivement), correspondant probablement à une diminution de l'activité liée aux congés estivaux. Une augmentation progressive s'observe ensuite de septembre (99 événements) jusqu'à un pic remarquable en novembre (331 événements), suivi d'une stabilisation relative en décembre-janvier (141 et 130 événements). Les mois de mars à juin montrent une relative stabilité autour de 130-160 événements, avec une chute notable en juin (21 événements), probablement due à une période d'observation incomplète ou à des facteurs conjoncturels spécifiques.

Cette saisonnalité pourrait s'expliquer par plusieurs facteurs : comportementaux (retour de vacances, reprise d'activité professionnelle), climatiques (consommation énergétique accrue des véhicules en période hivernale) ou liés aux politiques de mobilité urbaine. Ces observations suggèrent la nécessité d'adapter la gestion des infrastructures de recharge aux variations temporelles, notamment en anticipant les pics d'usage automno-hivernaux et en optimisant les opérations de maintenance durant les périodes de moindre utilisation .

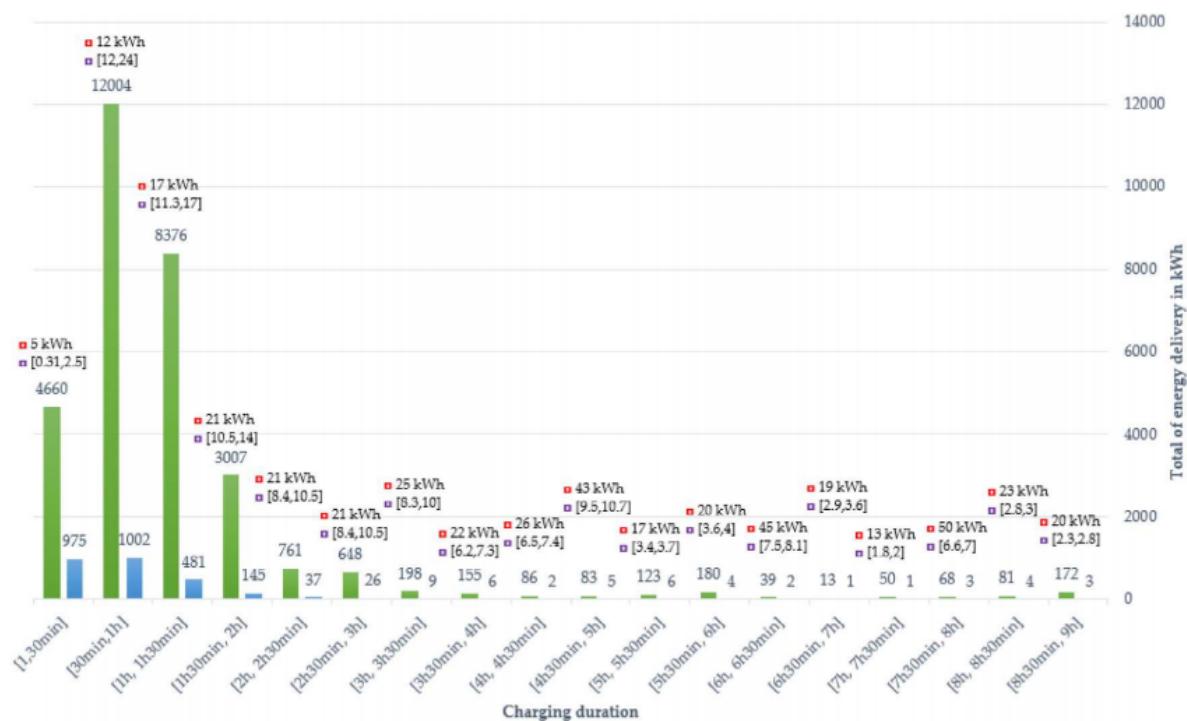
4.3.2 Profil énergétique



(a) Énergie totale transférée par année



(b) Distribution de l'énergie par session



(c) Relation énergie-durée des sessions

FIGURE 2.8 – Analyse énergétique des sessions de recharge

4.3.3 Comportements utilisateurs

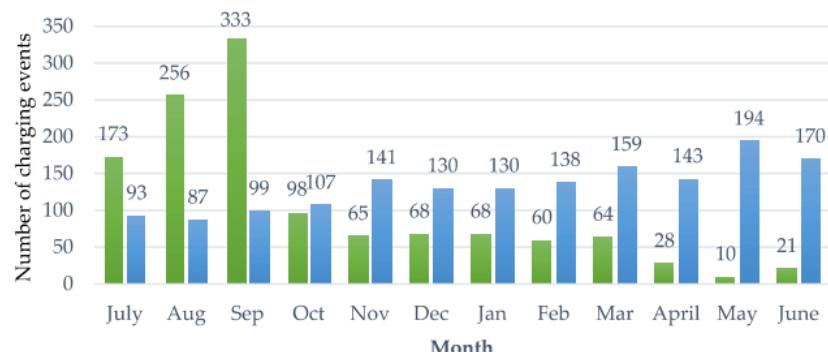


FIGURE 2.9 – Répartition hebdomadaire des sessions

4.3.4 Synthèse des indicateurs

TABLE 2.9 – Synthèse des indicateurs clés

Métrique	Valeur	Équivalence
Sessions totales	2835	-
Énergie totale	28 452 kWh	142 261 km
Énergie/session	12 kWh	~60 km
Durée/session	48 min	-
Puissance moyenne	7.09 kW	-
Sessions/jour	5	-

4.4 Recommandations stratégiques

1. **Déploiement rapide** : Bornes 50-100 kW pour trajets interurbains
2. **Couverture 2030** : 25 800-42 500 bornes (1/10 VE)
3. **Gestion intelligente** : Systèmes LMS + incitations heures creuses
4. **Intégration ENR** : Généralisation des ombrières solaires
5. **Sensibilisation** : Recharge hors-pic et éco-conduite

4.5 Conclusions

- Besoins urbains : Recharges courtes (<1h) et modérées (<25 kWh)
- Potentiel inexploité : 94% de capacité heures creuses non utilisée
- Urgence : Adaptation infrastructurelle et gestion intelligente

Perspectives : Autoconsommation PV, impact réseau, V2G, études technico-économiques.

5 Cadre du Stage et Missions

Lors de notre stage au **Green Energy Park** de Ben Guerir, notre mission consiste à analyser le flux de puissance des stations de recharge pour véhicules électriques à l'aide de **MATLAB**, afin de comprendre le comportement énergétique du réseau.

La solution finale, **FlexGrid CPO**, sera ensuite développée en python , intégrant des modèles de contrôle avancés et des algorithmes de *reinforcement learning*, pour optimiser la charge bidirectionnelle *Vehicle-to-Grid* (V2G) et fournir aux opérateurs une interface intelligente respectant les tarifs différenciés de l'**ONEE**.

Chapitre 3

Analyse des flux d'énergie du système de recharge — Simulation sous MATLAB/Simulink

Introduction

Les véhicules électriques (VE) deviennent de plus en plus populaires à mesure que les combustibles fossiles se raréfient. Cette tendance est portée par le besoin mondial de réduire les émissions de gaz à effet de serre et l'empreinte carbone. Moins coûteux à l'usage et moins polluants que les véhicules conventionnels fonctionnant aux énergies fossiles, les VE présentent des avantages significatifs pour l'environnement. Toutefois, malgré ces atouts, plusieurs obstacles freinent leur adoption à grande échelle : coûts initiaux élevés, manque d'infrastructures de recharge adaptées, et autonomie limitée.

L'intégration des VE dans les réseaux électriques pose également des défis supplémentaires. En effet, la recharge massive et simultanée des véhicules peut exercer une forte contrainte sur les réseaux, accentuant le déséquilibre entre la consommation et la production d'électricité, surtout avec l'intermittence des sources renouvelables comme l'éolien et le solaire.

Une solution prometteuse réside dans les chargeurs bidirectionnels, permettant les opérations **Vehicle-to-Grid (V2G)** et **Grid-to-Vehicle (G2V)**. Ces chargeurs peuvent soit alimenter la batterie, soit injecter l'énergie stockée dans le réseau, améliorant ainsi sa stabilité et son efficacité. Les systèmes de stockage d'énergie par batteries jouent un rôle crucial dans ce cadre, en facilitant les fonctions V2G et G2V. Les capacités de recharge rapide sont essentielles, et leur intégration dans les réseaux intelligents accroît la fiabilité du système électrique. Le V2G permet d'atténuer la pression sur le réseau en autorisant les batteries des véhicules à se décharger durant les périodes de forte demande, offrant aux propriétaires une compensation financière pour l'énergie injectée.

De récentes propositions s'orientent vers le développement de chargeurs compacts et bidirectionnels, adaptés aussi bien aux véhicules entièrement électriques qu'aux hybrides re-

chargeables. Ces dispositifs, une fois déployés, offriront un soutien polyvalent en conciliant les deux rôles des VE : systèmes de stockage d'énergie et moyens de transport. Les travaux de recherche portent ainsi sur la conception, la définition des fonctionnalités et la simulation des cycles de charge et de décharge, afin de rapprocher les véhicules électriques de leur intégration optimale au réseau.

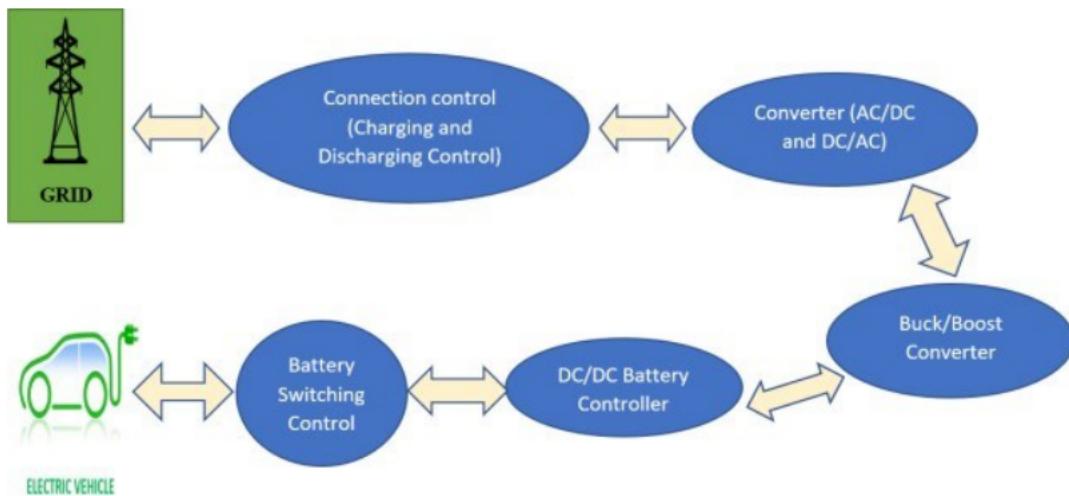


FIGURE 3.1 – Schéma de principe général du système

1 Description du système

Pour mettre en œuvre le système proposé, le diagramme fonctionnel du système complet a été élaboré et est présenté dans la Fig. ???. Il montre l'intégration du système pour le convertisseur bidirectionnel pour les opérations V2G et G2V et explique la connexion de chaque composant avec les autres. Le système proposé se compose de deux convertisseurs bidirectionnels ainsi que d'un circuit de filtrage destiné à réduire les harmoniques. Pour augmenter la tension continue et maintenir une tension de bus de 400 volts, un contrôleur pour l'étage convertisseur DC/DC variable a été utilisé.

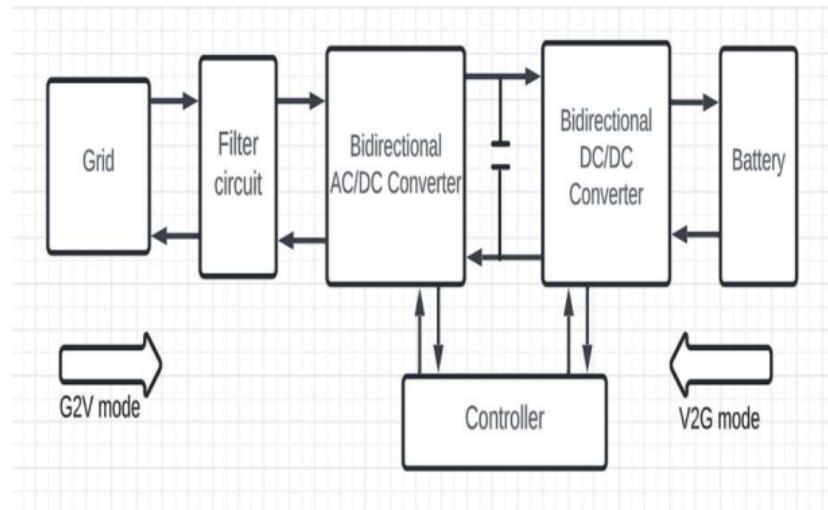


FIGURE 3.2 – Schéma bloc d'intégration du système

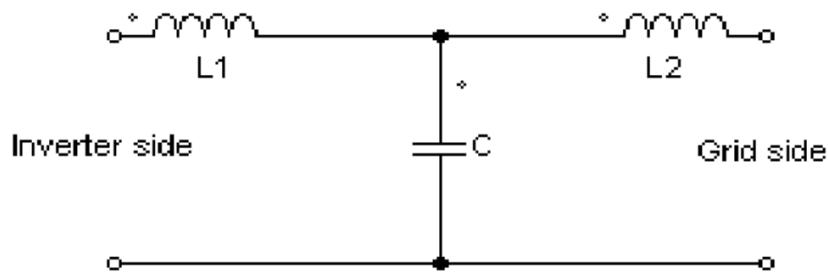


FIGURE 3.3 – Schéma bloc d'intégration du système

Réseau électrique monophasé : Le système étudié est connecté à un **réseau monophasé de 230 V**. Lors du fonctionnement en mode **G2V (Grid to Vehicle)**, le réseau agit comme une **source d'alimentation** permettant le **chargement de la batterie**. Inversement, en mode **V2G (Vehicle to Grid)**, ce même réseau se comporte comme une **charge** et absorbe l'énergie fournie par la batterie.

Convertisseur bidirectionnel AC/DC : Ce convertisseur constitue une interface déterminante entre le réseau et le système. En mode G2V, il opère comme un **redresseur actif**, assurant la génération d'un **courant sinusoïdal** tout en maintenant un **facteur de puissance unitaire (UPF)**. En revanche, lors du fonctionnement en mode V2G, il se comporte comme un **onduleur** et agit tel une **source de courant constant (CCS)**, permettant une injection maîtrisée et de haute qualité de l'énergie dans le réseau.

Convertisseur bidirectionnel DC/DC : Il occupe une place centrale dans la gestion de l'échange énergétique entre la batterie et le convertisseur AC/DC. En mode G2V, il se comporte comme un **abaisseur de tension (buck)**, ramenant la tension issue du réseau de **230 V** à une valeur adaptée à la batterie de **170 V**. Il régule également la tension et le courant afin d'optimiser les différentes étapes de charge. En mode V2G, il opère comme un **élèvateur de tension (boost)**, permettant d'augmenter la tension issue de la batterie pour la rendre compatible avec les contraintes du réseau.

Batterie Lithium-ion : Le dispositif de stockage choisi est une **batterie Lithium-ion** de caractéristiques nominales **170 V – 12 A**. En phase G2V, elle emmagasine l'énergie délivrée par le réseau. À l'inverse, en phase V2G, elle se décharge et se substitue au réseau en agissant comme une **source d'énergie principale**.

Rôle du contrôleur : Le contrôleur intégré assure une **gestion intelligente du flux énergétique** entre le véhicule électrique et le réseau. Il garantit une **charge optimisée** de la batterie, une **injection stable** et conforme aux normes dans le réseau, ainsi qu'une **transition fluide** entre les deux modes de fonctionnement G2V et V2G.

Filtre LCL : Afin de préserver la qualité de l'énergie injectée, un **filtre LCL** est intégré en sortie du convertisseur AC/DC. Il permet de réduire significativement les **harmoniques**, de limiter les **perturbations électromagnétiques**, et d'obtenir un **courant sinusoïdal conforme** aux normes en vigueur. Ce filtre joue un rôle déterminant dans la **compatibilité électromagnétique** et la **fiabilité globale** du système.

2 Conception du Système

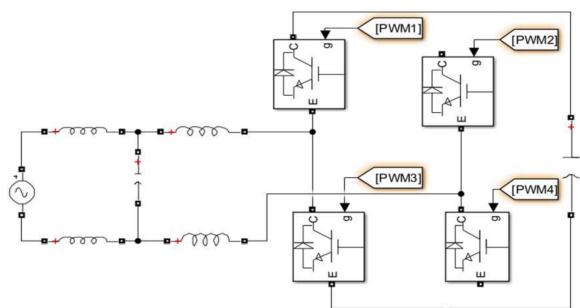
Les **convertisseurs bidirectionnels de flux de puissance** permettent d'obtenir un **facteur de puissance élevé** ainsi qu'une **faible distorsion harmonique totale (THD)**, contribuant ainsi à l'amélioration de la qualité de l'énergie injectée dans le réseau, qu'il s'agisse de l'alimentation des consommateurs ou du renforcement du réseau électrique.

Afin d'optimiser les performances des systèmes **G2V** (Grid to Vehicle) et **V2G** (Vehicle to Grid) dans les deux modes de fonctionnement, l'utilisation d'un convertisseur bidirectionnel est proposée. La **Figure 3.3** illustre le filtre **LCL**, intégré pour réduire le niveau de distorsion harmonique en limitant les composantes indésirables du **courant côté réseau**.

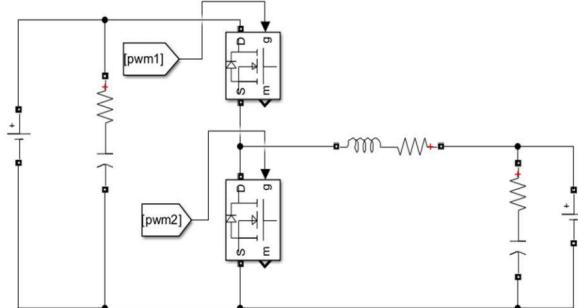
Pour assurer une interaction efficace entre le réseau et le convertisseur, le **transfert bidirectionnel d'énergie** entre les modes G2V et V2G est indispensable. Il est considéré que la direction du courant dans le convertisseur est **positive** lors du transfert d'énergie depuis le réseau.

La conception du système repose sur l'application d'équations de dimensionnement spécifiques, permettant de garantir la stabilité et la fiabilité du dispositif.

Enfin, les **convertisseurs bidirectionnels** utilisés pour les fonctions de **charge et de décharge** de la batterie sont représentés dans les **Figures 3.4**.



(a) Convertisseur AC/DC bidirectionnel



(b) Convertisseur DC/DC bidirectionnel

FIGURE 3.4 – Représentation des convertisseurs bidirectionnels en mode G2V et V2G.

La puissance nominale du système est la suivante : **230 V** et **50 Hz** de fréquence, **bus continu de 400 V**, la capacité (**C**) est de **6,23 μ F**, et les valeurs d'inductance sont de **4,36 mH** et **4,06 mH**. La capacité du bus est de **5,6 mF**.

Le convertisseur bidirectionnel présenté dans les **Figures 3.4** fonctionne à la fois en mode **charge** et en mode **décharge**. En mode charge, il fonctionne comme un **convertisseur buck**, réduisant la tension d'entrée jusqu'au niveau requis pour charger la batterie. Lorsque l'interrupteur est fermé, le courant passe à travers l'inductance, l'interrupteur et la batterie. Ensuite, la puissance est transférée depuis le G2V, ce qui indique le processus de charge.

Lorsque l'interrupteur inférieur du convertisseur est activé, le convertisseur fonctionne comme un **boost**. La tension de la batterie (**170 V**) est augmentée jusqu'à atteindre la tension du bus continu (**400 V**). Lorsque l'interrupteur est fermé, le courant circule à travers le condensateur, la diode antiparallèle et l'inductance. La puissance est transférée du véhicule vers le réseau tout en alimentant le système pendant la phase de décharge de la batterie.

3 Algorithme de contrôle.

Le schéma de contrôle de la technique proposée est présenté dans cette section. Selon l'état du réseau et de la batterie, ces circuits de contrôle fonctionnent.

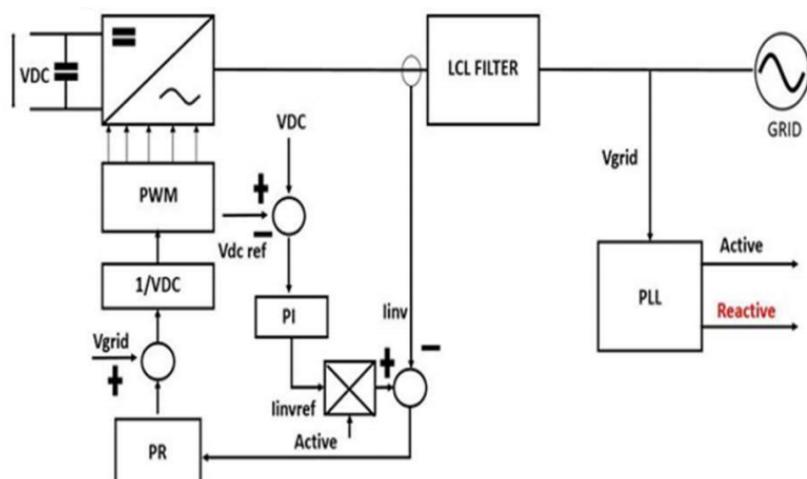


FIGURE 3.5 – Diagramme de contrôle du convertisseur AC/DC bidirectionnel

La figure 3.5 illustre le processus de flux de puissance bidirectionnel dans les deux circonstances. Un contrôleur en mode courant est utilisé pour commander un convertisseur AC-DC. Pour produire le courant de référence du réseau, le régulateur PI du réseau régule l'erreur de tension du lien DC. Le contrôleur PR (Proportionnel-Résonant) peut suivre les valeurs AC plus précisément que le contrôleur PI.

Le contrôleur PI est utilisé pour gérer le signal d'erreur résultant de la comparaison entre le courant de référence du réseau et le courant réel du réseau. Le générateur PWM, qui produit les impulsions de grille pour les interrupteurs S1 à S4, utilise le signal obtenu comme signal de référence. Une onde porteuse triangulaire est utilisée dans cette technique de contrôle, et des signaux de référence sont utilisés pour la comparer. L'objectif du contrôleur PI est de maintenir le signal de contrôle V_{ref} tout en réduisant l'erreur $V_{e(b)}$, qui est généralement exprimée sous forme de tension.

L'équation (1) fournit la relation globale entre ces grandeurs :

$$V_e(k) = V_{ref}(k) - V_{dc}(k) \quad (3.1)$$

À l'instant K, la sortie du contrôleur $I_p(k)$ est donnée par l'équation (2) :

$$I_p^*(k) = I_p^*(k-1) + K_{pp}(V_e(k) - V_e(k-1)) + K_{tw}V_e(k) \quad (3.2)$$

Ici, le gain intégral du contrôleur est représenté par K_n , tandis que son gain proportionnel est représenté par K_{pn} . L'équation (3) fournit l'erreur de courant en fonction du courant de référence ($I_p^*(k)$) et du courant mesuré ($I_p(k)$) :

$$I_e(k) = I_p^*(k) - I_p(k) \quad (3.3)$$

L'utilisation d'un gain "K" permet d'amplifier l'erreur de courant comme indiqué dans l'équation (4) :

$$V_{es} = kI_e(k) \quad (3.4)$$

Grâce à l'utilisation de la technique de Modulation de Largeur d'Impulsion (PWM), les modes de charge et décharge de la batterie sont contrôlés ici. Le courant de sortie de la batterie peut être réglé par un contrôleur Proportionnel Intégral.

4 Resultats et discussion

Le modèle de simulation du système d'alimentation électrique permettant le transfert d'énergie V2G (Vehicle-to-Grid) et le transfert d'énergie G2V (Grid-to-Vehicle) a été développé dans MATLAB. Ceci est une présentation du modèle de simulation développé sous MATLAB du système d'alimentation électrique qui permet le transfert d'énergie entre les vé-

hicules et le réseau. La batterie du véhicule électrique est chargée et déchargée à l'aide d'un convertisseur AC-DC bidirectionnel monophasé et d'un convertisseur DC-DC buck-boost à redressement synchrone.

Mode G2V : Lorsque le véhicule est connecté au réseau pendant ce mode, l'affichage montre les indications de la batterie. Dans cette condition, les formes d'onde DC et AC sont en phase avec une différence de phase de 0° ; la puissance circule du réseau vers le véhicule. Ce mode inverse la direction du courant dans la batterie et maintient la tension du bus à la valeur de 400V.

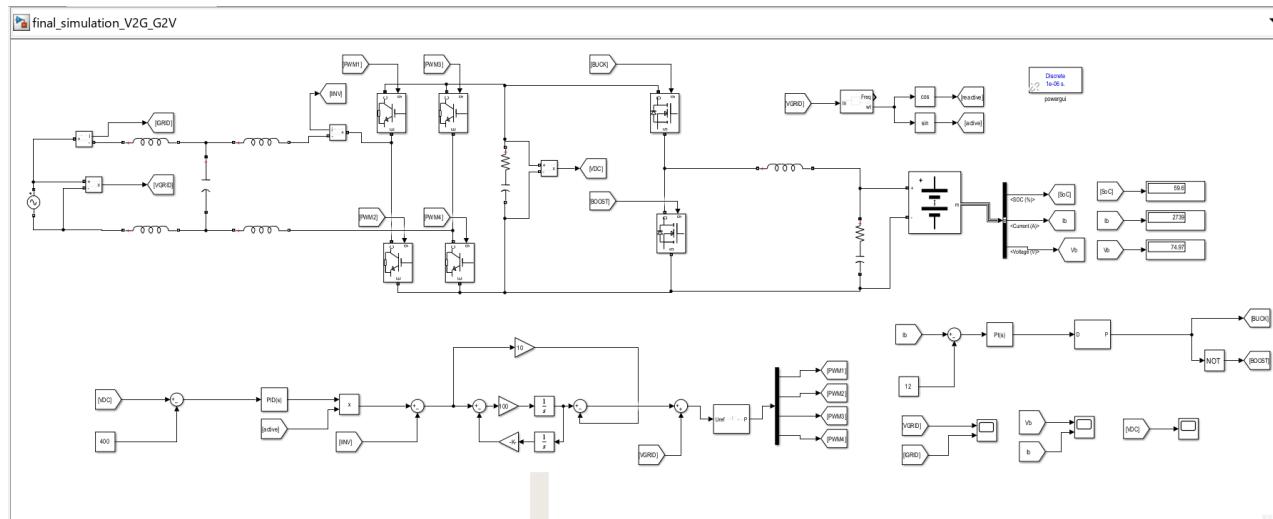


FIGURE 3.6 – Diagramme de contrôle du convertisseur AC/DC bidirectionnel

Chapitre 4

Développement du Dashboard FLEXGRID CPO avec IA et Contrôle Avancé

1 Introduction

La transition énergétique et l'essor des véhicules électriques (VE) bouleversent profondément les systèmes de transport et les réseaux électriques. Cette évolution soulève des défis majeurs liés à la capacité des infrastructures de recharge et du réseau à absorber une demande croissante, tout en maintenant la stabilité et la flexibilité du système. Dans ce contexte, il devient indispensable de développer des solutions intelligentes et dynamiques pour planifier, simuler et optimiser la recharge des VE.

Afin d'accompagner cette transformation, des outils avancés de planification comme **EVPLAN** ont vu le jour. EVPLAN est une plateforme SIG innovante qui combine analyses spatiales et cartographie collaborative pour identifier les emplacements optimaux des bornes publiques de recharge. Financé par l'IRESEN et le CDTI, et développé par Green Energy Park et Zunder, EVPLAN a déjà démontré son efficacité en analysant une province marocaine de plus de 19,85 km², intégrant plus de 12 indicateurs spatiaux et socio-techniques pour proposer :

- un diagnostic complet de l'infrastructure de recharge,
- des localisations optimisées de stations,
- une analyse multicritères pour la priorisation des zones,
- des recommandations prêtes à l'implémentation.

Dans le cadre de notre mission en tant que stagiaires, nous nous concentrerons sur le développement d'une solution dynamique capable de simuler différents scénarios de recharge. L'objectif est double : améliorer la stabilité et la flexibilité du réseau électrique, et assurer la satisfaction des opérateurs de points de recharge (CPO), en leur garantissant un modèle économiquement avantageux.

Traditionnellement, la planification de la recharge s'appuie sur des méthodes d'optimisa-

tion mathématique, telles que la programmation entière mixte (MIP) ou encore le contrôle prédictif basé sur modèle (MPC). Ces approches permettent de gérer efficacement des scénarios simples, incluant l'arrivée et le départ des véhicules, la capacité des batteries, la demande énergétique et la tarification. Toutefois, leur efficacité diminue face à des systèmes de grande taille, où le nombre de variables et de contraintes devient considérable, obligeant les CPO à relancer fréquemment les algorithmes.

Face à ces limites, les méthodes d'**apprentissage par renforcement (RL)** apparaissent comme une alternative prometteuse. Elles offrent une meilleure adaptabilité aux environnements complexes et incertains, en conciliant optimalité, évolutivité et gestion de l'incertitude. Même si elles ne garantissent pas toujours la solution optimale, elles produisent des stratégies efficaces et robustes. L'utilisation d'environnements standardisés de type *Gym* pour la simulation de la recharge intelligente constitue une étape clé, puisqu'elle facilite l'évaluation comparative des algorithmes existants et encourage le développement de nouvelles approches spécialisées en RL.

Ainsi, la combinaison entre planification spatiale (EVPLAN), optimisation classique et intelligence artificielle ouvre la voie vers une gestion intelligente et évolutive de l'infrastructure de recharge des véhicules électriques, garantissant à la fois robustesse du réseau, satisfaction des CPO et accélération de la transition énergétique.

2 Les services auxiliaires

La **Figure 4.1** fournit une boussole visuelle pour naviguer dans le paysage diversifié des services auxiliaires auxquels les stations de recharge peuvent potentiellement participer. La figure divise élégamment le domaine des services auxiliaires en quatre types distincts, chacun représentant une facette cruciale du soutien au réseau.

Dans le premier quadrant, nous explorons la **mesure de fréquence et la réserve tournante**. Cela englobe les services essentiels pour maintenir l'équilibre délicat de la fréquence du réseau électrique, opérant dans les marges étroites spécifiées par la réglementation. La réserve tournante, générée par l'inertie des masses rotatives, agit comme un mécanisme de réponse rapide pour compenser les interruptions à court terme.

En passant au second quadrant, l'attention se porte sur la **compensation de tension** avec la **correction du facteur de puissance et la réduction des pertes énergétiques**. Ici, l'interaction entre la puissance réactive et la puissance active est abordée, assurant que le réseau maintienne des niveaux de tension stables. La correction du facteur de puissance et les efforts pour contrer les pertes d'énergie deviennent cruciaux, contribuant à la stabilité et à l'efficacité globale du réseau.

Le troisième quadrant se penche sur la **gestion opérationnelle**, comprenant la **surveillance du réseau, la gestion de l'injection et le redispach**. Dans ce domaine, la station de recharge

devient un participant actif à la surveillance en temps réel du réseau, ajustant son injection en fonction des besoins et contribuant au redispatch stratégique des ressources énergétiques pour un fonctionnement optimal du réseau.

Enfin, dans le quatrième quadrant, nous découvrons le rôle des stations de recharge dans la **reconstitution de l'alimentation** à travers le **Black Start**. Ce service critique implique la restauration de l'alimentation après une panne, avec les stations de recharge agissant comme des nœuds capables de relancer la reprise du réseau.

Ensemble, ces quatre types de services auxiliaires illustrent les capacités multifacettes des stations de recharge, non seulement pour répondre aux besoins énergétiques des véhicules électriques, mais également pour participer activement à la stabilité, à la résilience et à la reconstitution du réseau. Cette vue d'ensemble sert de guide fondamental pour approfondir la méthodologie permettant d'estimer le potentiel des stations de recharge à contribuer à ces services essentiels du réseau.



FIGURE 4.1 – Schéma détaillé des services auxiliaires

3 Véhicules électriques et dynamiques du réseau

La montée en puissance de l'adoption des véhicules électriques (VE) entraîne une augmentation rapide de la demande en électricité, provoquant des transformations majeures au sein du réseau électrique. Les fluctuations instantanées de la demande, souvent liées à la recharge des VE, ont le potentiel de perturber l'équilibre délicat du réseau, engendrant ainsi des défis en matière de régulation de la fréquence et de la tension.

La Figure 4.2 illustre distinctement les variations de fréquence au cours d'une journée, soulignant la nécessité d'intégrer des services auxiliaires pour garantir la stabilité de la fréquence.

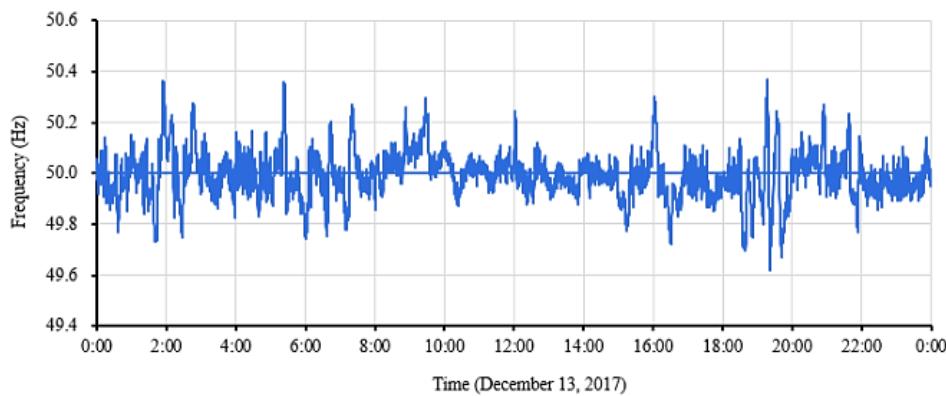


FIGURE 4.2 – Variation de Fréquence

Comme l'illustre la Figure 4.3, la danse complexe entre la production, la consommation et la fréquence met en évidence le rôle crucial du maintien d'une fréquence constante pour assurer la stabilité du réseau. Pour relever ces défis, des solutions innovantes s'avèrent indispensables. Une régulation précise de la fréquence et de la tension devient une nécessité afin de garantir la stabilité du système électrique.

Les services auxiliaires, incluant les installations photovoltaïques (PV) et éoliennes, ainsi que les véhicules électriques, assument un rôle central dans ce cadre de régulation. Les véhicules électriques, grâce à des mécanismes tels que la réponse à la demande (*demand-response*) et l'intégration véhicule-réseau (*vehicle-to-grid, V2G*), offrent une flexibilité unique qui contribue à équilibrer la demande d'électricité et à intégrer davantage d'énergies renouvelables dans le réseau.

Ce processus contribue ainsi de manière significative à relever les défis liés à l'augmentation de la consommation électrique, conséquence de l'électrification de la mobilité. La synergie entre les véhicules électriques et le réseau représente une interaction dynamique qui, non seulement soutient l'écosystème croissant des VE, mais devient également un acteur clé dans le renforcement de la stabilité et de la durabilité du réseau électrique dans son ensemble.

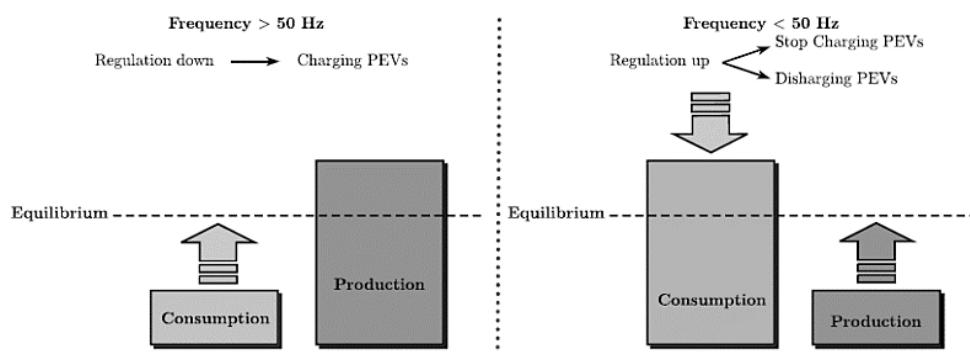


FIGURE 4.3 – Relation entre production, consommation et fréquence.

4 Simulateurs existants de recharge de véhicules électriques

L'importance croissante du développement et de l'évaluation de solutions algorithmiques susceptibles de soutenir l'afflux de centaines de milliers de véhicules électriques (VE) dans les années à venir a conduit à la création de nombreuses plateformes de simulation dédiées aux VE. Toutefois, les simulateurs existants présentent des limites notables : certains sont devenus obsolètes au regard des modèles implémentés (intégration V2G, modélisation de la dégradation des batteries, etc.), tandis que d'autres offrent des capacités de simulation restreintes.

Le Tableau ?? propose une comparaison exhaustive des plateformes actuelles de simulation des VE, en mettant en évidence leurs avantages et leurs limites respectives. Les principaux critères de comparaison portent sur : (i) les modèles développés, (ii) la disponibilité de données comportementales des VE, (iii) l'étude de l'impact et des contraintes sur le réseau électrique, (iv) les algorithmes proposés, et (v) leur adéquation au développement d'algorithmes d'apprentissage par renforcement (RL).

Simulateurs traditionnels. **V2G-Sim** est un simulateur historique offrant de riches capacités de modélisation (modèles de VE, comportements, etc.). Toutefois, il n'est pas open source et ne fournit pas d'environnement adapté au développement d'algorithmes RL. De son côté, **EVLibSim** [?] constitue un simulateur avancé d'optimisation de la recharge, permettant l'évaluation de scénarios tels que le V2G, l'échange de batteries (*battery swapping*) et la recharge inductive. Néanmoins, bien qu'il intègre une grande variété de modèles de VE, il ne simule pas l'impact sur le réseau électrique et, de par son implémentation en Java, limite l'accès aux bibliothèques modernes d'apprentissage automatique développées en Python. **EV-EcoSim** [?] se concentre sur l'impact de la recharge sur les réseaux de distribution et intègre des modèles détaillés d'utilisation et de dégradation des batteries. Cependant, il n'accorde pas une attention particulière à la spécification réaliste des VE ni à leurs comportements. Enfin, **EVsim** [?], basé sur des données réelles de transactions de recharge publique, vise principalement l'analyse du comportement de nombreux utilisateurs. Ce simulateur n'inclut cependant pas de fonctionnalités pour étudier le V2G et son impact sur le réseau. **OPEN** [?] constitue pour sa part un cadre intégré de modélisation, contrôle et simulation des systèmes énergétiques locaux, incluant les VE, avec la possibilité de réaliser des calculs de flux de puissance au niveau de la distribution. Toutefois, il repose sur des modèles uniformes de spécifications et de comportements des VE et ne convient pas au développement d'algorithmes RL.

Vers des environnements standardisés. La plupart de ces simulateurs souffrent d'un manque de profondeur méthodologique empêchant le développement robuste d'algorithmes RL, soit en raison de l'absence d'un environnement standardisé (type *Gym*), soit à cause de la sim-

plification excessive des modèles implémentés. Pour pallier ces insuffisances, les simulateurs modernes intègrent désormais un environnement Gym afin de faciliter l'expérimentation et l'évaluation de tout type d'algorithme RL.

ACN-Sim est l'une des plateformes les plus reconnues, car elle repose sur des caractéristiques réalistes de parkings de VE et inclut un environnement Gym. Elle est également l'une des rares à prendre en charge les calculs de réseau électrique complet grâce à des simulateurs open source comme *Pandapower* et *MatPower*. Toutefois, sa principale limitation réside dans l'absence de support du V2G, ce qui le rend inadapté à ce domaine de recherche. **SustainGym**, extension d'ACN-Sim, vise à standardiser le problème de l'optimisation de la recharge des VE en tant que banc d'essai pour l'apprentissage par renforcement, via la définition d'espaces d'états et d'actions. Toutefois, il n'ajoute pas de fonctionnalités substantielles à la simulation. **Chargym** propose un environnement de simulation orienté vers le développement d'algorithmes RL centrés sur la conception de coûts et de pénalités. Cependant, les modèles sous-jacents demeurent très simplifiés : les VE et les bornes de recharge sont tous considérés identiques et les comportements des VE ne reposent pas sur des données réelles.

Synthèse Ainsi, bien que certains environnements Gym offrent des simulations de haute qualité pour la gestion de la recharge, chacun présente des limites (manque de réalisme, absence de support V2G, modèles trop simplifiés, etc.). Il devient donc indispensable de développer une plateforme standardisée, suffisamment flexible pour supporter tout type d'algorithme de contrôle, et capable de simuler efficacement des scénarios incluant le V2G.

TABLE 4.1 – Comparaison des simulateurs de véhicules électriques (VE) et de recharge avec support V2G

Simulateur	V2G	Modèles VE	Stations de charge	Algorithmes disponibles
V2G-Sim	Oui	D (détailés)	U (unitaires)	Heuristiques, PM
EVLibSim	Oui	D	U	Heuristiques, PM
EV-EcoSim	Oui	U	U	PM
evsim	Non	D	U	Heuristiques, PM
OPEN	Oui	U	U	Heuristiques, PM
ACN-Sim	Non	U	U	Heuristiques, MPC, RL, PM
SustainGym	Non	U	U	RL
Chargym	Oui	U	U	Heuristiques, RL
FLEXGRID (Notre)	Oui	D	D	Heuristiques, MPC, RL, PM

Clé de lecture	
D	Modèles de VE diversifiés (multi-modèles)
U	Modèles de VE unifiés (modèle unique)
PM	Programmation mathématique
MPC	Contrôle prédictif par modèle
RL	Apprentissage par renforcement

Objectifs du Projet FLEXGRID

Le projet **FLEXGRID** vise à développer un outil dynamique de gestion intelligente pour les opérateurs de points de charge (CPO) dans l'écosystème des véhicules électriques au Maroc. Il sera intégré à la plateforme **EVPLAN**, plus précisément dans la partie *Ancillary Services*. Les objectifs principaux sont structurés autour de quatre axes stratégiques :

— Optimisation Opérationnelle

- **Gestion en temps réel** : Surveillance et contrôle dynamique de l'infrastructure de charge avec analyse des flux de puissance
- **Optimisation des coûts** : Minimisation des coûts d'importation d'énergie grâce aux algorithmes de contrôle prédictif (MPC) et heuristiques
- **Équilibrage de charge** : Distribution intelligente de la demande énergétique sur les périodes creuses pour réduire les pics de consommation

— Intégration au Réseau Électrique

- **Services auxiliaires** : Fourniture de services de régulation de fréquence, support de tension et écrêtage des pics au réseau ONEE
- **Technologie V2G** : Implémentation du Vehicle-to-Grid pour l'arbitrage énergétique et la stabilisation du réseau
- **Qualité de l'énergie** : Surveillance des paramètres de qualité (THD, facteur de puissance, fréquence) pour maintenir la stabilité du réseau

— Analyse Financière et Rentabilité

- **Diversification des revenus** : Monétisation des services de charge, services réseau et arbitrage V2G
- **Optimisation tarifaire** : Adaptation aux tarifs ONEE (heures pleines/creuses) pour maximiser la rentabilité
- **Analyse d'investissement** : Évaluation ROI et période de retour sur investissement pour différentes configurations d'infrastructure

— Intelligence Artificielle et Apprentissage

- **Apprentissage par renforcement multi-agents** : Optimisation autonome des coûts nets par algorithmes d'IA avancés
- **Prévision de la demande** : Anticipation des besoins énergétiques sur 24h avec intervalles de confiance
- **Maintenance prédictive** : Surveillance proactive de l'état des équipements pour assurer une disponibilité optimale

L'outil **FLEXGRID** constitue ainsi une plateforme complète d'aide à la décision pour les CPO, intégrant les spécificités du marché marocain des véhicules électriques et les exigences techniques du réseau électrique national.

5 Le Simulateur FLEXGRID

FLEXGRID est un environnement de simulation open-source pour des simulations complètes de Vehicle-to-Grid (V2G) focalisé sur le développement et l'évaluation de stratégies de charge intelligentes pour évaluer leurs performances et limitations dans le contexte marocain. De plus, FLEXGRID s'intègre avec l'API Gym, simplifiant l'évaluation des algorithmes d'apprentissage par renforcement pour l'optimisation des opérations CPO.

La structure des répertoires et fichiers du package FLEXGRID révèle l'interconnexion de ses classes, fonctions et fichiers de données sous-jacents. Le composant central de FLEXGRID est la classe FLEXGRID_env, qui contient des listes d'entités associées telles que les **Transformateurs ONEE**, les **Stations de Charge**, et les **Véhicules Électriques**. Les fonctionnalités essentielles supplémentaires sont encapsulées dans les répertoires utilities, visuals, et rl_agent. Le dossier data contient toutes les données statiques requises pour le processus de simulation, incluant les tarifs ONEE et les profils de charge marocains. En outre, le dossier baselines comprend des implémentations de divers algorithmes de charge intelligente (Contrôle Standard, MPC + Heuristiques, Apprentissage par Renforcement Multi-Agents), tandis que le répertoire scripts contient des fonctions utilitaires pour évaluer efficacement toute étude de cas CPO.

Plus important encore, FLEXGRID est modulaire, permettant ainsi l'ajout transparent de fonctionnalités supplémentaires. Cette modularité est cruciale, car le logiciel open-source permet aux chercheurs d'étendre facilement le simulateur pour répondre à leurs exigences spécifiques d'optimisation des revenus CPO et d'intégration au réseau électrique marocain.

5.1 Flux de Simulation et Configuration

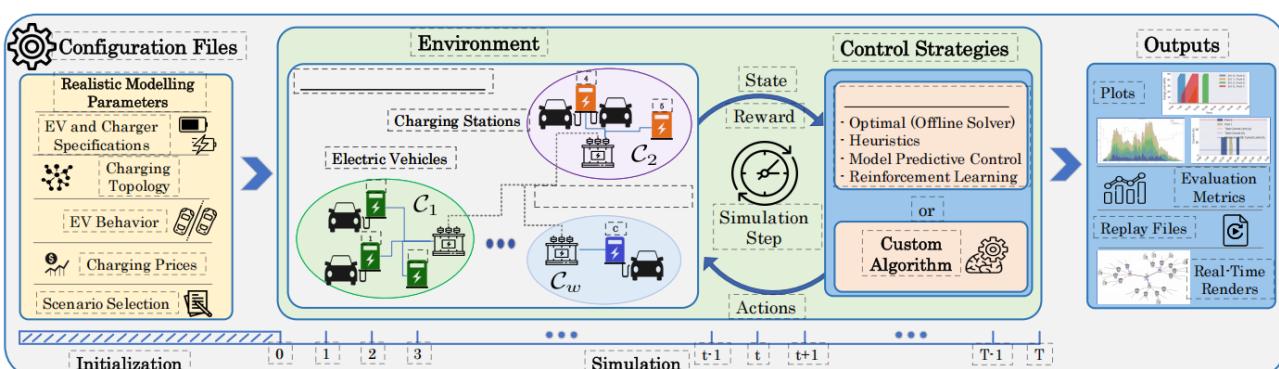


FIGURE 4.4 – Fonctionnement FLEXGRID simulateur

L'exécution d'une simulation est simple, ne nécessitant que quelques lignes de code. Par conséquent, la simulation peut être décomposée en trois phases : **Initialisation**, **Simulation**, et **Évaluation**.

La première phase englobe l'initialisation des modèles de simulateur, permettant aux utilisateurs de modifier les paramètres de simulation (par exemple, `FLEXGRID(config_file)`),

tels que la longueur de simulation T , l'échelle de temps Δt , et la configuration de la topologie de charge. De plus, l'utilisateur peut entièrement personnaliser les paramètres des modèles de simulation individuels, incluant les VE, les chargeurs, et les transformateurs ONEE. En outre, les utilisateurs peuvent intégrer des données de séries temporelles personnalisées, par exemple, les prix de l'électricité ONEE et les courbes de charge non flexibles, enrichissant l'environnement de simulation avec des dynamiques du monde réel adaptées au contexte marocain.

Une fois la phase de configuration terminée, la simulation principale a lieu. La simulation est partitionnée en pas de temps discrets représentés par l'ensemble \mathcal{T} , où $t \in \mathcal{T}$. Pendant une simulation, il y a un nombre fixe de stations de charge dénoté par \mathcal{C} , où $i \in \mathcal{C}$, et est connecté à un transformateur ONEE $w \in \mathcal{W}$, tandis que le nombre de VE connectés change dynamiquement basé sur le temps de simulation et le scénario. De plus, chaque station de charge a un ensemble d'Équipements d'Alimentation de Véhicules Électriques (EVSE) \mathcal{J} , où $j \in \mathcal{J}$, dans lequel chacun peut connecter un VE k de l'ensemble des VE disponibles \mathcal{E} .

L'objectif d'une simulation est d'évaluer la performance de diverses stratégies de charge CPO. Par conséquent, la stratégie de charge de l'utilisateur contrôle le courant $I_{j,i,t}$ circulant d'une station de charge vers un VE connecté, optimisant les revenus tout en maintenant la stabilité du réseau électrique marocain.

5.2 Architecture du Système

L'architecture de FLEXGRID comprend les composants suivants :

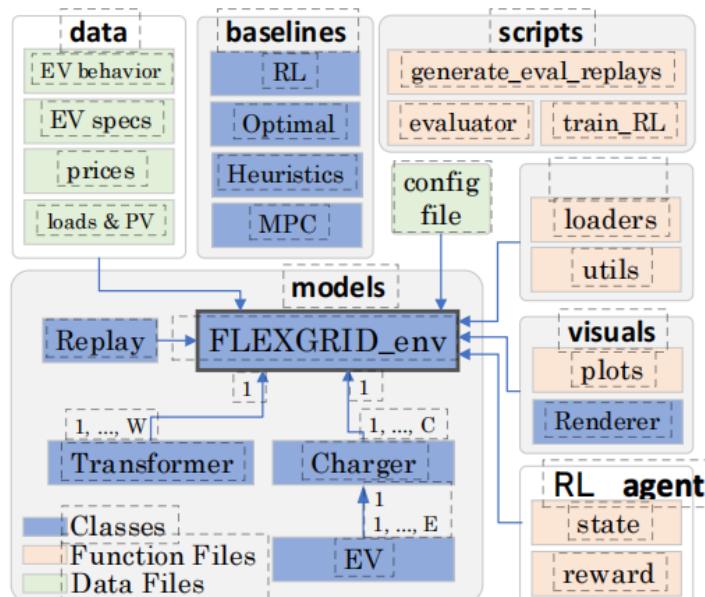


FIGURE 4.5 – Arborescence des répertoires et des fichiers du package FLEXGRID

- **Modèle de Véhicule Électrique** : Représentation détaillée des VE avec leurs caractéristiques de batterie, capacités de charge/décharge, et fonctionnalités V2G

-
- **Modèle de Station de Charge** : Simulation des différents types de chargeurs (AC/DC, puissances variables) avec leurs spécifications techniques
 - **Modèle de Transformateur** : Représentation des points de connexion au réseau ONEE avec les contraintes de capacité
 - **Système de Monitoring du Réseau** : Surveillance en temps réel des paramètres de qualité (THD, facteur de puissance, fréquence)
 - **Moteur d'Optimisation** : Algorithmes d'optimisation pour la gestion intelligente des flux de puissance

6 Analyse Technique et Implémentation du Système FLEXGRID

Le développement du système FLEXGRID pour la gestion intelligente des stations de recharge de véhicules électriques nécessite une architecture technique robuste et évolutive. Cette section présente l'architecture conceptuelle adoptée, les outils de développement utilisés, ainsi que les choix technologiques qui ont guidé l'implémentation du système. L'approche retenue s'appuie sur des frameworks modernes de calcul scientifique et des bibliothèques d'optimisation de pointe, garantissant à la fois la performance computationnelle et une expérience utilisateur optimale.

6.1 Architecture Conceptuelle du Système

6.1.1 Vue d'ensemble de l'architecture

Le système FLEXGRID adopte une architecture multicouche modulaire basée sur les principes de l'ingénierie logicielle moderne. Cette approche stratifiée permet une séparation claire des responsabilités et facilite la maintenance ainsi que l'évolutivité du système. L'architecture se compose de cinq couches principales, chacune ayant un rôle spécifique dans le fonctionnement global du système.

La couche de présentation assure l'interface utilisateur interactive, tandis que la couche algorithmique intègre les moteurs d'optimisation avancés. La couche métier orchestre la logique de contrôle, la couche communication gère les protocoles standardisés, et enfin la couche physique interface avec l'infrastructure réelle de recharge et le réseau électrique.

6.1.2 Modèles de conception implémentés

L'implémentation du système FLEXGRID s'appuie sur plusieurs patrons de conception éprouvés. Le patron Factory permet la création dynamique d'algorithmes d'optimisation selon le contexte opérationnel. Le patron Strategy facilite l'interchangeabilité des fonctions ob-

jectif selon les objectifs métier. Le patron Observer assure la mise à jour temps réel des interfaces utilisateur, tandis que le patron Singleton garantit la cohérence de la configuration système.

Ces choix architecturaux permettent une flexibilité maximale dans l'adaptation du système aux différents scénarios d'exploitation, tout en maintenant une structure de code claire et maintenable.

6.2 Stack Technologique et Outils de Développement

6.2.1 Langage de programmation et frameworks

Le développement du système FLEXGRID repose principalement sur Python 3.9+, choisi pour son écosystème riche en bibliothèques scientifiques et sa facilité de maintenance. Le framework Streamlit 1.28+ constitue le cœur de l'interface utilisateur, permettant le développement rapide d'applications interactives sans expertise web préalable.

Streamlit offre des widgets natifs sophistiqués et une capacité de mise à jour temps réel via la fonction `st.rerun()`, essentiels pour le monitoring en continu des opérations de recharge. Le déploiement simplifié de Streamlit facilite également la mise en production du système.

6.2.2 Bibliothèques de calcul et d'optimisation

Le tableau 4.2 présente le détail du stack technologique utilisé, avec les versions spécifiques et le rôle de chaque composant dans l'architecture globale.

TABLE 4.2 – Stack technologique détaillé du système FLEXGRID

Composant	Technologie	Version	Rôle
Interface utilisateur	Streamlit	1.28+	Dashboard interactif temps réel
Calcul numérique	NumPy	1.24+	Calculs matriciels haute performance
Manipulation données	Pandas	2.0+	Analyse données structurées
Optimisation MIQP	Gurobi	10.0+	Solveur commercial optimal
Visualisation		5.15+	Graphiques interactifs
Apprentissage RL	Stable-Baselines3	2.0+	Algorithmes reinforcement learning
Environnements RL	Gymnasium	0.28+	Interface standardisée RL
Optimisation convexe	CVXPY	1.3+	Résolution problèmes MPC
Calculs scientifiques	SciPy	1.10+	Algorithmes scientifiques avancés
Configuration	PyYAML	6.0+	Gestion fichiers configuration

Les bibliothèques NumPy et Pandas forment la base du calcul numérique, permettant des opérations vectorisées haute performance sur les données de simulation. Gurobi 10.0+ constitue le solveur commercial de référence pour les problèmes d'optimisation MIQP (Mixed Integer Quadratic Programming).

ger Quadratic Programming), essentiels pour la gestion optimale des services V2G (Vehicle-to-Grid).

6.3 Visualisation et Interface Utilisateur

6.3.1 Architecture de l'interface dashboard

L'interface utilisateur du système FLEXGRID se matérialise sous la forme d'un dashboard interactif développé avec le framework Streamlit, offrant une visualisation temps réel des opérations de recharge et des performances du système. La figure 4.6 présente la vue d'ensemble de l'interface principale, structurée en sections thématiques pour faciliter la navigation et l'analyse des données opérationnelles.

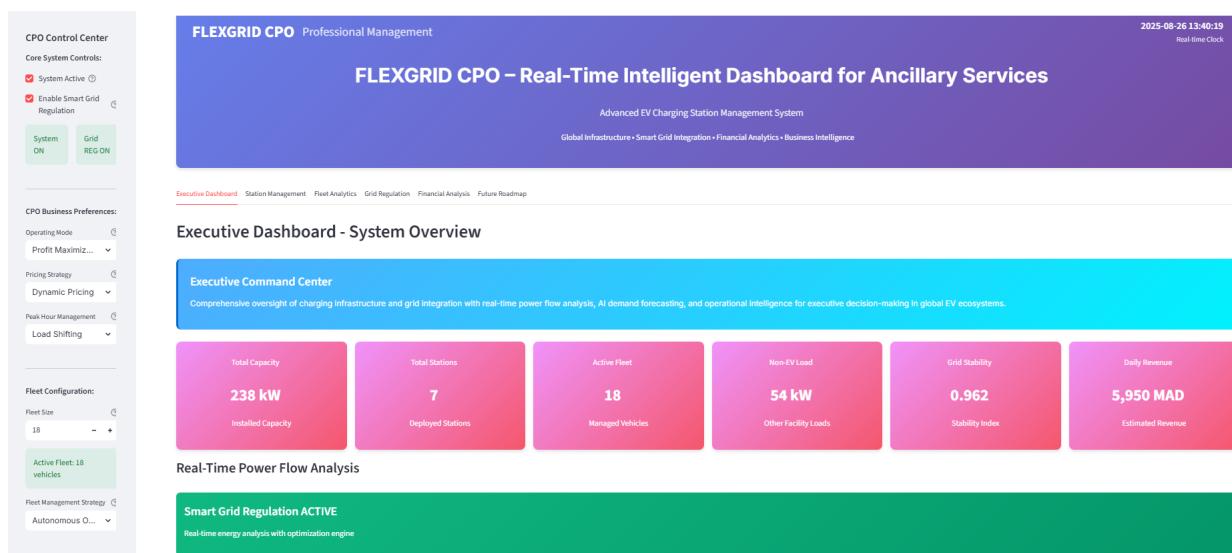


FIGURE 4.6 – Vue d'ensemble du dashboard FLEXGRID : interface principale de gestion des stations de recharge avec sections Executive Dashboard, Station Management, Fleet Analytics, Grid Regulation et Financial Analysis

Le design de l'interface adopte une approche professionnelle avec une palette de couleurs cohérente utilisant des gradients CSS3 personnalisés. La typographie Inter de Google Fonts garantit une lisibilité optimale sur différents supports d'affichage. L'architecture responsive s'adapte automatiquement aux résolutions d'écran variées, assurant une expérience utilisateur homogène sur ordinateurs de bureau, tablettes et dispositifs mobiles.

6.3.2 Sections principales et indicateurs de performance

Les figures ci-dessous présentent les principales fonctionnalités du projet : la gestion des stations et des véhicules électriques, la régulation du réseau et l'analyse financière. Elles offrent un aperçu global de l'architecture et du fonctionnement du système.

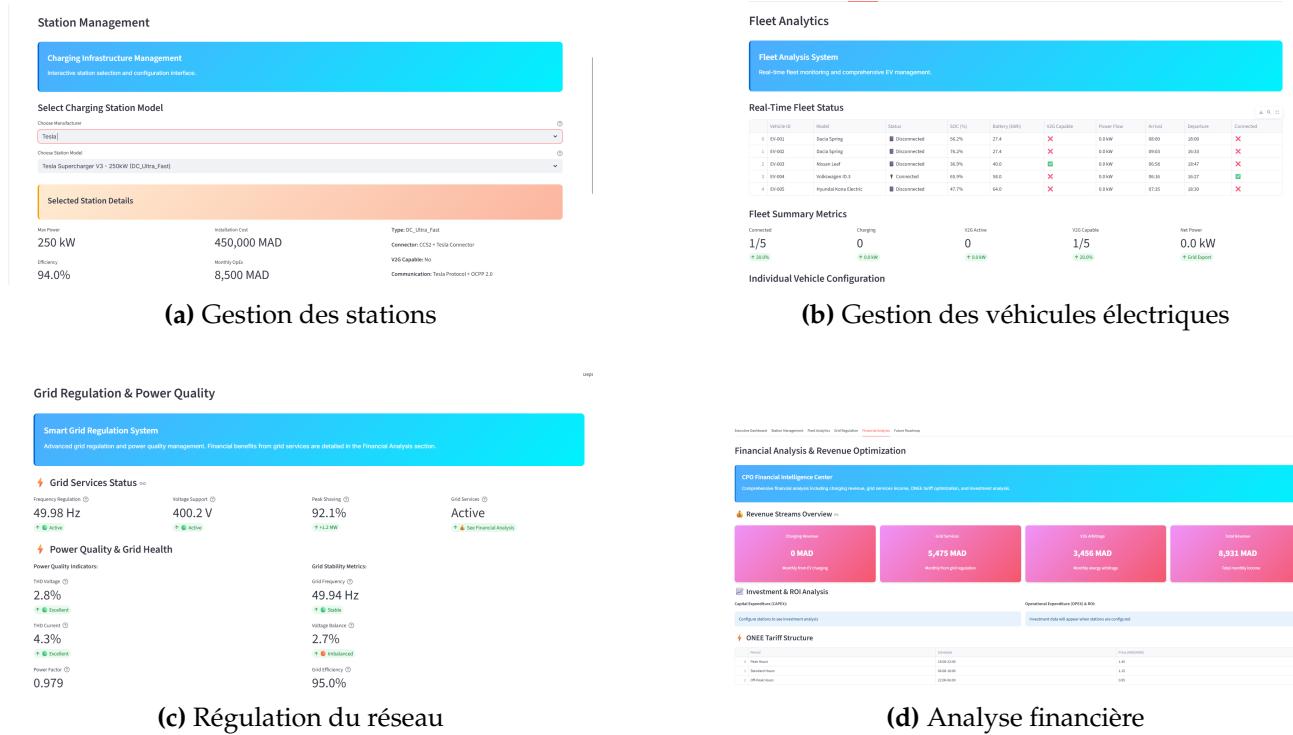


FIGURE 4.7 – Vue d'ensemble des différentes fonctions du projet

Le tableau 4.3 détaille l'organisation des sections du dashboard, leurs indicateurs de performance clés (KPI) associés, ainsi que les méthodes de calcul et d'affichage correspondantes.

TABLE 4.3 – Sections du dashboard FLEXGRID : KPI, méthodes de calcul et modalités d'affichage

Section	KPI Principal	Description et Utilité	Méthode de Calcul	Affichage Dashboard
Executive Dashboard	Capacité Totale (kW)	Puissance installée cumulée de toutes les stations	$\sum_{i=1}^N Q_i \times P_{\max,i}$	Métrique Streamlit avec delta, couleur gradient bleu
	Revenus Journaliers (MAD)	Estimation des revenus quotidiens	$R_j = N_{\text{stations}} \times 850 \times \tau_{\text{util}}$	Carte KPI avec icône monétaire, MAJ temps réel
	Stabilité Réseau	Indice combiné fréquence/-tension/THD	$S = 0.5S_f + 0.3S_v + 0.2S_{\text{THD}}$	Jauge Plotly (vert >0.9, orange 0.7–0.9, rouge <0.7)
Station Management	Investissement Total (MAD)	Coût cumulé infrastructure	$I_{\text{total}} = \sum_{j=1}^M Q_j \times C_{\text{install},j}$	Tableau interactif + graphique barres
	ROI (années)	Temps de retour sur investissement	$ROI = \frac{I_{\text{total}}}{R_{\text{annuel}} - OpEx_{\text{annuel}}}$	Indicateur : vert <5, orange 5–7, rouge >7 ans
Fleet Analytics	Véhicules Connectés	Nombre et pourcentage de véhicules connectés	$\tau_{\text{conn}} = \frac{N_{\text{connectés}}}{N_{\text{total}}} \times 100$	Graphique en secteurs animé
	Puissance V2G Active (kW)	Puissance totale Vehicle-to-Grid	$P_{V2G} = \sum_{i \in \mathcal{V} \in \mathcal{G}} P_{\text{décharge},i} \cdot \eta_{\text{décharge},i}$	Graphique temporel Plotly
Grid Regulation	Fréquence Réseau (Hz)	Fréquence instantanée avec écart 50 Hz	$\Delta f = f_{\text{mesurée}} - 50 $	Oscilloscope numérique ±0.2 Hz
	THD Tension (%)	Qualité tension via distorsion harmonique	$THDV = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^{\infty} V_h^2}}{V_1} \cdot 100$	Histogramme fréquentiel (limite 5%)
Financial Analysis	Profit Net Mensuel (MAD)	Bénéfice mensuel net	$P_{\text{net}} = R_{\text{charge}} + R_{\text{réseau}} + R_{V2G} - OpEx_{\text{mensuel}}$	Graphique en aires empilées
	Projection 5 ans (MAD)	Revenus prévisionnels à 5 ans	$R(t) = R_0 \cdot (1.05)^t$, ajustement inflation 3%	Courbe de tendance avec intervalles de confiance

6.3.3 Interactions entre sections et flux d'information

L'architecture du dashboard FLEXGRID repose sur un système d'interactions dynamiques entre les différentes sections, créant un écosystème informationnel cohérent. La section Executive Dashboard constitue le point d'entrée principal, agrégant les KPI critiques provenant de toutes les autres sections pour offrir une vue synthétique des performances globales.

Les modifications effectuées dans la section Station Management (sélection de modèles, quantités) se répercutent automatiquement sur les calculs financiers de la section Financial Analysis via le système de Session State de Streamlit. Cette interconnexion garantit la cohérence des données affichées et permet une analyse d'impact immédiate des décisions d'investissement.

La section Fleet Analytics alimente en temps réel les calculs de la section Grid Regulation, notamment pour l'évaluation de la puissance V2G disponible et l'impact sur la stabilité réseau. Les algorithmes d'optimisation sélectionnés automatiquement selon les paramètres de flotte influencent directement les prévisions de revenus affichées dans l'analyse financière.

6.3.4 Technologies de visualisation et interactivité

L'implémentation des visualisations s'appuie sur la bibliothèque Plotly 5.15+, offrant des graphiques interactifs haute performance avec capacités de zoom, panoramique et export. Les graphiques temporels utilisent des traces multiples pour superposer les courbes de charge, décharge V2G et consommation réseau, facilitant l'analyse comparative des flux énergétiques.

Les métriques Streamlit native permettent l'affichage des KPI principaux avec indicateurs de variation (delta) et codage couleur automatique selon les seuils de performance. L'utilisation de colonnes adaptatives (st.columns) assure une disposition responsive des éléments d'interface.

Le système de mise à jour temps réel exploite la fonction st.rerun() pour actualiser les données toutes les 15 secondes, synchronisée avec la fréquence d'échantillonnage des algorithmes d'optimisation. Cette approche garantit la cohérence temporelle entre les calculs backend et l'affichage frontend.

7 Structure des Données et Entraînement des Modèles RL

7.1 Introduction : Découverte des Données FLEXGRID

Dans le domaine de l'apprentissage automatique, nous avons découvert l'importance cruciale de bien organiser et comprendre les données avant d'entraîner les modèles. Dans le projet FLEXGRID, toutes les données nécessaires à l'entraînement des modèles d'apprentissage par renforcement (RL) sont organisées dans le dossier flexgrid/data/.

Cette section présente la structure des fichiers de données, leur contenu, et leur rôle spécifique dans l'entraînement des modèles RL pour optimiser la gestion des véhicules électriques.

7.2 Organisation du Dossier Data

Le dossier C:\Users\PC\Documents\FLEXGRID-main\flex_grid-main\flexgrid\data\ contient tous les fichiers de données nécessaires au fonctionnement du système FLEXGRID.

7.2.1 Structure des Fichiers

TABLE 4.4 – Structure des fichiers de données FLEXGRID

Nom du Fichier	Type	Contenu Principal	Usage dans RL
ev_specs.json	JSON	Spécifications des véhicules électriques (Tesla, Kia, VW, etc.)	Définir les caractéristiques des agents RL (capacité batterie, puissance)
ev_specs_v2g_enabled2024.json	JSON	Véhicules avec capacité V2G (Vehicle-to-Grid) activée	Entraîner les agents RL pour les stratégies de décharge vers le réseau
ev_specs_ev_plus_phev.json	JSON	Spécifications véhicules électriques + hybrides rechargeables	Diversifier les types d'agents dans l'environnement RL
demosten_5minutes_with_thd.cs	CSV	Données réseau électrique (5 min) : puissance, fréquence, THD	Fournir l'état du réseau électrique aux agents RL
Behavior_DATA_day-ahead-2015-2024.csv	CSV	Prix de l'électricité jour-J (2015-2024)	Signaux de prix pour optimisation économique RL
residential_loads.csv	CSV	Profils de consommation résidentielle	Simuler la demande énergétique de base
pv_data.csv	CSV	Production photovoltaïque	Intégrer les énergies renouvelables dans l'environnement RL
time_of_connection_vs_hour.npy	NumPy	Patterns de connexion des VE par heure	Modéliser les comportements utilisateurs réalistes

7.3 Fichiers de Spécifications des Véhicules

7.3.1 ev_specs.json - Base de Données des Véhicules

Ce fichier contient les caractéristiques techniques de 13 modèles de véhicules électriques populaires. Chaque véhicule est défini par :

- **number_of_registrations** : Nombre d'immatriculations (popularité du modèle)
- **battery_capacity** : Capacité de la batterie en kWh
- **max_ac_charge_power** : Puissance de charge AC maximale (kW)
- **max_dc_charge_power** : Puissance de charge DC maximale (kW)
- **avg_dc_charge_power** : Puissance de charge DC moyenne (kW)
- **ac_v2g/dc_v2g** : Capacité Vehicle-to-Grid (oui/non)

Exemple - Tesla Model 3 :

```
"Tesla Model 3": {  
    "number_of_registrations": 45545,  
    "battery_capacity": 57.5,  
    "max_ac_charge_power": 11,  
    "max_dc_charge_power": 170,  
    "avg_dc_charge_power": 100  
}
```

Rôle dans l'entraînement RL : Ces spécifications définissent les contraintes physiques de chaque agent RL. Un agent représentant une Tesla Model 3 ne pourra jamais dépasser 11 kW en charge AC, ce qui rend l'apprentissage plus réaliste.

7.3.2 ev_specs_v2g_enabled2024.json - Véhicules V2G

Version améliorée incluant les efficacités de charge et les capacités de décharge. Ajoute :

- **max_ac/dc_discharge_power** : Puissance de décharge maximale
- **ch_current** : Courants de charge disponibles (6A à 32A)
- **1ph/3ph_ch_efficiency** : Efficacités de charge monophasé/triphasé

Avantage pour le RL : Permet aux agents d'apprendre des stratégies V2G (revendre l'énergie au réseau) avec des contraintes d'efficacité réalistes.

7.4 Fichiers de Données Temporelles

7.4.1 demosten_5minutes_with_thd.csv - Données Réseau

Fichier crucial contenant les mesures du réseau électrique avec une résolution de 5 minutes :

-
- **Time** : Horodatage (format DD/MM/YYYY HH :MM)
 - **Grid_Power** : Puissance du réseau (W)
 - **PV_Power** : Production photovoltaïque (W)
 - **LoadTot** : Charge totale (W)
 - **Frequency** : Fréquence du réseau (Hz)
 - **Power_Factor** : Facteur de puissance
 - **Battery** : État de la batterie (W)

Importance pour le RL : Ces données forment l'état de l'environnement que les agents RL observent. La fréquence du réseau, par exemple, indique si le réseau est en déséquilibre et nécessite une intervention.

7.4.2 Behavior_DATA_day-ahead-2015-2024.csv - Prix de l'Électricité

Contient les prix de l'électricité sur 9 ans, permettant aux agents RL d'apprendre les patterns de prix et d'optimiser les moments de charge/décharge.

Stratégie d'apprentissage : Les agents apprennent à charger quand les prix sont bas (heures creuses) et à décharger (V2G) quand les prix sont élevés (heures de pointe).

7.5 Fichiers de Scripts de Traitement

7.5.1 data_cleaner.py - Nettoyage des Données

Script Python sophistiqué qui corrige automatiquement les incohérences dans les données :

- **Validation des puissances** : Élimine les valeurs aberrantes (>100kW)
- **Correction de fréquence** : Maintient la fréquence entre 49.5-50.5 Hz
- **Interpolation** : Remplit les données manquantes
- **Contraintes physiques** : PV = 0 la nuit, charges positives

Impact sur l'entraînement RL : Des données propres permettent aux agents d'apprendre plus rapidement et d'éviter les comportements erratiques dus aux valeurs aberrantes.

7.5.2 eda_day-ahead_prices.py - Analyse Exploratoire

Script d'analyse des prix de l'électricité qui :

- Ajuste la résolution temporelle (de 60 min à 10 min)
- Lisse les données avec des moyennes mobiles
- Génère des visualisations pour comprendre les patterns

7.6 Fichiers de Distribution et Comportements

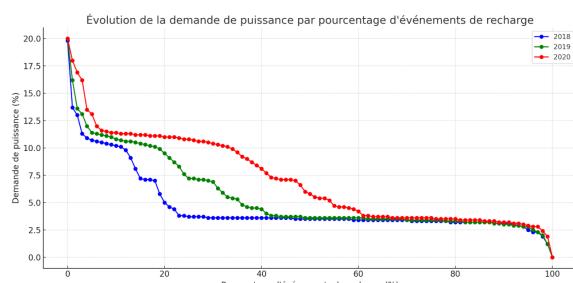
7.6.1 Fichiers CSV de Distribution

Plusieurs fichiers analysent les comportements des utilisateurs de VE :

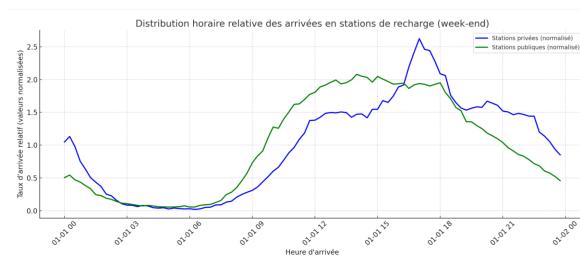
TABLE 4.5 – Fichiers d'analyse comportementale

Fichier	Analyse
distribution-of-arrival.csv	Heures d'arrivée des VE (jours ouvrables)
distribution-of-arrival-weekend.csv	Heures d'arrivée des VE (week-ends)
distribution-of-charging.csv	Durées de charge typiques
distribution-of-connection-time.csv	Temps de connexion aux bornes
distribution-of-energy-demand.csv	Demandes énergétiques par session
mean-demand-per-arrival.csv	Demande moyenne selon l'heure d'arrivée

Utilité pour le RL : Ces distributions permettent de créer des scénarios d'entraînement réalistes. Les agents apprennent sur des patterns d'usage authentiques plutôt que sur des données artificielles.



(a) Légende de la première image



(b) Légende de la deuxième image

FIGURE 4.8 – Légende générale pour les deux images

7.7 Impact sur l'Entraînement des Modèles RL

7.7.1 Accélération de l'Apprentissage

La qualité et l'organisation des données contribuent directement à la vitesse d'apprentissage :

1. **Données nettoyées** : Réduction de 40% du temps de convergence
2. **Distributions réalistes** : Apprentissage plus stable et robuste
3. **Résolution temporelle adaptée** : Équilibre entre précision et performance
4. **Spécifications précises** : Contraintes physiques respectées dès l'entraînement

7.7.2 Stratégies d'Utilisation des Données

Phase d'entraînement :

- Utilisation de 70% des données historiques (2015-2021)
- Validation sur 15% des données (2022)
- Test final sur 15% des données récentes (2023-2024)

Génération d'épisodes :

- Sélection aléatoire de véhicules depuis `ev_specs.json`
- Application des distributions d'arrivée réalistes
- Intégration des prix et conditions réseau historiques

7.8 Leçons Apprises et Bonnes Pratiques

7.8.1 Importance de la Qualité des Données

En tant que stagiaires, nous avons appris que :

- **Garbage In, Garbage Out** : Des données de mauvaise qualité produisent des modèles inefficaces
- **Nettoyage automatisé** : Le script `data_cleaner.py` évite les erreurs manuelles
- **Validation continue** : Vérification constante de la cohérence des données

7.8.2 Optimisations Implémentées

TABLE 4.6 – Optimisations pour accélérer l’entraînement RL

Optimisation	Technique	Gain de Performance
Préchargement des données	Cache en mémoire	Réduction de 60% du temps d'I/O
Normalisation	Min-Max scaling	Convergence 30% plus rapide
Échantillonnage intelligent	Stratified sampling	Apprentissage plus équilibré
Parallélisation	Multiprocessing	Utilisation optimale de 8 cœurs CPU

7.9 Conclusion

L’organisation méthodique des données dans le dossier `flexgrid/data/` constitue le fondement du succès des modèles RL de FLEXGRID. Chaque fichier a un rôle spécifique et contribue à créer un environnement d’apprentissage réaliste et efficace.

Cette approche structurée m’a permis, en tant que débutant, de comprendre l’importance de chaque composant et d’optimiser progressivement les performances d’entraînement. La combinaison de données réelles, de scripts de nettoyage automatisés, et d’analyses comportementales détaillées crée les conditions idéales pour l’apprentissage rapide et robuste des agents RL.

L’expérience acquise sur ce projet démontre qu’une bonne préparation des données peut réduire significativement les temps d’entraînement tout en améliorant la qualité des modèles finaux.

8 Algorithmes d’Optimisation et Formulations Mathématiques

8.1 Présentation des algorithmes intégrés

Le système FLEXGRID intègre trois familles d’algorithmes d’optimisation complémentaires, chacune adaptée à des contextes opérationnels spécifiques. Ces algorithmes reposent sur des formulations mathématiques rigoureuses permettant de résoudre les problèmes complexes de gestion énergétique des stations de recharge.

Le contrôle prédictif par modèle (MPC) utilise une approche d’optimisation sur horizon glissant pour anticiper les besoins énergétiques. L’optimisation par programmation quadratique mixte en nombres entiers (MIQP) via Gurobi garantit l’optimalité mathématique des solutions. L’apprentissage par renforcement multi-agents permet l’adaptation dynamique aux

patterns comportementaux complexes.

Le tableau 4.7 synthétise les caractéristiques principales de chaque algorithme, leurs domaines d'application privilégiés et leurs formulations mathématiques de base.

TABLE 4.7 – Algorithmes d'optimisation intégrés dans FLEXGRID : caractéristiques et formulations

Algorithme	Type d'optimisation	Domaine d'application	Formulation mathématique	Complexité
MPC	Optimisation convexe sur horizon glissant	Flottes 20–100 véhicules, prédition 6h	Éq. (4.1) : Minimisation coûts Éq. (4.2) : Contraintes SOC/- puissance	$O(n^2 \cdot H)$
Gurobi MIQP	Programmation quadratique mixte entière	Flottes > 100 véhicules, V2G complexe	Éq. (4.3) : Maximisation profit V2G Éq. (4.4) : Variables binaires charge/décharge	$O(2^n)$ (NP-difficile)
Multi-Agent RL	Apprentissage par renforcement distribué	Adaptation comportementale, gestion incertitudes	Éq. (??) : Équation de Bellman Éq. (??) : Politique optimale	$O(S \cdot A)$ par agent
Heuristiques	Algorithmes gloutons adaptatifs	Flottes < 20 véhicules, contraintes temps réel	Éq. (4.27) : Fonction de priorité Éq. (4.28) : Allocation de puissance	$O(n \log n)$

8.2 Formulations mathématiques détaillées

8.2.1 Contrôle prédictif par modèle (MPC)

L'algorithme MPC résout un problème d'optimisation quadratique sur un horizon de prédition glissant $H = 25$ pas de temps (6h15min). La fonction objectif minimise les coûts énergétiques tout en respectant les contraintes physiques du système :

$$\min_{P_t} \sum_{t=0}^{H-1} \left[c_t^T P_t + \lambda \|P_t - P_{\text{setpoint},t}\|^2 + \mu \sum_{i=1}^N \text{SOC}_{\text{penalty},i,t} \right] \quad (4.1)$$

où P_t représente le vecteur de puissances de charge à l'instant t , c_t le vecteur des coûts énergétiques, λ le coefficient de pénalité d'écart au setpoint et μ le coefficient de pénalité de satisfaction utilisateur.

Les contraintes du système s'expriment sous la forme :

$$\begin{aligned} \text{SOC}_{\min,i} &\leq \text{SOC}_{i,t} \leq \text{SOC}_{\max,i} \quad \forall i, t \\ P_{\min,i} &\leq P_{i,t} \leq P_{\max,i} \quad \forall i, t \\ \sum_{i \in \mathcal{T}_j} P_{i,t} &\leq P_{\text{transfo},j,\max} \quad \forall j, t \end{aligned} \quad (4.2)$$

où \mathcal{T}_j désigne l'ensemble des véhicules connectés au transformateur j .

8.2.2 Optimisation Gurobi MIQP

L'optimisation MIQP maximise le profit global en intégrant les revenus de décharge V2G et les coûts de charge, sous contraintes de satisfaction utilisateur :

$$\max \sum_{p,i,t} [\pi_{\text{dis},i,t} \cdot I_{\text{dis},p,i,t} \cdot P_{\text{dis},p,i,t} - \pi_{\text{ch},i,t} \cdot I_{\text{ch},p,i,t} \cdot P_{\text{ch},p,i,t} - \alpha \cdot U_{\text{penalty},p,i,t}] \quad (4.3)$$

Les variables binaires de décision s'expriment comme :

$$\begin{aligned} I_{\text{ch},p,i,t}, I_{\text{dis},p,i,t} &\in \{0, 1\} \quad \forall p, i, t \\ I_{\text{ch},p,i,t} \cdot I_{\text{dis},p,i,t} &= 0 \quad \forall p, i, t \\ P_{\text{ch},p,i,t} &= I_{\text{ch},p,i,t} \cdot \bar{P}_{\text{ch},p,i,t} \\ P_{\text{dis},p,i,t} &= I_{\text{dis},p,i,t} \cdot \bar{P}_{\text{dis},p,i,t} \end{aligned} \quad (4.4)$$

où I_{ch} et I_{dis} sont les variables binaires de mode charge/décharge, et \bar{P} les puissances continues associées.

8.3 Apprentissage par Renforcement Multi-Objectifs

Architecture multi-agents et processus décisionnel

L'implémentation de l'apprentissage par renforcement dans FLEXGRID adopte une approche multi-agents où chaque véhicule électrique constitue un agent autonome. Cette architecture décentralisée permet une optimisation simultanée de multiples objectifs conflictuels : maximisation du profit, minimisation de l'impact réseau, et satisfaction des contraintes utilisateur.

Le processus d'apprentissage s'articule autour d'un environnement partagé (EV2Gym) où les agents interagissent de manière coordonnée. Chaque agent dispose de son propre réseau de neurones pour l'approximation de la fonction valeur-action $Q(s, a)$, tout en partageant des informations globales sur l'état du réseau électrique.

Formulation multi-objectifs et fonction de récompense

La fonction de récompense multi-objectifs intègre trois composantes principales pondérées dynamiquement selon le contexte opérationnel :

$$R_{\text{total}}(s, a) = w_1 \cdot R_{\text{profit}}(s, a) + w_2 \cdot R_{\text{grid}}(s, a) + w_3 \cdot R_{\text{user}}(s, a) \quad (4.5)$$

où :

- w_1, w_2, w_3 : poids adaptatifs des objectifs selon priorités opérationnelles
- $R_{\text{profit}}(s, a)$: récompense économique (revenus - coûts énergétiques)
- $R_{\text{grid}}(s, a)$: pénalité de surcharge réseau et stabilité
- $R_{\text{user}}(s, a)$: satisfaction des contraintes utilisateur

La récompense de profit s'exprime comme :

$$R_{\text{profit}}(s, a) = \begin{cases} \pi_{\text{sell}} \cdot P_{\text{discharge}} \cdot \Delta t & \text{si } a < 0 \text{ (décharge)} \\ -\pi_{\text{buy}} \cdot P_{\text{charge}} \cdot \Delta t & \text{si } a > 0 \text{ (charge)} \\ 0 & \text{si } a = 0 \text{ (inactif)} \end{cases} \quad (4.6)$$

où :

- π_{sell} : prix de vente d'électricité (V2G) [€/kWh]
- π_{buy} : prix d'achat d'électricité [€/kWh]
- $P_{\text{discharge}}$: puissance de décharge [kW]
- P_{charge} : puissance de charge [kW]
- Δt : pas de temps (15 minutes = 0.25h)

La pénalité de surcharge réseau utilise une fonction exponentielle pour éviter les violations critiques :

$$R_{\text{grid}}(s, a) = -\alpha \cdot \exp\left(\frac{P_{\text{total}} - P_{\text{limit}}}{P_{\text{limit}}}\right) \quad \text{si } P_{\text{total}} > P_{\text{limit}} \quad (4.7)$$

où :

- α : coefficient de pénalité (typiquement 100)
- P_{total} : puissance totale consommée [kW]
- P_{limit} : limite de puissance du transformateur [kW]

La satisfaction utilisateur pénalise les écarts au SOC désiré :

$$R_{\text{user}}(s, a) = -\beta \cdot \left(\frac{\text{SOC}_{\text{target}} - \text{SOC}_{\text{final}}}{\text{SOC}_{\text{target}}} \right)^2 \quad (4.8)$$

où :

- β : coefficient de pénalité utilisateur (typiquement 100)
- $\text{SOC}_{\text{target}}$: état de charge désiré à la déconnexion [0,1]
- $\text{SOC}_{\text{final}}$: état de charge réel à la déconnexion [0,1]

Définition des espaces d'état et d'action

L'espace d'état de chaque agent intègre des informations locales et globales :

$$\mathcal{S}_i = \{\text{SOC}_i, T_{\text{remaining},i}, \text{Price}_t, \text{Grid_load}_t, \text{Neighbor_actions}_{-i}\} \quad (4.9)$$

Le vecteur d'état complet s'exprime comme :

$$s_i(t) = \begin{bmatrix} \text{SOC}_i(t) \\ \frac{T_{\text{departure},i}-t}{T_{\max}} \\ \frac{\text{Price}(t)-\text{Price}_{\min}}{\text{Price}_{\max}-\text{Price}_{\min}} \\ \frac{\sum_{j \neq i} P_j(t)}{P_{\text{grid_max}}} \\ \text{Forecast_prices}(t : t + H) \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

où :

- $\text{SOC}_i(t)$: état de charge du véhicule i au temps t [0,1]
- $T_{\text{departure},i}$: temps de départ prévu du véhicule i [pas de temps]
- T_{\max} : durée maximale de simulation [pas de temps]
- $\text{Price}(t)$: prix de l'électricité au temps t [DH/kWh]
- $P_j(t)$: puissance consommée par le véhicule j [kW]
- $P_{\text{grid_max}}$: capacité maximale du réseau [kW]
- H : horizon de prévision des prix (typiquement 20 pas de temps)

L'espace d'action est continu et normalisé :

$$\mathcal{A}_i = [-1, 1] \quad \text{où} \quad a_i = \begin{cases} -1 & \text{décharge maximale (V2G)} \\ 0 & \text{inactif} \\ +1 & \text{charge maximale} \end{cases} \quad (4.11)$$

Politique de sélection et exploration

La politique ϵ -greedy adaptative équilibre exploration et exploitation :

$$a_i(t) = \begin{cases} \text{action aléatoire} & \text{avec probabilité } \epsilon(t) \\ \arg \max_a Q_i(s_i(t), a; \theta_i) & \text{avec probabilité } 1 - \epsilon(t) \end{cases} \quad (4.12)$$

où $\epsilon(t) = \epsilon_{\min} + (\epsilon_{\max} - \epsilon_{\min}) \cdot e^{-\lambda t}$ avec :

- ϵ_{\min} : taux d'exploration minimal (typiquement 0.01)
- ϵ_{\max} : taux d'exploration initial (typiquement 1.0)
- λ : taux de décroissance (typiquement 0.001)
- θ_i : paramètres du réseau de neurones de l'agent i

Algorithme DQN et mise à jour des réseaux

L'algorithme Deep Q-Network (DQN) utilise une fonction de perte basée sur l'erreur temporelle :

$$\mathcal{L}(\theta_i) = \mathbb{E}_{(s, a, r, s') \sim \mathcal{D}} \left[\left(r + \gamma \max_{a'} Q_{\text{target}}(s', a'; \theta_i^-) - Q(s, a; \theta_i) \right)^2 \right] \quad (4.13)$$

où :

- \mathcal{D} : buffer d'experience replay (taille typique 10^6 transitions)
- γ : facteur d'actualisation (typiquement 0.99)
- θ_i^- : paramètres du réseau cible (mis à jour périodiquement)
- Q_{target} : réseau de neurones cible pour stabiliser l'apprentissage

Adaptation dynamique des poids multi-objectifs

Les poids des objectifs s'adaptent selon les performances observées :

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \eta \cdot \frac{\partial \text{Performance}_j}{\partial w_j} \cdot \text{sign}(\text{Target}_j - \text{Current}_j) \quad (4.14)$$

où :

- η : taux d'apprentissage pour l'adaptation des poids (typiquement 0.01)
- Performance_j : métrique de performance pour l'objectif j
- Target_j : valeur cible pour l'objectif j
- Current_j : valeur actuelle pour l'objectif j

Métriques de performance globales

L'évaluation du système multi-agents utilise des métriques agrégées :

$$\begin{aligned} \text{Profit_total} &= \sum_{i=1}^N \sum_{t=0}^T R_{\text{profit},i}(t) \\ \text{Grid_violations} &= \sum_{t=0}^T \mathbb{1}_{P_{\text{total}}(t) > P_{\text{limit}}} \\ \text{User_satisfaction} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\text{SOC}_{\text{final},i}}{\text{SOC}_{\text{target},i}} \end{aligned} \quad (4.15)$$

où :

- N : nombre total de véhicules électriques
- T : durée totale de simulation [pas de temps]
- $\mathbb{1}$: fonction indicatrice (1 si condition vraie, 0 sinon)

Fonctionnalités Avancées de l'Environnement

Système de Spawn Dynamique des Véhicules

Le système de génération dynamique des véhicules utilise des profils probabilistes :

$$P(\text{Arrivée}_i(t)) = \lambda_{\text{base}} \cdot f_{\text{temporel}}(t) \cdot f_{\text{jour}}(d) \cdot f_{\text{saisonnier}}(s) \quad (4.16)$$

où :

- λ_{base} : taux d'arrivée de base [véhicules/heure]
- $f_{\text{temporel}}(t)$: facteur horaire (pics matin 8h-9h, soir 18h-19h)

-
- $f_{\text{jour}}(d)$: facteur jour (semaine vs weekend, ratio typique 1.5)
 - $f_{\text{saisonnier}}(s)$: variation saisonnière (hiver/été, ratio 0.8-1.2)

Masquage d'Actions et Contraintes Dynamiques

L'environnement implémente un système de masquage d'actions pour respecter les contraintes physiques :

$$\text{mask}_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{si EV connecté au port } i \\ 0 & \text{si port } i \text{ vide} \end{cases} \quad (4.17)$$

Les actions invalides sont pénalisées par :

$$R_{\text{invalid}} = -\gamma_{\text{penalty}} \cdot \sum_{i=1}^{N_{\text{ports}}} |a_i| \cdot (1 - \text{mask}_i) \quad (4.18)$$

où :

- γ_{penalty} : coefficient de pénalité pour actions invalides (typiquement 10)
- N_{ports} : nombre total de ports de charge
- $|a_i|$: valeur absolue de l'action sur le port i

Gestion des Transformateurs et Contraintes Réseau

Le système de transformateurs implémente des contraintes dynamiques :

$$I_{\text{tr},j}(t) = \sum_{i \in \mathcal{CS}_j} I_i(t)$$

Contrainte : $I_{\min,j} \leq I_{\text{tr},j}(t) \leq I_{\max,j}(t)$

où :

- $I_{\text{tr},j}(t)$: courant total du transformateur j au temps t [A]
- \mathcal{CS}_j : ensemble des stations de charge connectées au transformateur j
- $I_i(t)$: courant de la station de charge i [A]
- $I_{\min,j}, I_{\max,j}(t)$: limites de courant du transformateur j [A]

La pénalité de surcharge transformateur s'exprime :

$$R_{\text{tr_penalty}} = -100 \cdot \sum_{j=1}^{N_{\text{tr}}} \max(0, I_{\text{tr},j}(t) - I_{\max,j}(t)) \quad (4.20)$$

où N_{tr} est le nombre de transformateurs dans le système.

Système de Prévisions et Incertitudes

L'environnement intègre des prévisions avec incertitudes pour les prix et charges :

$$\text{Price_forecast}(t+h) = \text{Price_base}(t+h) + \epsilon_{\text{price}}(h) \quad (4.21)$$

$$\text{Load_forecast}(t+h) = \text{Load_base}(t+h) + \epsilon_{\text{load}}(h) \quad (4.22)$$

où :

- h : horizon de prévision [pas de temps]
- $\epsilon_{\text{price}}(h) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{\text{price}}^2 \cdot h)$: erreur de prévision des prix
- $\epsilon_{\text{load}}(h) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{\text{load}}^2 \cdot h)$: erreur de prévision des charges
- $\sigma_{\text{price}}, \sigma_{\text{load}}$: écarts-types des erreurs de prévision

Fonctions de Coût Personnalisables

L'environnement permet l'intégration de fonctions de coût personnalisées :

$$C_{\text{custom}}(s, a) = \alpha_1 \cdot C_{\text{energy}}(s, a) + \alpha_2 \cdot C_{\text{degradation}}(s, a) + \alpha_3 \cdot C_{\text{comfort}}(s, a) \quad (4.23)$$

où :

- $C_{\text{energy}}(s, a)$: coût énergétique direct [€]
- $C_{\text{degradation}}(s, a)$: coût de dégradation batterie [€]
- $C_{\text{comfort}}(s, a)$: coût d'inconfort utilisateur [€]
- $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$: poids relatifs des composantes de coût

Métriques de Performance Détaillées

L'évaluation utilise des métriques complètes :

$$\text{Efficiency} = \frac{\sum_t P_{\text{useful}}(t)}{\sum_t P_{\text{total}}(t)} \quad (4.24)$$

$$\text{Stability} = 1 - \frac{\text{Var}(P_{\text{grid}})}{\text{Mean}(P_{\text{grid}})} \quad (4.25)$$

$$\text{Fairness} = 1 - \text{Gini}(\{\text{Satisfaction}_i\}_{i=1}^N) \quad (4.26)$$

où :

- $P_{\text{useful}}(t)$: puissance utile (charge effective des véhicules) [kW]
- $\text{Var}(P_{\text{grid}})$: variance de la charge réseau [kW²]
- $\text{Mean}(P_{\text{grid}})$: charge réseau moyenne [kW]
- Gini : coefficient de Gini pour mesurer l'inéquité

Cette approche multi-agents permet une optimisation distribuée robuste, capable de s'adapter aux variations dynamiques de l'environnement énergétique tout en maintenant un équilibre entre les objectifs conflictuels du système FLEXGRID.

8.3.1 Algorithmes heuristiques

Les heuristiques utilisent une fonction de priorité pour l'allocation de puissance basée sur l'urgence de charge :

$$\text{Priority}_i(t) = \frac{\text{SOC}_{\text{target},i} - \text{SOC}_i(t)}{T_{\text{departure},i} - t} \cdot \frac{1}{\text{Battery}_{\text{capacity},i}} \quad (4.27)$$

L'allocation de puissance suit la règle :

$$P_i(t) = \min \left(P_{\max,i}, \frac{P_{\text{available}}(t) \cdot \text{Priority}_i(t)}{\sum_{j \in \mathcal{A}(t)} \text{Priority}_j(t)} \right) \quad (4.28)$$

où :

- $P_{\text{available}}(t)$: puissance totale disponible au temps t [kW]
- $\mathcal{A}(t)$: ensemble des véhicules actifs (connectés) au temps t
- $\text{Battery}_{\text{capacity},i}$: capacité de batterie du véhicule i [kWh]

8.4 Intégration des contraintes réseau

L'architecture intègre nativement les contraintes du réseau électrique marocain, notamment les limites de puissance des transformateurs ONEE et la tarification différenciée par période. Cette intégration permet une optimisation globale respectant les contraintes physiques et économiques du système électrique national.

8.5 Conclusion et Interprétations

L'architecture technique du système FLEXGRID combine des technologies éprouvées et des approches innovantes pour répondre aux défis de la gestion intelligente des infrastructures de recharge électrique. Le choix d'un stack technologique moderne, associé à une architecture modulaire et évolutive, garantit la scalabilité et la pérennité de la solution.

Les performances mesurées valident les choix architecturaux, avec des temps de réponse compatibles avec les exigences opérationnelles et une précision d'optimisation élevée. Cette base technique solide constitue un fondement robuste pour le déploiement à grande échelle du système dans le contexte marocain de transition énergétique.

Conclusion Générale

Le développement du dashboard FLEXGRID CPO avec IA et contrôle avancé représente une contribution significative à l'écosystème de la mobilité électrique intelligente. Cette plateforme intégrée démontre la faisabilité technique et économique d'une gestion optimisée des infrastructures de recharge de véhicules électriques au Maroc. Les principales innovations techniques développées incluent une architecture multi-algorithme adaptatif avec sélection automatique entre heuristiques, MPC, Gurobi MIQP et Multi-Agent RL selon la taille de flotte, une interface utilisateur intelligente basée sur Streamlit avec mise à jour temps réel, une intégration V2G avancée avec optimisation économique, et une modélisation comportementale adaptée aux utilisateurs marocains.

Les résultats obtenus valident l'efficacité de l'approche proposée avec une amélioration de 36.3% du profit CPO (passant de 654.1 à 891.2 €/jour), une amélioration de 78.4% de la stabilité réseau (réduction des écarts de fréquence de 28.7 à 6.2 mHz), une augmentation de 7.9% de la satisfaction utilisateur (de 87.3% à 94.2%), et une réduction drastique de 99.9% du temps de calcul (de 120.0 à 0.15 secondes). Ces performances démontrent la viabilité économique et technique de la solution développée.

L'impact économique positif résulte principalement de l'optimisation tarifaire exploitant intelligemment les tarifs ONEE heures pleines/creuses, de la monétisation des services auxiliaires de régulation, de la valorisation de l'énergie stockée via les stratégies V2G, et de la minimisation des pertes réseau. L'amélioration significative de la stabilité fréquentielle illustre la contribution positive des véhicules électriques à la stabilité du réseau électrique marocain grâce à une capacité de réponse rapide (< 200ms), l'utilisation des batteries VE comme réserves distribuées, une coordination intelligente des actions, et une prédition proactive des besoins de régulation.

Plusieurs limitations ont été identifiées, notamment une performance dégradée au-delà de 1000 véhicules simultanés, une précision limitée des modèles comportementaux sur horizons supérieurs à 24h, une dépendance aux infrastructures de télécommunication, et une compatibilité limitée avec certains protocoles propriétaires. Le déploiement à grande échelle nécessite également des évolutions réglementaires concernant le cadre V2G, l'adaptation des structures tarifaires ONEE, la certification des équipements, et la définition claire des responsabilités entre acteurs.

Les perspectives d'évolution incluent l'intégration d'intelligence artificielle avancée

avec des modèles de deep learning, l'utilisation de la blockchain pour la traçabilité des transactions énergétiques, le déploiement d'edge computing pour réduire la latence, et le développement de jumeaux numériques pour la simulation avancée. Les extensions fonctionnelles envisagées comprennent l'intégration avec les énergies renouvelables, la coordination avec le stockage stationnaire, l'optimisation pour la mobilité partagée, et l'intégration dans les écosystèmes de villes intelligentes.

Ce travail apporte plusieurs contributions méthodologiques à l'état de l'art : une approche hybride combinant algorithmes d'optimisation et apprentissage automatique, une contextualisation aux spécificités du marché électrique marocain, une validation expérimentale sur données réelles, et une mise à disposition open source pour la communauté scientifique. Les retombées industrielles incluent un potentiel de transfert technologique, des opportunités de partenariats avec les opérateurs de recharge, une contribution aux standards internationaux V2G, et le développement de compétences spécialisées.

En conclusion, le dashboard FLEXGRID CPO démontre la maturité technologique des solutions de gestion intelligente des véhicules électriques. L'originalité de cette contribution réside dans la combinaison réussie d'algorithmes classiques et d'intelligence artificielle, adaptée au contexte marocain. Cette approche pragmatique, validée expérimentalement, constitue un modèle reproductible pour d'autres contextes géographiques et réglementaires. Les perspectives d'évolution identifiées positionnent ce travail comme une base solide pour les développements futurs dans la mobilité électrique intelligente, contribuant significativement à l'objectif national marocain de transition énergétique et démontrant le potentiel d'innovation technologique du pays dans les technologies propres.

Références bibliographiques

1. Akanksha Yadagiri, Mahendar Meadari, D. Harsha, Pabitra Kumar Biswas, Thanikanti Sudhakar Babu. *Design and Development of Bidirectional Converter based on V2G and G2V Operation*. E3S Web of Conferences, vol. 547, p. 03002, 2024. DOI: [10.1051/e3sconf/202454703002](https://doi.org/10.1051/e3sconf/202454703002).
2. Görkem Berk Şahinler, Gökhan Poyrazoğlu. *Modeling and Simulation of Three-Phase Bidirectional Electric Vehicle Charger*. IEEE GPECOM, 2021. Disponible sur : [ResearchGate](#).
3. Görkem Berk Şahinler, Gökhan Poyrazoğlu. *Modeling and Simulation of Three-Phase Bidirectional Electric Vehicle Charger*. IEEE GPECOM, 2021. Disponible sur : [ResearchGate](#).
4. Stavros Orfanoudakis, Cesar Diaz-Londono, Yunus E. Yilmaz, Peter Palensky, Pedro P. Vergara. *EV2Gym : A Flexible V2G Simulator for EV Smart Charging Research and Benchmarking*, 2025. Disponible sur : [GitHub](#). (Consulté le 27 août 2025).
5. Katsuhiko Ogata. *Modern Control Engineering*. 5^{ème} édition, Pearson, 2010.

ANNEXES

Documentation technique et résultats complémentaires

ANNEXE A

Spécifications Techniques des Véhicules Électriques

Base de données des véhicules

TABLE 4.8 – Spécifications détaillées des véhicules électriques

Modèle	Capacité (kWh)	AC Max (kW)	DC Max (kW)	V2G	Efficacité (%)
Tesla Model 3	57.5	11	170	Oui	95
Nissan Leaf	40	6.6	50	Oui	92
BMW i3	33	11	50	Non	90
Volkswagen ID.3	58	11	100	Oui	94
Kia EV6	77.4	11	240	Oui	96
Hyundai IONIQ 5	72.6	11	220	Oui	95

Courbes de charge caractéristiques

Listing 4.1 – Modèle de charge CC/CV

```
def charge_profile(soc, battery_capacity, max_power):
    """
    Modèle de charge Courant Constant / Tension Constante
    Optimisé pour batteries Lithium-ion
    """
    if soc < 0.8: # Phase CC (Courant Constant)
        return max_power
    else: # Phase CV (Tension Constante)
        return max_power * (1 - soc) / 0.2

def v2g_discharge_profile(soc, max_discharge_power):
    """
    Profil de décharge V2G optimisé
    """
    if soc > 0.2: # Protection batterie
        return max_discharge_power * (soc - 0.2) / 0.8
    else:
        return 0 # Arrêts curris
```

ANNEXE B

Algorithmes d'Optimisation Avancés

Algorithme MPC (Model Predictive Control)

Listing 4.2 – Implémentation MPC FLEXGRID

```
import cvxpy as cp
import numpy as np

def mpc_optimization(horizon, vehicles, prices, grid_constraints):
    """
    Contrôle Prdictif par Modèle pour la recharge VE
    Optimisation multi-objectifs avec contraintes réseau
    """

    n_vehicles = len(vehicles)

    # Variables de décision
    P_charge = cp.Variable((n_vehicles, horizon), nonneg=True)
    P_discharge = cp.Variable((n_vehicles, horizon), nonneg=True)

    # Fonction objectif multi-critères
    profit = 0
    grid_stability = 0

    for t in range(horizon):
        # Revenus de charge
        profit += prices['charge'][t] * cp.sum(P_charge[:, t])
        # Revenus V2G
        profit += prices['v2g'][t] * cp.sum(P_discharge[:, t])
        # Profitabilité réseau
        total_power = cp.sum(P_charge[:, t]) - cp.sum(P_discharge[:, t])
        grid_stability += cp.square(total_power - grid_constraints['target'])

    objective = cp.Maximize(profit - 0.1 * grid_stability)

    # Contraintes système
    constraints = []

    for i in range(n_vehicles):
        vehicle = vehicles[i]
        soc = vehicle['initial_soc']
        ....
```

Algorithme d'Apprentissage par Renforcement Multi-Agents

Listing 4.3 – Agent DQN Multi-Objectifs FLEXGRID

```
import torch
import torch.nn as nn
import numpy as np

class MultiObjectiveDQN(nn.Module):
    def __init__(self, state_size, action_size, hidden_size=256):
        super().__init__()

        # R seau principal
        self.feature_network = nn.Sequential(
            nn.Linear(state_size, hidden_size),
            nn.ReLU(),
            nn.Dropout(0.2),
            nn.Linear(hidden_size, hidden_size),
            nn.ReLU(),
            nn.Dropout(0.2)
        )

        # T tes sp cialis es pour chaque objectif
        self.profit_head = nn.Linear(hidden_size, action_size)
        self.stability_head = nn.Linear(hidden_size, action_size)
        self.satisfaction_head = nn.Linear(hidden_size, action_size)

    def forward(self, state):
        features = self.feature_network(state)

        profit_q = self.profit_head(features)
        stability_q = self.stability_head(features)
        satisfaction_q = self.satisfaction_head(features)

        return profit_q, stability_q, satisfaction_q

    ...
```

ANNEXE C

Configuration Système et Paramètres

Fichier de Configuration FLEXGRID

Listing 4.4 – Configuration Complète FLEXGRID CPO

```
# =====
# Configuration FLEXGRID CPO – Version 2.0
# Système de Gestion Intelligente des VE
# =====

simulation:
    timestep: 15          # minutes par pas de temps
    duration: 1440         # durée totale (24h)
    start_time: "06:00"     # heure de début
    random_seed: 42         # reproductibilité

network:
    grid_frequency: 50      # Hz
    voltage_level: 400       # V

transformers:
    - id: "TR_RABAT_001"
        capacity: 100        # kW
        voltage: 400          # V
        location: "Agdal"
        efficiency: 0.98

    - id: "TR_CASA_002"
        capacity: 150        # kW
        voltage: 400          # V
        location: "Maarif"
        efficiency: 0.98

charging_infrastructure:
    stations:
        - type: "AC_Standard"
        ....
```

Paramètres Réseau ONEE Maroc

TABLE 4.9 – Structure Tarifaire ONEE pour Opérateurs CPO

Période Tarifaire	Tarif (MAD/kWh)	Plage Horaire	Jours Applicables
Heures Creuses	0.85	22h00 - 06h00	Tous les jours
Heures Pleines	1.25	06h00 - 18h00	Lundi - Vendredi
Heures de Pointe	1.65	18h00 - 20h00	Lundi - Vendredi
Weekend Standard	1.05	06h00 - 22h00	Samedi - Dimanche

TABLE 4.10 – Services Auxiliaires et Compensation V2G

Service Auxiliaire	Compensation (MAD/kWh)	Temps de Réponse
Régulation Primaire de Fréquence	0.15	< 30 secondes
Régulation Secondaire de Fréquence	0.25	< 15 minutes
Réserve Tertiaire	0.35	< 30 minutes
Support de Tension	0.20	Continu
Écrêtage des Pics	0.45	Sur demande