



**HAL**  
open science

# Réalisation et optimisation énergétique d'une station de recharge de véhicules électriques avec stockage fixe et panneaux photovoltaïques

David Roszczypala

## ► To cite this version:

David Roszczypala. Réalisation et optimisation énergétique d'une station de recharge de véhicules électriques avec stockage fixe et panneaux photovoltaïques. Energie électrique. NANTES UNIVERSITE, 2020. Français. NNT: . tel-03780203

**HAL Id: tel-03780203**

**<https://hal.science/tel-03780203>**

Submitted on 19 Sep 2022

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# THESE DE DOCTORAT DE

L'UNIVERSITE DE NANTES

ECOLE DOCTORALE N° 601

*Mathématiques et Sciences et Technologies*

*de l'Information et de la Communication*

Spécialité : *génie électrique*

Par

**David ROSZCZYPALA**

**Réalisation et optimisation énergétique  
d'une station de recharge de véhicules électriques  
avec stockage fixe et panneaux photovoltaïques**

Thèse présentée et soutenue à Nantes le 26 novembre 2020

Unité de recherche : IETR UMR 6164

## Rapporteurs avant soutenance :

Jean-Charles LE BUNETEL    Professeur des universités, Université de Tours  
Florence RAZAN                Professeur des universités, ENS Rennes

## Composition du Jury :

Président :                    Jean-Michel VINASSA                    Professeur des universités, INP Bordeaux

Examineurs :                Denis GENON-CATALOT                Maître de Conférences, Université Grenoble Alpes  
Jean-Charles LE BUNETEL                Professeur des universités, Université de Tours  
Florence RAZAN                    Professeur des universités, ENS Rennes

Dir. de thèse :                Christophe BATARD                    Maître de Conférences/HDR, Université de Nantes  
Co-dir. de thèse :            Nicolas GINOT                            Professeur des universités, Université de Nantes

## Invité(s)

Frédéric POITIERS            Maître de Conférences, Université de Nantes



# SOMMAIRE

---

<b>Introduction</b>	<b>11</b>
<b>1 Etat de l'art</b>	<b>13</b>
1.1 Définitions et technologie . . . . .	13
1.1.1 Véhicules . . . . .	13
1.1.2 Dispositifs de recharge . . . . .	14
1.1.3 Contexte normatif . . . . .	17
1.1.4 Chiffres . . . . .	18
1.2 Impact du véhicule électrique . . . . .	20
1.2.1 Impact des VE sur le réseau sans coordination . . . . .	20
1.2.2 Vehicle-to-grid (V2G) . . . . .	25
1.2.3 Infrastructures de recharge et énergies renouvelables . . . . .	27
1.2.4 Impact environnemental du VE . . . . .	27
1.3 La gestion d'énergie dans la littérature scientifique : utilisation d'algorithmes	27
1.3.1 Systèmes mutli-agents . . . . .	27
1.3.2 La logique floue . . . . .	33
1.3.3 Les réseaux de neurone . . . . .	36
1.4 La gestion d'énergie appliquée au smartcharging . . . . .	41
1.4.1 Impacts de la planification de charge . . . . .	42
1.5 Conclusion du premier chapitre . . . . .	45
<b>2 Algorithmes</b>	<b>47</b>
2.1 Construction incrémentale des algorithmes . . . . .	47
2.1.1 Communication et supervision : protocole OCPP . . . . .	49
2.1.2 Respect de la limite de puissance maximale totale . . . . .	52
2.1.3 Répartition de l'énergie entre VE : critères de priorité . . . . .	53
2.1.4 Calcul de puissance totale en intégrant plus d'éléments . . . . .	57
2.2 Programmation dynamique . . . . .	58
2.2.1 Programmation dynamique stochastique . . . . .	64

2.3	Scénarios . . . . .	66
2.3.1	Scénario 1 : minimiser l'impact réseau . . . . .	66
2.3.2	Scénario 2 : maximiser le nombre de VE . . . . .	66
2.4	Implémentation . . . . .	66
2.4.1	Création de la matrice de coûts . . . . .	67
2.4.2	Détermination du chemin optimal . . . . .	68
2.5	Conclusion du deuxième chapitre . . . . .	68
<b>3</b>	<b>Développement d'une plateforme expérimentale</b>	<b>71</b>
3.1	Concept, intérêt et limites . . . . .	71
3.1.1	Contexte normatif . . . . .	72
3.1.2	Evolution de la norme . . . . .	76
3.1.3	Contraintes réseau . . . . .	77
3.2	Réalisation du premier prototype . . . . .	79
3.3	Collaboration avec Enedis . . . . .	82
3.3.1	Ottmarsheim . . . . .	82
3.3.2	Nantes . . . . .	85
3.4	Banc de tests . . . . .	87
3.4.1	Dimensionnement et installation . . . . .	87
3.4.2	Interface Homme-Machine (IHM) . . . . .	88
3.5	Conclusion du troisième chapitre . . . . .	91
<b>4</b>	<b>Simulation, essais, résultats</b>	<b>93</b>
4.1	Définition du problème . . . . .	93
4.1.1	Outils de simulation . . . . .	93
4.1.2	Objectifs . . . . .	93
4.1.3	Paramètres de simulation . . . . .	94
4.2	Simulation pour différentes fonctions coût . . . . .	94
4.2.1	Règles manuelles . . . . .	94
4.2.2	Validation du fonctionnement de l'algorithme de programmation dynamique . . . . .	97
4.2.3	Minimisation du coût pour le gestionnaire . . . . .	101
4.2.4	Minimisation de la consommation réseau . . . . .	103
4.2.5	Minimisation de l'impact réseau . . . . .	104
4.2.6	Minimisation de l'impact environnemental . . . . .	106

4.2.7	Ajout de la flexibilité sur la puissance de charge . . . . .	106
4.3	Expérimentation . . . . .	108
4.4	Conclusion du quatrième chapitre . . . . .	109
	<b>Conclusion</b>	<b>113</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>115</b>

# TABLE DES FIGURES

---

1.1	Les différents modes de charge . . . . .	15
1.2	Les différents types de prise (source : leszelectriciens.fr) . . . . .	16
1.3	Schéma prise (source : capenergie.fr) . . . . .	17
1.4	Quelques exemples de types de prise par modèle . . . . .	18
1.5	Évolution du nombre de V.E. dans le monde : valeurs cumulées de véhicules 100% électriques (BEV), et des véhicules hybrides rechargeables (PHEV))	19
1.6	Évolution du nombre de VE en Europe : véhicules 100% électriques (BEV), et véhicules hybrides rechargeables (PHEV) . . . . .	19
1.7	Évolution des parts de marché du VE (BEV + PHEV) en France . . . . .	20
1.8	Fernandez et al. - Caractéristiques de VE de l'étude (1C = charge à courant nominal) . . . . .	21
1.9	Fernandez et al. - Coût investissement supplémentaire et maintenance : zone A (a), zone B (b) . . . . .	23
1.10	Fernandez et al. - Investissement supplémentaire liée au VE pour une charge en heures pleines en fonction du facteur de simultanéité (SF) . . . . .	24
1.11	Fernandez et al. - Economies du report de la charge vers les heures creuses	25
1.12	Comparatif énergie embarquée thermique/électrique (source : Renault) . .	28
1.13	Micro-réseau contrôlé par plusieurs agents ([20]) . . . . .	31
1.14	Le micro-réseau résidentiel ([21]) . . . . .	32
1.15	Comparaison de la consommation de l'énergie du réseau, et du coût de l'énergie : (a) sans MAS, (b) avec MAS ([21]) . . . . .	33
1.16	Exemple de logique floue : température de la pièce . . . . .	34
1.17	Micro-réseau avec alimentation multi-sources ([22]) . . . . .	35
1.18	Un neurone Artificiel (source : Patrice Wira) . . . . .	37
1.19	Réseau de neurones (source : Patrice Wira) . . . . .	38
1.20	Architecture du réseau neuronal ([26]) . . . . .	40
1.21	Résultats de la prédiction par le réseau de neurones ([26]) . . . . .	40
1.22	Probabilité qu'un VE ne soit pas chargé au SOC souhaité . . . . .	44

2.1	L'EMS et son écosystème . . . . .	48
2.2	Echanges d'informations de l'EMS . . . . .	48
2.3	Exemple d'une transaction OCPP (extrait de OCPP1.6) . . . . .	50
2.4	Équilibrage entre deux points de charge (extrait de OCPP1.6) . . . . .	51
2.5	Schéma de principe de la répartition de la puissance disponible par l'EMS	54
2.6	Attribution de l'énergie disponible en fonction de différents critères : aléatoire (a), premier arrivé (b), énergie minimale (c) . . . . .	55
2.7	Distribution cumulée pour 2 cas : priorité premier arrivée ou énergie minimale	56
2.8	Matrice des coûts . . . . .	64
2.9	Implémentation de la création de la matrice de poids associés aux transitions	68
3.1	concept . . . . .	71
3.2	ContexteNormatif . . . . .	72
3.3	normes . . . . .	73
3.4	J1772circuit . . . . .	73
3.5	Machine-etats . . . . .	75
3.6	Correspondance états/Résistance CP-PE . . . . .	75
3.7	ISO15118-1 . . . . .	76
3.8	ISO15118-2 . . . . .	77
3.9	ISO15118-3 . . . . .	78
3.10	proto1 . . . . .	79
3.11	PremierProtoSchematic . . . . .	80
3.12	EVSE1 . . . . .	81
3.13	LinkyLab . . . . .	83
3.14	réseauOM . . . . .	84
3.15	neuron . . . . .	84
3.16	reseauOMaerien . . . . .	85
3.17	ZoeEnedis . . . . .	87
3.18	StructureBorne . . . . .	88
3.19	VE-BT . . . . .	90
3.20	flowIHM . . . . .	91
4.1	Déroulement de la simulation . . . . .	94
4.2	Résultats de simulation pour le cas 1 . . . . .	96
4.3	Résultats de simulation pour le cas 1, Pmax réduit à 50kW . . . . .	97



## TABLE DES FIGURES

---

4.4	Résultats de simulation pour le cas 2 . . . . .	98
4.5	Résultats de simulation pour le cas 2, Pmax réduit à 50kW . . . . .	99
4.6	Résultats du premier test de programmation dynamique . . . . .	100
4.7	Simulation en programmation dynamique pour minimiser le coût de la charge, Pmax réduit à 100kW . . . . .	101
4.8	Simulation en programmation dynamique pour minimiser coût de la charge, Pmax réduit à 50kW . . . . .	102
4.9	Prix d'une installation PV (source : comwatt.com) . . . . .	103
4.10	Prix de rachat de l'électricité PV par EDF (source : EDF) . . . . .	104
4.11	Simulation pour minimisation impact réseau . . . . .	105
4.12	Simulation pour minimisation coût, ajout de flexibilité . . . . .	107
4.13	Simulation pour minimisation consommation, ajout de flexibilité . . . . .	108
4.14	Vue d'ensemble du système opérationnel . . . . .	109
4.15	Exemple de suivi d'un point de charge . . . . .	109
4.16	Exemple de tracés de donnés sur l'interface (2) . . . . .	110

# NOMENCLATURE

---

<i>BMS</i>	Gestionnaire de charge batterie (Battery management system)
<i>EMS</i>	Système de gestion d'énergie (Energy management system)
<i>IRVE</i>	Infrastructure de recharge de véhicule électrique (borne de recharge)
<i>OCA</i>	Open Charge Alliance
<i>OCPP</i>	Open charge point protocol
<i>PD</i>	Programmation dynamique
<i>RN</i>	Réseau de neurone
<i>SC</i>	Super-capacité
<i>SECC</i>	Contrôleur de communication d'IRVE (Communication Controller of Supply Equipment)
<i>SoC</i>	État de charge (State of charge)
<i>V2G</i>	Vehicle-to-grid
<i>VE</i>	Véhicule électrique

# PUBLICATIONS

---

## Congrès

[C-01] D. Roszczypala, C. Batard, N. Ginot, F. Poitiers 'Optimisation de charge de véhicules électriques au sein d'un micro-réseau avec production d'énergie renouvelable, et stockage fixe', Symposium de Génie Electrique, Nancy, France - juillet 2018

[C-02] D. Roszczypala, C. Batard, N. Ginot, F. Poitiers, 'Implementation of dynamic programming algorithms for electric vehicle smartcharging in a real parking lot with supervision', ISIE conference 2020, Delft T.U., Pays-Bas - juin 2020

[C-03] D. Roszczypala, C. Batard, N. Ginot, F. Poitiers, 'Electric vehicle charging strategies including load demand response to address utility grid constraints : a real implementation', Proceedings of the 6th World Congress on Electrical Engineering and Computer Systems and Sciences (EECSS'20), Prague, Czech Republic – Aout 2020

# INTRODUCTION

---

Le 29 avril 1899 à Achères, la *Jamais-Contente* fut le premier véhicule automobile à franchir le cap des 100km/h. C'était une voiture électrique. Et pourtant il aura fallu attendre plus d'un siècle pour que les voitures électriques viennent concurrencer leurs grandes sœurs à moteur thermique. Le coût et l'autonomie proposés par les constructeurs répondent aujourd'hui aux besoins d'une majorité des automobilistes ; et le franchissement en 2016 de la barre des 1% du parc automobile français par les voitures électriques le démontre bien.

Confortée par ses arguments écologiques, la voiture électrique est à l'aube de son essor. En effet, les voitures électriques jouissent d'une excellente efficacité énergétique, et elles ne polluent pas localement : pas de rejet de CO<sub>2</sub> ou de gaz nocif, pas de particules, pas de nuisance sonore. Ainsi leur utilisation semble largement moins polluante que celle des véhicules thermiques. Cependant la fabrication et le recyclage de leurs batteries pose problème et leur présumé aspect 'non polluant' est fortement corrélé à la façon dont est produite l'électricité utilisée.

Ainsi la conversion d'une part du parc de véhicules thermiques en véhicules électriques ne se fera pas sans conséquences sur la production d'énergie et son transport. A l'horizon 2030, le gouvernement et Réseau de transport d'électricité (RTE), envisagent un parc de 5 à 6 millions de véhicules électriques rechargeables en France. Le problème n'est pas tant celui de la fourniture d'électricité que sa répartition dans la journée : 6 millions d'automobilistes rechargeant en même temps, même en charge lente, mobiliseraient 15 MW (soit seize réacteurs). La charge cumulée des VE sans supervision entraînerait de fortes contraintes sur le réseau, autant en terme de production, que d'infrastructure de transport et distribution d'énergie.

Il faut donc imaginer des dispositifs permettant de se servir au mieux de l'énergie : utiliser l'énergie quand elle est disponible (heures creuses), coupler le dispositif à des systèmes de production d'énergie renouvelable, stocker l'énergie quand elle est disponible, tout en garantissant une recharge rapide des véhicules électriques lorsque l'utilisateur en a besoin et une maximisation de la durée de vie des organes de stockage.

La littérature scientifique autour de la charge de véhicule électrique s'est développée

depuis le milieu des années 2000, à la suite du développement du marché des VE et de ses nouvelles perspectives. De nombreuses études ont été menées en simulation afin de qualifier des méthodes de charge supervisée, et alors que tous les acteurs du secteur parlent de *smartcharging*, très peu d'applications réelles ont été mises en place. L'entreprise Dropbird qui équipe des parkings en IRVE communicants a pour ambition d'installer aujourd'hui des dispositifs flexibles de gestion intelligente de l'énergie dans ces parkings. Le travail collaboratif entre le laboratoire et IETR et l'entreprise a permis de mettre en place des démonstrateurs et d'éprouver les méthodes de *smartcharging*.

# ETAT DE L'ART

---

## 1.1 Définitions et technologie

### 1.1.1 Véhicules

Dans ce document, les véhicules dont on va parler sont appelés véhicules électriques (VE) mais on pourrait plus généralement parler d'automobile ou de voiture électrique. En effet, ce travail traite seulement des véhicules électriques individuels dont la source d'énergie est embarquée.

On distingue 3 types principaux de véhicules électriques :

- les véhicules électriques à batterie (BEV)
- les véhicules électriques hybrides rechargeables (PHEV)
- les véhicules électriques hybrides (HEV).

#### Les BEV

Les véhicules électriques à batterie (appelés BEV, et fréquemment simplement EV) sont des véhicules entièrement électriques avec des batteries rechargeables et sans moteur à essence. Les véhicules électriques à batterie stockent l'électricité à bord grâce à des batteries de grande capacité. L'énergie de leurs batteries est utilisée pour faire fonctionner le moteur électrique et tous les appareils électroniques de bord. Les VE n'émettent pas d'émissions nocives et ne présentent pas les mêmes dangers que les véhicules à essence traditionnels. La batterie se recharge en connectant le véhicule au réseau électrique, et dans une moindre mesure, par récupération de l'énergie de freinage.

Exemples de BEV : Tesla Model S, Renault Zoé, Nissan Leaf, BMW i3, VW e-golf

## Les HEV

Les HEV embarquent à la fois un moteur thermique et un moteur électrique, la batterie associée au moteur électrique est rechargée exclusivement par l'énergie de freinage. C'est ce qu'on appelle le 'freinage par récupération', un processus par lequel le moteur électrique est utilisée comme frein électromagnétique pour convertir l'énergie cinétique en électricité plutôt qu'en chaleur, comme c'est le cas pour le freinage classique.

Les véhicules électriques hybrides démarrent avec le moteur électrique, puis le moteur à essence se met en marche lorsque la charge ou la vitesse augmente. L'utilisation optimale conjointe des deux moteurs est très complexe, et son étude a donné lieu a de nombreuses publications scientifiques [5, 2, 4, 3, 1]. C'est pourquoi les deux moteurs sont contrôlés par l'ordinateur de bord, de manière quasi-transparente pour le conducteur.

Les HEV disposent d'un stockage électrochimique réduit qui n'a pas vocation à être rechargé par une source électrique extérieure : ce type de véhicule n'a donc pas d'impact sur le réseau électrique.

Exemples de HEV : Toyota Prius Hybrid, Honda Civic Hybrid

## Les PHEV

Les véhicules électriques hybrides rechargeables peuvent recharger leur batterie à la fois grâce au freinage par récupération et au branchement sur une source externe d'énergie électrique. Alors que les hybrides 'standard' peuvent (à basse vitesse) parcourir environ 2 à 3 km en mode 'tout électrique', les modèles PHEV peuvent parcourir jusqu'à une cinquantaine de km avant que leur moteur à essence ne leur fournisse une assistance.

Exemples de PHEV : Chevrolet Volt, Audi A3 E-Tron, BMW i8, Fiat 500e

### 1.1.2 Dispositifs de recharge

#### Modes de charge

Pour permettre de recharger les V.E, des dispositifs de recharge électrique se développent dans les stations-services, les collectivités, chez les industriels ainsi que chez les particuliers. Les conditions de recharge peuvent donc être variées, en fonction des besoins des usagers et des moyens de l'infrastructure de recharge. Quatre modes de recharges sont définis, comme présentés à la figure 1.1 :

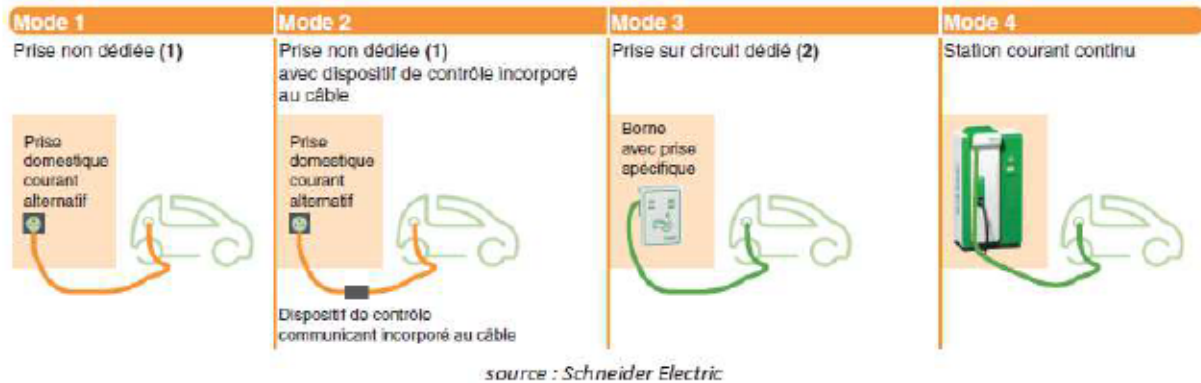


FIGURE 1.1 – Les différents modes de charge

### Mode 1

Dans ce mode de charge, le véhicule est directement branché sur le réseau de distribution du bâtiment par une prise de courant domestique monophasé 'classique' (type E/F). Ce mode permet seulement une charge lente et n'est pas préconisé en raison de la sécurité limitée qu'elle offre (pas de communication entre le véhicule et l'infrastructure de recharge, pas de contrôle avant la charge). Le bon déroulement de la charge dépend de la qualité de l'installation électrique.

### Mode 2

Le mode 2 utilise également une prise de courant domestique mais apporte des fonctions supplémentaires grâce au boîtier intégré au câble de recharge. Il permet une charge lente. Le boîtier comporte des éléments permettant la communication avec le véhicule, et des fonctions de contrôle de recharge basiques. Ce mode n'est pas conseillé pour une utilisation quotidienne (recharge occasionnelle ou de secours)

### Mode 3

Le mode 3 garantit le plus haut niveau de sécurité. Le véhicule est branché sur une infrastructure spécifique dédiée au chargement de véhicule : borne de charge publique ou prise domestique installée chez un particulier (*Wallbox*). La borne spécifique intègre un dispositif de contrôle avec des protocoles de communication normalisés ; cependant c'est toujours le chargeur interne du véhicule qui contrôle la charge (gestion de courant/tension). Dans ce mode, la charge ne débute que si la présence d'un véhicule est détectée et



que le véhicule confirme la décision de se charger. Ce mode implique l'utilisation d'une prise spécifique comportant des conducteurs de puissance et d'information (type 2 ou 3). La charge peut être normale ou accélérée, et peut être effectuée en courant alternatif triphasé ou monophasé selon les véhicules.

### Mode 4

Le mode 4 est un mode de charge rapide en courant continu. Ce mode permet de charger directement la batterie du véhicule sans passer par le chargeur et le convertisseur AC/DC du véhicule. Cette fois c'est donc la borne qui comporte le chargeur externe qui va contrôler la charge. La borne intègre toutes les fonctions de protection et de communication avec le véhicule. Ce mode implique l'utilisation d'une prise spécifique (CHAdeMo) qui n'est pas présente sur tous les véhicules permettant une communication plus complexe que les autres grâce à l'utilisation d'un bus CAN.

### Types de prises

Il existe 4 types de prises spécifiques (en plus de la prise domestique 'classique' type E/F) pour la charge des véhicules électriques, présentes côté VE ou côté infrastructure de recharge de VE (IRVE). Les différentes prises se distinguent comme indiqué à la figure 1.2.






	<i>Domestique</i>	<i>Type 1</i>	<i>Type 2</i>	<i>Type 3</i>	<i>Type 4</i>
					
<b>Puissance</b>	3 kw <i>AC (mono)</i>	De 3 à 7 kw <i>AC (Mono)</i>	De 3 à 43 kw <i>AC (tétra)</i>	De 3 à 22 kw <i>AC (tétra)</i>	50 kw <i>DC</i>
<b>Mode de Charge</b>	<i>Mode 1 et 2</i>	<i>Mode 3</i>	<i>Mode 3</i>	<i>Mode 3</i>	<i>Mode 4</i>
<b>Application</b>	<i>Infrastructure</i>	<i>Véhicule</i>	<i>Véhicule Infrastructure</i>	<i>Infrastructure</i>	<i>Véhicule</i>
<b>Obturbateurs</b>	<i>Oui</i>	<i>Non</i>	<i>Non</i>	<i>Oui</i>	<i>Non</i>

FIGURE 1.2 – Les différents types de prise (source : leszelectriciens.fr)

Actuellement en France, la prise de type 3 est la plus répandue côté infrastructure. Mais elle a été abandonnée sur les nouvelles bornes depuis janvier 2016, puisque la prise de type 2 était devenue le standard européen. Côté véhicule, la majeure partie des constructeurs ont choisi une prise de type 1 ou type 2. Certains modèles possèdent également une prise de type 4 permettant un chargement rapide en courant continu (mode 4). La célèbre marque de véhicules haut de gamme Tesla utilise quant à elle un type de prise propriétaire non normalisée, mais qui est compatible sur les prises de type 2 par le biais d'un adaptateur. Un aperçu des choix technologiques de différents constructeurs automobiles est présenté à la figure 1.4

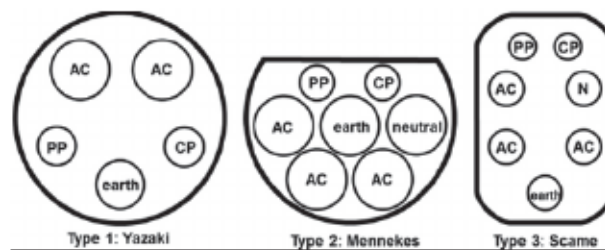


FIGURE 1.3 – Schéma prise (source : capenergie.fr)

Toutes les prises, en dehors de la prise domestique, incluent des connexions spécifiques pour la communication. Les prises de type 1, 2 et 3 possèdent 2 broches pour la communication : Control Pilot (CP) et Proximity Pilot (PP), en plus des broches pour la puissance et la broche pour la terre : Protective Earth (PE), comme on peut le voir à la figure 1.3. Ces broches permettent la communication entre le V.E. et la borne de recharge en mode 3. La prise CHAdeMO (type 4) utilise quant à elle un protocole de bus CAN (Controller Area Network) pour communiquer.

### 1.1.3 Contexte normatif

Les voitures électriques doivent respecter un certain nombre de normes concernant les appareils électriques, les véhicules circulant sur la voie publique ... etc. Le travail de ce stage étant axé sur la recharge des véhicules électriques, on s'intéressera ici aux normes régissant les interactions entre les V.E. et les infrastructures de recharge. Les principales normes en question sont :

- IEC 61851 : norme ancienne 'Electric vehicle conductive charging system' définissant les caractéristiques générales, incluant les modes de charge, la configuration

Prise type 1 Yazaki	Prise type 2 Mennekes
Kia Soul EV	BMW i3 / i8
Bolloré Bluecar	Mercedes S500e
Mitsubishi Outlander PHEV	Mercedes B ELECTRIC DRIVE
Mitsubishi i MIEV	Renault Zoe 240
Nissan Leaf	Renault Kangoo ZE
Peugoet Ion	Smart Fortwo Electric
Peugoet Partner	Tesla Model S
Citroen C-zero	VolksWagen e-UP
Citroen Berlingot	VolksWagen Golf GTE
Toyota Prius HR	Volvo XC90 Twin Engine




FIGURE 1.4 – Quelques exemples de types de prise par modèle

des connexions et les exigences en terme de sécurité, à la fois pour les V.E. et les infrastructures de recharge dans le cas d'une charge.

- IEC 62196 : norme plus récente héritière de la précédente incluant les 4 types de connecteurs et les protocoles de communication pour la charge

### 1.1.4 Chiffres

Bien que des véhicules électriques ont été construits dès la fin du 19ème siècle (en 1900, un tiers des voitures fabriquées étaient aux États-Unis étaient électriques), et que plusieurs constructeurs ont développé des modèles électriques vers la fin du 20ème siècle, le marché du véhicule électrique n'est réellement apparu qu'il y a une quinzaine d'années.

#### Évolution mondiale

Le graphique 1.5 montre l'évolution du nombre VE (BEV + PHEV) total dans le monde de 2005 à 2018.

#### Évolution en Europe

Le graphique 1.6 montre l'évolution du nombre de nouvelles immatriculations de VE (BEV + PHEV) en Europe de 2010 à 2018.

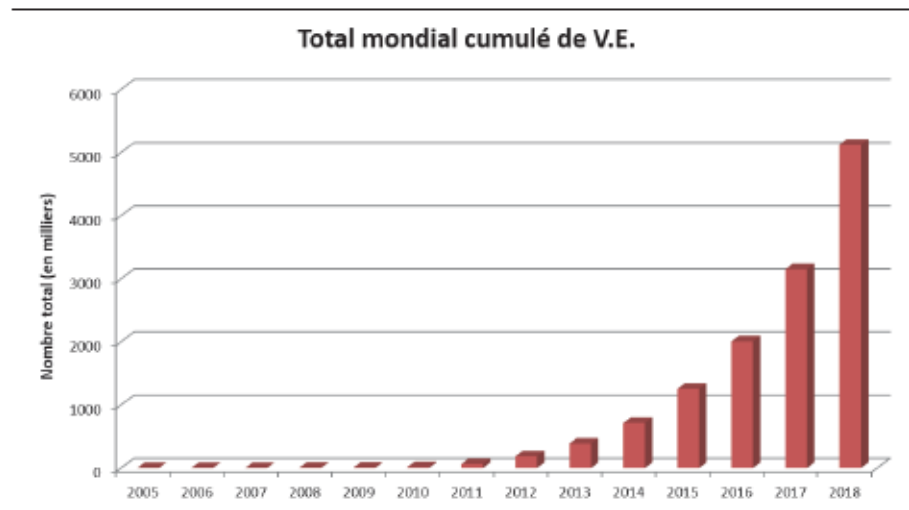


FIGURE 1.5 – Évolution du nombre de V.E. dans le monde : valeurs cumulées de véhicules 100% électriques (BEV), et des véhicules hybrides rechargeables (PHEV))

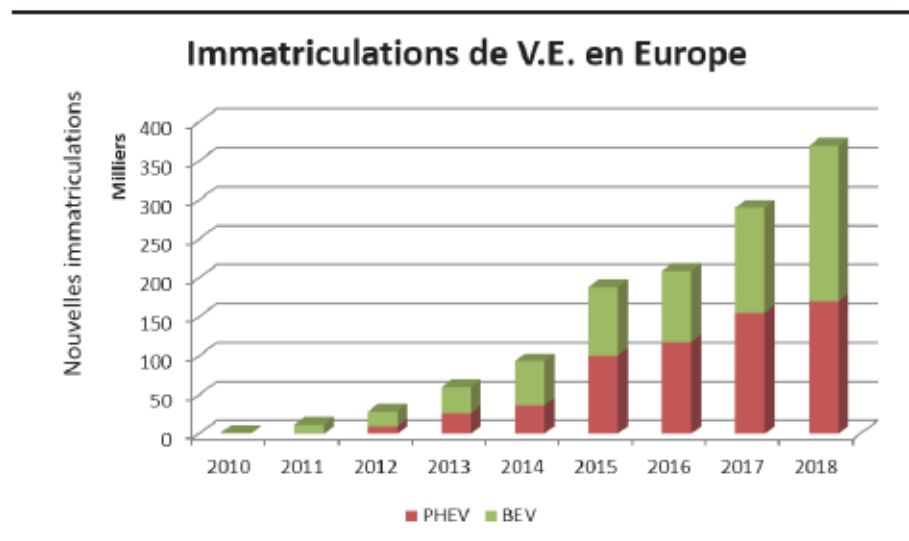


FIGURE 1.6 – Évolution du nombre de VE en Europe : véhicules 100% électriques (BEV), et véhicules hybrides rechargeables (PHEV)

### Évolution en France

Si l'on regarde maintenant les données françaises (voir figure 1.7), on voit bien que la tendance y est à l'augmentation pour le marché du véhicule électrique, puisque non seulement le nombre de VE augmente, mais la part de VE parmi tous les véhicules vendus chaque année augmente.

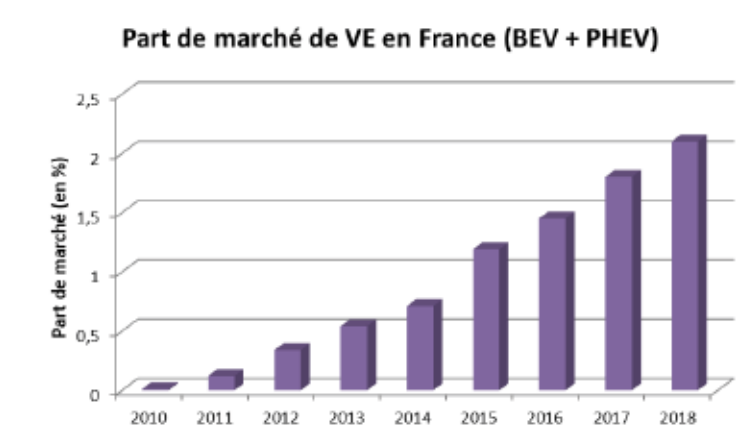


FIGURE 1.7 – Évolution des parts de marché du VE (BEV + PHEV) en France

## 1.2 Impact du véhicule électrique

### 1.2.1 Impact des VE sur le réseau sans coordination

La thématique de recherche autour du VE et en particulier celle de l'interaction entre les VE et le réseau électrique est véritablement apparue en à la fin des années 2000, avec l'avènement des voitures particulières électriques. On ne comptait pas plus de 3 publications annuelles dans la thématique entre 1973 et 2006 [6], et depuis 2010 on a dépassé les 100 articles annuels. Parallèlement le développement des smartgrids a fortement influencé le domaine. L'essor du VE apporte certaines promesses environnementales, mais également son lot de problématiques et enjeux énergétiques, notamment son impact sur le réseau électrique.

#### Influence du taux de pénétration de VE

Dans leur article de 2011 [7], Fernandez et al. proposent une approche globale pour évaluer l'impact de différents niveaux de pénétration de VE sur le réseau de distribution en terme d'investissement pour accompagner l'évolution des VE. L'approche utilisée est basée sur l'utilisation d'un modèle de planification à grande échelle pour analyser deux zones réelles du réseau de distribution espagnol. Les résultats montrent qu'en fonction des stratégies de tarification, le coût des investissements du réseau de distribution peut augmenter jusqu'à 15%, et les pertes d'énergie peuvent augmenter jusqu'à 40% en heures creuses pour un scénario dans lequel 60% du total des véhicules sont des VE. Ils ont étudié une zone urbaine résidentielle (A), et une zone industrielle et résidentielle (B). La zone A

est une région qui comporte trois villes résidentielles, 6121 consommateurs BT (demande totale 34,21 MW), et 15 clients MT (demande totale 37,54 MW). La population totale des véhicules appartenant aux résidents de la zone A été estimée à 3676 avec un ratio de 0,6 véhicule par domicile ou point d'approvisionnement en BT. La zone B est une région qui comprend 22 villes et plus de 52 200 résidents. La plupart des charges BT sont connectées principalement dans les villes. Plusieurs centaines de MV et quelques charges HT sont connectées dans les zones industrielles dans la périphérie des villes. Le réseau de distribution HT est composé de lignes aériennes de 132 kV et 45 kV qui fournissent l'alimentation électrique des postes HT/MT. La demande contractuelle est 280,31 MW en BT et 114,65 MW en MT. La population de véhicules dans la région a été estimée à 28626 en supposant un ratio de véhicules par point d'approvisionnement légèrement plus faible que dans la zone A car cette zone est plus étendue et présente une concentration de charge plus faible.

	PHEV 30 (MIT)	PHEV 40 (USABC)	PHEV 60 (EPRI)	BEV (200 Mi Range) (MIT)
Peak power [kW]	44	46	99	80
Energy capacity [kWh]	8	17	18	48
Charge power at 0.2C [kW]	1.6	3.4	3.6	9.6
Charge power at 1C [kW]	8	17	18	48
Charge power at 2C [kW]	16	34	36	96

FIGURE 1.8 – Fernandez et al. - Caractéristiques de VE de l'étude (1C = charge à courant nominal)

Les VE seront connectés au réseau de distribution à des points de recharge particuliers. Les VE sont caractérisés par la capacité de leur batterie et par la puissance requise pour les charger dans le temps imparti. Dans le tableau 1.8, les différents types de batteries de VE sont présentés. Dans les modèles PHEV, la notation PHEV X est utilisée pour indiquer que l'autonomie en tant que véhicule électrique est X miles. Comme on peut l'observer dans le tableau, la capacité augmente avec l'autonomie du véhicule et sur la puissance de charge qui sera nécessaire. Le niveau d'incertitude concernant la vitesse à laquelle les VE vont continuer à pénétrer dans le marché est élevé. Différents scénarios ont donc été étudiés :

- Scénario 1 : 35% du nombre total de véhicules sont des VE. On considère qu'il s'agit essentiellement de PHEV. En outre, 10% des VE connectés aux heures de pointe peuvent fonctionner en mode V2G (vehicule-to-grid, voir définition p26)
- Scénario 2 : 51% du nombre total de véhicules sont des VE. En plus des PHEV, les BEV sont également inclus. La puissance de charge requise pour ces derniers est nettement supérieure.
- Scénario 3 : 62% du nombre total de véhicules sont supposés être des BEV. Seule la recharge rapide (2C) est prise en compte dans ce scénario.

Dans tous ces scénarios, le nombre total de véhicules est considéré inchangé. Les VE adoptés pour le scénario 1 sont conservés dans les scénarios 2 et 3, et ainsi de suite.

Un modèle de planification à grande échelle a été utilisé pour construire le réseau de distribution optimal pour le cas de base afin de répondre à la demande dans les deux zones étudiées. Ensuite, le réseau du cas de base a été pris comme référence pour évaluer l'impact de la pénétration de VE sur le renforcement des réseaux et les pertes d'énergie.

### **Charge en heure de pointe**

La figure 1.9 montre les investissements supplémentaires nécessaires pour assurer le bon fonctionnement du réseau. L'investissement nécessaire pour un même niveau de pénétration de VE est plus élevé dans la zone A, qui présente une plus forte densité de population que la zone B. En outre, le coût d'installation des nouvelles infrastructures de distribution selon les données fournies par les gestionnaires du réseau de distribution sont beaucoup plus élevées dans la zone A (zone urbaine dense) que dans la zone B (zone industrielle). En ce qui concerne la demande, le paramètre le plus critique est la consommation à l'heure de pointe. La demande des consommateurs d'électricité en pointe est obtenue en appliquant un facteur de simultanéité découlant de la demande contractuelle. Pour ce cas, on suppose un facteur de simultanéité (SF) de 1, c'est-à-dire que tous les VE se chargent en même temps.

### **Charge en heure de pointe avec smartcharging**

Dans ce cas, les effets de l'application de stratégies intelligentes pour éviter de charger simultanément tous les VE pendant les heures de pointe ont été analysés. Les résultats sont présentés à la figure 1.10. Les résultats pour le facteur de simultanéité égal à 1 correspondent à l'hypothèse faite dans la section précédente. On peut observer comment les

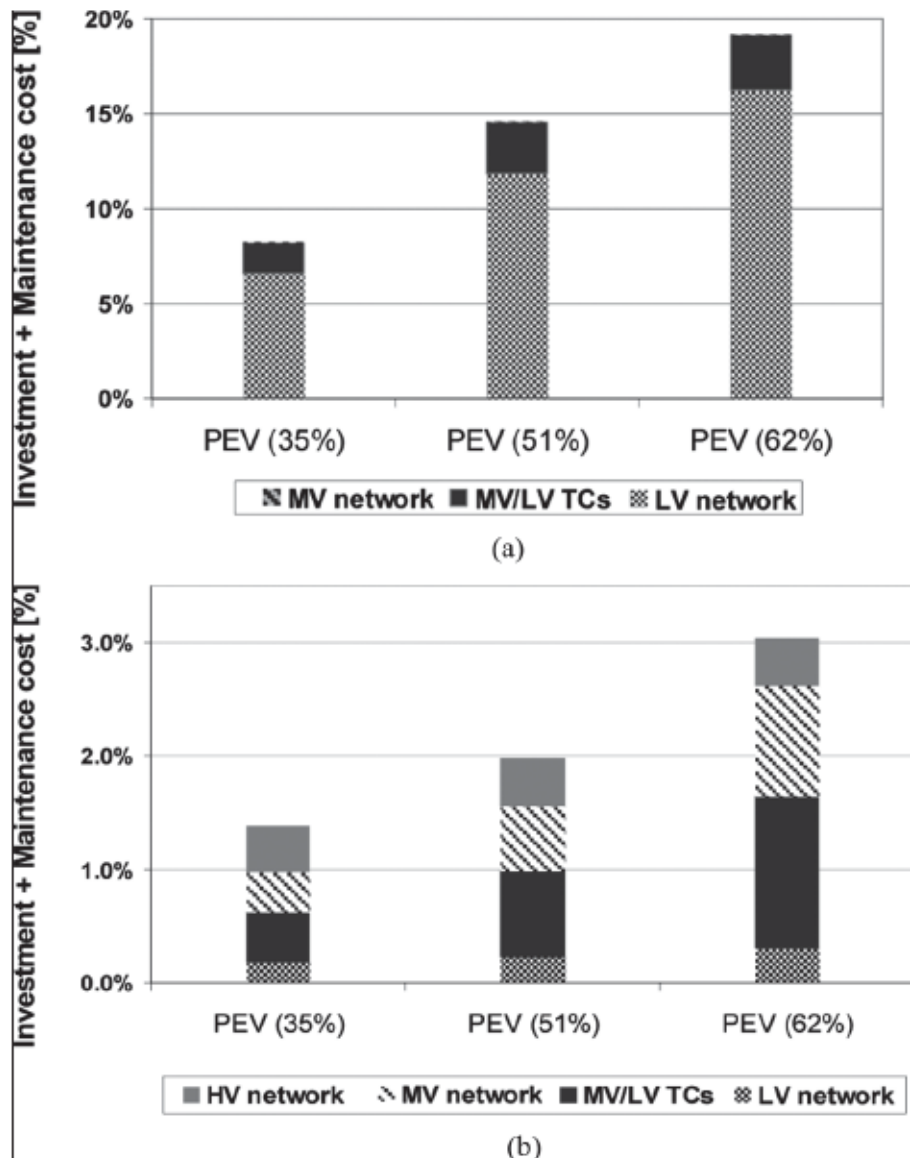


FIGURE 1.9 – Fernandez et al. - Coût investissement supplémentaire et maintenance : zone A (a), zone B (b)

facteurs de simultanéité inférieurs à 1 dus aux stratégies de tarification intelligente et aux comportements aléatoires, en particulier pour des modes de charge rapides, réduisent fortement la nécessité de renforcer le réseau. Les facteurs de simultanéité prennent les valeurs suivantes : 0,8 pour la charge lente (0,2C), 0,15 pour la charge rapide (1C), et 0,07 pour le mode de charge très rapide (2C). Les facteurs de simultanéité sont calculés comme la probabilité de coïncidence de mise en charge simultanée de tous les véhicules du parc automobile électrique, en supposant que la charge puisse être uniformément répartie



sur la période de temps totale disponible. Ce qui peut être retenu de cette étude est que l'évolution du parc automobile thermique vers des véhicules électriques risque d'entraîner une forte hausse du coût des infrastructures réseau, en termes de nouveaux équipements et de maintenance. En utilisant les scénarios estimés à partir des habitudes actuelles de conduite et de recharge en heures de pointe, les dépenses peuvent augmenter jusqu'à 20% dans l'exemple urbain et péri-urbain espagnol étudié. L'investissement risque d'être particulièrement important en zones urbaines, en raison de leur densité et également pour la promesse de réduction de pollution locale présentée par les VE. Celle-ci est particulièrement importante en ville où les contraintes de pollution de l'air sont plus critiques et où des dispositifs publics accélèrent l'essor de la motorisation électrique.

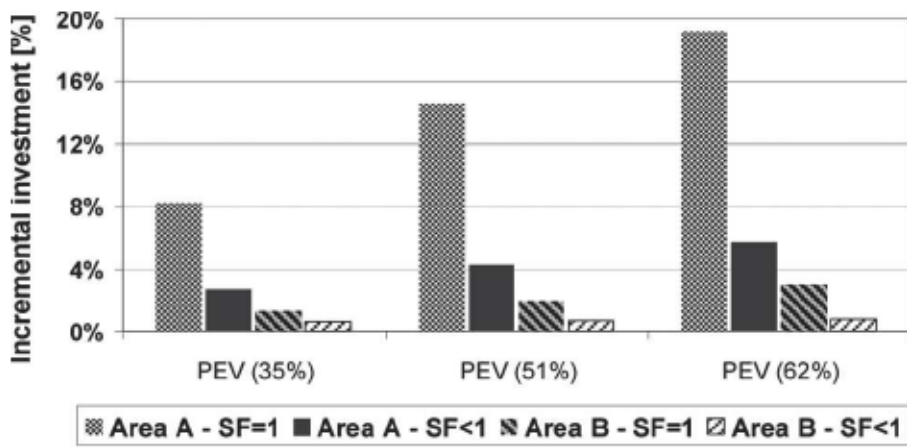


FIGURE 1.10 – Fernandez et al. - Investissement supplémentaire liée au VE pour une charge en heures pleines en fonction du facteur de simultanéité (SF)

### Charge en heure creuse

Dans les deux zones A et B, le réseau conçu pour alimenter la demande de pointe peut permettre la connexion et la facturation des VE sans qu'il soit nécessaire de renforcer le réseau. Cela conduit à penser qu'il est possible de reporter les périodes de charge des heures de pointe aux heures creuses afin de réduire les besoins d'investissement calculés pour les heures de pointe. Ainsi, l'investissement requis initialement calculé aux heures de pointe diminue (voir figure 1.11). Toutefois, augmenter la charge en dehors des heures de pointe peut conduire à de nouveaux investissements également aux heures creuses. L'étude réalisée diminue l'investissement nécessaire aux heures de pointe en déplaçant la tarification jusqu'à la limite dans laquelle les investissements aux heures creuses sont éga-

lement pris en compte. Dans la figure 1.11, l'investissement initial est d'abord représenté pour les deux zones (exprimé en pourcentage des investissements du cas de base) nécessaire sans que l'on passe la charge des VE de l'heure de pointe vers les heures creuses. Ensuite, l'investissement final est représenté, qui, comme on peut l'observer, a été réduit. Enfin, cette différence se traduit par des économies, qui sont exprimées en pourcentage de l'investissement initial supplémentaire (sans transfert de charges). Pour le cas avec une part de 62% de pénétration de PEV, différer une partie de la charge des batteries des heures de pointe aux heures creuses permet de réduire les besoins d'investissement. Ainsi jusqu'à 636 kW (environ 187 VE) peuvent être différés en heures creuses dans la zone A et jusqu'à 19 492 kW (environ 5 730 EV) dans la zone B. Les économies sont plus faibles dans la zone A parce que la stratégie est plus limitée.

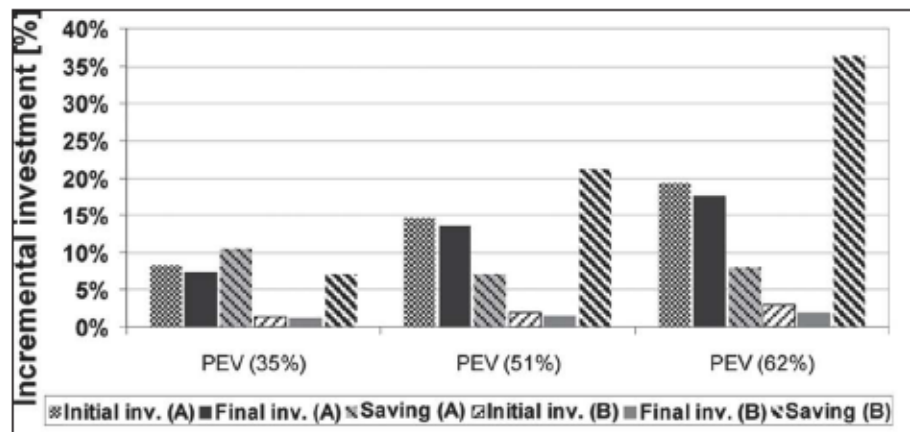


FIGURE 1.11 – Fernandez et al. - Economies du report de la charge vers les heures creuses

### Conclusion de l'étude

L'étude présente également l'importance de stratégies intelligentes de gestion de la charge. Dans l'exemple présenté, la simple réduction du facteur de simultanéité permet de réduire les dépenses supplémentaires liées aux VE de 60 à 70%. De plus, la mise en place de stratégies reportant la charge aux heures creuses, permettrait également d'éviter jusqu'à 35% des dépenses supplémentaires nécessaires.

### 1.2.2 Vehicle-to-grid (V2G)

Outre les avantages en termes d'augmentation de l'efficacité du système de traction, la diminution de la dépendance au pétrole et la diminution des émissions de gaz CO<sub>2</sub>, les VE

offrent également un avantage unique en termes de technologie à travers le "vehicule-to-grid" (V2G). Dans leur article de 2015 [8], Habib et al. réalisent notamment un bilan des études sur l'interaction réseau et V2G. Le V2G permet de construire un ensemble de dispositifs de stockage d'énergie distribués, instantanément disponibles. Deux connexions majeures sont nécessaires pour mettre en œuvre le concept de V2G : la connexion électrique utilisée pour la transmission de l'énergie électrique, et celle utilisée pour les échanges logiques et de contrôle qui permettent de communiquer les signaux de retour, quant au moment où l'énergie électrique est demandée, et dans quelle sens elle doit être injectée. Le concept du V2G peut contribuer à accroître les performances d'un réseau de distribution en termes d'efficacité et de fiabilité du système, la stabilité et la répartition de la production [13, 12, 11, 10, 9]. Les VE peuvent également servir de dispositif de stockage décentralisé. Lorsque les VE sont reliés au réseau de distribution, la batterie du véhicule peut être utilisée pour fournir de l'énergie aux heures de pointe et ainsi améliorer la fiabilité du système. Un véhicule ayant la capacité de faire du V2G offre diverses fonctionnalités, notamment la régulation de la puissance active ou réactive, le lissage de la courbe de consommation, la réduction des coûts de gestion du réseau.

### Services auxiliaires

La fiabilité du réseau, l'équilibre entre l'offre et la demande, la transmission de l'électricité du fournisseur à l'acheteur, tout cela peut être maintenu par les services auxiliaires qui sont nécessaires dans un système électrique. Lorsque le système de recharge est bi-directionnel, il peut fournir des services auxiliaires de meilleure qualité, une meilleure régulation de la tension et un meilleur contrôle de la fréquence, le maintien de la puissance de pointe, la gestion de la charge et des réserves tournantes efficaces. Les VE peuvent être contrôlés individuellement ou agrégés en groupes plus pratiques pour la fonction de services auxiliaires [14]. Le premier service au réseau à considérer pour la technologie V2G est la régulation du réseau ; l'équilibre entre l'offre et la demande de puissance active est réalisée par la régulation des fréquences. Les gros générateurs tournants sont utilisés pour la régulation des fréquences mais avec un coût élevé [15]. La technologie de stockage des batteries des VE permet une charge et une décharge rapides dans les V2G qui fait de ce système une alternative efficace pour la régulation de fréquence [16]. L'équilibre entre l'offre et la demande de puissance réactive est obtenue par la régulation de la tension. Les VE pourraient intervenir instantanément à travers les infrastructures de recharge de VE (IRVE) pour intégrer le contrôle de la tension. Une sélection adéquate de l'angle de phase

actuel par le chargeur du VE peut aider à compenser la puissance réactive capacitive et inductive [17]. Le système V2G peut gérer la charge électrique en déchargeant la batterie dans le réseau aux heures de pointe et en la chargeant lorsque la demande est faible, c'est-à-dire pendant la nuit et les heures creuses. Un programme de charge intelligent permet de gérer la charge de pointe et de lisser la courbe de charge. L'impact du parc de VE sur le réseau est effectivement réduit par le déplacement de la charge et cette tâche peut être réalisée par la coordination de la charge. Dans leur article [18], Kempton et al. suggèrent que le contrôle de la puissance de pointe est la solution la plus économique pour la gestion de la charge.

### 1.2.3 Infrastructures de recharge et énergies renouvelables

### 1.2.4 Impact environnemental du VE

Les voitures électriques sont très prometteuses en raison du rendement des moteurs électriques qui est très nettement supérieur à celui des moteurs thermiques. En effet, les lois de la thermodynamique imposent une limite très contraignante au moteur thermique, intrinsèquement à son principe de fonctionnement, ce qui n'est pas le cas du moteur électrique qui s'appuie sur des propriétés électromagnétiques. Bien entendu, parallèlement à ce large avantage concernant le rendement, les voitures électriques possèdent dans leur principe un inconvénient de taille : le stockage de l'énergie, qui est bien plus complexe que le stockage de carburant. Les batteries d'accumulateurs électrochimiques présentent une densité d'énergie (volumique et massique) bien plus faible qu'un réservoir d'essence (figure 1.12). Cela conduit à une masse importante pour le véhicule électrique, une autonomie limitée, et des problématiques de durée de vie du système de stockage (et notamment sa prise en charge en fin de vie).

## 1.3 La gestion d'énergie dans la littérature scientifique : utilisation d'algorithmes

### 1.3.1 Systèmes multi-agents

Le système multi-agents (SMA) permet de décentraliser le système de gestion d'énergie. Le concept de SMA est lié à la notion d'approche descendante.

Véhicule	Zoé 2	Twingo II	unité
Motorisation	électrique	thermique	-
Énergie stockée	22	390	kWh
Rendement moteur	0,9	0,2	-
Masse "réservoir"	290	40	kg
Énergie massique	0,076	9,750	kWh/kg
Énergie mécanique disponible	19,8	78	kWh
Énergie mécanique massique	0,068	1,950	kWh/kg

FIGURE 1.12 – Comparatif énergie embarquée thermique/électrique (source : Renault)

### Approche montante / Approche descendante

Le dimensionnement d'un système composé de différents dispositifs peut se faire selon 2 approches : montante ou descendante.

L'approche descendante (*top-down*) consiste en un processus d'un objet brut vers quelque chose de plus raffiné : d'un matériau brut vers un objet finalisé par différents procédés connus. Cela revient à concevoir le sujet d'études ou le produit dans les grandes lignes, puis, de manière itérative, à s'intéresser à des détails de plus en plus fins. Le processus est défini par un contrôleur central et chacune des étapes est ensuite exécutée par un acteur, sans connaissance ni interaction avec les autres acteurs. L'approche descendante permet de délimiter un projet et d'estimer rapidement mais de manière approximative sa complexité, son coût. Cependant, cette méthode s'avère limitée face à l'imprévisibilité du terrain : les difficultés ou ajustements qui apparaissent lors de la réalisation ne sont pas pris en compte par cette approche.

Au contraire, l'approche ascendante (*bottom-up*) est une démarche plus 'participative', chaque acteur prend part à la réalisation et il est facile d'intégrer de nouveaux éléments. La métaphore couramment utilisée pour illustrer cette approche est l'assemblage des pièces d'un puzzle pour reconstituer l'image. Dans cette approche, la vision globale est peu prise en compte, ce qui permet d'éviter les éventuelles mauvaises décisions prises trop tôt dans le projet. Et à l'inverse, le projet peut s'éloigner de la vision globale souhaitée en amont.

L'approche descendante *top-down* est la plus souvent utilisée en sciences de l'ingénieur : chaque élément est bien connu, peut être modélisé et contrôlé. Le système se compose d'un ensemble de ces éléments dont le comportement est connu, mais le comportement global est mal connu. Elle est pourtant controversée, et a notamment été critiquée par Richard

Feynman dans son rapport sur l'accident de la navette spatiale Challenger de 1986 : 'il convient bien sûr d'avoir une vision d'ensemble du système, simplement il ne faut pas lui accorder les vertus qu'elle n'a pas, elle ne doit pas être trop précise, ce n'est pas d'elle qu'il faudra déduire la conception détaillée des éléments et des sous-systèmes'.

Les domaines d'application sont très variés, par exemples :

- L'économie, et particulièrement la gestion d'entreprises.
- Les réalisations industrielles, notamment l'usinage de pièces.
- L'informatique, notamment la réalisation de logiciels.
- L'environnement, comme la gestion d'exploitations forestières.

### Définition

Un système multi-agents est un système décentralisé basé sur la collaboration de différents acteurs. Initialement pensé pour modéliser des comportements collectifs de groupes d'individus évoluant ensemble en étant capables de faire leurs propres choix, les domaines d'application des SMA sont aujourd'hui multiples. La gestion de l'énergie d'un système est habituellement effectuée par un EMS (*Energy Management System*) réalisant un contrôle centralisé. L'utilisation de systèmes multi-agents revient à décentraliser le contrôle d'énergie en donnant un pouvoir décisionnel à différents acteurs.

L'acteur élémentaire d'un SMA est appelé agent.

« Un agent est une entité autonome, réelle ou abstraite, qui est capable d'agir sur elle-même et sur son environnement, qui, dans un univers multi agents, peut communiquer avec d'autres agents, et dont le comportement est la conséquence de ses observations, de ses connaissances et des interactions avec les autres agents. » ([19])

Toujours d'après ([19]), un agent est une entité :

- capable d'interagir avec son environnement
- capable de communiquer directement avec les autres agents
- qui possède ses propres ressources
- capable de percevoir son environnement
- qui connaît seulement une partie de son environnement
- qui possède des compétences et peut offrir des services
- dont le comportement tend à satisfaire ses objectifs, en prenant en compte les ressources disponibles, sa perception de l'environnement et la communication avec les autres agents

Par exemple, les plantes, les animaux, les humains sont des agents biologiques autonomes, qui absorbent des nutriments, qui respirent, qui se transforment et qui transforment leur environnement. Les agents logiciels sont des programmes autonomes, mis en route sur une machine, qui perçoivent certains éléments de leur environnement par les flots d'entrée (clavier, souris, capteurs) et agissent par leur flot de sortie (affichages sur l'écran, commande de machine physique, contrôle de processus).

« Un Système Multi-Agents (SMA) comporte plusieurs agents qui interagissent entre eux dans un environnement commun. Certains de ces agents peuvent être des personnes ou leurs représentants (avatars), ou même des machines mécaniques. S'il y a moins de trois agents, on parle plutôt d'interaction homme/machine, ou machine/machine que de systèmes multi-agents. » (Anne Nicole)

Un SMA est composé des éléments suivants ([19]) :

- un environnement
- un certain nombre d'objets. Ils sont passifs, possèdent une position définie dans l'environnement, et peuvent être perçus, créés, modifiés, détruits par les agents
- un ensemble d'agents, représentant les entités actives du système
- un ensemble de relations liant les différents éléments
- un ensemble d'opérations que peuvent effectuer les agents

### **Application des systèmes multi-agents aux EnR**

De par leur nature, les SMA sont bien adaptés à la gestion d'énergie dans les micro-réseaux comportant plusieurs sources. Ils nous intéressent donc particulièrement puisqu'ils conviennent parfaitement à notre application. L'utilisation des SMA apparait régulièrement dans la littérature depuis quelques années dans des applications de pilotage multi-sources.

Dans leur article 'A multi-agent system for energy management of distributed power sources' publié en 2010 ([20]), J. Lagorse et al. proposent une solution de contrôle décentralisé d'un micro-réseau en utilisant le paradigme SMA. Ce réseau décrit à la figure 1.13 est constitué d'un bus continu (avec condensateur) sur lequel sont connectés (à travers des convertisseurs / contrôleurs) : des panneaux photovoltaïques, une batterie de stockage électrochimique, une batterie de supercondensateurs, des charges en courant alternatif et le réseau. De manière classique, on utiliserait un contrôleur central qui récupère toutes les informations des différents éléments et génère des valeurs de consigne (courant, tension)

qu'il transmet aux contrôleurs. Il est à noter qu'en cas de défaillance du contrôleur central, c'est le système tout entier qui ne peut plus fonctionner.

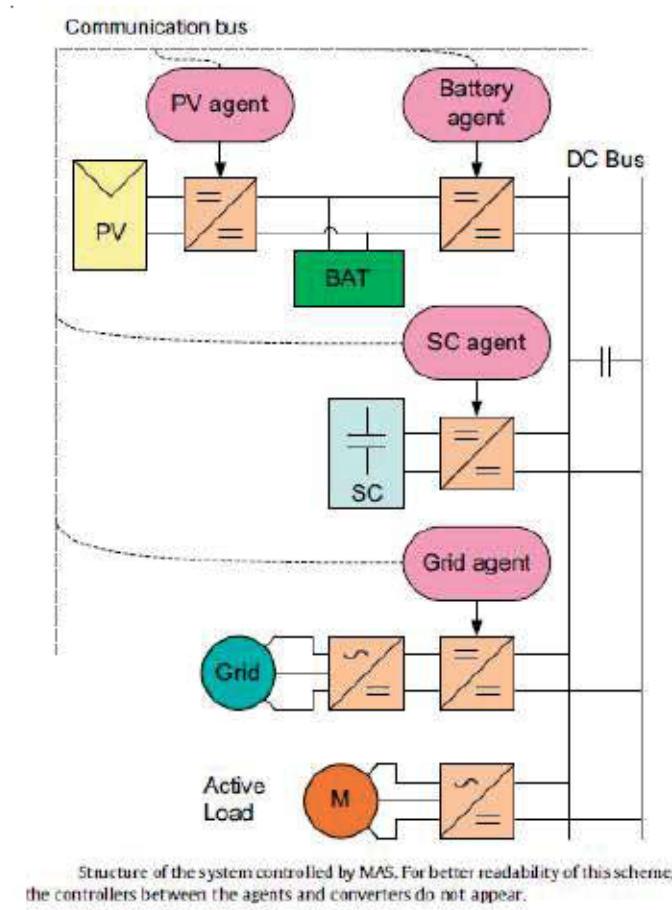


FIGURE 1.13 – Micro-réseau contrôlé par plusieurs agents ([20])

Un contrôle décentralisé multi-agents (figure 1.13) est choisi en raison de ses qualités d'adaptation : en effet, en cas de problème sur l'agent de contrôle, les autres peuvent prendre le relais, augmentant ainsi la résilience du réseau et sa capacité à réagir en cas d'incident. De plus, le dimensionnement des éléments est plus facile, et l'intégration de nouveaux éléments plus simple. Dans ce réseau, plusieurs éléments sont capables de contrôler le niveau de tension du bus DC (supercapacité (SC), batterie, réseau) ; un système de jeton a alors été mis en place. Par défaut, c'est le supercondensateur qui est chargé de réguler la tension du bus car sa technologie lui permet de fournir une puissance importante pour palier rapidement aux variations de tension et de ne pas s'user en cyclage. Il intègre cependant une faible quantité d'énergie et lorsque son niveau de charge descend sous une certaine valeur, il n'est plus capable de réguler la tension : il donne alors le



jeton à la batterie qui va alors prendre en charge ce rôle. Si la différence entre l'énergie produite par les panneaux PV et l'énergie consommée par les charges redevient positive, la batterie et la supercapa vont pouvoir se recharger : le jeton est alors rendu à la SC. Si au contraire, la différence d'énergie reste négative et que le niveau de charge de la batterie descend sous une valeur limite, le jeton est alors proposé au réseau jusqu'à ce que les éléments retrouvent un niveau de charge acceptable. Ce type de contrôle permet d'assurer la continuité de la fonction de contrôle du niveau de tension en cas de défaillance de l'un des organes de contrôle.

Un autre exemple d'application est donné par Taesic Kim et al. dans leur article 'A multiagent system for residential DC microgrids' [21]. Il s'agit d'une application sur un micro-réseau composé d'un ensemble d'habitations comportant chacune des dispositifs de production, de stockage et des charges (domestiques, voiture électrique ...) comme illustré à la figure 1.14. Une solution de SMA est proposée pour optimiser les flux d'énergie au sein du réseau de manière à minimiser le pic de charge, réduire les coûts en énergie des habitants et maximiser l'efficacité énergétique du système de stockage.



FIGURE 1.14 – Le micro-réseau résidentiel ([21])

Le réseau simulé comporte 5 maisons et un convertisseur de 25kW le reliant au réseau de puissance. Chaque maison possède son propre agent qui contrôle ses propres flux d'énergie. Les agents vont collaborer pour respecter un certain nombre de conditions : limite de puissance appelée sur le réseau, demande en énergie des habitants, réduction du besoin d'achat d'énergie. Cette collaboration va permettre la mise en place de départs différés ou d'entraide entre les différentes habitations voisines pour soulager le réseau national et développer l'autoconsommation. Les résultats de la simulation prouvent que l'utilisation

des SMA permet de respecter les contraintes réseau (pic de puissance), et de réduire le coût global en énergie (figure 1.15).

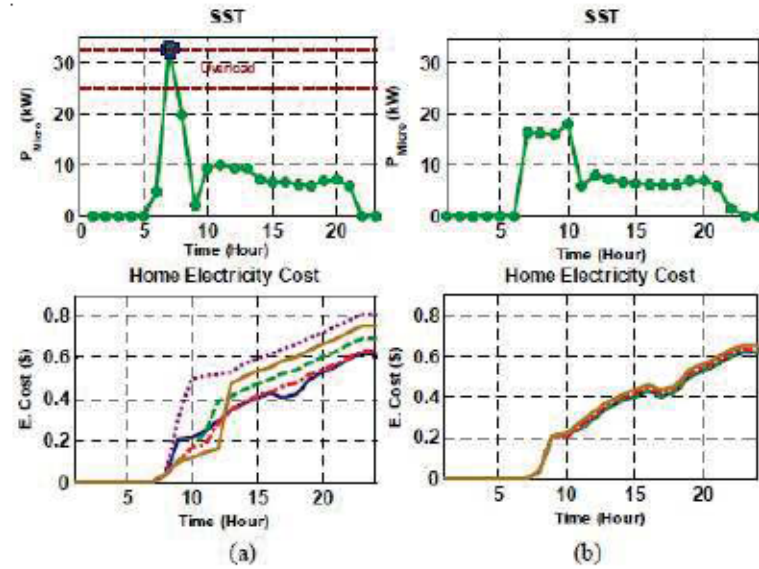


FIGURE 1.15 – Comparaison de la consommation de l'énergie du réseau, et du coût de l'énergie : (a) sans MAS, (b) avec MAS ([21])

### 1.3.2 La logique floue

La logique floue est une extension de la logique classique qui permet la prise en compte de l'imprécision des données et cherche ainsi à se rapprocher (dans une certaine mesure) de la flexibilité du raisonnement humain. Elle s'appuie sur la théorie mathématique des ensembles flous de Lotfi Zadeh qui présente une extension de la théorie des ensembles classiques aux ensembles définis de façon imprécise. Par rapport à la logique booléenne, la logique floue consiste à ajouter un degré de vérité à une condition, lui permettant d'être dans un autre état que vrai ou faux.

Par exemple, prenons la condition 'la température de la pièce est-elle chaude (T supérieure à 15°C) ?' En logique booléenne, la condition est 'vrai' pour  $T > 15^\circ\text{C}$ , et 'faux' pour  $T < 15^\circ\text{C}$ . En logique floue, on définira plutôt la température comme 'chaude' au-dessus de 25°C, 'moyenne' à 15°C et 'froide' en dessous de 5°C (figure 1.16).

Si le capteur nous renvoie 17°C, après fuzzification, la température sera chaude à 20%, tempérée à 60% et froide à 0%.

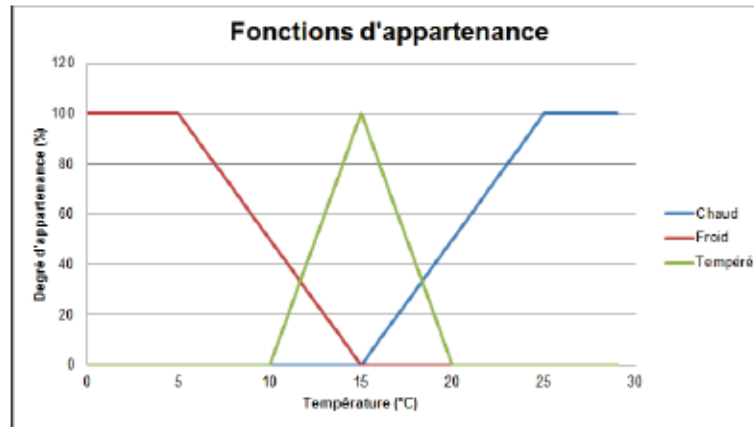


FIGURE 1.16 – Exemple de logique floue : température de la pièce

L'intérêt de la logique floue pour formaliser le raisonnement humain est que les règles sont énoncées en langage naturel.

Puisque la sortie du système flou est un consensus dépendant des entrées et des règles, les systèmes flous peuvent fournir un comportement pertinent lorsque toutes les variables d'entrées ne sont pas disponibles ou que leurs valeurs ne sont pas fiables. Il est possible d'ajouter une pondération aux différentes règles pour modifier leur impact sur la sortie.

Pour garantir la compatibilité entre les données capteurs, les règles et les valeurs de sortie, on doit décomposer un système flou en trois parties :

- La *fuzzification* : elle permet de traduire les données numériques en variable linguistique. Grâce à une fonction d'appartenance créée par le concepteur du système flou, on va pouvoir transformer une donnée capteur quantitative en variable linguistique qualitative (par exemple, une donnée provenant d'un capteur pourrait être distance=10.56 mètre.  
Après fuzzification, on aurait donc distance=30% proche, 50% moyen, 20% loin)
- L'application des règles : le moteur d'inférence se charge d'appliquer les règles pour calculer les valeurs de sortie.
- La *défuzzification* : il s'agit de transformer les variables linguistiques de sortie en données numériques.

### Exemple d'application de logique floue aux énergies renouvelables

Dans leur article [22], Kyriakarakos et al. donnent un exemple d'utilisation de la logique floue pour la gestion de l'énergie dans un micro-réseau avec alimentation multi-sources pour région isolée. Le réseau en question est constitué d'un bus AC sur lequel sont connectés des éléments de production : panneaux PV avec son onduleur, générateur éolien, pile à combustible hydrogène, ainsi que des charges : module de désalinisation de l'eau de mer, charges domestiques diverses, un électrolyseur permettant de créer de l'hydrogène à partir d'eau, et une batterie de stockage électrochimique connectée à travers un convertisseur AC/DC (figure 1.17). L'hydrogène produit par l'équipement sert de carburant pour des véhicules de transport, et peut également servir à la production d'électricité par la pile à combustible en cas de besoin.

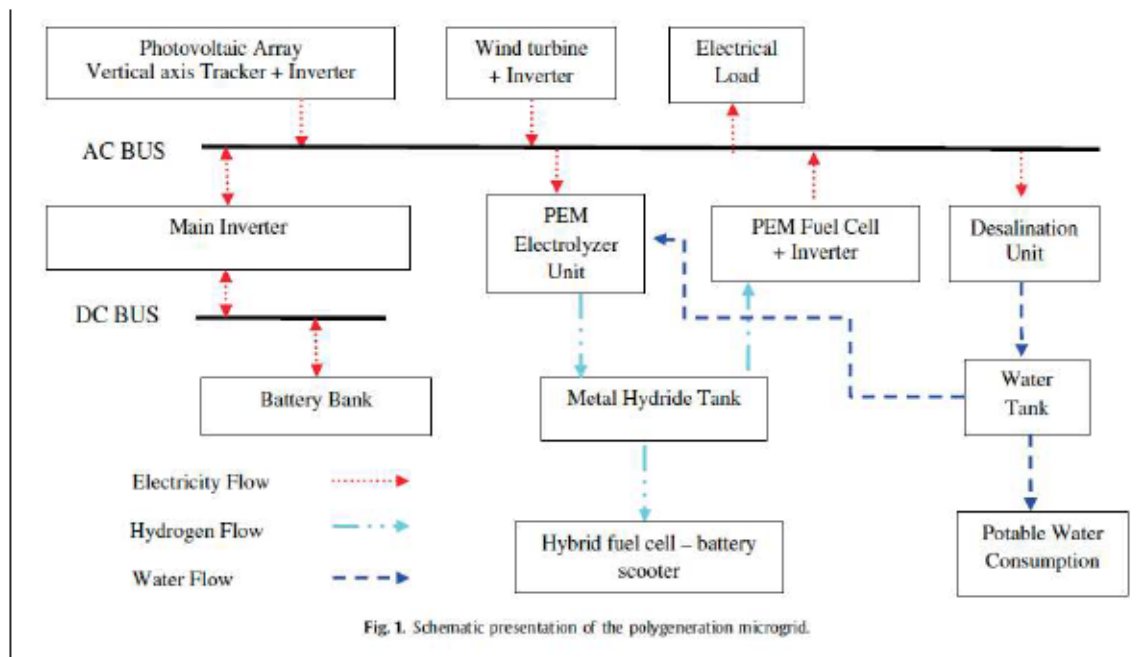


FIGURE 1.17 – Micro-réseau avec alimentation multi-sources ([22])

La stratégie de gestion de l'énergie est assurée par le biais d'un ensemble de règles associées à chaque équipement, dans le but de respecter certaines contraintes (réserve d'eau potable de 3 jours minimum, niveau de charge de la batterie minimum, réservoir d'hydrogène jamais vide ...). Par exemple, si le niveau de charge de la batterie (SoC) descend sous une valeur critique, la pile à combustible se met en marche, ou si le SoC atteint une certaine valeur haute, les charges se mettent en route. Des simulations de comportement

sont effectuées par un contrôle avec logique 'classique', et par un contrôle avec logique floue, afin de pouvoir comparer les 2 méthodes. La différence apportée par la logique floue consiste simplement en la possibilité de fonctionnement partiel des équipements : il ne s'agit plus d'un contrôle 0 ou 1 (tout ou rien), mais de 0 à 1, rendant possible l'activation des générateurs ou des charges de manière partielle. Les simulations sont effectuées pour une durée de fonctionnement de 1 an, et une optimisation du dimensionnement du système est calculée pour les 2 cas : le calcul a pour but de minimiser une fonction coût prenant en compte le prix d'achat de l'équipement, l'entretien, et des pénalités associées au non-respect des contraintes (stock minimum d'eau potable et d'hydrogène, SoC minimum pour limiter l'usure de la batterie).

Les simulations ont permis de montrer que l'utilisation de la logique floue pour le contrôle de l'énergie permet de respecter les contraintes imposées pour un dimensionnement du système bien plus petit et donc par conséquence de fortes économies d'énergie et d'argent.

La logique floue rend possible la mise en place de systèmes de décisions dont les décisions sont sans discontinuité, flexibles et non linéaires, plus proches du comportement humain que ne l'est la logique classique. De plus, les règles sont exprimées en langage naturel. Cela comporte de nombreux avantages, comme inclure des connaissances d'un expert non-informaticien au cœur d'un système décisionnel ou encore de modéliser plus finement certains aspects du langage naturel. La logique floue possède néanmoins certains inconvénients, notamment de ne pas permettre de prédire que le système aura un comportement optimal. Les performances devront donc être mesurées a posteriori et les réglages se feront par essais/corrections.

### 1.3.3 Les réseaux de neurone

Les réseaux de neurone artificiels (RN) constituent une famille d'algorithmes bio-inspirés : leur principe est emprunté au fonctionnement des neurones biologiques (de manière simpliste). Ils sont conçus pour reproduire certaines caractéristiques des mémoires biologiques par le fait qu'ils sont parallèles, capable d'apprendre, capable de mémoriser l'information dans les connexions entre neurones, capables de traiter des informations incomplètes.

De façon très réductrice, un neurone biologique est une cellule qui se caractérise par :

- des synapses, les points de connexion avec les autres neurones, fibres nerveuses ou

- musculaires ;
- des dendrites, les “entrées” du neurone ;
- l'axone, la “sortie” du neurone vers d'autres neurones ou fibres musculaires ;
- le noyau qui active la sortie en fonction des stimulations en entrée.

Par analogie, le neurone formel est un modèle qui se caractérise par un état interne, des signaux d'entrée et une fonction d'activation.

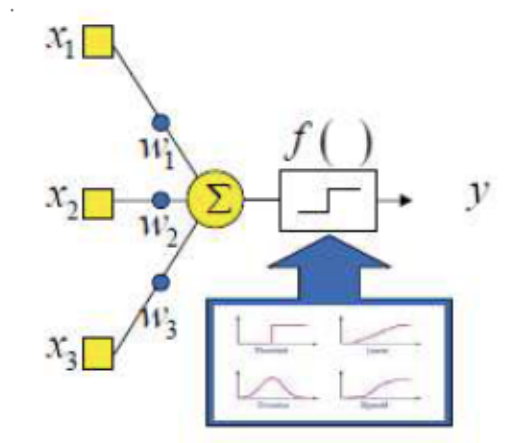


FIGURE 1.18 – Un neurone Artificiel (source : Patrice Wira)

La figure 1.18 montre la structure d'un neurone artificiel. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance des neurones amont. A chacune de ces entrées est associé un poids  $w$  représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une fonction d'activation en sortie qui peut prendre différentes formes (linéaires ou non).

Un réseau neuronal est formé de l'association plus ou moins complexe d'objets élémentaires, les neurones formels. Un réseau est formé de plusieurs couches : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie. Par exemple, le réseau de la figure 1.19 possède 1 couche de 3 entrées, 1 couche cachée (5 neurones) et 1 couche de sortie (2 neurones). Les réseaux de neurones peuvent prendre des formes variées, complexes, plus ou moins ordonnées, avec des rebouclages sur eux-mêmes ou des feedback.

Un réseau multicouche est composé d'une succession de couches dont chacune prend ses entrées sur les sorties de la précédente. A chaque synapse est associé un poids, de sorte que la sortie des neurones de la couche  $N-1$  est multipliée par ce poids, puis les valeurs sont additionnées par les neurones de la couche  $N$ , ce qui revient à multiplier le

vecteur d'entrée par une matrice de transformation. Une succession de différentes couches reviendrait à une succession de matrices de transformation et équivaudrait à une seule matrice, produit des autres, s'il n'y avait à chaque couche la fonction d'activation qui introduit une non linéarité. Un réseau neuronal dont les sorties seraient linéaires n'aurait que peu d'intérêt.

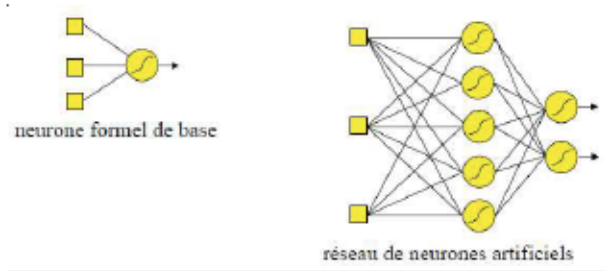


FIGURE 1.19 – Réseau de neurones (source : Patrice Wira)

Les réseaux de neurones artificiels ont de nombreuses applications :

- apprentissage : traitement du signal (filtrage, classification ...), traitement d'images (reconnaitances de caractères, de forme ...)
- optimisation : planification, dimensionnement ...
- contrôle : commande de process, asservissement ...

La première étape (et la plus critique) dans le développement d'un réseau neuronal est le choix des variables d'entrée et de sorties, et la préparation des données. Il s'agit d'identifier les variables pertinentes et de vérifier les données. Une fois que le réseau neuronal est défini, il est possible de mettre en place une stratégie apprentissage. A partir de processus de mémorisation et de généralisation, l'apprentissage permet d'extraire une structure stochastique d'un environnement : le réseau est entraîné à reconnaître les relations entre les variables d'entrée et de sortie. L'apprentissage peut être de 3 types : supervisé, non supervisé, ou pas assignation de crédits.

Dans le premier cas, on doit disposer d'un comportement de référence pour pouvoir l'inculquer au réseau neuronal. Dans ce cas, à partir d'une base de données de correspondances entrées/sorties, on va entraîner le réseau à généraliser les informations dont il dispose. Pour cela, on donne en premier lieu des valeurs aléatoires aux paramètres du réseau de neurones et on va effectuer une optimisation de ces paramètres selon un critère de minimisation de l'erreur entre les réponses de référence et celle du réseau. Ce type

d'apprentissage nécessite de garder une partie des données de référence pour tester le comportement du réseau neuronal entraîné et vérifier que les réponses qu'il donne corresponde bien aux valeurs de référence.

Pour le cas non supervisé, l'apprentissage est 'autodidacte', les paramètres internes ne sont modifiés qu'à partir des stimuli, il n'y a pas de réponse de référence. Par nature, ce type d'apprentissage construit une représentation interne de la connaissance issue de l'environnement.

L'apprentissage par assignation de crédits ne nécessite pas de comportement de référence explicite, mais se sert seulement d'informations grossières, comme un encouragement ou une pénalisation.

### Application des réseaux neuronaux aux EnR

De nombreuses applications des RN aux énergies renouvelables sont proposées dans la littérature. Leur utilisation permet d'accomplir 2 tâches principalement :

- la modélisation d'un système de production
- la prévision de données météo (ensoleillement ou vitesse du vent)

Les RN permettent de modéliser le comportement d'un système dont les performances ne sont pas toujours bien connues à partir de données d'entrée/sortie du système sans en connaître la constitution intrinsèque détaillée (en sciences de l'ingénieur, on parle dans ce cas de « modèle de comportement » plutôt que « modèle de connaissance »). Les réseaux de neurones ont par exemple été utilisés pour déterminer les températures locales dans un capteur solaire thermique à concentration ([23]), modéliser le régime transitoire au démarrage (matin) d'une génératrice électrique par vapeur associée à un capteur solaire thermique ([24]), ou la production moyenne annuelle de vapeur de ce même système ([25]). On trouve également des exemples d'utilisation dans des algorithmes MPPT (maximum power point tracking) pour le contrôle de panneaux photovoltaïques.

L'article [26] de Al-Alawi et al. donne un exemple d'utilisation des réseaux de neurones pour le contrôle d'un groupe électrogène dans un micro-réseau. Un réseau de neurones artificiel est utilisé pour prédire l'état du système à partir des variables d'entrée. Le système est un micro-réseau de production d'énergie et d'eau potable pour des régions isolées du réseau de puissance ; il est composé de panneaux solaires photovoltaïques, d'un groupe électrogène diesel, d'une batterie d'accumulateurs électrochimiques, d'une unité de désalinisation (par osmose inverse), et de charges domestiques classiques. Un réseau



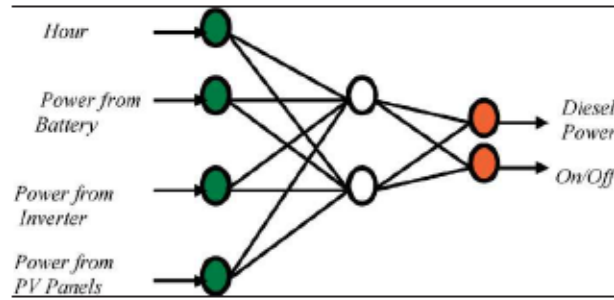


FIGURE 1.20 – Architecture du réseau neuronal ([26])

de neurones est utilisé pour contrôler le groupe diesel (On/Off et intensité) dans le but de minimiser la dépendance au groupe électrogène, les émissions de gaz à effet de serre et l'usure du moteur due à la combustion incomplète. L'apprentissage est ici effectué selon le paradigme de rétro propagation du gradient (back propagation 'BP') qui est le paradigme le plus fréquemment utilisé. L'algorithme BP utilise l'apprentissage supervisé. Les poids associés aux connexions et les seuils des fonctions d'activation sont initialisés à des faibles valeurs aléatoires. Les jeux d'entrée/sortie (exemples de 'cas d'école') sont alors appliqués au réseau et les différents paramètres sont ajustés à chaque itération jusqu'à atteindre un niveau d'erreur satisfaisant. Dans cet article, des données de 1686 cas ont été générées à partir de plusieurs configurations du micro-réseau, décrivant les différentes situations possibles. Les variables choisies pour les entrées / sorties du réseau sont représentées à la figure 1.20.

Après optimisation des coefficients du réseau, un test est effectué grâce à 186 cas qui avaient été retenus. Les résultats du test (figure 1.21) donnent un coefficient de détermination  $R^2$  de 0.979, prouvant que le RN est capable de prédire l'usage du générateur avec une grande fiabilité.

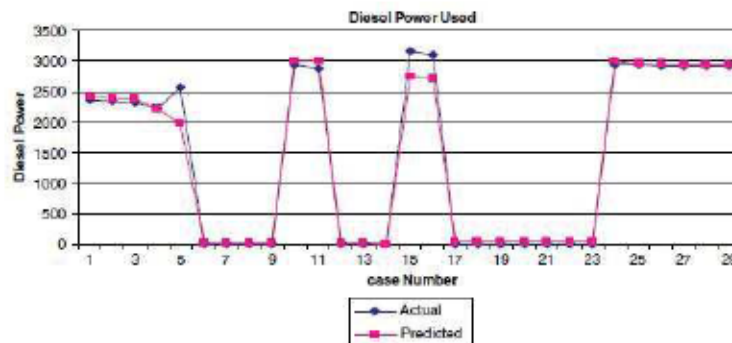


FIGURE 1.21 – Résultats de la prédiction par le réseau de neurones ([26])

## 1.4 La gestion d'énergie appliquée au smartcharging

Les véhicules électriques (VE) sont présentés par certains comme une alternative écologique à l'utilisation de des véhicules à moteur à combustion interne. Le nombre de VE devrait augmenter rapidement dans les années à venir. Cependant, sans coordination la charge de ces véhicules risque d'engendrer un stress important pour le réseau électrique. Le problème de planification de la charge des VE est un problème important et difficile, ce qui a amené une activité de recherche importante au cours des dernières années.

Les études concernant la planification de recharge de VE dans la littérature scientifique peuvent être classées d'après [27] suivant les 5 critères suivants :

- les échanges d'énergie sont-ils bidirectionnels ?
- les VE/IRVE sont-ils agrégés (on les considère dans ce cas comme un ensemble cohérent) ?
- la mobilité des VE est-elle prise en compte ?
- l'étude intègre-t-elle des sources d'énergies renouvelables ?
- l'étude propose-t-elle des services auxiliaires au réseau ?

### Echanges bidirectionnels

Il s'agit là de considérer que les VE connectés au réseau ne sont pas seulement des charges mais peuvent également être utilisés comme source d'énergie. On parle ici de V2G. La plupart des études considérant le V2G sont aujourd'hui seulement des simulations dû au nombre encore réduit d'infrastructures installées capables de faire du chargement bidirectionnel.

### Agrégation de VE

Les études d'impact de la charge de VE sur le réseau à grande échelle nécessite d'agréger les VE en cluster. Ces agrégats peuvent être considérés comme un consommateur unique sur le réseau. La décision de charger est soit contrôlée de manière centralisée par l'agrégateur, soit par une collaboration décentralisée des VE avec l'agrégateur.

### Mobilité

La prise en compte de la mobilité des VE et les propriétés temporelles peut être complexe à modéliser. Pour des raisons de simplification de modèle, certaines études

considèrent les VE comme des charges stationnaires toujours connectées au réseau, sans prendre en compte les données spatio-temporelles (dans ce cas, on prend en compte seulement l'énergie nécessaire aux trajets effectués par les VE, en négligeant le fait qu'ils ne sont pas toujours connectés au réseau, notamment lors de leurs déplacements).

## Energies renouvelables

Le transport et la production d'énergie sont responsables de près de la moitié des émissions de gaz à effet de serre à l'échelle mondiale, et représentent une des principales menaces pour l'environnement. Les énergies renouvelables telles que l'énergie éolienne et l'énergie solaire sont des solutions potentielles pour la réduction des émissions du secteur de l'énergie. Les variations climatiques rendent cependant la production d'électricité de ces énergies aléatoire. Du côté de la demande, les nouvelles générations de VE peuvent réduire les émissions de CO<sub>2</sub> du secteur des transports [28]. Les VE dotés d'une capacité V2G peuvent être utilisés conjointement avec les EnR pour réduire les émissions. A cet effet, les algorithmes de gestion supervisée de planification de charge intégrant les EnR sont importants, mais complexes en raison de l'incertitude qui entoure la production de l'énergie issue de ces sources.

### 1.4.1 Impacts de la planification de charge

De nombreuses analyses sur l'impact de la recharge des VE ont montré qu'une recharge non coordonnée des VE aurait des effets néfastes sur le fonctionnement du système électrique [31, 30, 29]. La recharge coordonnée, également appelée charge intelligente (ou smartcharging), est la meilleure méthode pour charger les VE avec un impact minimal sur le fonctionnement du système électrique. La charge coordonnée des VE peut être classée en deux grandes catégories, à savoir la charge coordonnée en fonction du temps (TCC) et la charge coordonnée en fonction de la puissance (PCC). Dans le cas de la charge coordonnée en fonction du temps, le nombre de VE autorisés à se charger à un moment donné est contrôlé pour s'assurer que la demande totale de charge des VE est comprise dans la puissance totale disponible pour la charge des VE, tandis que dans le cas de la charge coordonnée en fonction de la puissance, la puissance consommée par chaque VE est contrôlée pour s'assurer que la demande totale de charge des VE est comprise dans la puissance totale disponible pour la charge des VE. Un TCC en temps réel est proposé dans [4] pour minimiser les pertes de puissance et améliorer le profil de tension

pendant la charge des VE, tandis que l'avantage du TCC pour le lissage de la courbe de consommation est démontré dans [5]. Les méthodes d'utilisation du TCC basé sur la priorité sont présentées dans [6] et [7] pour obtenir un nivellement de la charge des VE. De nouvelles solutions d'utilisation du TCC pour les applications véhicule-réseau (V2G) sont présentées dans [8] et [9], où différents critères de priorité sont utilisés pour programmer la charge des VE. Un TCC utilisant une planification de la recharge optimale en fonction du délai des VE dans une station de recharge à points de charge multiples est proposé dans [10]. La planification intelligente de la recharge de VE nécessite de faire des compromis : limiter les impacts sur le réseau passe par le report de charge en heures creuses et/ou la diminution de la puissance de charge. Ainsi la réalisation des objectifs du point de vue réseau peut être en contradiction avec la satisfaction des utilisateurs de VE. Dans leur article [32], Kumar et al. proposent une étude comparative de l'impact des critères de priorités pour le smartcharging. L'estimation du niveau de charge batterie (SOC : *state of charge*) pendant la recharge est essentielle et il existe différentes méthodes disponibles dans la littérature, comme par exemple un filtrage de Kalman adaptatif pour l'estimation du SOC d'une batterie au lithium-ion [33]. Dans [34], les auteurs proposent une méthode pour la prédiction du profil de charge des VE. Dans [35], les auteurs proposent une optimisation du temps de charge et des pertes pour les batteries LiNMC et LiFePO<sub>4</sub> basée sur des modèles de circuits équivalents qui peuvent être utilisés pour estimer le temps/énergie déjà alloué pour le VE. Un système de VE composé de trois VE ayant une capacité de batterie de 7 kWh, trois VE ayant une capacité de batterie de 24 kWh et neuf VE ayant une capacité de batterie de 16 kWh (15 VE au total) a été utilisé pour l'étude comparative. Un total de 15 véhicules est obtenu en considérant le ratio des véhicules personnels par rapport à la population de Singapour et une pénétration de 33% des VE. Différentes capacités de batterie sont prises en compte afin de pouvoir analyser avec précision l'impact de tous les paramètres prioritaires sur les VE ayant des capacités de batterie et des besoins énergétiques quotidiens moyens différents. Il est important de disposer de différents types de capacités de batterie pour décrire le scénario réel dans lequel de nombreux types de VE seront utilisés. Les capacités de batterie utilisées dans ce document sont les capacités standard disponibles sur le marché des VE tels que la Smart ED, la Nissan Leaf, la Mitsubishi i MiEV, la Renault Twizy et la Renault Kangoo Z.E. Les 3 critères de priorité étudiés sont :

- priorité selon le SoC
- priorité selon le temps de charge disponible

— priorité selon l'énergie déjà fournie au VE

La satisfaction du client est plus élevée si le VE peut être chargé au SOC souhaité avant départ. La valeur de priorité diminuera avec l'augmentation du SOC, donc le VE avec un SOC plus faible aura une priorité plus élevée. Ce paramètre est essentiel pour obtenir une plus grande satisfaction du client. Plus la valeur du temps libre est élevée, plus il est possible de charger le VE au SOC souhaité, donc la valeur de priorité diminuera avec l'augmentation du temps libre. Cela permettra au VE dont la valeur du temps mort est plus faible d'avoir une priorité plus élevée pour la charge. Ce paramètre est nécessaire pour garantir un degré d'équité plus élevé aux propriétaires de VE. Plus l'énergie fournie au  $i$ -ème VE est importante, plus la priorité de chargement sera faible. Ce paramètre est nécessaire pour équilibrer le degré d'équité entre les VE ayant la même capacité de batterie. L'étude se base sur l'exemple d'un quartier résidentiel de Singapour, construit sur une logique de smartgrid, comprenant 450 logements. A partir de ces données de base, la demande est générée de manière aléatoire, et celle-ci est utilisée pour permettre la planification intelligente de la recharge de VE. Le SOC estimé est obtenu à la fin du processus de simulation, celle-ci est effectué en utilisant des critères de priorité individuels et diverses combinaisons de différents critères de priorité. La probabilité qu'un VE ne soit pas chargé au SOC souhaité est utilisée pour analyser l'impact de chacun des trois critères de priorité et de leurs différentes combinaisons. L'analyse est effectuée pour les stratégies de charge de la TCC et de la PCC.

Priority criterion/criteria	Probability that an EV is not charged (TCC)		Probability that an EV is not charged (PCC)	
	Without weights	With weights	Without weights	With weights
SOC + slack time + allotted time	0.0705	0.0665	0.0217	0.0223
Allotted time	0.1187	0.1132	0.0268	0.0268
Slack time + allotted time	0.0891	0.0650	0.0220	0.0224
Slack time	0.0653	0.0676	0.0269	0.0272
SOC	0.1148	0.1157	0.0231	0.0229
SOC + allotted time	0.1264	0.1167	0.0223	0.0244
SOC + slack time	0.0804	0.0699	0.0245	0.0225

FIGURE 1.22 – Probabilité qu'un VE ne soit pas chargé au SOC souhaité

Le tableau de la figure 1.22 illustre la probabilité globale qu'un VE ne soit pas chargé au SOC souhaité avec différents critères de priorité. Si un VE n'atteint pas le SOC souhaité, même si l'on tient compte de la demande totale d'énergie avant le processus de

programmation, s'explique par le fait que le processus standard de charge de la batterie comporte une zone de courant constant et une zone de tension constante. Dans la zone de tension constante, la puissance maximale qui peut être fournie au VE est inférieure à la puissance nominale maximale du chargeur (ce facteur n'est pas pris en compte dans les algorithmes de programmation disponibles dans la littérature). Il en résulte une prolongation du temps de charge par rapport au temps de charge estimé.

## 1.5 Conclusion du premier chapitre

Ce premier chapitre a permis de définir le contexte du travail de cette thèse. La veille technologique menée sur les VE, les IRVE et de leur environnement permet d'illustrer les éléments importants. Grâce aux données de développement de ces technologies à l'échelle française et mondiale, un portrait de l'état actuel des technologies impliquées a pu être établi. Le marché du véhicule électrique est en plein essor, et avec lui le développement des technologies de recharge et d'interfaçage entre les VE et le réseau est en constante évolution.

La littérature scientifique explorée pour ce travail traite plutôt de l'interaction du VE avec son environnement que de la technologie du VE en lui-même. Ce développement technologique important n'est pas sans impacter son environnement : le passage d'une technologie thermique à électrique reporte une partie de la demande en combustible fossile vers une demande en matériaux essentiels à la composition des batteries, dont les stocks mondiaux limités sont aujourd'hui stratégiques. Parallèlement, les besoins importants en énergie liés au VE amènent à des nouveaux niveaux de demande d'énergie électrique et contraignent plus encore les réseaux de distribution et transport d'énergie. Des solutions de gestion intelligente de l'énergie doivent donc être mises en place.

Les techniques de gestion intelligentes de l'énergie se sont développées dans les années 60-70 grâce aux travaux de Richard Bellman sur la programmation dynamique, et plus récemment avec la très forte évolution des moyens de calcul de ces dernières décennies, permettant l'implémentation de nombreuses méthodes informatiques. Les techniques basées sur les réseaux de neurones artificiels, les systèmes multi-agents ont été étudiées et décrites dans ce chapitre, mais ce sont les méthodes de programmation dynamique qui ont été retenues ici pour leur efficacité éprouvée dans la gestion d'énergie (barrages hydro-électriques, véhicules hybrides, systèmes combinant recharge de VE et production photovoltaïque).

Le chapitre suivant sera consacré à la construction des algorithmes pour notre étude, à la théorie de programmation dynamique et à l'implémentation des algorithmes.

# ALGORITHMES

---

L'augmentation du nombre de véhicules électriques ne sera pas sans conséquences sur le réseau électrique. D'après les études présentées dans le chapitre 1 [7, 36], sans action de la part des acteurs de l'électricité, les plus gros impacts risquent de se situer du côté des infrastructures du réseau électrique. Les gestionnaires du réseau de distribution électrique prennent aujourd'hui conscience des défis qu'ils vont devoir relever pour accompagner l'essor du VE dans de bonnes conditions. C'est dans ce cadre qu'une collaboration avec le gestionnaire régional du réseau de distribution électrique (Enedis Pays de la Loire) a été mise en place, à travers un terrain expérimental développé par l'IETR et la société Dropbird, sur le site de la direction régionale d'Enedis Nantes. La genèse et les aspects pratiques sont décrits dans le chapitre 3 Développement d'une plateforme expérimentale. Dans ce chapitre, l'accent sera mis sur les algorithmes de gestion d'énergie qui seront implémentés et les scénarios explorés.

## 2.1 Construction incrémentale des algorithmes

Les algorithmes de gestion d'énergie développés ici sont avant tout des algorithmes de contrôle de la recharge de VE; cependant ils ont vocation à contrôler non seulement les IRVE mais également à piloter tous les éléments du système. On peut parler d'EMS (energy management system) qui va interagir avec les différents éléments décrits à la figure 2.1 : l'EMS communique avec les IRVE bien sûr mais également avec l'onduleur de la production solaire, le système de stockage fixe, le gestionnaire de réseau de distribution. La figure 2.2 montre les échanges de mesures ou contrôle entre l'EMS et les autres éléments : une mesure instantanée de la production photovoltaïque, de l'état de charge de la batterie, de la puissance de charge de chaque VE connecté est transmise à l'EMS à chaque pas de temps de l'algorithme.

Des données supplémentaires provenant des VE sont également stockées : l'heure d'arrivée du VE à la borne, la valeur de capacité batterie correspondant au type de VE (recon-



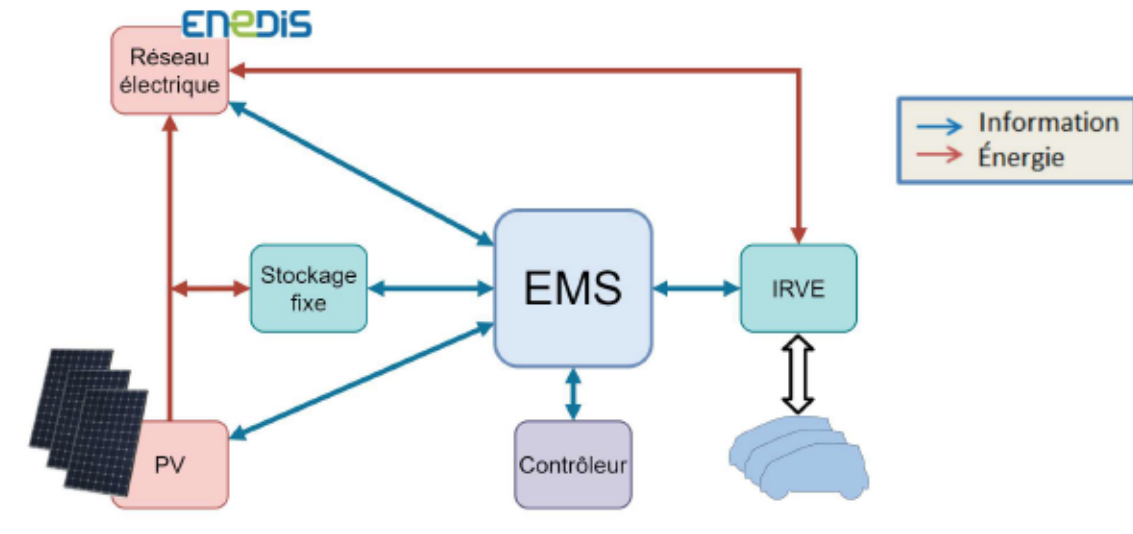


FIGURE 2.1 – L'EMS et son écosystème

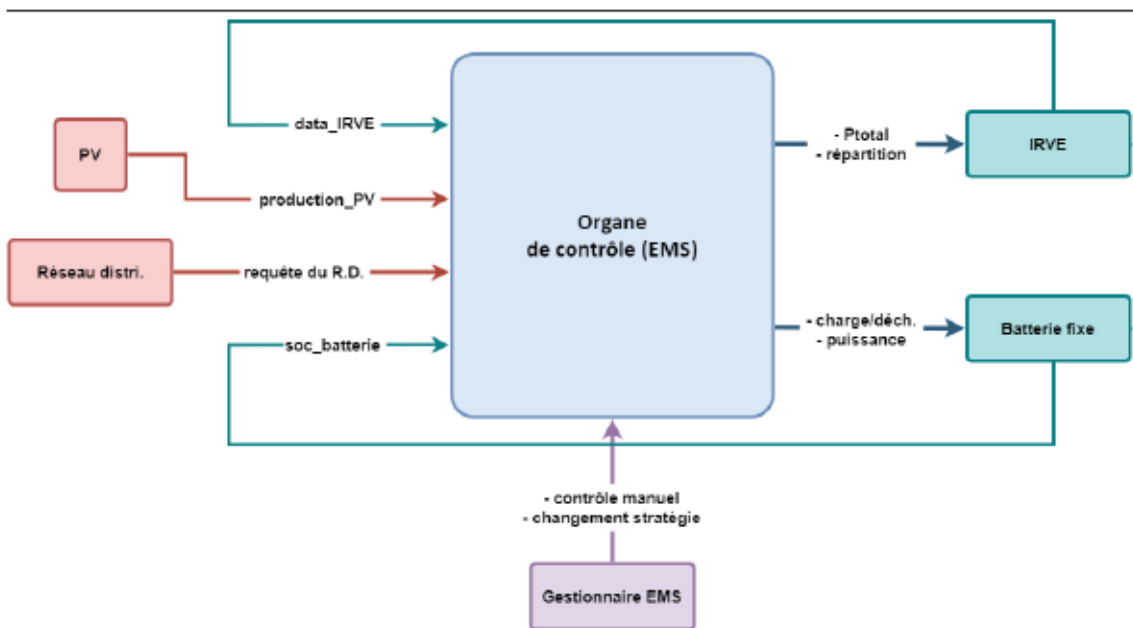


FIGURE 2.2 – Echanges d'informations de l'EMS

naissance du VE permise par l'utilisation de badge spécifique par type de VE au moment de l'identification par l'utilisateur qui demande la charge de son véhicule) et la valeur de l'état de charge initial (donnée fournie par l'utilisateur au moment du branchement à la prise et qui permet de calculer une estimation de l'état de charge instantané en intégrant la puissance transmise au VE, corrigée par un facteur de rendement de charge). L'EMS

peut également recevoir ponctuellement des données provenant du gestionnaire de réseau de distribution électrique, à savoir des requêtes demandant de limiter la puissance soutirée au réseau ou même de renvoyer de l'énergie au réseau ; le développeur/gestionnaire de l'EMS peut aussi prendre le contrôle manuellement de l'EMS ou définir un changement de politique de gestion de l'énergie. L'EMS peut agir sur 2 éléments : les IRVE et le dispositif de stockage dit « fixe » par opposition aux batteries mobiles des véhicules. Pour contrôler les IRVE, l'EMS définit la puissance maximale disponible pour chacune des prises ; pour la batterie fixe, l'EMS contrôle la puissance de la batterie : charge ou décharge de la batterie et quelle valeur de puissance. Toutes ces données sont synthétisées dans le tableau 2.1.

ENTREES		SORTIES
<u>Mesures</u> Production PV Etat de charge batterie Puissance IRVE	<u>Contrôle ext</u> Requête réseau Contrôleur ext.	IRVE Pmax Puissance batterie

TABLE 2.1 – EMS : données entrée/sortie

### 2.1.1 Communication et supervision : protocole OCPP

L'implémentation des algorithmes de gestion d'énergie dans un vrai parking s'appuie sur une nécessaire supervision des bornes de recharge, celles-ci doivent être connectées en réseau à l'EMS. On utilise le protocole OCPP (Open Charge Point Protocol) pour communiquer entre les IRVE et l'organe de supervision, protocole développé depuis quelques années par l'Open Charge Alliance (OCA) et qui s'est imposé sur le marché mondiale des IRVE. « L'Open Charge Alliance (OCA) est une alliance industrielle formée de vendeurs de matériel et de logiciels de recharge de VE, et d'opérateurs de réseaux de recharge et de fournisseurs de services. La mission de l'OCA est d'encourager le développement, l'adoption et la conformité au niveau mondial du protocole Open Charge Point (OCPP) et des normes connexes par la collaboration, l'éducation et les essais. » (*openchargealliance.org*)

Ce protocole a pour but de permettre l'interopérabilité des nombreux systèmes de recharge de VE à travers le monde, malgré des technologies différentes, pour rendre possible le smartcharging et la supervision à grandes échelles de matériels issus de constructeurs différents. A l'origine, l'OCA était composé de 3 membres : un consortium de gestionnaire de réseau de distribution électrique néerlandais (TenneT, détenu par l'État néerlandais)

le gestionnaire de réseau de distribution électrique irlandais (Eirgrid, détenu par l'État irlandais) et Greenlots, un fournisseur privé nord-américain de solutions de recharge de VE open-source. Ils ont ensuite été rejoints par la filière recharge de VE de Total et de nombreux autres acteurs importants de l'énergie pour dépasser les 150 membres en 2019. Aujourd'hui le protocole OCPP est compatible avec la plupart des IRVE à l'échelle mondiale. Le protocole OCPP décrit les messages que la station de recharge et le superviseur informatique s'envoient mutuellement pour authentifier les nouveaux utilisateurs de VE, suivre les valeurs des compteurs d'énergie ou donner des ordres de charge.

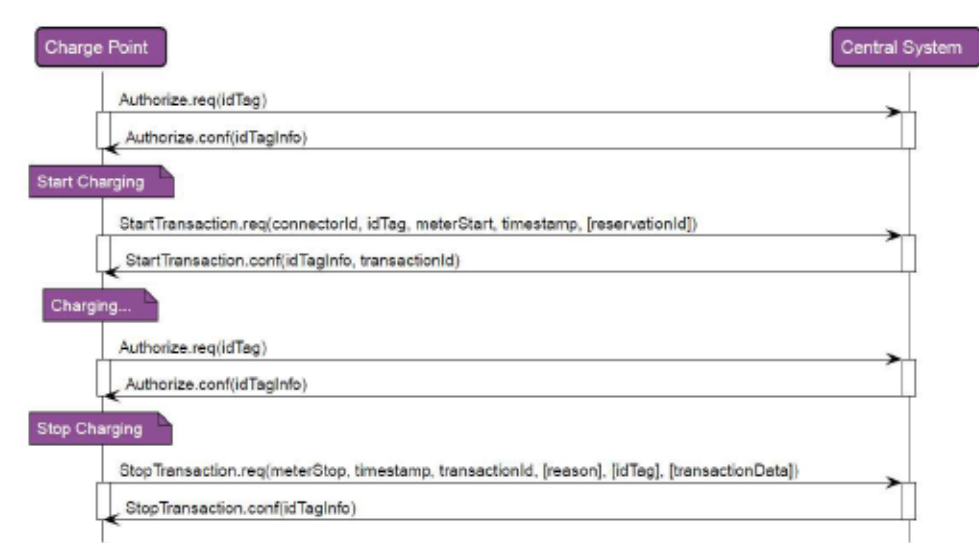


FIGURE 2.3 – Exemple d'une transaction OCPP (extrait de OCPP1.6)

L'illustration figure 2.3 est un petit exemple du protocole OCPP qui fait référence à l'autorisation, au démarrage et à l'arrêt d'un cycle de charge.

- Le premier flux d'information correspond à la demande d'identification de l'utilisateur (classiquement ce dernier utilise un badge RFID qu'il place sur le lecteur intégré à la borne), le système central autorise l'identification si l'utilisateur est reconnu dans la base de donnée.
- Le second échange correspond à la demande de charge opérée par l'utilisateur, la borne ouvre une transaction : la borne envoie les informations correspondant au point de charge et initialise les données de consommation pour mesurer la puissance qui sera fournie au VE. Le système de contrôle central confirme la réception des données. La charge peut démarrer
- Ensuite pendant la charge, la borne et le contrôleur central continuent à échanger

régulièrement des informations garantissant le bon fonctionnement.

- Finalement, lorsque la charge est terminée, la borne termine la transaction et envoie les données de consommation au contrôleur central qui enregistre les données pour facturation.

Le protocole permet également de choisir une stratégie d'équilibrage entre les différents points de charge d'une même IRVE, comme illustré sur la figure 2.4.

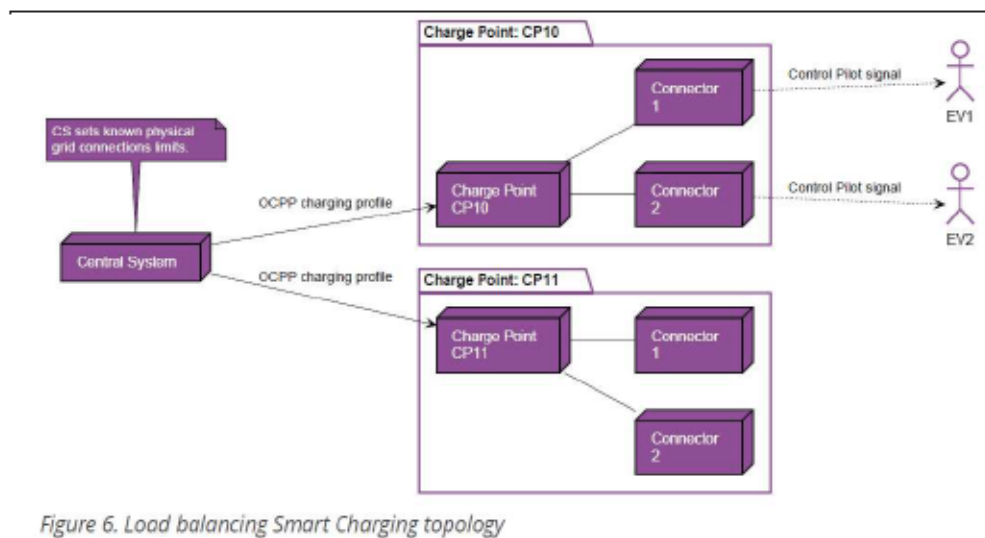


Figure 6. Load balancing Smart Charging topology

FIGURE 2.4 – Équilibrage entre deux points de charge (extrait de OCPP1.6)

## OCPP 2.0

Disponible depuis avril 2018, la nouvelle version du protocole OCPP (OCPP 2.0) promet un changement majeur dans l'implémentation de stratégies de smart-charging. En effet, jusqu'ici, la communication décrite par le protocole se limitait à la communication entre IRVE et EMS, la communication entre VE et IRVE étant déterminée par les normes IEC 61-851 et IEC 62-196. Les trames échangées entre VE et IRVE décrites par ces normes sont fortement limitées et ne permettent pas aux IRVE d'avoir le contrôle sur la charge : l'IRVE peut seulement proposer au VE de se charger dans la limite d'une puissance de charge  $P_{max}$ , le VE choisit de se charger ou non à la puissance de son choix tant qu'elle est inférieure à  $P_{max}$ . La nouvelle version OCPP 2.0 rend possible une communication directement entre EMS et VE en s'appuyant sur la norme IEC ISO 15118, ajoutant ainsi de nombreuses fonctionnalités de smart-charging et rendant possible le vehicle-to-grid (V2G).

« La norme IEC ISO 15118-3 de 2015 spécifie les exigences de la couche physique et de la couche de liaison de données pour une communication de haut niveau, directement entre les véhicules électriques à batterie (BEV) ou les véhicules électriques hybrides rechargeables (PHEV), appelés EV (véhicule électrique) [ISO-1], basée sur une technologie de communication filaire et l'installation d'IRVE utilisée en plus de la signalisation de base, telle que définie dans [IEC-1]. Elle couvre l'ensemble des échanges d'informations entre tous les acteurs impliqués dans l'échange d'énergie électrique. La norme ISO 15118 est applicable à la recharge « filaire » (pas d'induction) connectée manuellement. Seuls les IRVE 'modes 3 et 4' [IEC-1], avec un module de communication de haut niveau, sont couverts par cette partie de l'ISO 15118. » (extrait de la description de OCPP2.0 sur le site de l'UE *europa.eu*)

### 2.1.2 Respect de la limite de puissance maximale totale

La première fonction des algorithmes de smart-charging est la capacité de l'ensemble du système à ne pas prendre le réseau en défaut, autrement dit à ne pas dépasser la limite de puissance maximale soutirée au réseau. Cette situation néfaste peut potentiellement apparaître puisque, dans un souci d'augmenter la flexibilité du système, la puissance totale installée cumulée des différents IRVE dépasse largement la puissance de l'abonnement du parking. Ce choix de conception est essentiel pour éviter plusieurs limitations :

- congestion d'un IRVE où un VE est resté connecté en étant chargé à 100%
- 'manque à gagner' lorsque la puissance cumulée délivrée aux VE connectés est inférieure à la puissance souscrite

Ainsi, les algorithmes doivent prendre en charge cette contrainte et vérifier à tout moment que la limite de puissance totale soit respectée.

#### Calcul de puissance totale et consigne de puissance par IRVE

En fonction des différentes variables d'entrée, paramètres de calcul, et choix de l'objectif à maximiser, la valeur de puissance totale est calculée à chaque instant et est répartie entre les différents VE à travers une consigne de puissance maximale envoyée à chaque IRVE où un VE est connecté. Ces valeurs de consigne ne sont en fait qu'une limite haute de puissance, les VE étant maîtres de la décision de charge finale.

## Mesure de puissance

Ainsi, il est nécessaire également de faire remonter continuellement les valeurs de puissance de charge des IRVE vers l'EMS. Ces données sont traitées afin de :

- vérifier en premier lieu que les valeurs mesurées ne dépassent pas les valeurs de consigne (théoriquement improbable si l'ensemble est bien conçu) afin de s'assurer de ne pas dépasser la puissance souscrite
- repérer les situations où la puissance soutirée par un VE est inférieure à la puissance disponible proposée par un IRVE
  - soit le VE ne se charge pas du tout (refus de charger par l'utilisateur, batterie pleine, problème quelconque ...)
  - soit le VE se charge à une puissance inférieure à celle disponible (charge limitée par le VE, batterie presque chargée ...)

Si la puissance soutirée persiste à une valeur inférieure à celle rendue disponible à la borne, l'algorithme pourra choisir de réattribuer cette puissance vers un autre VE.

### 2.1.3 Répartition de l'énergie entre VE : critères de priorité

La puissance maximale totale peut être répartie de différentes manières :

- répartition équitable entre les différents points de charge
- puissance de consigne par point de charge fixe et attribuée aux VE par ordre de priorité
- répartition flexible entre tous les VE

Le schéma 2.5 illustre l'architecture du système de répartition de puissance entre les VE connectés.

Le choix des critères de priorité est fortement corrélé aux cas d'usages et donc très dépendant de la situation du parking où sont implantées les bornes de recharge. Cependant, des simulations ont été réalisées pour mettre en lumière les conséquences de différents critères. Ces simulations font partie d'une étude réalisée pour l'implantation de bornes de recharge de VE sur des parkings de gare SNCF (parking gérées par l'opérateur *EFFIA*, filiale du groupe SNCF).

A cet effet, des simulations ont été menées avec les paramètres suivants, décrits dans le tableau 2.2.

Cette simulation a été effectuée sur un parking sans énergies renouvelables, dans le seul but d'observer l'impact du comportement usager sur la planification de charge (on

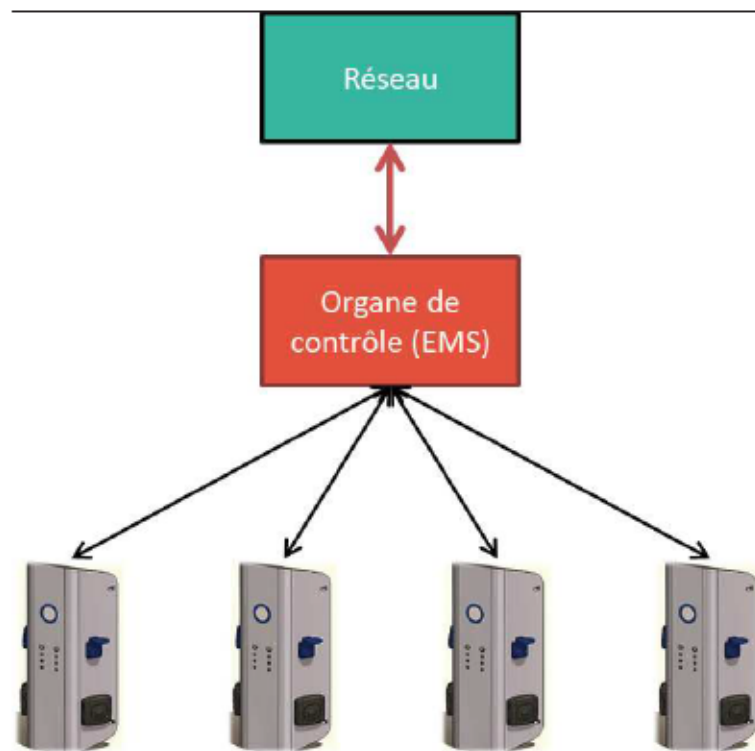


FIGURE 2.5 – Schéma de principe de la répartition de la puissance disponible par l'EMS

TABLE 2.2 – Informations sur la simulation de parking

Simulation	1 jour, de 0h à 24h
Pas de temps	1 min
Puissance PV	10 kWc
Nombre de bornes	10
Puissance de charge	3.6kW / borne
Nombre de véhicules	20
Arrivée des VE	à 6h
Capacité batterie	20 kWh / VE
SoC initial	50%
SoC final	100%

se situe dans un cas où les VE ne pourront pas tous être chargés à 100%), et de comparer une planification avec ou sans accès à l'état de charge. A l'aide de l'outil matlab, on réalise 3 simulations pour un même comportement usager mais avec différentes manières de gestion.

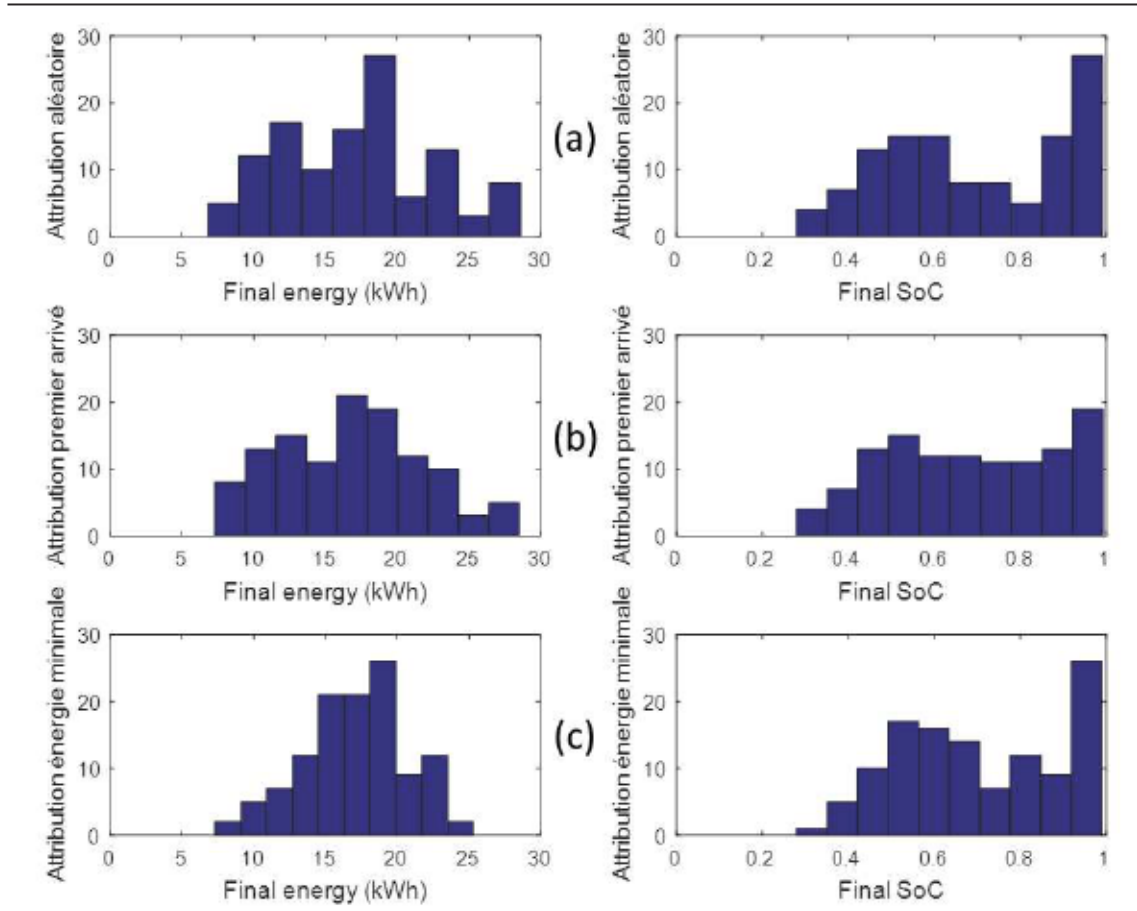


FIGURE 2.6 – Attribution de l'énergie disponible en fonction de différents critères : aléatoire (a), premier arrivé (b), énergie minimale (c)

Dans le premier cas (a), on ne connaît pas l'état de charge des véhicules qui arrivent, l'énergie est attribuée au VE quand il vient se connecter ; une fois que l'énergie maximale est atteinte, il faudra attendre un départ VE, ou qu'un VE arrive à charge complète pour permettre à un autre VE éventuel connecté et en attente de commencer à charger. Si plusieurs VE sont en attente, le choix est fait de manière aléatoire. Dans le deuxième cas (b), le SoC est toujours inconnu du gestionnaire de parking, l'énergie est attribuée en priorité au VE arrivé le plus tôt. Dans le troisième cas (c), on suppose avoir accès à l'état de charge et à la capacité batterie de chaque VE, l'énergie est alors attribuée en priorité au VE possédant l'énergie minimale, autrement dit celui qui possède la plus faible autonomie à l'instant  $t$ . Les résultats sont illustrés par la figure 2.6, qui montre la distribution de l'état de charge final, et de l'énergie embarquée finale pour tous les VE qui ont utilisés le parking pendant la journée. En abscisse est représenté la quantité d'énergie



(en kWh) ou l'état de charge (entre 0 et 1) des VE au moment où ils quittent leur point de charge, et en ordonnée le nombre de VE pour chaque valeur en abscisse. Ainsi, cette répartition permet d'observer le niveau d'énergie qui peut être garanti à l'utilisateur au départ du parking, pour des simulations où les comportements sont aléatoires. On peut donc chercher à augmenter l'énergie moyenne (et donc l'autonomie) des VE en sortie de parking, ou si on souhaite s'intéresser au cas le plus critique, on peut regarder la valeur d'énergie minimale disponible, et combien de VE sont contraints de quitter leur point de charge avec cette valeur. Les résultats montrent que la simulation (c) permet de déplacer la distribution vers la droite, et notamment de réduire fortement le nombre de VE avec une énergie finale inférieure à 15 kWh (ce qui représente environ 100 km d'autonomie). La comparaison des cas (b) et (c) donnée par la figure 2.7 est plus explicite. On choisit d'observer l'énergie disponible dans les VE en fin de charge (au moment du départ du parking), on se basera sur la distribution cumulée de cette donnée pour qualifier notre algorithme de planification de charge. La Figure 2.7 donne cette distribution cumulée pour 2 algorithmes de planification : en bleu pour le cas où le SoC n'est pas accessible (attribution de l'énergie au premier arrivé) et en rouge pour le cas où le SoC est accessible (attribution de l'énergie au VE possédant l'énergie minimale). En se fixant une valeur minimale d'énergie en fin de charge de 15kWh, correspondant environ à 100km d'autonomie, on constate que pour le cas avec SoC, cette valeur peut être garantie pour 70% des VE, contre 60% dans le cas sans accès au SoC. La connaissance du SoC est essentielle pour la garantie de niveaux minimums d'énergie en fin de charge.

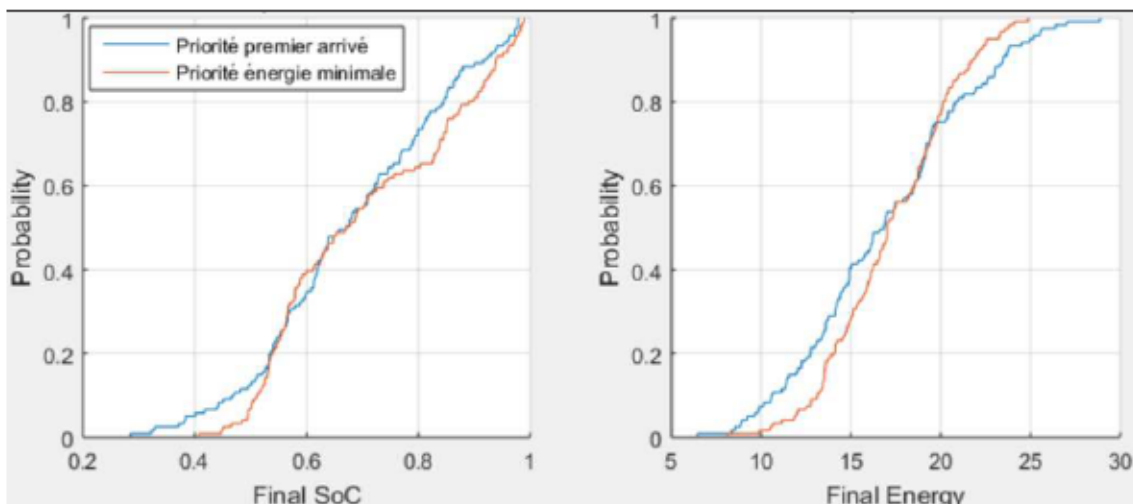


FIGURE 2.7 – Distribution cumulée pour 2 cas : priorité premier arrivée ou énergie minimale

### 2.1.4 Calcul de puissance totale en intégrant plus d'éléments

Jusqu'ici, le calcul de la puissance maximale totale à dispatcher entre les différents points de charge a été évoqué à plusieurs reprises, mais pas encore détaillé. Il peut être calculé de différentes manières en intégrant plus ou moins de paramètres d'entrée, le cas par défaut le plus simple étant une valeur fixe correspondant simplement à la puissance souscrite.

#### Heures de pointe

La collaboration avec Enedis et l'installation de notre dispositif expérimental à proximité d'un transformateur de puissance offre des perspectives pour l'étude de l'intégration des chargeurs IRVE sur le réseau urbain local. Ainsi, il a été choisi de ne pas limiter la valeur maximale de puissance affectée à la charge de VE à sa valeur de puissance souscrite, mais de l'affiner à un profil de puissance évoluant au long de la journée. Au minimum, ce profil peut correspondre à la répartition heures pleines / heures creuses. Mais il peut également prendre une valeur plus précise, en prenant en compte la consommation locale, à travers une estimation des heures de pics de consommation, où même par un profil de consommation fourni à l'algorithme par le gestionnaire de réseau à J-1. Ces données peuvent être injectées dans l'EMS sous 2 formes différentes :

- sous la forme d'un tarif d'énergie variable à intégrer à la fonction coût à minimiser
- sous la forme d'une contrainte à respecter absolument (puissance maximale réduite pendant les périodes de pics de consommation par exemple)

L'EMS pourra intégrer un profil par défaut représentant une journée type, qui peut être mise à jour à J-1 en fonction des jours ou des saisons.

#### Production solaire

La production photovoltaïque est déterminée à partir de données d'ensoleillement libres d'accès sur le logiciel HelioClim 3 et calculée en prenant en compte la production annuelle d'une installation PV en Loire-Atlantique (orientation sud, inclinaison 30°), sur une base de puissance crête de 10 kWc (environ 60 m<sup>2</sup>).

#### Stockage

La réduction de l'impact réseau de la charge des VE passe dans notre cas par l'installation de sources d'énergies renouvelables et d'un stockage d'énergie. A l'heure actuelle,

en France, l'installation de batteries de stockage n'est pas économiquement intéressant. Cependant leur installation favorise indubitablement l'autoconsommation du système et permet de limiter la consommation réseau pendant les pics de consommation.

### Requêtes du gestionnaire de réseau de distribution

Un des aspects essentiels de notre travail conjoint avec Enedis est d'étudier l'impact des IRVE sur le réseau, afin de pouvoir le limiter. C'est pour cette dernière raison que nous avons décidé de donner plus de contrôle à Enedis dans notre système : en plus de fournir à J-1 un profil de consommation qui va influencer les choix de l'EMS, un système d'envoi de requête "temps réel" a été mis en place pour permettre un effacement de la consommation des IRVE. Ce dispositif permet au gestionnaire de réseau de distribution de soumettre une requête à l'EMS pour limiter temporairement la puissance de charge, voir l'assigner à zéro, voire même exiger du système un renvoi d'énergie pour soutenir le réseau. Le renvoi d'énergie est possible seulement si des VE acceptant le V2G sont connectés ou si le dispositif de stockage fixe est suffisamment chargé.

## 2.2 Programmation dynamique

La programmation dynamique est à la fois une méthode d'optimisation mathématique et une méthode de programmation informatique. C'est une méthode algorithmique pour résoudre des problèmes d'optimisation.

La programmation dynamique est notamment utilisée pour les problèmes nécessitant une suite de prise de décision séquentielle. Elle permet de déterminer la trajectoire optimale en considérant le problème comme un chemin optimal à calculer, et en le décomposant en sous-chemins.

### Système dynamique commandé

Un système dynamique contrôlé est défini par son équation dynamique

$$x_{t+1} = f_t(x_t; u_t) \tag{2.1}$$

et son état initial  $x_0$ .

Les variables

- $x_t$  est l'état du système,
- $u_t$  est la commande appliquée au système au temps  $t$ .

### Problème d'optimisation

On souhaite résoudre le problème d'optimisation suivant

$$\min_{u_0, \dots, u_{T-1}} \sum_{t=0}^{T-1} C_t(x_t, u_t) + K(x_T) \quad (2.2)$$

$$x_{t+1} = f_t(x_t, u_t), \text{ pour } x_0 \text{ donné} \quad (2.3)$$

$$u_t \in U_t(x_t)$$

Où

- $C_t(x, u)$  est le coût nécessaire pour passer de  $t$  à  $t + 1$  en partant de l'état  $x$  en appliquant la commande  $u$  ;
- $K(x)$  est le coût final pour l'état final  $x$  ;
- $f_t$  est la fonction dynamique du système ;
- $U_t(x_t)$  correspond à l'ensemble de commandes possibles au temps  $t$  en partant de l'état  $x$ .

Le problème peut s'écrire :

$$\min_{u_0, \dots, u_{T-1}} \left\{ C_0(x_0, u_0) + \min_{u_1, \dots, u_{T-1}} \sum_{t=1}^{T-1} C_t(x_t, u_t) + K(x_T) \right\} \quad (2.4)$$

$$x_{t+1} = f_t(x_t, u_t) \quad (2.5)$$

$$x_1 = f_0(x_0, u_0) \quad (2.6)$$

$$u_t \in U_t(x_t)$$

Ou encore :

$$\min_{u_0} C_0(x_0, u_0) + V_1(f_0(x_0, u_0)) \quad (2.7)$$

Où  $V_1(x)$  correspond à la valeur pour le problème en partant de l'état  $x_1 = x$  au temps  $t = 1$

La valeur optimale  $V_{t_0}(x)$  en partant de l'état  $x$  au pas de temps  $t$  peut ainsi s'écrire :

$$\begin{aligned}
 V_{t_0}(x) &= \min_{u_0, \dots, u_{T-1}} \sum_{t=t_0}^{T-1} C_t(x_t, u_t) + K(x_T) & (2.8) \\
 \text{avec } & x_{t+1} = f_t(x_t, u_t), x_{t_0} = x \\
 & u_t \in U_t(x_t)
 \end{aligned}$$

### Équation de Bellman

L'équation de Bellman apparaît :

$$V_T(x) = K(x) \quad \forall x \in \mathbb{X}_T \quad (2.9)$$

$$V_t(x) = \min_{u_0, \dots, u_{T-1}} C_t(x_t, u_t) + \underbrace{V_{t+1} \circ f_t(x, u_t)}_{x_{t+1}} \quad \forall x \in \mathbb{X}_T \quad (2.10)$$

Et la stratégie optimale est donnée par :

$$\pi_t^*(x) \in \arg \min \left\{ C_t(x_t, u_t) + \underbrace{V_{t+1} \circ f_t(x_t, u_t)}_{x_{t+1}} \right\} \quad \forall x \in \mathbb{X}_T \quad (2.11)$$

### Boucle ouverte ou boucle fermée

Le problème peut être résolu en calculant a priori une séquence de commandes optimales  $(u_0^*, \dots, u_{T-1}^*)$ . Cette solution est dite en **boucle ouverte**, la séquence de commandes est choisie à l'avance et n'est pas remise en question par la suite.

L'intérêt de la programmation dynamique est de travailler plutôt en prenant en compte l'évolution du système en fonction du temps. Le résultat est alors une politique (ou stratégie) optimale  $\{\pi_t^*\}_{t \in [0, T-1]}$ . Il s'agit d'une règle de prise de décisions qui, pour chaque situation possible (état du système), nous dit quelle décision (ou action) prendre dans le but d'optimiser une fonction objectif globale. Souvent, la fonction objectif est une espérance mathématique. Dans ce cas, on parle de commande en **boucle fermée**.

Dans le cas déterministe exact, la solution en boucle ouverte est équivalent à la solution en boucle fermée.

### Processus à temps discret

Le problème présenté est à temps continu. L'utilisation de la programmation dynamique pour un processus de décisions séquentiel est à temps discret, puisqu'il s'agit d'une suite de décisions à prendre. En temps discret, le système est décrit de la manière suivante :

$$x_{k+1} = f_k(x_k; u_k) \quad (2.12)$$

et son état initial  $x_{k=0}$ .

Avec, à l'étape  $k$  :

- $x_k$  : état du système,
- $X_k$  : espace d'états,
- $u_k$  : décision prise à l'étape  $k$ ,
- $U_k(x)$  : ensemble des décisions admissibles dans l'état  $x$ ,
- $c_k$  : fonction de coût,
- $f_k$  : fonction de transition.

Le problème revient à minimiser la somme des coûts de l'étape 0 à l'étape  $N$  :

$$\begin{aligned} \min \quad & c_N(x_N) + \sum_{k=0}^{N-1} c_k(x_k, u_k) \\ \text{avec} \quad & u_k \in U_k(x_k); \quad x_{k+1} = f_k(x_k, u_k); \quad k = 0, \dots, N-1; \quad x_0 \text{ fixé} \end{aligned} \quad (2.13)$$

Les fonctions  $c_k$  et  $f_k$  peuvent être compliquées et non linéaires. Une stratégie optimale admissible est une suite de fonctions  $\pi = (\mu_0, \dots, \mu_{N-1})$  tel que  $\mu_k(x) \in U_k(x)$  pour tout  $x \in X_k, 0 \leq k \leq N-1$ . La décision à l'étape  $k$  est  $\mu_k(x_k)$

Pour une stratégie  $\pi$  fixée, posons  $J_{\pi,k}(x)$  coût total pour les étapes  $k$  à  $N$ , partant de l'état  $x$  à l'étape  $k$  et que l'on applique la politique  $\pi$  :

$$\begin{aligned} J_{\pi,k}(x) &= c_N(x_N) + \sum_{n=k}^{N-1} c_n(x_n, u_n) \\ \text{avec} \quad & u_n = \mu_n(x_n) \text{ et } x_{n+1} = f_n(x_n, u_n), \quad n = k, \dots, N-1 \\ & x_k = x \text{ fixé.} \end{aligned} \quad (2.14)$$

Le coût final  $J_{\pi,N}(x)$  est défini pour l'état final  $N$ ; le coût aux états précédents est calculé par récurrence. Les équations de récurrence suivantes définissent les valeurs de  $J_{\pi,k}(x)$  pour chaque étape :

$$J_{\pi,N}(x) = c_N(x) \forall x \in X_N \quad (2.15)$$

$$J_{\pi,k}(x) = c_k(x, \mu_k(x)) + J_{\pi,k+1}(f_k(x, \mu_k(x))) \quad (2.16)$$

$$\forall x \in X_k, \text{ pour } k = N - 1, \dots, 0.$$

Sans fixer la politique, pour  $0 \leq k \leq N$  et  $x \in X_k$ ,  $J_k(x)$  donne le coût optimal pour les étapes  $k$  à  $N$  en partant de l'état  $x$  à l'étape  $k$  :

$$J_k(x) = \min_{u_k, \dots, u_{N-1}} (c_N(x_N) + \sum_{n=k}^{N-1} c_n(x_n, u_n)) \quad (2.17)$$

$$\text{avec } u_n \in U_n(x_n) \text{ et } x_{n+1} = f_n(x_n, u_n), \text{ pour } n = k, \dots, N - 1$$

$$x_k = x_0 \text{ (fixé).}$$

Une politique (ou stratégie) admissible  $\pi^*$  telle que :

$$J_{\pi^*,0}(x) = J_0(x) \stackrel{\text{def}}{=} J(x) \quad \forall x \quad (2.18)$$

est une politique optimale.

A partir des équations de récurrence, on cherche à déterminer  $J_0(x_0)$ . On connaît  $J_N(x_N)$ , on va calculer de manière itérative :

$$J_{N-1}(x) \quad \forall x \in X_{N-1}$$

$$\text{puis } J_{N-2}(x) \quad \forall x \in X_{N-2}$$

$$\text{etc...}$$

Pour déterminer la solution optimale, il faut calculer à chaque étape  $k$  pour chaque  $x \in X_k$ , la décision optimale à prendre :

$$\mu_k^*(x) = \arg \min_{u \in U_k(x)} \{c_k(x, u) + J_{k+1}(f_k(x, u))\} \quad (2.19)$$

### Mise en algorithme de la programmation dynamique

Pour implémenter un algorithme de programmation dynamique, on va commencer par créer une matrice de taille  $xxk$  contenant les valeurs de  $J_k(x)$  pour tous les états  $x$  possibles pour toutes les étapes  $k$ . Ensuite, par chaînage arrière, on va remplir les valeurs de la matrice en commençant par  $J_N(x_N)$  :

$$\forall x \in X_N, \quad J_N(x) \leftarrow c_N(x);$$

pour  $k = N - 1, \dots, 0$  faire

pour tout  $x \in X_k$  faire :

$$J_k(x) \leftarrow \min_{u_k, \dots, u_{N-1}} (c_N(x_N) + \sum_{n=k}^{N-1} c_N(x_n, u_n))$$

$$\mu_k^*(x) \leftarrow \arg \min_{u \in U_k(x)} \{c_k(x, u) + J_{k+1}(f_k(x, u))\}$$

### Principe d'optimalité de Bellman

Si  $\pi^* = (\mu_0^*, \dots, \mu_{N-1}^*)$  est une politique optimale pour le problème initial et si  $0 \leq i \leq j \leq N - 1$ , alors la politique optimale tronquée  $\pi_{i,j}^* = (\mu_i^*, \dots, \mu_j^*)$  est une politique optimale pour le sous-problème qui consiste à minimiser :

$$\sum_{k=i}^j g_k(x_k, u_k) \quad (2.20)$$

$$(2.21)$$

pour  $x_i$  et  $x_j$  fixés. A condition d'être à temps discret et à coût additif.

Ainsi, à chaque étape du remplissage de la matrice, il suffit de conserver les meilleurs politiques, autrement dit, il suffit pour chaque étape  $k$  et pour chaque état  $x$ , on conserve seulement la trajectoire optimale entre l'état  $x_k$  et l'état final parmi toutes les trajectoires possibles.



		Pas de temps				
États		151	151	151	151	151
		164	160	156	156	156
		169	165	161	161	161
		174	170	166	166	166
		179	175	171	171	171
		184	180	176	176	176
		k+4	k+3	k+2	k+1	k

La valeur correspond au coût minimal possible pour atteindre l'état final à partir de l'état actuel

FIGURE 2.8 – Matrice des coûts

### 2.2.1 Programmation dynamique stochastique

#### Un exemple classique : le marchand de journaux

Le modèle du marchand de journaux (news vendor en anglais) est un modèle mathématique de gestion des stocks utilisé en économie pour déterminer les niveaux de stocks optimaux. Il est caractérisé par des prix fixes et une demande incertaine pour un produit périssable. Si le niveau des stocks est  $q$ , chaque unité de demande au-dessus de  $q$  est perdue en ventes potentielles. Ce modèle est également connu sous le nom de 'problème du vendeur de journaux' ou 'problème du livreur de journaux' par analogie avec la situation à laquelle est confronté un vendeur de journaux qui doit décider du nombre d'exemplaires du journal du jour à stocker face à une demande incertaine et en sachant que les exemplaires invendus n'auront aucune valeur à la fin de la journée.

Le problème peut alors être défini ainsi :

$$\min_x \{C * x + Q(x)\} \tag{2.22}$$

où  $C$  est le coût unitaire du marchand pour acheter un journal, et où  $Q(x)$  représente le coût (= - profit) de ce qu'il peut faire après avoir pris connaissance de la demande.

La variable  $x$  représente le nombre de journaux achetés par le marchand.

On appelle  $P$  le prix unitaire pour lequel le marchand peut vendre un journal ( $P > C$ ). Le profit qu'il peut en tirer dépend de ce prix, mais également de la demande en journaux.

Supposons par exemple que la demande  $D$  est une variable aléatoire qui pourrait prendre n'importe quelle valeur entière entre  $D_B$  et  $D_H$  avec une probabilité uniforme.

Autrement dit,

$$p^j := \text{Prob}(D = j) = \frac{1}{(D_H - D_B + 1)}, \forall j \in [D_B, D_H] \quad (2.23)$$

Alors,

$$Q(x) = -P \sum_{j=D_B}^{D_H} \frac{1}{(D_H - D_B + 1)} \min\{j, x\} \quad (2.24)$$

$$= -\frac{P}{D_H - D_B + 1} \left( \sum_{j=D_B}^x j + \sum_{j=x+1}^{D_H} x \right) \quad (2.25)$$

La version déterministe de ce problème (c'est-à-dire, la version du problème où le marchand connaît à l'avance la demande exacte avant d'acheter des journaux) est triviale : il faut acheter exactement la quantité de journaux demandée.

Dans la version stochastique, le marchand doit acheter ses journaux avant de connaître la demande. Cette décision de quantité de journaux à acheter correspond à une décision de première étape.

Dans notre cas, le recours qu'a le marchand par rapport à la demande, c'est le nombre de journaux à vendre. La décision de recours est triviale ici : il faut vendre autant que possible.

### Formulation générale

On souhaite pouvoir résoudre des problèmes de ce genre, plus grands et plus complexes. On donne la formulation générale :

$$\min_x \{c^T * x + Q(x)\} \quad (2.26)$$

$$\text{avec } A * x = b, x \in X. \quad (2.27)$$

Ici, la variable  $x$  représente les décisions qui doivent être prises **avant** que l'incertitude ne soit résolue. On suppose que la matrice  $A$  est déterministe et connue.

La fonction  $Q(x)$  représente les décisions qui peuvent être prises **après** que l'incertitude ne soit résolue.

## 2.3 Scénarios

Comme indiqué précédemment, l'objectif est d'augmenter l'efficacité du lot de bornes de recharge, ce qui revient à minimiser l'impact réseau tout en augmentant le nombre de VE qu'il est possible de charger.

### 2.3.1 Scénario 1 : minimiser l'impact réseau

Pour le premier cas, la contrainte vient du nombre de VE à charger. On utilise au mieux les panneaux solaires et la batterie fixe, la puissance du réseau électrique fait office de variable d'ajustement pour fournir l'énergie nécessaire en cas de besoin. Ce premier cas est donc plus simple à mettre en place. La fonction coût que l'on va chercher à minimiser correspond à la valeur totale d'énergie consommée au réseau :

$$\min(J) = \min \sum_{k=1}^{N-1} P_{grid}(k) \quad (2.28)$$

Autrement dit, on cherche simplement à minimiser la quantité totale d'énergie prélevée sur le réseau, et non le coût (pas de pondération horaire).

### 2.3.2 Scénario 2 : maximiser le nombre de VE

Le second cas est moins évident à mettre en place pour 2 raisons. La première, l'ajout de contraintes dans notre modèle (par exemple l'interdiction de consommer de l'énergie du réseau pendant les pics de consommation), peut faire apparaître des situations où l'énergie disponible n'est plus forcément suffisante pour satisfaire la puissance de charge nominale demandée par la borne. Deuxièmement, un travail est nécessaire pour déterminer un critère pour pouvoir qualifier l'objectif « d'augmenter le nombre de VE que l'on peut charger ». Il n'y a pas de fonction coût « facilement définissable ».

## 2.4 Implémentation

Le principe de Bellman nous permet de réduire considérablement le nombre de chemins possibles en ne considérant que les sous-chemins optimaux à chaque pas de temps. A mesure que l'on va construire les différents chemins possibles, à chaque pas de temps  $k$ , on ne conserve que le chemin optimal qui permet d'atteindre cet état à cet instant :  $x(k)$ .

Il est nécessaire pour appliquer cette méthode de discrétiser l'espace de temps en pas de temps  $k$ , avec  $1 < k < N$ , ainsi que chacune des variables d'état  $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5$ .

### 2.4.1 Création de la matrice de coûts

La première étape du processus d'aide à la décision consiste à créer la matrice de coûts de tous les états  $x(k)$ . Cette matrice  $M$  est de taille  $x \cdot k$ . Le remplissage de la matrice s'effectue à partir de l'état final  $N$  pour remonter jusqu'à l'état initial. On initialise tout d'abord les valeurs de coût pour  $k=N$ , ensuite à chaque pas de temps (précédent), on va remplir les cellules de la matrice de la manière suivante :

$$M(x, k) = \min(M(x-1, k-1), M(x, k-1)) \quad (2.29)$$

La figure 2.9 montre le remplissage de la matrice de coût pour un exemple défini par les paramètres suivants :

- la fonction coût à minimiser est le coût total de la charge (les états initiaux et finaux sont donnés et on souhaite choisir le chemin le plus économique de l'état initial vers l'état final)
- le système peut agir sur 2 variables :  $chargerVE(k)$  qui correspond à la décision de charger le VE au pas de temps  $k$  (valeur 1 pour charger et 0 pour ne pas charger) et  $charger_batterie(x)$  qui peut prendre les valeurs -1,0,1 suivant que l'on choisisse de charger la batterie, ne rien faire, ou utiliser l'énergie de la batterie
- pour simplifier l'exemple, la puissance nominale de charge des VE et de charge/décharge de la batterie sont les mêmes
- à l'état initial, le VE est chargé à 50%, la batterie fixe à 80%
- à l'état final, le VE est chargé à 100%, la batterie fixe à 80%

Après avoir initié la matrice avec des grandes valeurs (car on cherche à minimiser une fonction), on va pouvoir écrire les valeurs dans chaque cellule de matrice, correspondant au coût minimal pour atteindre l'état final à partir de ce point. En partant de l'état final, on 'se déplace' au sein de matrice en utilisant les contrôles possibles et on écrit la valeur de coût de transition minimale. En partant de l'état final  $x1_{final}, x2_{final}, k_{final}$ , on décrit les chemins possibles pour atteindre  $x1_{initial}, x2_{initial}, k_{initial}$ . A chaque pas de temps  $k$ , la valeur de coût  $J(x1, x2, k)$  qui sera inscrite dans la case de coordonnées  $(x1k, x2k, k)$  est calculée en prenant la valeur minimum parmi les différents chemins possibles pour atteindre cet état à partir de l'état à  $k-1$ .

```

for i = 1:final_time
    time = final_time - i;
    for x1 = 1:KMAX %SOC_VE
        for x2 = 1:KMAX %SOC_batt
            %1 : on passe au k suivant sans changement
            cout_sans_modif = J(x1,x2,i-1);
            %2 : on passe au k suivant en chargeant uniquement le VE
            cout_ch_VE = J(x1-1,x2,i-1) + cost_elec(time);
            %3 : on passe au k suivant en chargeant uniquement la batterie
            cout_ch_batt = J(x1,x2-1,i-1) + cost_elec(time) + batt_variation(x2-1);
            %4 : on passe au k suivant en chargeant les 2
            cout_ch_VE_batt = J(x1-1,x2-1,i-1) + 2 * cost_elec(time) + batt_variation(x2-1);
            %5 : on passe au k suivant en chargeant le VE et en déchargeant la batterie
            cout_ch_VE_dech_batt = J(x1-1,x2+1,i-1);

            % On choisit le coût minimum
            J(x1,x2,i) = min( [ cout_sans_modif, cout_ch_VE, cout_ch_batt, cout_ch_VE_batt, cout_ch_VE_dech_batt ] );
        end
    end
end
end

```

FIGURE 2.9 – Implémentation de la création de la matrice de poids associés aux transitions

## 2.4.2 Détermination du chemin optimal

La seconde étape consiste, à partir de la matrice de coûts, à choisir la suite de décisions dont la somme des coûts est minimale. La suite de décisions peut ensuite être appliquée au modèle afin de réaliser la simulation.

## 2.5 Conclusion du deuxième chapitre

Dans ce deuxième chapitre, la construction des algorithmes pour notre étude a été expliquée. A partir des contraintes technologiques d'interfaçage entre VE et IRVE, des contraintes d'interopérabilité et des technologies de communications entre VE et EMS, l'architecture de l'EMS a pu être développée. Elle est composée d'un nombre de fonctions décomposées en couches successives qui sont ajoutées au fur et à mesure que l'on monte en complexité. A partir de la brique de base qui est le programme interne de chaque IRVE qui doit permettre de charger les VE en toute sécurité, la fonction communication a pu être implémentée.

Après avoir défini l'architecture du programme, le principe de la programmation dynamique de Richard Bellman est décrit pour un cas déterministe et puis pour un cas sto-

chastique. La définition des concepts de la programmation dynamique a permis d'aboutir à des algorithmes de minimisation d'une fonction coût journalière.

Différents scénarios ont été étudiés en fonction des configurations de parking et de la demande utilisateur. A chaque scénario, une fonction coût à minimiser ou maximiser a été associée afin de tendre vers l'objectif. L'implémentation des algorithmes a ensuite été découpée en plusieurs parties et expliquée partie par partie : après avoir initialisé la matrice de coût définissant les différents chemins possibles de l'état initial à l'état final, ces cellules sont complétées par rétro-propagation, et enfin le chemin optimal est calculé.

Dans le chapitre suivant, la plateforme expérimentale mise en place avec le gestionnaire de réseau de distribution d'électricité local sera décrite. Le concept sera détaillé, et l'évolution des différentes versions du matériel utilisé ainsi que l'élaboration du banc de tests seront expliquées.



# DÉVELOPPEMENT D'UNE PLATEFORME EXPÉRIMENTALE

## 3.1 Concept, intérêt et limites

L'intérêt de disposer d'un dispositif expérimental permettant l'implémentation d'algorithmes est double. Il s'agit de pouvoir répondre aux besoins de l'entreprise et également de valider les principes de gestion d'énergie présentés dans le chapitre 2. Le dispositif expérimental devra être composé d'une flotte de VE et d'un ensemble d'IRVE, auxquels s'ajoutent des dispositifs de supervision : mesure, actionneurs, contrôle à distance.

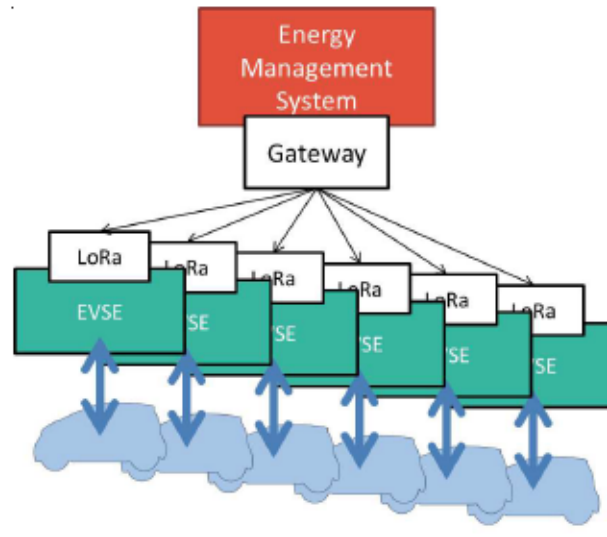


FIGURE 3.1 – Concept du dispositif supervisé

La mise en pratique expérimentale d'algorithmes de charge de VE pose des difficultés, la première étant liée aux choix technologiques retenus par le marché de l'automobile électrique en France. En effet, les constructeurs automobiles européens ont choisi de pri-



vilégier des véhicules électriques dont le mode de charge 3 est réalisé sur une prise en courant alternatif, pour permettre une implantation facilitée des points de recharge (notamment chez les particuliers). Ce mode implique également que le convertisseur d'énergie qui contrôle la charge est interne au véhicule, permettant ainsi au constructeur de garder le contrôle sur le profil de charge.

### 3.1.1 Contexte normatif

Le contexte normatif autour du véhicule électrique et son environnement peut être décrit par la figure 3.2.

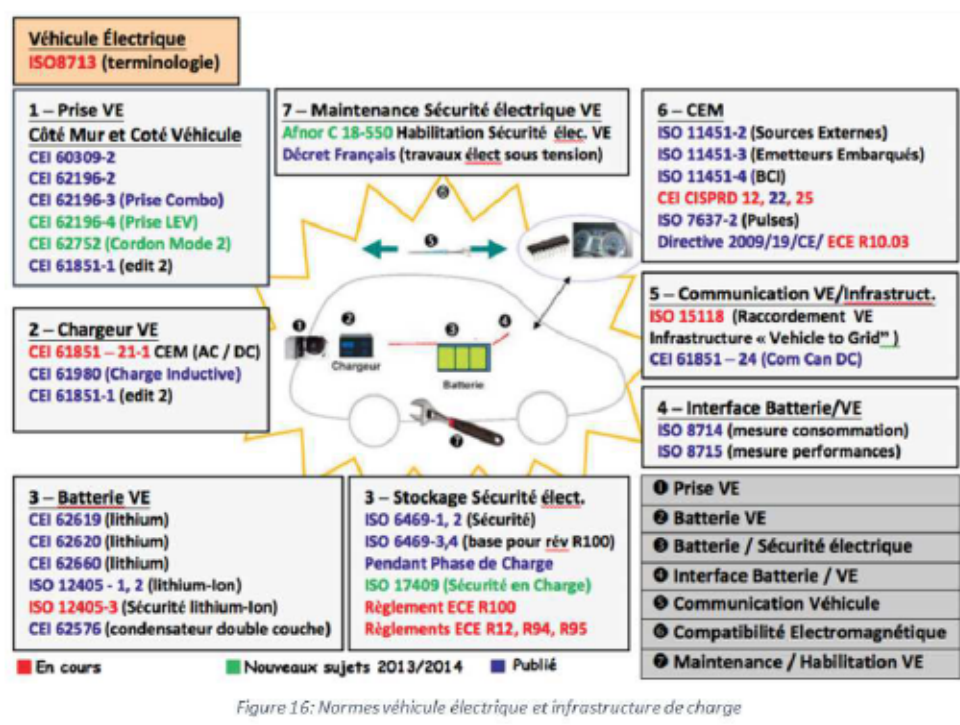


Figure 16: Normes véhicule électrique et infrastructure de charge

FIGURE 3.2 – Contexte Normatif

Les principales normes concernant les bornes de recharge sont :

- Bornes : CEI 60 364
- Interface : CEI 61 851
- Connexion : CEI 62196
- Installations électriques : NF 15-100
- Installations électriques extérieures : NF 17-200

La communication entre les VE et les IRVE constitue un élément essentiel de la chaîne de recharge. Sur la plupart des VE, la recharge fonctionne selon la norme IEC 62196 qui définit les échanges d'informations.

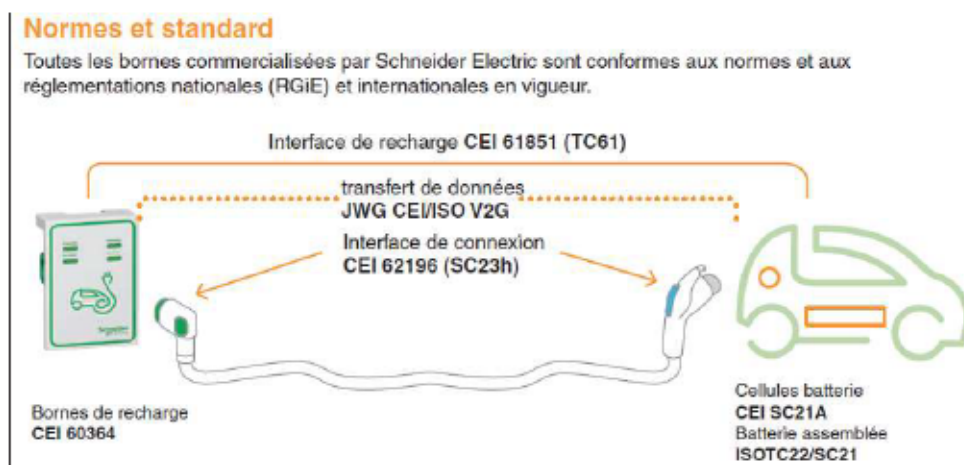


FIGURE 3.3 – Normes

Le schéma de raccordement du VE à la borne par le protocole CEI 62196 est le suivant (figure 3.4).

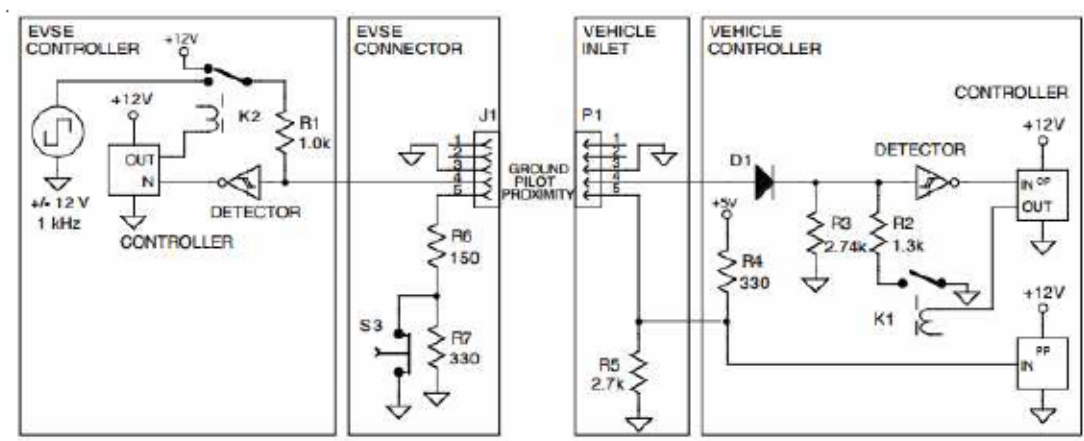


FIGURE 3.4 – circuit J1772

La communication entre le VE et l'IRVE se fait de manière analogique : il n'y a pas de communication numérique, simplement une lecture de résistance et l'envoi d'un signal carré dont le rapport cyclique définit la puissance disponible. La borne mesure en permanence la résistance entre ses broches de terre (protective earth : PE) et de

*contrôle* (control pilot : CP) ; lors du branchement du câble la borne mesure une valeur particulière correspondant au véhicule. La borne applique alors un signal carré sur la broche CP pour indiquer au véhicule qu'il peut demander la recharge. Le véhicule peut demander la recharge en faisant varier la résistance entre CP et PE. Ce qui a pour effet de fermer le circuit de puissance (créer le contact de puissance) entre le véhicule et la borne. La charge peut alors débuter. Le courant et donc la puissance de charge sont gérés par le chargeur à bord du véhicule. La borne peut indiquer au V.E. la valeur de courant max disponible en faisant varier le rapport cyclique du signal sur CP.

La station de charge peut utiliser le signal sur CP pour indiquer le courant maximum disponible via la station de charge à l'aide de la modulation de largeur d'impulsion, comme indiqué dans le tableau 3.1

Rapport cyclique	Courant Max
25%	16A
35%	20A
40%	25A
50%	32A
90%	63A

TABLE 3.1 – Relation rapport cyclique / limite en courant

Le signal pilote de proximité (ou, présence de la prise) permet au VE de détecter quand il est branché. À l'intérieur de la fiche elle-même, une résistance passive est connectée à travers le *proximity pilot* (PP) et le PE, que le VE détecte ensuite. Le PP ne se connecte pas entre le VE et le IRVE. Une prise avec un clip de rétention fermé est indiquée par  $480\Omega$ , et une prise avec un clip de rétention ouvert (c'est-à-dire pressé par l'utilisateur) est indiquée par  $150\Omega$ . Cela permet au VE d'empêcher tout mouvement lorsqu'un câble de charge est branché, et de cesser la charge lorsque la prise est débranchée, de sorte qu'il n'y a pas de charge et d'arcs électriques associés. Le PP permet également au VE de détecter lorsqu'un câble est branché. Là encore, à l'intérieur de la fiche elle-même, une résistance passive est connectée entre le PP et le PE. Le câble peut alors indiquer à l'IRVE sa valeur nominale de courant avec différentes résistances. L'IRVE peut alors communiquer cette information à l'EV via le pilote de contrôle. Le fonctionnement est basé sur une machine à états, comme indiquée sur le schéma de la figure 3.5.

- L'état A correspond à l'état par défaut (en fonctionnement, pas de VE),
- le passage à l'état B intervient lorsqu'un VE vient se brancher,

- l'état C correspond à l'état en charge (l'IRVE ferme le circuit de puissance)
- le passage à l'état D intervient si la température de la batterie du VE est élevée et celui-ci demande donc la mise en place de la ventilation (état seulement pour les bornes de recharge en intérieur)
- les états E et F sont des situations d'erreur

Le passage d'un état à une autre est défini par le tableau de la figure 3.6.

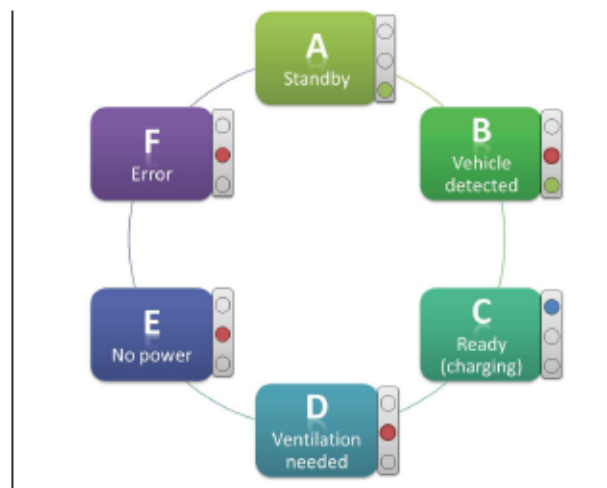


FIGURE 3.5 – Machine à états décrivant le comportement de l'IRVE

Control pilot resistances		
Status		Resistance, CP-PE
A	EV disconnected	Open, or $\infty \Omega$
B	EV connected	2740 $\Omega$
C	EV charge	882 $\Omega \approx 1300 \Omega \parallel 2740 \Omega$
D	EV charge (ventilated)	246 $\Omega \approx 270 \Omega \parallel 2740 \Omega$
E	No power	N/A
F	Error	N/A

FIGURE 3.6 – Valeurs de résistances mesurées sur Control Pilot

Ce système ne permet pas de transmettre d'infos sur l'état de charge du véhicule, ni

de faire de vehicle-to-grid.

### 3.1.2 Evolution de la norme

La norme internationale ISO 15118 doit harmoniser les protocoles entre les VE et les bornes. Elle permet la mise en place de la recharge intelligente bidirectionnelle, qui module le flux d'électricité en fonction des besoins de l'utilisateur et du réseau électrique. Elle est actuellement en phase de test en Europe. La norme 62196 définit toujours la connectique de puissance et la sécurité électrique. La nouvelle norme ISO 15118 s'ajoute en parallèle et introduit un nouvel équipement dans l'écosystème : le contrôleur de communication de l'infrastructure de recharge (SECC pour Communication Controller of Supply Equipment). Ainsi une communication sans-fil peut être établie entre le contrôleur embarqué côté VE et le contrôleur côté infrastructure réseau, comme illustré à la figure 3.7. La figure 3.8 quant à elle représente les différents acteurs concernés par la norme.

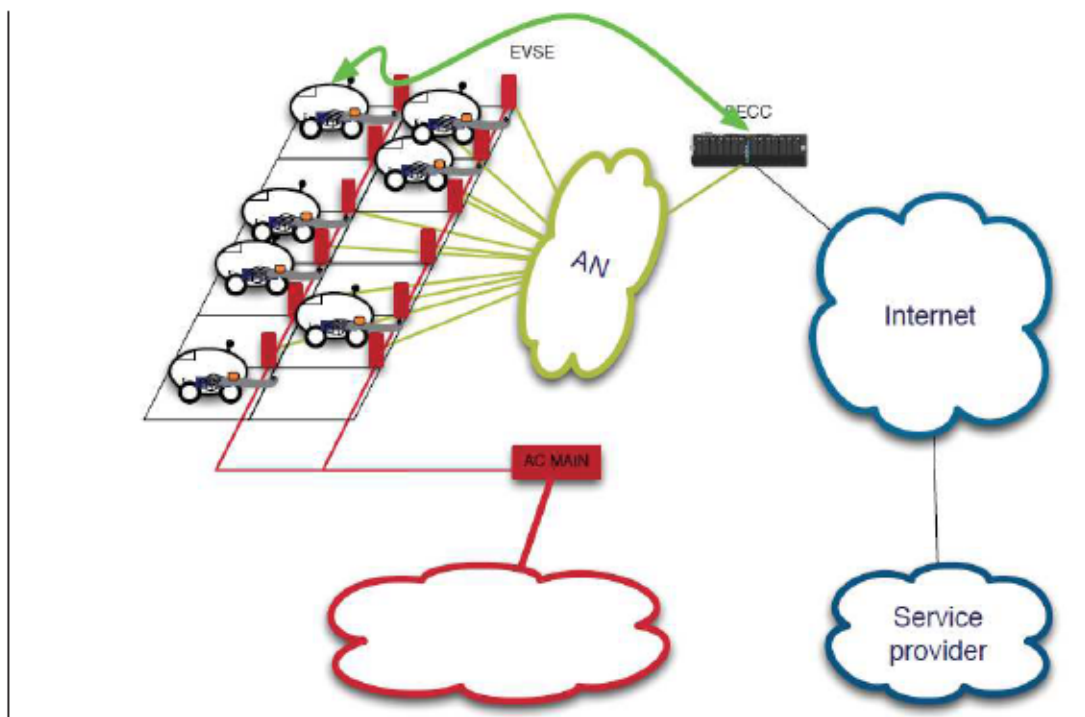


FIGURE 3.7 – Communication selon ISO 15 118

La norme permet donc d'appliquer le concept de charge intelligente de manière pratique.

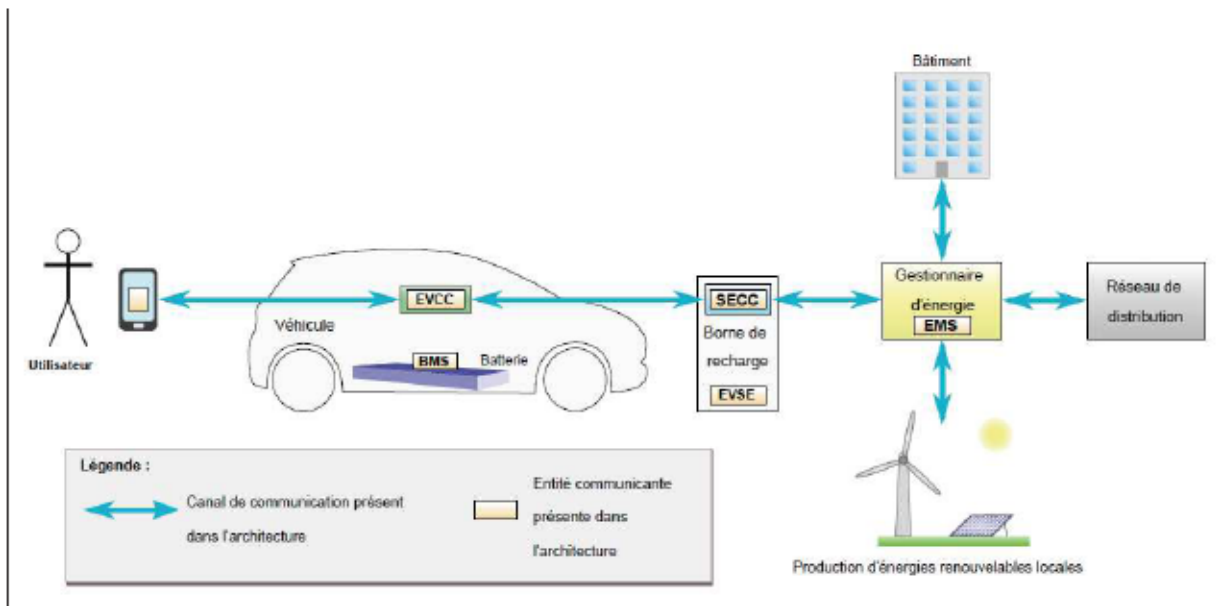


FIGURE 3.8 – Acteurs de la norme ISO 15 118

Les échanges d'informations permettent de prendre en compte les contraintes côté VE et côté réseau : les contraintes liées au besoin de déplacement du conducteur et les contraintes liées à l'équilibre production-consommation. Comme indiqué sur le schéma de la figure 3.9, l'ordre dans la communication est le suivant :

- Le VE indique son besoin
- L'opérateur coté réseau va proposer un profil de charge (avec une incitation tarifaire)
- Le VE déclare son profil prévisionnel et active la charge
- L'opérateur côté réseau compare le profil de charge réel au profil prévisionnel (des pénalités peuvent être mises en place en cas de non-respect du profil prévisionnel)

### 3.1.3 Contraintes réseau

L'essor du marché du véhicule électrique ne se fera pas sans impacter le réseau électrique. Le travail dans cette thèse s'intéresse aux contraintes réseau. Elles sont de trois types :

- le respect de l'équilibre production - consommation
- les limites des infrastructures
- le respect des équilibres locaux

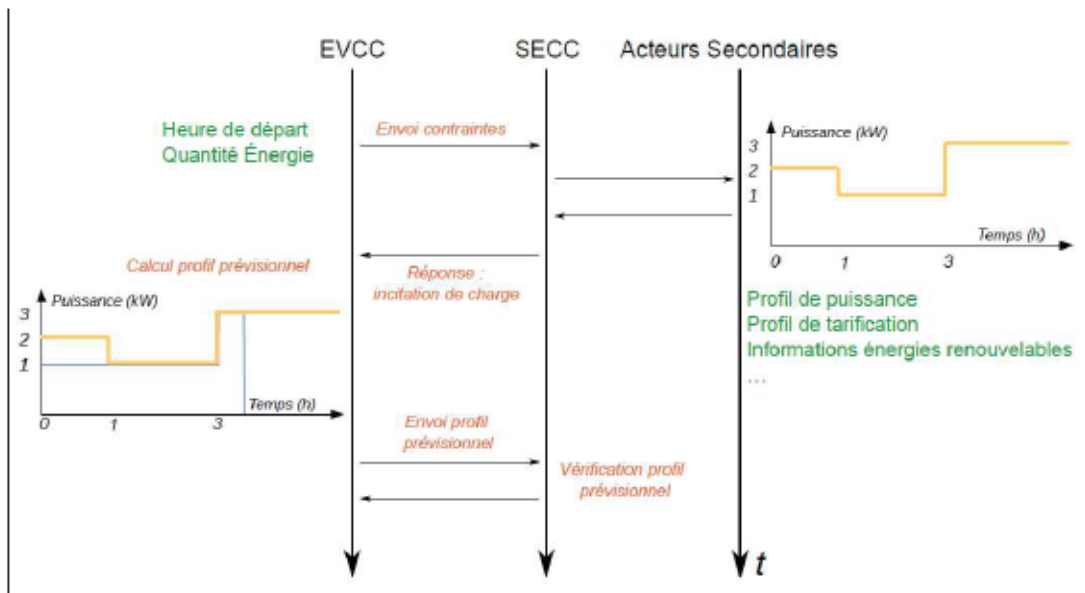


FIGURE 3.9 – Échanges d'information possibles avec la norme ISO 15 118

### L'équilibre production - consommation

Les technologies actuelles de stockage d'énergie ne permettent pas de stocker l'énergie électrique produite en grande quantité. L'ensemble du système électrique est donc dimensionné pour faire face à cette contrainte physique et assurer en permanence l'équilibre entre production et consommation. La conversion d'une large part du parc de véhicules thermiques en véhicules électriques entrainera des besoins en énergie électrique conséquents et donc une charge supplémentaire sur le réseau.

### Le dimensionnement des infrastructures

Les nouveaux besoins liés au développement du VE n'impactent pas seulement la production d'énergie mais également les infrastructures de transport d'électricité. En effet, la volonté des consommateurs de recharger très rapidement leur véhicule, pour parcourir des distances dépassant l'autonomie maximale du VE, par exemple sur des aires d'autoroute, entraine l'apparition de charges ponctuelles importantes (de 50 kW jusqu'à 350kW pour les superchargeurs Tesla). Cela conduit le gestionnaire de réseau à devoir augmenter ses infrastructures de transport.

## Les équilibres locaux

Si l'équilibre production-consommation doit être respecté sur la globalité du réseau électrique pour assurer son bon fonctionnement, l'équilibre doit également être respecté localement pour garantir la stabilité du réseau.

## 3.2 Réalisation du premier prototype

La première brique du dispositif expérimental est un simple équipement de recharge de véhicule électrique.

La réalisation de ce premier prototype s'est effectuée dans le contexte d'un partenariat entre l'entreprise Dropbird et le gestionnaire de parkings EFFIA. EFFIA, filiale du groupe Keolis est le deuxième opérateur de parkings en France avec près de 140 000 places dans plus de 250 parkings, et est en phase d'équiper 1,5% de ces places de bornes de recharge. Le cahier des charges présenté pour une borne comportait les fonctions suivantes : communiquer avec le VE selon le protocole IEC 62196, mesurer la puissance instantanée et la consommation d'énergie, intégrer des équipements de protection (disjoncteur), autoriser l'accès, permettre l'identification de l'utilisateur. Sa composition est illustrée à la figure 3.10.

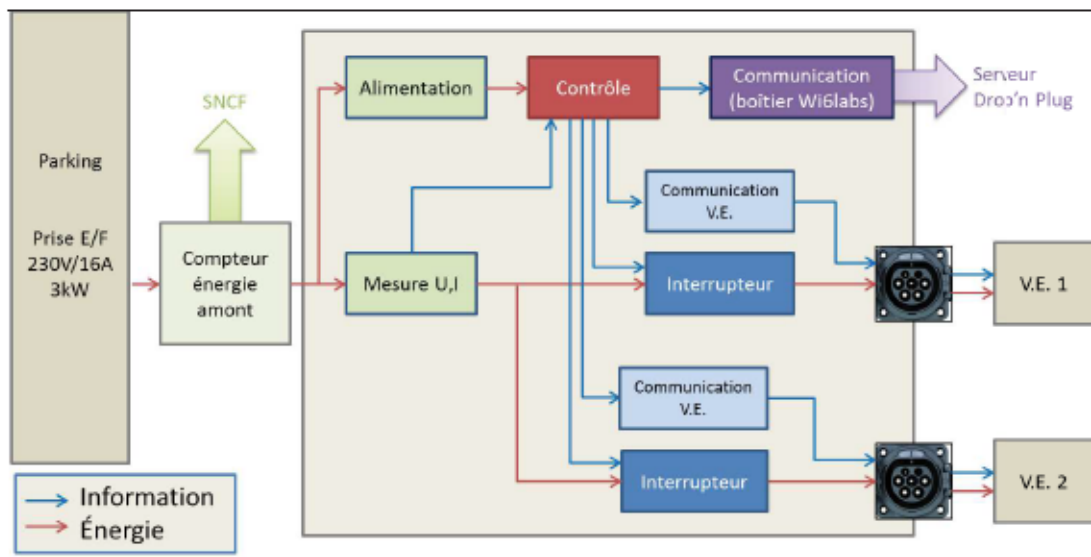


FIGURE 3.10 – Schéma premier prototype

Pour mettre en place le protocole de communication, j'ai pu m'appuyer sur la norme



IEC SAE J1772 et sur le projet collaboratif open source *Open-EVSE* qui propose une base de code à implémenter sur micro-contrôleur.

Les fonctions sont réalisées par une carte embarquant un micro-contrôleur AVR atmega et un circuit analogique d'adaptation. Il a donc fallu concevoir une carte électronique (figure 3.11) qui permet à la fois d'adapter la lecture de résistance pour le micro-contrôleur, de générer le signal de commande d'un relais qui contrôle l'ouverture/fermeture du circuit électrique de puissance VE  $\Leftrightarrow$  IRVE et d'afficher l'état de la connexion par une LED RGB.

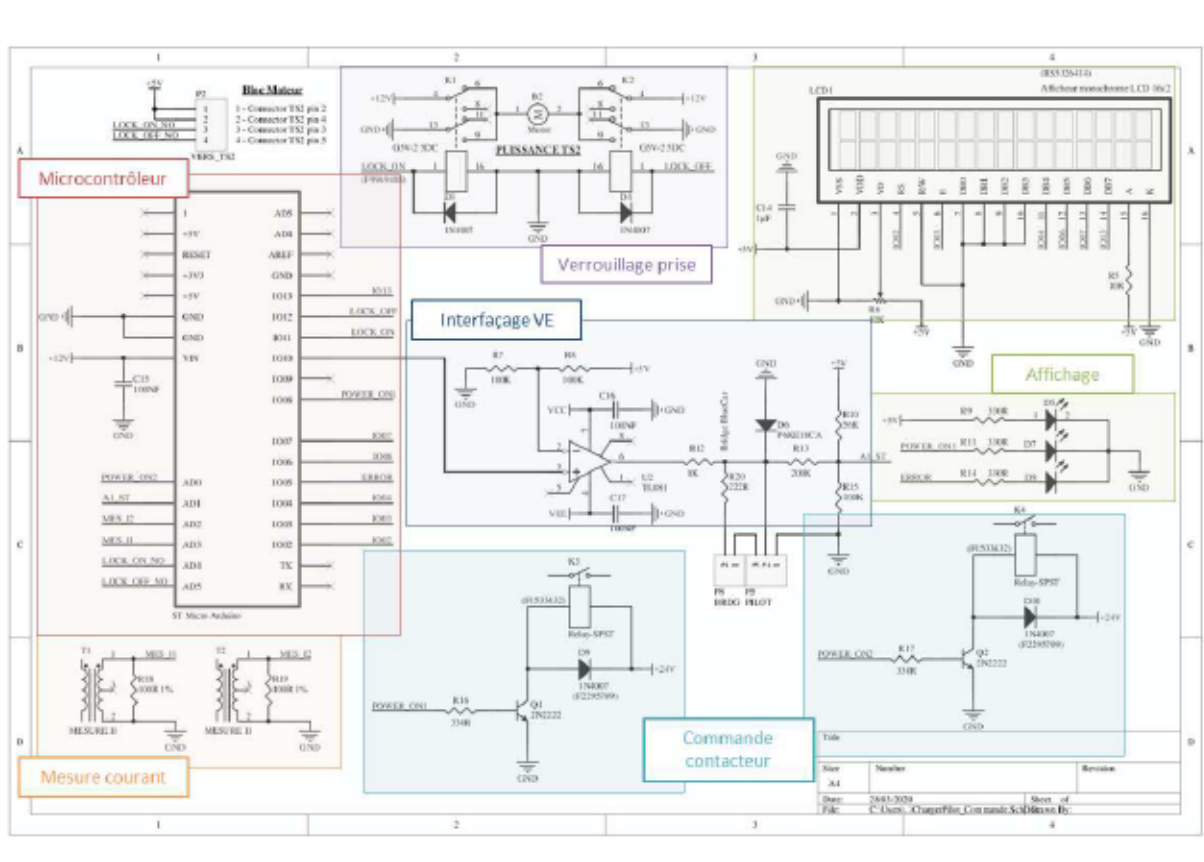


FIGURE 3.11 – Schéma électrique de la carte électronique

Le prototype comporte un organe de contrôle « basique » qui gère les fonctions premières de la borne : les signaux sur CP et PP pour permettre la charge selon le protocole IEC62196, le contrôle de l'ouverture/fermeture de l'interrupteur de puissance, la récupération de la valeur de puissance mesurée, l'affichage de l'état courant de la borne, et permet de communiquer avec le système de gestion d'énergie (EMS). La mesure de puis-

sance délivrée au VE est réalisée par un dispositif spécifique qui mesure courant, tension, déphasage et qui réalise le calcul de puissance active. La mesure de courant est également envoyée à l'organe de contrôle pour pouvoir être comparée avec la valeur de courant limite requis. La fonction d'interrupteur est réalisée par un relai statique piloté avec « passage à zéro ». L'affichage est réalisé par un jeu de LED indiquant l'état courant de la machine à état.

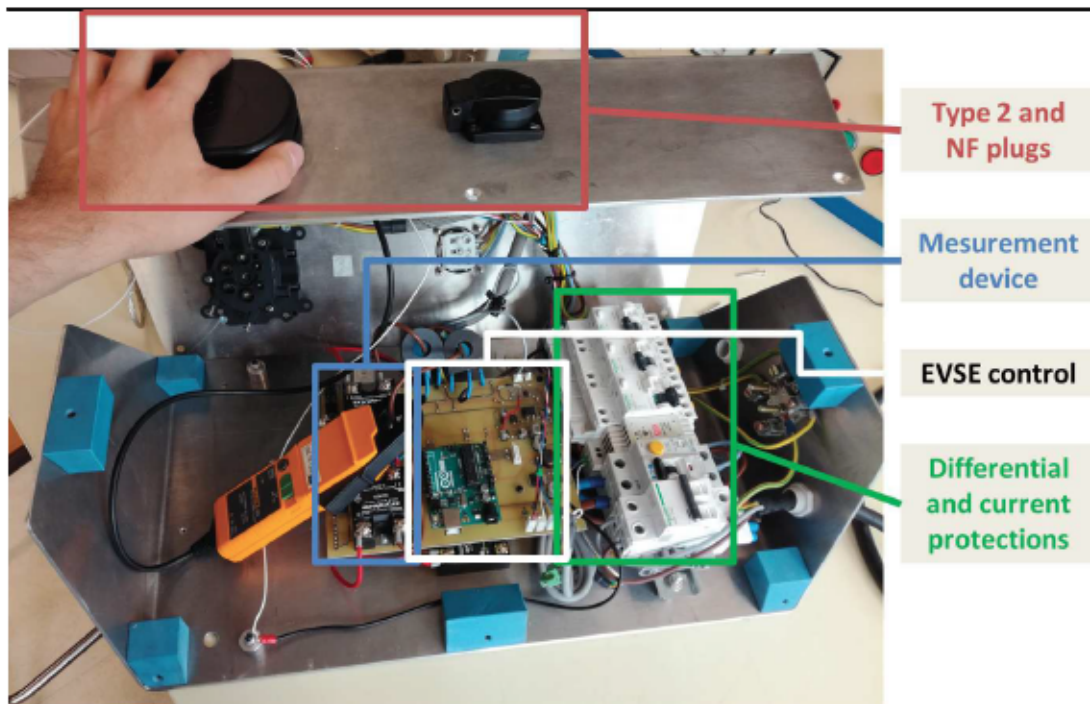


FIGURE 3.12 – Premier prototype

## Programme

Le micro-contrôleur est programmé pour réaliser les différentes fonctions de récupération des mesures des capteurs, synthèse et remontée des données, gestion de l'interaction avec le véhicule incluant la détection d'un véhicule, la lecture de la demande de charge de celui-ci, l'écriture de la puissance disponible, et l'autorisation de la charge par la commande d'un relai contrôlant la mise sous tension de la prise (la prise n'est pas sous-tension avant d'avoir reçu la demande de charge du véhicule et que celle-ci n'ait été autorisée), comme défini par la machine à états (figure 3.5).

### 3.3 Collaboration avec Enedis

Le gestionnaire des réseaux de distribution d'électricité Enedis déploie depuis 2016 son compteur intelligent Linky en remplacement des anciens compteurs d'énergie. Il constitue la pierre angulaire de la transition du réseau traditionnel vers les smartgrids. Le Linky réalise la mesure de l'énergie consommée mais également la communication. Les flux d'informations renvoyés permettent de faire du smart metering (de la télérelève), mais ce n'est que la première étape vers les réseaux intelligents. Le compteur intelligent doit également être capable de recevoir des flux d'informations pour agir sur la consommation des équipements en aval du compteur : il est capable de délivrer des signaux pour gérer la marche de sept équipements ou séries d'équipements en fonction des ordres transmis par le fournisseur d'énergie. Ces signaux portent la réponse à la demande au niveau supérieur : plus que le simple système d'heures pleines / heures creuses, les requêtes envoyées au Linky par le gestionnaire apportent de nouvelles possibilités d'effacement de consommation, voire même de revente au réseau de manière beaucoup plus flexible. Le compteur nouvelle génération permet ainsi de mieux gérer l'équilibre offre/demande sur le réseau basse tension afin de ne pas déséquilibrer celui-ci. Il permet de suivre la production d'électricité décentralisée et d'enregistrer sur un seul et même compteur l'énergie produite pour faciliter l'intégration de la production d'énergies renouvelables décentralisée. Le travail de recherche et développement lié aux compteurs intelligents est assuré au Linkylab à Nanterre (image), où Enedis teste la fiabilité, la qualité et la robustesse de ces compteurs. Mais Enedis dispose également d'un centre d'expérimentation sur son campus de formation à Ottmarsheim, où des démonstrateurs de projets smartgrids sont installés sur les réseaux électriques de « tests ».

Depuis 2018, une collaboration a pu être mise en place avec Enedis. L'environnement de travail de la thèse est étroitement lié aux contraintes du gestionnaire du réseau électrique, une collaboration permet d'ajouter la prise en compte de l'état du réseau, d'intégrer notre travail dans l'écosystème global des réseaux intelligents, de travailler avec les outils existants et ne pas créer d'interférences.

#### 3.3.1 Ottmarsheim

Le campus Enedis situé sur l'île du Rhin à la frontière franco-allemande à Ottmarsheim (Haut-Rhin) est un centre de formation professionnelle sous-tension comportant des lignes basse tension et haute tension, enterrées et aériennes. C'est également un lieu



FIGURE 3.13 – Linky Lab

d'expérimentation de dispositifs de communication CPL dans différents environnements, en coopération avec le Linky lab Enedis de la Défense. Notre premier prototype de borne de recharge a pu y être implanté, ainsi que des panneaux photovoltaïques et une batterie de stockage électrochimique comme indiqué sur le schéma 3.14.

### Campagne de tests

Le projet intègre une entreprise tierce, Neuron, chargée de réaliser les tests de communication. Les premiers tests ont permis de valider le fonctionnement de la charge et la continuité de service en dépit de changements récurrents de la puissance maximale. L'écosystème comprenant Dropbird, Enedis et Neuron est défini sur le schéma 3.15.

L'EMS est relié au Linky par une connexion Modbus qui lui permet ainsi de recevoir des requêtes d'Enedis (demande d'effacement/réinjection). La communication a pu être testée dans les conditions expérimentales de lignes aériennes et enterrées. Les tests de compatibilité électromagnétique n'ont pas montré d'interférence entre les équipements de la borne et le boîtier Linky. La prise en main à distance de l'EMS à travers le réseau télécom 3G a également été testée. La difficulté majeure provient de la variation de l'adresse IP de l'EMS engendrée par le fonctionnement des réseaux des opérateurs télécoms. En effet, une fois raccordé au réseau de l'opérateur, celui-ci affecte automatiquement une adresse IP dynamique qui change à chaque connexion. Cette contrainte est d'autant plus

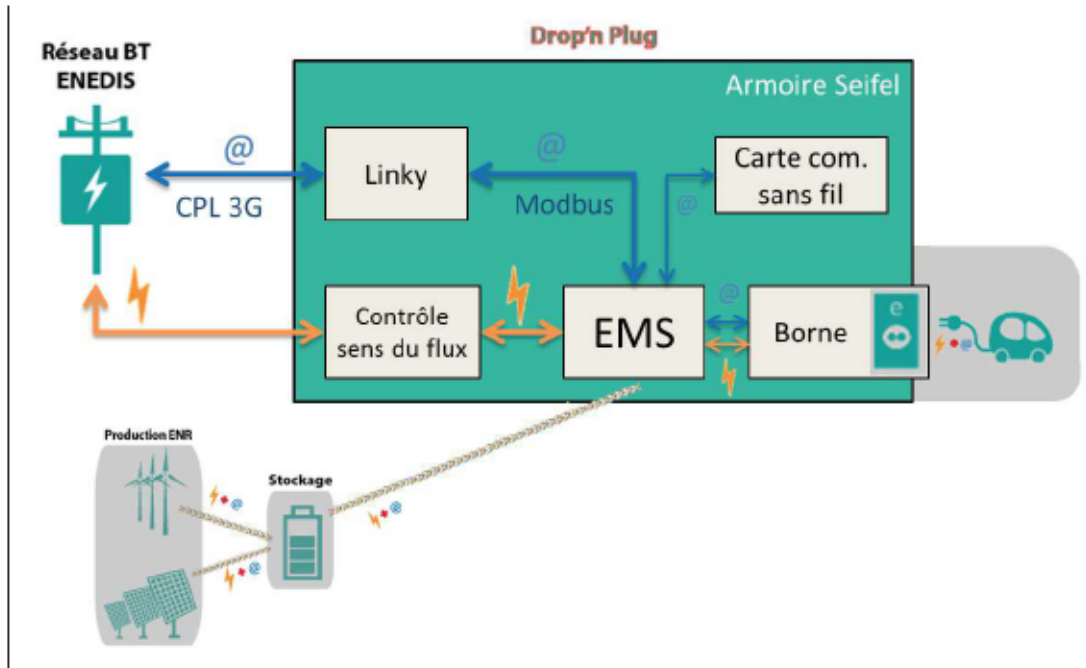


FIGURE 3.14 – Schéma du réseau sur le site d'Ottmarsheim

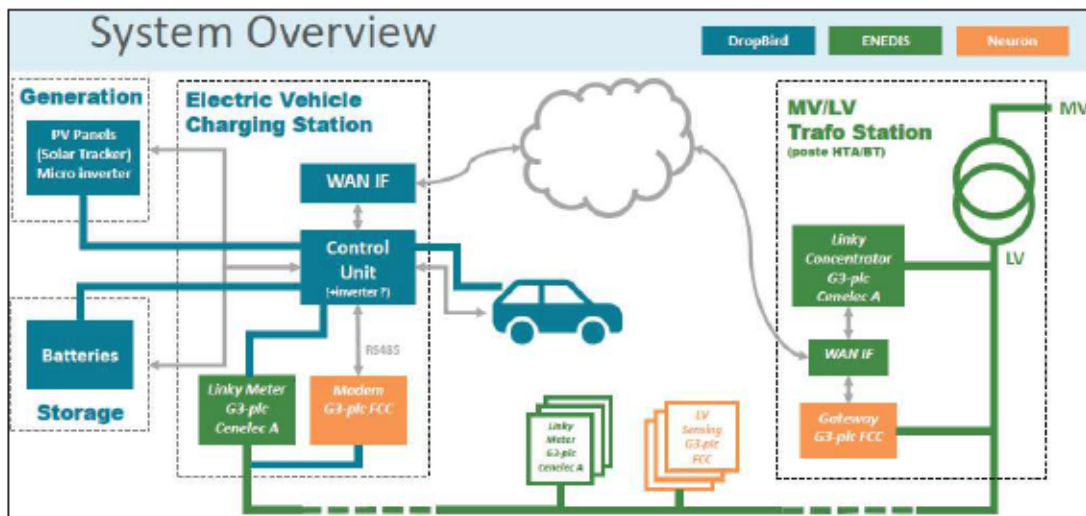


FIGURE 3.15 – Ecosystème de travail sur le site d'Ottmarsheim

grande que le site se situe à la frontière franco-allemande et la connexion de la carte SIM varie entre le réseau télécom français et son homologue allemand. Cette difficulté a pu être corrigée par la création d'un réseau privé virtuel, en utilisant un réseau Hamachi. De cette manière, chaque équipement du réseau privé se voit attribué une adresse IP privée

fixe accessible depuis l'extérieur. La connexion à l'EMS à distance a ainsi été testée et sa fiabilité démontrée.

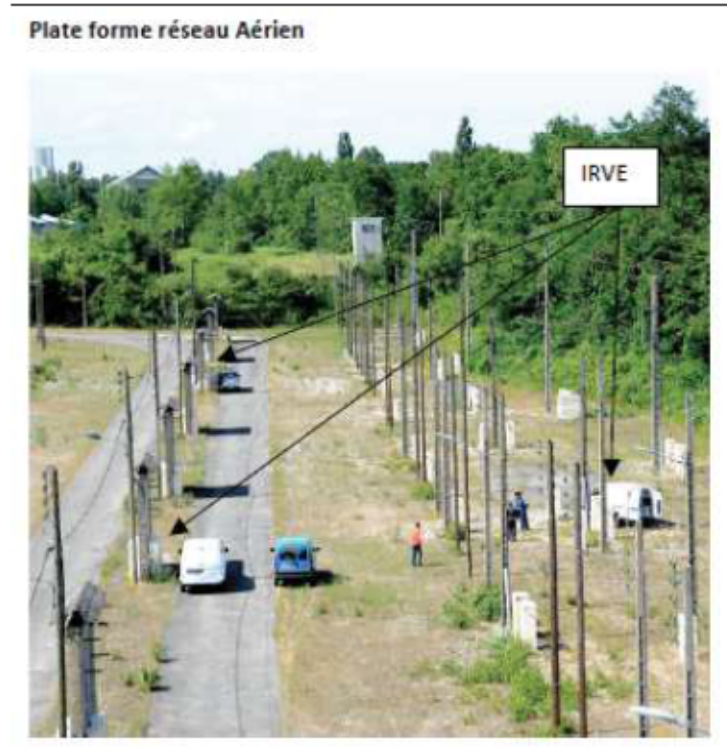


FIGURE 3.16 – Réseau aérien sur le site d'Ottmarsheim

### 3.3.2 Nantes

La seconde étape de la collaboration avec Enedis est le développement d'un banc de tests à proprement parler qui pourra être testé en profitant de la flotte de VE qui sont utilisés réellement par les techniciens / commerciaux au centre Enedis à Nantes.

La collaboration avec Enedis Pays de la Loire entre dans le cadre de SMILE. SMILE (pour SMart Ideas to Link Energies : Idées intelligentes pour relier les énergies) est une association qui a pour vocation de développer les réseaux intelligents dans les territoires du grand Ouest. Lauréat d'un appel à projet national (Déploiement du Plan Nouvelle France Industrielle Réseaux Électriques Intelligents / Solution industrielle ville durable), SMILE est un projet collaboratif déployé sur les Régions Bretagne et Pays de la Loire. Ses missions sont :

- Intégrer les énergies renouvelables

- Maîtriser les demandes d'électricité
- Développer une interconnexion
- Prendre en compte les véhicules électriques
- Valider les modèles économiques (soutien de projets industriels viables)

Le projet s'inscrit dans le cadre de la mise en œuvre de la transition énergétique et de la croissance verte au niveau régional et national. L'ambition de l'association est de permettre le déploiement de projets industriels régionaux en lien avec les réseaux d'énergies communicants et intelligents, notamment autour des thématiques suivantes :

- micro-grids et autoconsommation collective
- mobilités électriques
- flexibilité et services aux réseaux localement
- aide à la maîtrise de la demande en énergie
- Déploiement de nouveaux modèles d'intégration sur le réseau et les marchés des Energies Renouvelables

Les thématiques de la liste (non-exhaustive) ci-dessus sont totalement en adéquation avec notre travail, et c'est donc logiquement qu'un partenariat avec Enedis a pu être mis en place en région Pays de la Loire.

### **Place d'Enedis dans SMILE**

Les gestionnaires de réseaux d'énergie tels que GRD (Gestionnaire du réseau de distribution de gaz), RTE (gestionnaire du réseau de transport d'électricité), Enedis (gestionnaire des réseaux de distribution d'électricité) sont les premiers témoins et acteurs de l'évolution des réseaux. En particulier, Enedis est le premier concerné par les changements sur son réseau avec l'apparition de nouveaux producteurs d'énergie (installations photovoltaïques, petites éoliennes) et de nouvelles charges (mobilités électriques chez les particuliers) sur ses réseaux basse et moyenne tensions. Le projet SMILE a également pour vocation la promotion des initiatives industrielles locales qui sont en adéquation avec les missions de l'association, notamment à travers la création de 2 showrooms, sur les sites d'Enedis à Rennes et à Nantes. C'est ainsi que notre projet a pu trouver sa place sur le site d'Enedis des Tanneurs à Nantes, où se trouve le showroom nantais.



FIGURE 3.17 – Véhicule électrique Zoé sur le site de Nantes

## 3.4 Banc de tests

### 3.4.1 Dimensionnement et installation

Les caractéristiques du parc à disposition sont décrites dans le tableau 3.2.

NB points de charge	6
NB de VE	6 x Renault Zoé 2017
Moteur VE	80 kW
Consommation estimée	15kWh/100km
Batterie VE	40kWh
Puissance par point de charge	22kW
Type de prise	Type 2
Puissance totale	100kW
Communication	Ethernet

TABLE 3.2 – Caractéristiques du parc Enedis

Chacune des bornes est composée des éléments suivants, pilotés par un micro-contrôleur, comme indiqué à la figure 3.18 :

- une carte électronique d'interface avec le VE
- un afficheur
- des instruments de mesure de la puissance instantanée



- une carte de communication ethernet
- une carte de communication LoRa
- un système de contacteur pour contrôler l'accès à l'énergie

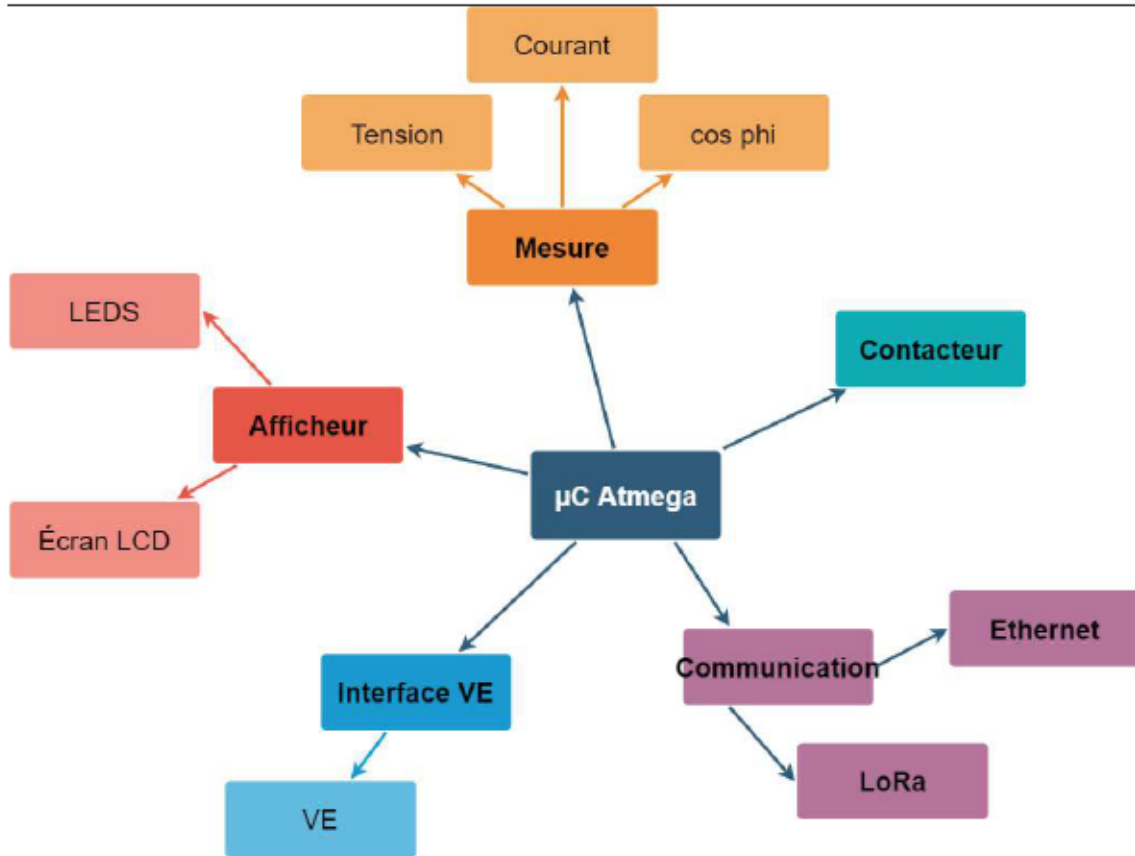


FIGURE 3.18 – Structure d'une borne

### 3.4.2 Interface Homme-Machine (IHM)

Le fonctionnement des algorithmes nécessite un flux de données à double sens entre le système de gestion d'énergie et les véhicules : il est nécessaire d'avoir accès à un certain nombre de données d'état du système à chaque instant (capteurs), et de pouvoir agir sur l'état du système (actionneurs), comme indiqué dans le tableau 3.3.

Le contrôle de la puissance de charge instantanée pour chaque IRVE/VE par l'EMS se fait par transmission sur le câble de charge de l'information de courant maximal. Dû aux limitations de la communication sur le câble de charge, et l'absence de dispositifs de

Entrées	Sorties
Identité VE (=> info de capacité batterie) Heure d'arrivée Heure de départ estimée Etat de charge à l'arrivée Autonomie nécessaire au départ (=> calcul état de charge nécessaire)	Autorisation d'enclencher la charge Courant maximal disponible

TABLE 3.3 – IHM : données entrée/sortie

communication compatibles avec la norme ISO 15118, la remontée d'informations à partir du VE nécessite une solution supplémentaire. Une première solution de communication entre le VE et l'EMS utilisant le port On Board diagnostic a été envisagée. Elle nécessite la connexion d'un dispositif sans-fil bluetooth à la prise OBD du VE et l'appairage dudit appareil avec un module bluetooth côté EMS.

Cette solution a pu être testée et validée pour permettre la remontée de données d'identification du VE, de capacité batterie, d'état de charge. Cependant, l'accès en lecture/écriture à d'autres données sensibles a contraint l'abandon de ce dispositif dans le cadre du partenariat avec Enedis. Une seconde solution consiste à la déclaration de données manuellement par l'utilisateur lors de la mise en charge du VE. Elle présente l'inconvénient majeur de contraindre l'utilisateur qui doit prendre du temps pour déclarer des informations, et de s'appuyer sur la confiance entre l'utilisateur et le gestionnaire. C'est cependant la solution qui a été retenue pour l'expérimentation. Le développement d'une interface utilisateur en partenariat avec les développeurs informatique de Dropbird a donc été nécessaire pour obtenir les informations utiles. Cette interface prend la forme d'un écran tactile accessible au niveau du banc de tests.

L'accès à la recharge pour les utilisateurs n'est rendue possible qu'après identification sur l'interface. Les données utilisateurs qui sont déclarées sont : - l'identification du VE (d'où l'algorithme peut extraire la valeur de capacité batterie de la base de données concernant la flotte de VE) - l'état de charge de la batterie à la mise en charge - l'heure de départ prévue - l'autonomie nécessaire au départ pour effectuer le trajet (déclarée en km et recalculée en terme d'énergie nécessaire à partir des données d'efficacité énergétique du VE)

Le développement de l'interface utilisateur a également nécessité l'étude des préférences des usagers pour définir la façon dont sont déclarées les informations. En effet,

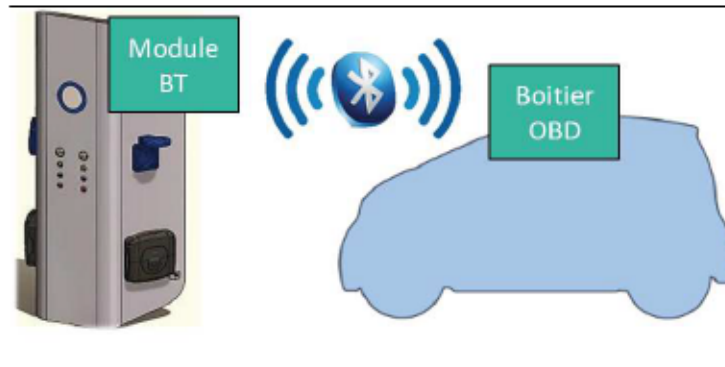


FIGURE 3.19 – Connexion BT

pour s'assurer de l'utilisation des bornes de recharge par les employés, la procédure d'accès à la charge ne doit pas être trop fastidieuse. Ainsi l'identification du VE peut être faite par lecture d'un badge RFID pour la rendre simple et rapide. Pour la déclaration de l'état de charge, deux possibilités ont été explorées : déclarer exactement le pourcentage de charge de batterie ou utiliser une déclaration graphique en choisissant entre différentes icônes (plein, vide,  $\frac{1}{4}$ ,  $\frac{1}{2}$ ,  $\frac{3}{4}$ ). Cette deuxième option sera retenue pour sa simplicité d'utilisation, car l'affichage du tableau de bord des VE utilisés ne donne pas de valeur précise de toute manière. A partir de ces données déclarées par l'utilisateur, l'algorithme implanté dans l'EMS va être capable de calculer la donnée d'état de charge SoC(t) en intégrant la puissance de charge qui elle est mesurée et connue, et en utilisant les données de capacité batterie inscrites dans la base de données.

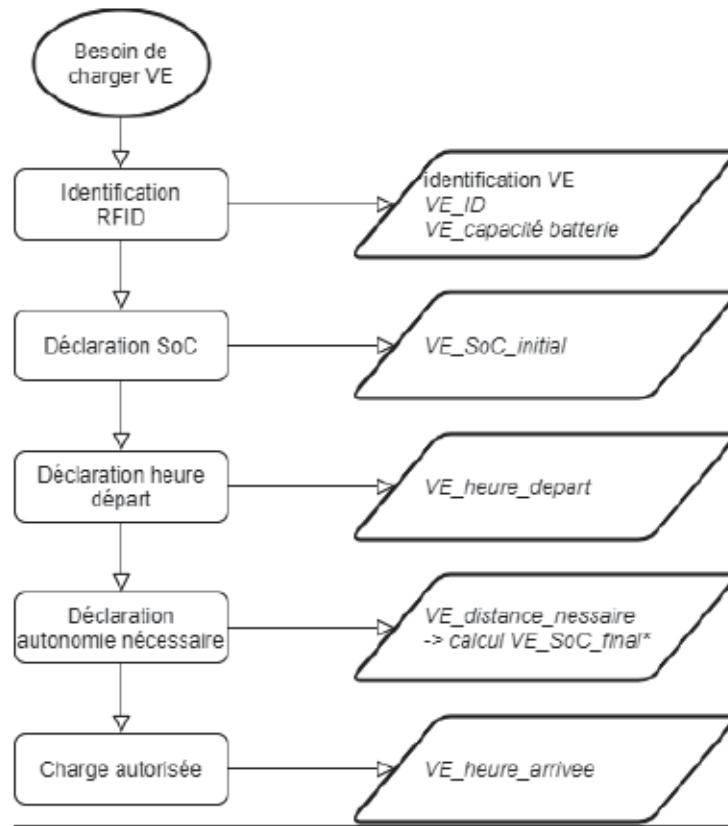


FIGURE 3.20 – Structure IHM

### 3.5 Conclusion du troisième chapitre

Dans ce chapitre, la réalisation du dispositif expérimental a été décrite. A partir du concept de base qui a motivé le projet collaboratif avec Enedis, le travail a mené la réalisation jusqu'à un banc de tests complet. L'intérêt était de disposer d'un terrain de jeu expérimental permettant d'implémenter dans des conditions réelles des algorithmes qui jusque-là étaient très théoriques.

Les limites principales de l'expérimentation se situaient dans l'interopérabilité des systèmes, entre les différentes technologies de VE et d'IRVE, notamment et leur habilité à échanger des informations, les standards actuels étant assez peu évolués (en comparaison avec d'autres équipements autre que des VE), ou du moins, assez peu interopérables.

L'étude de ces limites a pu être effectuée dans un premier temps sur le site d'Enedis à Ottmarsheim grâce au terrain expérimental de compteur communicant dans différentes configurations. Dans un second temps, l'expérimentation qui a conduit à la réalisation

d'un banc de tests de recharge intelligente a été menée sur le site de Nantes.

Le premier dispositif développé était constitué d'une seule borne de recharge intelligente développée en interne entre l'IETR et Dropbird. Le prototype a ensuite permis de réaliser un dispositif de recharge complet pour plusieurs véhicules. Le système global comprenant les IRVE, les panneaux solaires, les batteries de stockage, et le système de gestion d'énergie (EMS) ont pu être implantés sur le site d'Enedis Nantes et sont opérationnels.

Une partie du dimensionnement de l'installation a été décrite dans le chapitre, et l'IHM choisie pour l'EMS a également été expliquée.

Dans le chapitre suivant, les résultats des différentes simulations seront présentés et pourront être comparés aux résultats issus de l'expérimentation.

# SIMULATION, ESSAIS, RÉSULTATS

---

## 4.1 Définition du problème

### 4.1.1 Outils de simulation

Les simulations réalisées au cours de ce travail ont essentiellement été écrites et exécutées grâce à l'outil Matlab. L'outil a été choisi plus pour ses avantages de simplicité et de facilité de prise en main. Contrairement à coder un langage de programmation libre, l'utilisation de Matlab permet d'avoir directement accès à toutes les bibliothèques nécessaires sans installation supplémentaire. Matlab dispose également d'un nombre conséquent de fonctions, bénéficie d'une large communauté et permet de tracer facilement des courbes de résultats. Cependant, le logiciel possède aussi un certain nombre d'inconvénients, d'autant plus que les algorithmes ont pour but d'être exportés afin de pouvoir être implémentés en réel, d'abord en tests et ensuite dans de vraies installations commerciales de recharge de VE. Il est difficile de faire tourner un algorithme Matlab ne serait-ce que sur un autre ordinateur qui ne possède pas exactement la même version, sans compter le prix d'installation de la licence. L'algorithme devra donc forcément être traduit dans un langage de programmation pour être implanté dans une machine de supervision. Il a donc été décidé d'écrire l'algorithme Matlab sous forme de programmation orientée objet qui sera facilement transposable en python.

### 4.1.2 Objectifs

Les objectifs des algorithmes développés et testés ici, aussi bien pour Enedis que Dropbird, s'adressent au gestionnaire de réseau et aux gestionnaires de parking, qui doivent pouvoir définir des consignes de smartcharging en vue de satisfaire différents critères. Les objectifs peuvent être (entre autres) :

- Minimisation de l'énergie consommée au réseau

- Minimisation du coût pour le gestionnaire
- Minimisation de l'impact environnemental

La simulation suit le logigramme de la figure 4.1, et les données du modèle sont résumées dans le tableau 2.2.

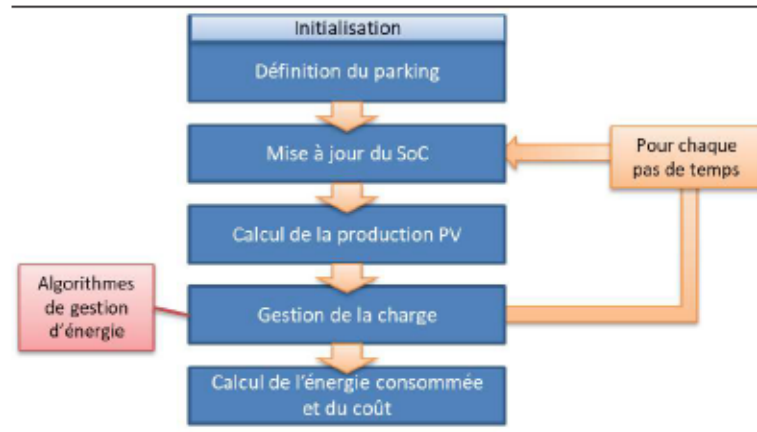


FIGURE 4.1 – Déroulement de la simulation

### 4.1.3 Paramètres de simulation

Pour cette première série de simulations, on utilise l'hypothèse simplificatrice suivante : tous les VE sont connectés aux IRVE de 8h à 18h correspondant à une situation fictive où tous les VE sont utilisés par des employés qui stationnent leur véhicule pendant leur journée de travail. Les paramètres de simulation sont donnés dans le tableau 4.1. Puisque tous les VE sont présents en même temps, on considère seulement la quantité totale d'énergie que l'on doit leur délivrer, sans prendre en compte la répartition entre les différents VE.

## 4.2 Simulation pour différentes fonctions coût

### 4.2.1 Règles manuelles

Pour qualifier l'efficacité des algorithmes de programmation dynamique utilisés ici, on utilisera les résultats d'un cas de référence simulé à partir de règles simples.

Pas de temps	1 min
Puissance PV	10 kWc
Nb de bornes	10
Puissance totale	jusqu'à 100kW / borne
Puissance IRVE	jusqu'à 22kW / borne
Nb de véhicules	10
Présence des VE	8h à 18h
Capacité batterie	40 kWh / VE
SoC initial	50%
SoC final	100%

TABLE 4.1 – Paramètres de simulation - sans mobilité

### Cas 1

Dans un premier temps, on n'utilisera pas de batterie fixe, le VE est toujours chargé à puissance nominale tant que la demande existe (présence VE et SoC inférieur à 1), la puissance prise au réseau correspond à la différence entre la demande et ce qui peut être produit par les panneaux solaires. La figure 4.2 donne les résultats de simulation pour ce premier cas, sans intelligence et sans batterie fixe.

On peut constater que cette méthode de gestion peut être aisément améliorée, même en la gardant naïve et simpliste, déjà simplement en limitant la puissance transmise aux VE. En passant la puissance maximale de charge totale de 100kW à 50kW, on obtient la figure 4.3, la charge est mieux répartie (diminution du pic de consommation) sur la plage horaire et permet d'augmenter l'autoconsommation.

### Cas 2

Dans le cas 2, le VE est également chargé à puissance constante nominale, mais cette fois les batteries fixes tendent à compenser la production solaire (elles se déchargent si la puissance demandée  $P_{VE}$  est supérieure à la puissance des panneaux solaires  $P_{PV}$  et se chargent dans le cas contraire). L'énergie dans les batteries fixes doit être la même au début et à la fin de la journée (SoCbatt à 0.7) pour pouvoir justifier de la cohérence de la simulation, et pour comparer avec un cas sans stockage fixe.

La figure 4.4 donne les résultats de simulation pour ce deuxième cas, sans intelligence et avec batterie fixe.

Comme pour le premier cas, on se propose de réduire la puissance de charge totale



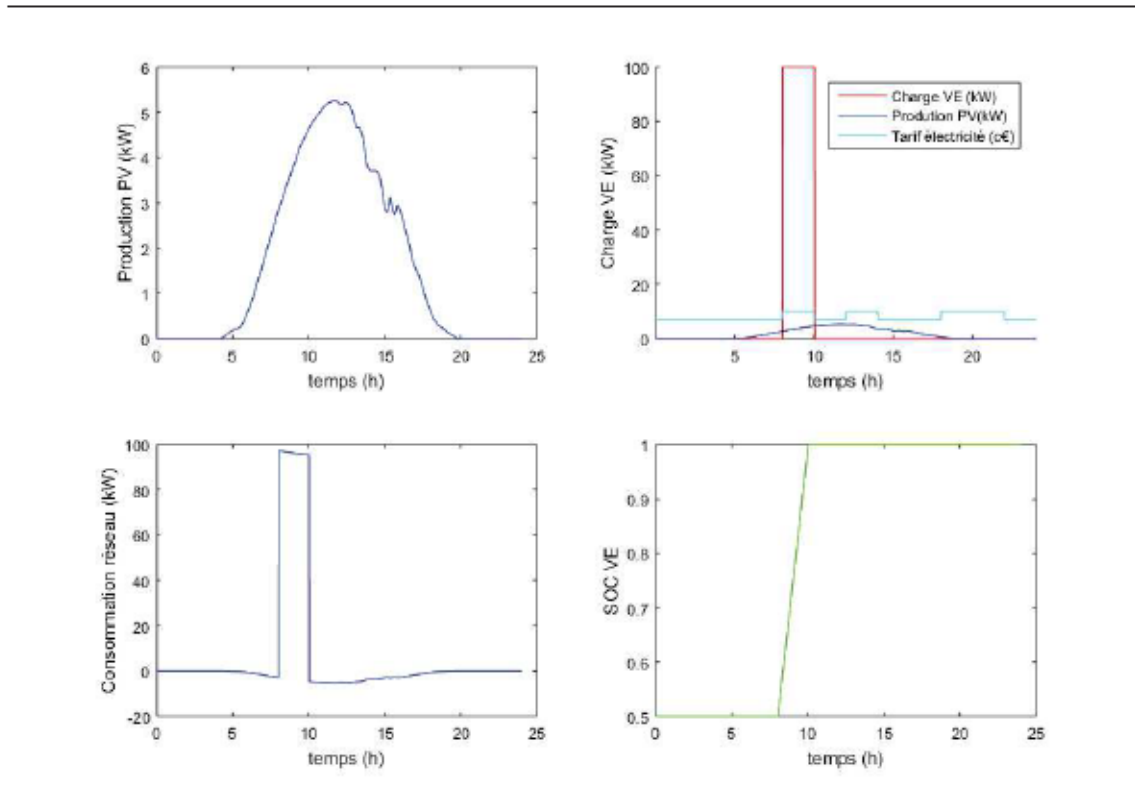


FIGURE 4.2 – Résultats de simulation pour le cas 1

maximale, pour obtenir la figure 4.5.

Les résultats de ces 4 essais sont résumés dans le tableau 4.2

	Sans batterie		Avec batterie	
Pmax (kW)	100	50	100	50
Energie fournie aux VE (kWh)	200	200	200	200
Energie PV produite (kWh)	41	41	41	41
Energie conso (kWh)	194	183	186	175
Energie réinjectée (kWh)	35	24	27	16
Coût	19.3€	15.6€	18.5€	14.8€

TABLE 4.2 – Résumé simulations cas 1 et 2

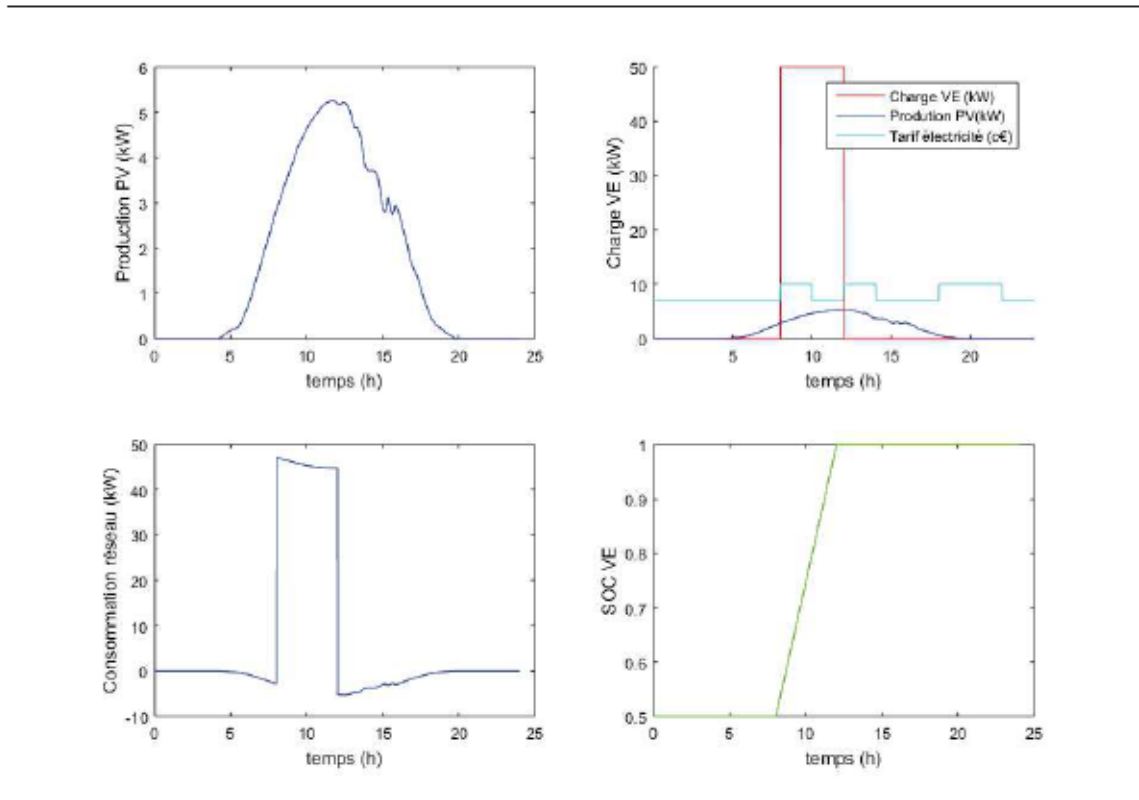


FIGURE 4.3 – Résultats de simulation pour le cas 1, Pmax réduit à 50kW

### 4.2.2 Validation du fonctionnement de l'algorithme de programmation dynamique

Avant de procéder à des simulations complexes utilisant des algorithmes de programmation dynamique, une première série de tests a été réalisée sur un cas simple facilement appréhendable afin de vérifier le comportement du système contrôlé par les algorithmes de programmation dynamique, et valider que son comportement semble cohérent intuitivement. A cet effet, une simulation avec un seul VE (toujours connecté) et une batterie fixe a été réalisée, avec comme paramètre à minimiser le coût de la charge, comme indiqué à l'équation 4.2. La simulation ne prend pas en compte de production photovoltaïque. Le tarif de l'électricité est variable en fonction de l'heure de la journée et défini de manière à ce que le VE ne soit pas en mesure de se charger à 100% pendant que le coût est au plus bas (en cohérence avec les valeurs de puissance de charge nominale et de capacité de batterie). Ainsi, pour permettre au VE de se charger à coût minimum, le système doit

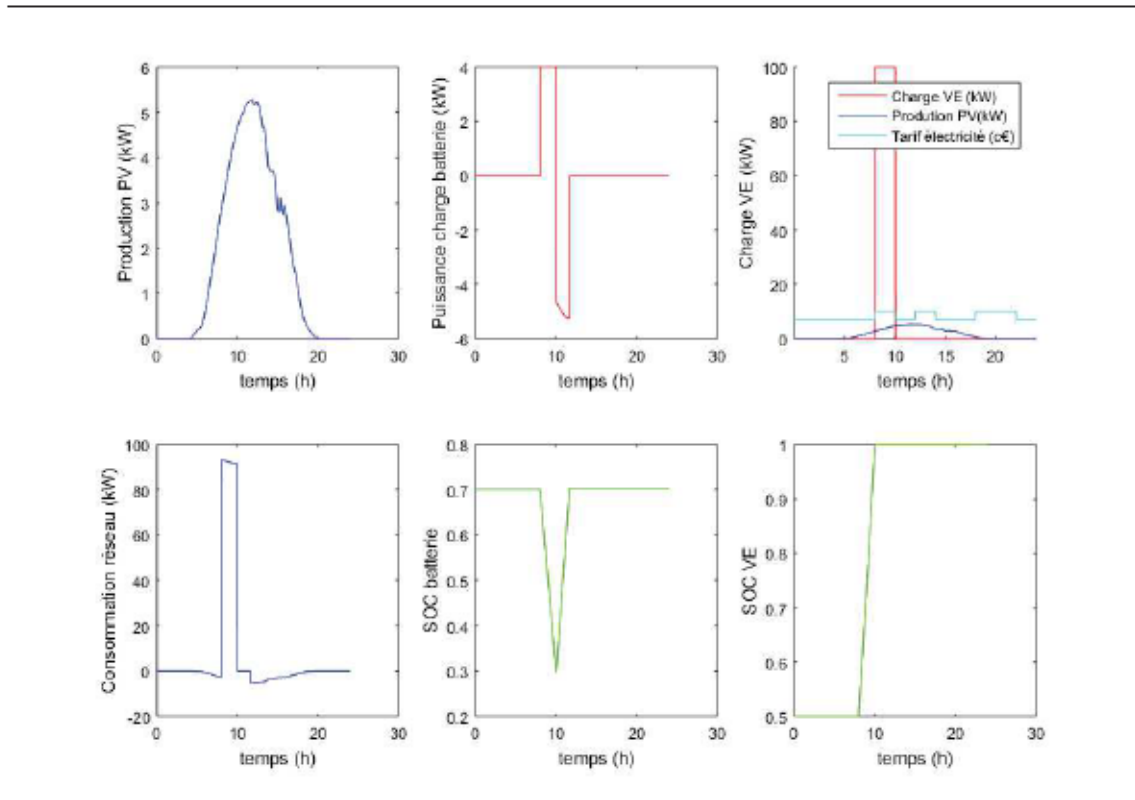


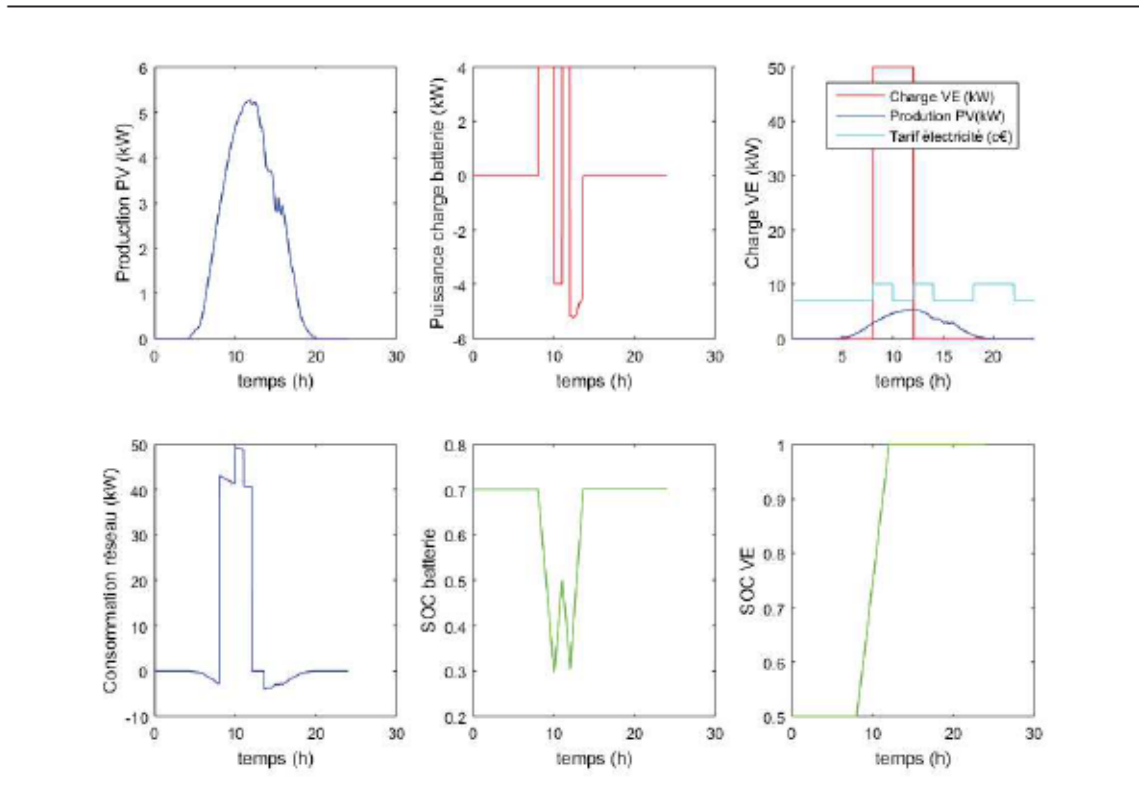
FIGURE 4.4 – Résultats de simulation pour le cas 2

nécessairement être commandé de manière à ce que la batterie de stockage se charge également pendant la période de coût bas, et fasse bénéficier le VE de cette énergie achetée à bas coût au VE en dehors de la période heures creuses. L'état de charge de la batterie doit également être le même en début et fin de simulation.

$$\min J = \min \sum_{k=1}^{N-1} P_{\text{consoréseau}}(k) * \text{tarif}(k) \quad (4.1)$$

$$= \min \sum_{k=1}^{N-1} (P_{VE}(k) - P_{PV}(k)) * \text{tarif}(k) \quad (4.2)$$

Les résultats de la simulation sont donnés à la figure 4.6. Le premier graphique décrit la variation du tarif horaire de l'électricité pour notre simulation, le second graphique représente la charge du véhicule électrique en bleu (1 pour « en charge » et 0 pour « pas de charge ») et les variations de l'état de charge de sa batterie interne en rouge.

FIGURE 4.5 – Résultats de simulation pour le cas 2,  $P_{max}$  réduit à 50kW

Le 3ème graphique quant à lui représente la charge et la variation de l'état de charge pour la batterie de stockage fixe. On voit tout de suite que l'algorithme a contrôlé le système de manière logique : le VE a été chargé lorsque l'énergie était la moins chère (fonction coût à minimiser : prix total de la recharge). Ce laps de temps étant insuffisant pour permettre au VE de recevoir suffisamment d'énergie pour se charger totalement, la batterie fixe a bien été utilisée : elle a été rechargée également lorsque l'électricité était bon marché de sorte à stocker suffisamment d'énergie pour compléter la charge du VE en dehors de la période de prix bas, et terminer la journée avec exactement le même niveau de charge qu'au début. Le moment où l'énergie a été délivrée est quant à lui aléatoire, d'un point de vue minimisation de la fonction coût, il n'y a aucune différence à charger le VE avec l'énergie de la batterie avant ou après la période creuse, puisque la batterie commence la journée avec un état de charge assez élevé (70%), et qu'aucune consigne n'a été implémentée pour cette action. Ce résultat permet de valider ce premier test de cohérence des algorithmes de programmation dynamique.

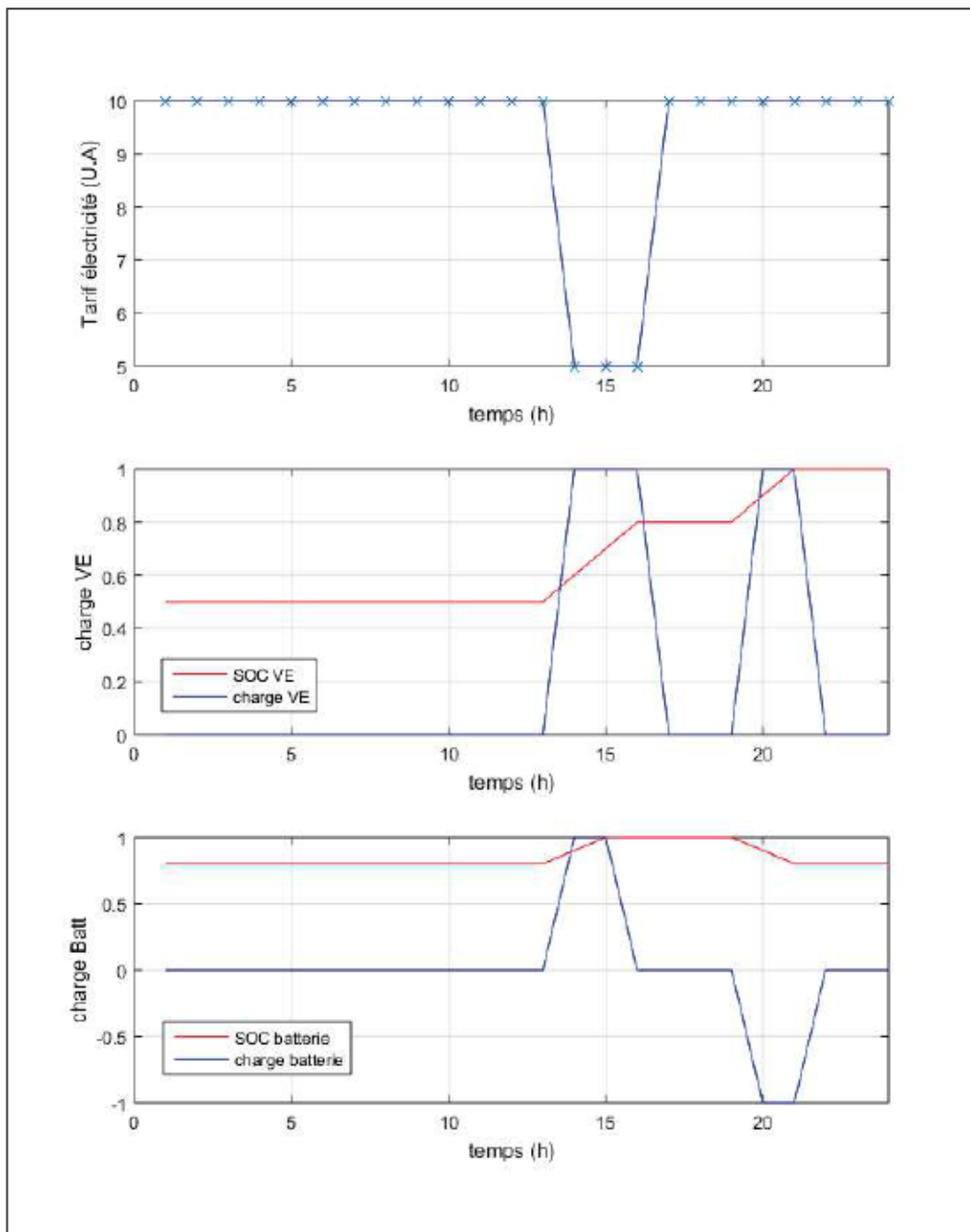


FIGURE 4.6 – Résultats du premier test de programmation dynamique

### 4.2.3 Minimisation du coût pour le gestionnaire

Il s'agit de minimiser, à énergie fournie aux VE constante, le coût pour le gestionnaire de parking. Ce coût peut être vu comme la différence entre l'énergie consommée au réseau et l'énergie revendue au réseau. La figure 4.7 donne les résultats de simulation pour cette fonction coût en programmation dynamique, pour  $P_{max} = 100kW$  et sur la figure 4.8 pour  $P_{max} = 50kW$ .

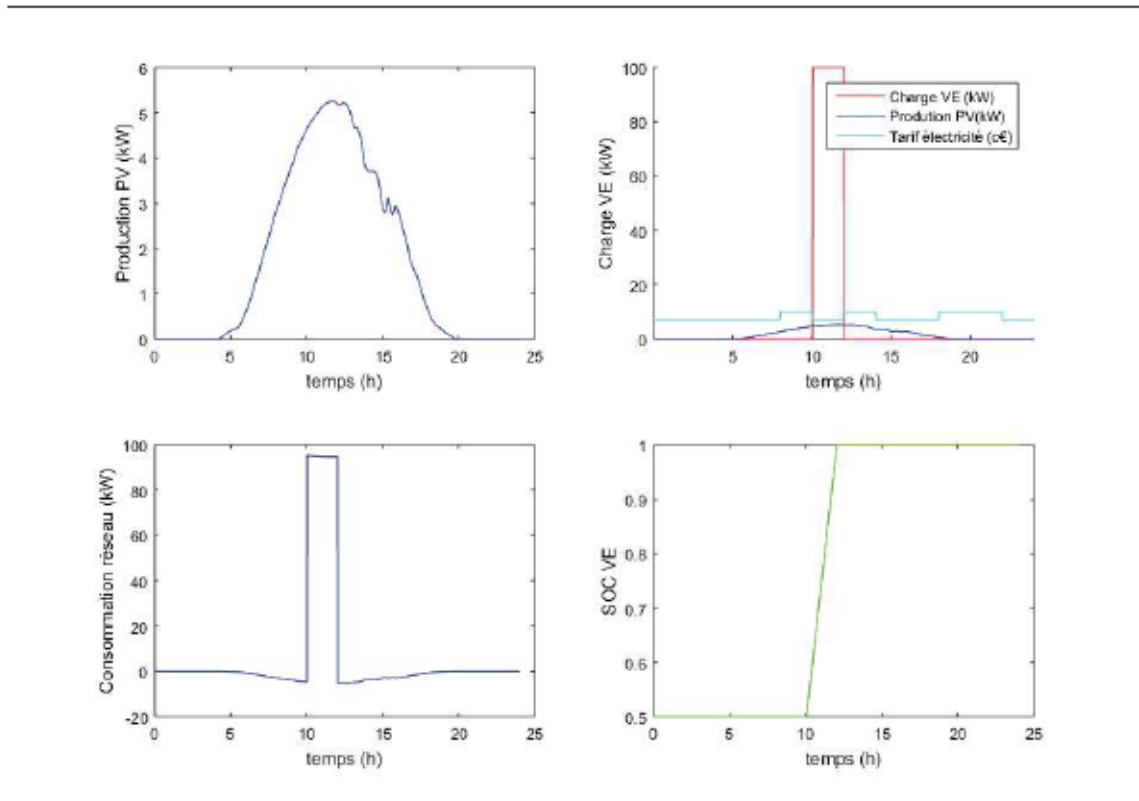


FIGURE 4.7 – Simulation en programmation dynamique pour minimiser le coût de la charge,  $P_{max}$  réduit à 100kW

Considérer cette fonction coût peut être compliqué à appréhender en raison des nombreux paramètres qui vont influencer les résultats, notamment le dimensionnement de l'installation photovoltaïque et de la batterie de stockage fixe. Le choix de leur dimensionnement est logiquement effectué en fonction d'un objectif à optimiser, cet objectif doit être en adéquation avec la fonction objectif à optimiser du système. Il faut également prendre en compte l'évolution rapide du prix des installations photovoltaïques (voir figure 4.9) et l'évolution du prix de rachat de l'électricité par EDF comme le montre la

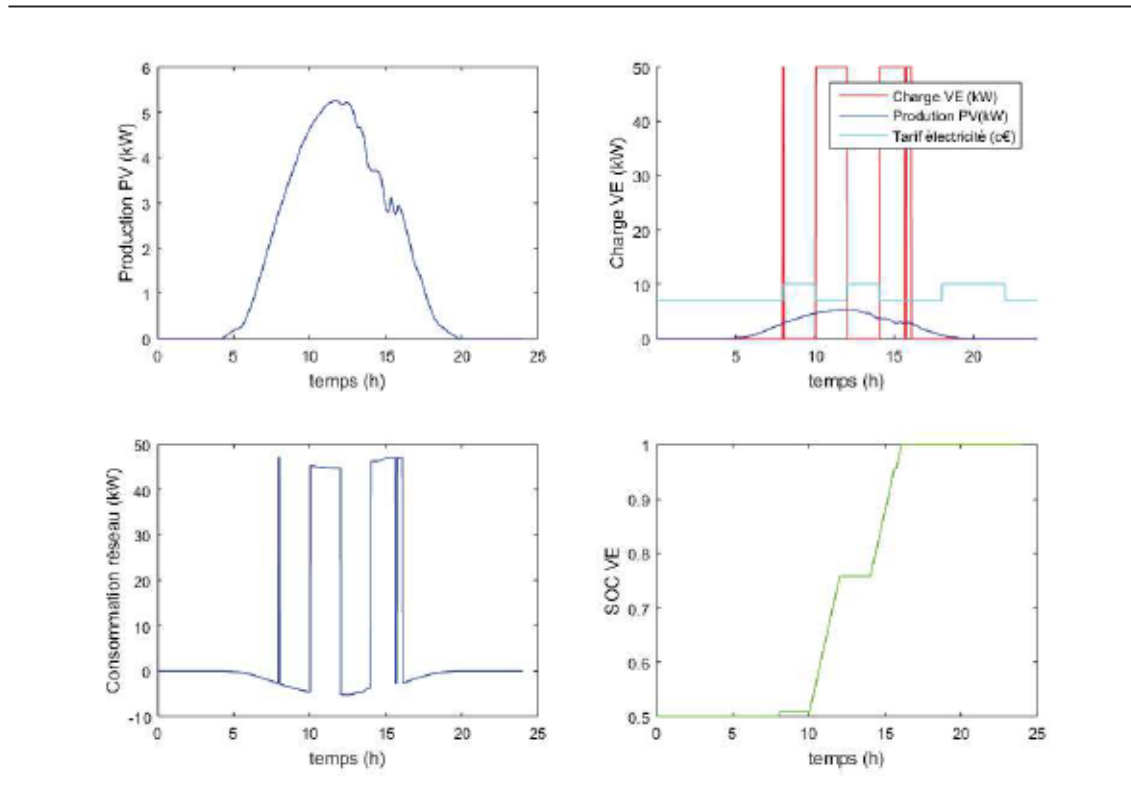


FIGURE 4.8 – Simulation en programmation dynamique pour minimiser coût de la charge, Pmax réduit à 50kW

figure 4.10. Ces évolutions ont pour conséquence de rendre un dimensionnement optimal très dépendant du temps, et valable seulement au moment où il a été réalisé. Comme le montre la figure 4.10, il était depuis longtemps plus rentable de revendre l'électricité PV produite que de l'auto-consommer, ce qui n'est plus vrai aujourd'hui. De plus, malgré l'important développement des technologies de stockage électrochimique, l'utilisation d'une batterie de stockage fixe n'est toujours pas rentable économiquement pour des installations reliées au réseau électrique. Leur installation ici est motivée par des aspects de flexibilité, de limitation de l'impact sur le réseau aux heures pleines, de maximisation de l'autoconsommation pour augmenter la part d'autoproduction locale. Les simulations du système fonctionnant dans l'objectif de minimisation du coût total ont donc un intérêt limité et nécessitent la digression de ne pas considérer le prix d'achat des équipements dans le calcul.

Cependant, si l'on choisit de ne pas considérer le prix d'achat des équipements, et que le

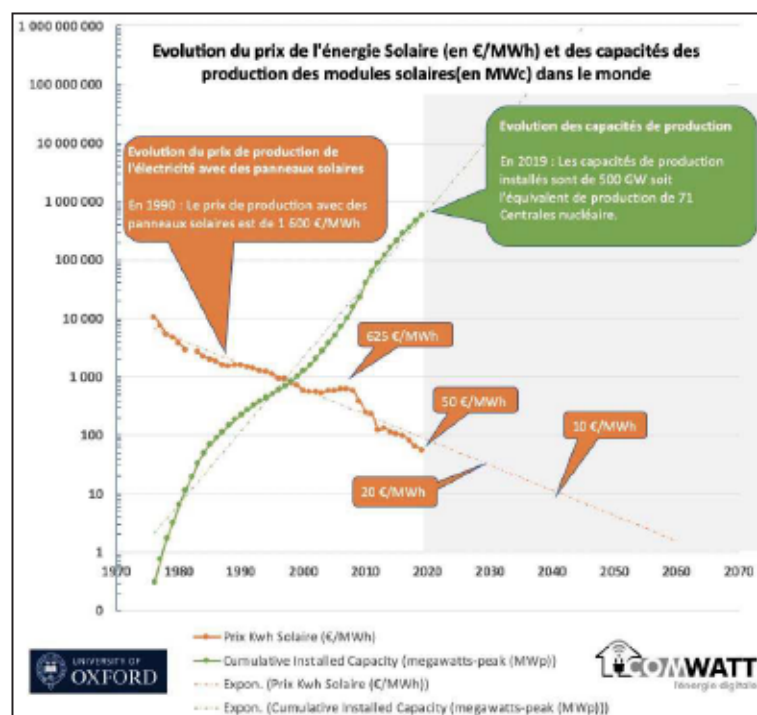


FIGURE 4.9 – Prix d'une installation PV (source : comwatt.com)

prix de revente à EDF de l'électricité n'est pas supérieur au prix d'achat, il devient possible d'utiliser une fonction coût à minimiser basée sur le prix de la recharge pour différents objectifs. En effet, en donnant au tarif de l'énergie une variation horaire sur la journée qui corresponde à notre objectif, le gestionnaire de parking qui contrôle la planification de charge se retrouve automatiquement dans la situation de tendre à respecter l'objectif en cherchant simplement à minimiser ses dépenses.

#### 4.2.4 Minimisation de la consommation réseau

Pour notre système qui comporte une centrale de production photovoltaïque en plus des bornes IRVE, un choix se pose sur l'usage de l'énergie PV. Une possibilité simple est de choisir comme contrôle pour l'EMS de minimiser l'ensemble de la consommation d'énergie au réseau sur l'ensemble de la journée. C'est une manière simple de réduire d'une certaine façon l'impact des IRVE sur le réseau, en diminuant leur consommation d'énergie totale vue du réseau. Cela revient donc à maximiser l'autoproduction en faisant tendre l'autoconsommation vers 100%. Dans ce cas, la fonction coût à minimiser correspond



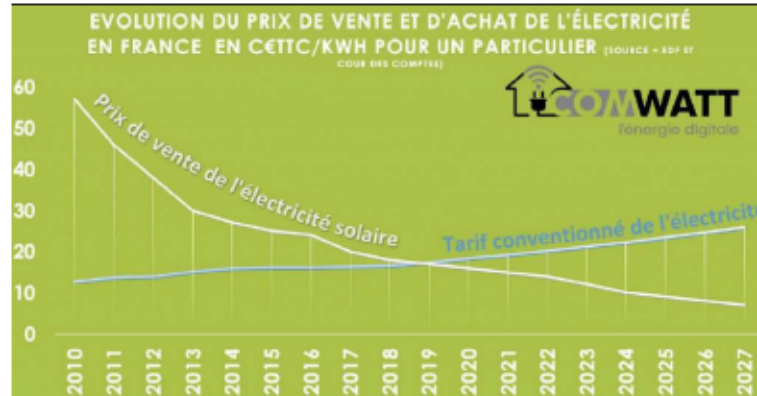


FIGURE 4.10 – Prix de rachat de l'électricité PV par EDF (source : EDF)

à la quantité d'énergie consommée au réseau, autrement dit la différence, cumulée sur la journée, entre ce qui est produit et consommé à chaque instant, comme décrit par l'équation 4.4.

$$\min J = \min \sum_{k=1}^{N-1} P_{\text{consoréseau}}(k) \quad (4.3)$$

$$= \min \sum_{k=1}^{N-1} P_{VE}(k) - P_{PV}(k) \quad (4.4)$$

#### 4.2.5 Minimisation de l'impact réseau

Cependant minimiser l'ensemble de la consommation d'énergie des IRVE au réseau est une manière simple de réduire l'impact des IRVE sur le réseau, mais son intérêt est limité, puisqu'il ne se confronte pas aux véritables problématiques des IRVE. On se contente d'installer plus de production

D'après ce qui a été défini à la sous-section 4.2.3 Minimisation du coût pour le gestionnaire, on se propose de réduire l'impact sur le réseau à travers les critères suivants :

- réduire la puissance maximale de 100kW à 50kW
- limiter la puissance en heure de pointe en augmentant le coût de l'énergie

Les résultats pour cet essai sont donnés à la figure 4.11.

Pour comparer les résultats en terme d'autoconsommation de l'énergie photovoltaïque produite et de prix de la recharge, les données des 4 simulations (pour le cas  $P_{max} = 50kW$ ) ont été résumées dans le tableau 4.3. On constate que la méthode de programmation dy-

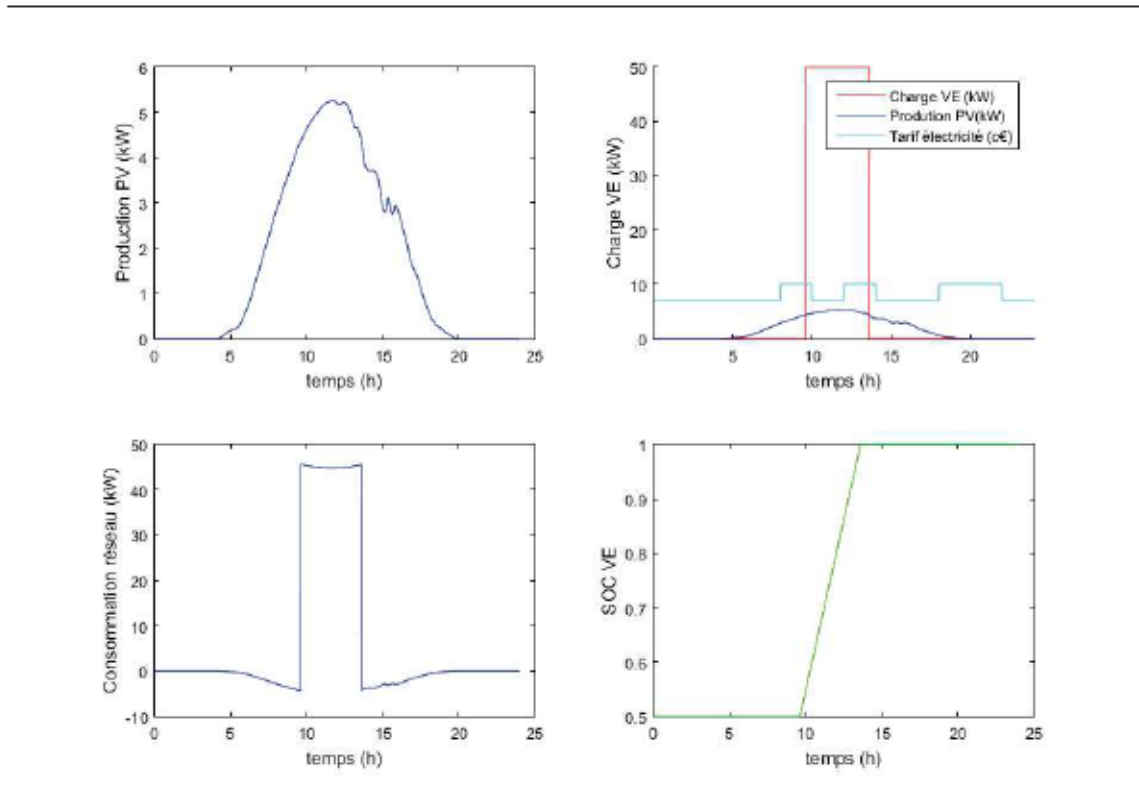


FIGURE 4.11 – Simulation pour minimisation impact réseau

namique permet bien d'obtenir de meilleurs résultats pour les 2 fonctions coût à minimiser sans utiliser de batterie, que le cas où la batterie est utilisée mais sans contrôle intelligent.

	Sans batterie	Avec batterie	DP min coût	DP min conso
Pmax (kW)	50	50	50	50
Charge VE (kWh)	200	200	200	200
Production PV (kWh)	41	41	41	41
Energie conso (kWh)	183	175	183	180
Energie réinjectée (kWh)	24	16	24	21
Coût	15.6€	14.8€	12.9€	15.3€

TABLE 4.3 – Résumé simulations cas 1 à 4

#### 4.2.6 Minimisation de l'impact environnemental

Un autre aspect qu'il peut être intéressant d'évaluer est l'impact environnemental de la charge des VE. A énergie fournie constante, on peut tenter de définir plusieurs types d'impact environnemental. D'après la définition de l'ademe, « le concept d'impact environnemental désigne l'ensemble des modifications qualitatives, quantitatives et fonctionnelles de l'environnement (négatives ou positives) engendrées par un projet, un processus, un procédé, un ou des organismes et un ou des produits, de sa conception à sa « fin de vie » ». Pour calculer l'impact environnemental, on retrouve les indicateurs suivants :

- contribution à l'effet de serre ;
- acidification de l'air ;
- formation d'ozone troposphérique ;
- appauvrissement de la couche d'ozone ;
- particules et effets respiratoires des substances inorganiques.
- eutrophisation des eaux douces ;
- écotoxicité aquatique ;
- eutrophisation des eaux marines ;
- consommation d'eau (indicateur de flux).
- consommation d'énergie primaire (indicateur de flux) ;
- épuisement des ressources non renouvelables ;
- toxicité humaine ;
- occupation des sols.

Pour la recharge de VE, on s'intéresse à l'impact lié à la production et au transport de l'énergie électrique qui servira à la recharge. Les critères qui apparaissent les plus pertinents pour ce cas sont :

- contribution à l'effet de serre ;
- particules et effets respiratoires des substances inorganiques ;
- consommation d'énergie primaire ;
- épuisement des ressources non renouvelables.

#### 4.2.7 Ajout de la flexibilité sur la puissance de charge

Comme constaté précédemment, il apparaît évident que pouvoir moduler la puissance de charge totale apporte un élément essentiel pour atteindre des nouveaux niveaux pour la fonction coût. Notamment permettre à l'algorithme de définir automatiquement le

niveau de puissance optimal pour la charge est une réelle plus-value. Cela nécessite de complexifier l'algorithme de programmation dynamique en ajoutant de nouveaux 'chemins' pour passer de l'état initial à l'état final : à chaque pas de temps, l'EMS peut choisir de ne pas charger les VE ou de les charger  $P_{charge} = coef_{charge} * P_{nominale}$ , avec  $coef_{charge} < P_{max}$ .  $coef_{charge}$  peut prendre un nombre défini de valeurs, correspondant à la discrétisation de  $P_{max}$  en différentes valeurs prédéfinies. Un coefficient de lissage est également ajouté pour privilégier une charge à puissance plus faible, à coût équivalent.

Voici ce que l'on obtient en intégrant la flexibilité de puissance à la simulation minimisant le coût : figure 4.12. La charge a été plus lissée que sur la simulation sans la flexibilité, l'EMS a défini un contrôle limitant la charge au palier le plus bas pour répartir au maximum la charge sur la période à bas coût.

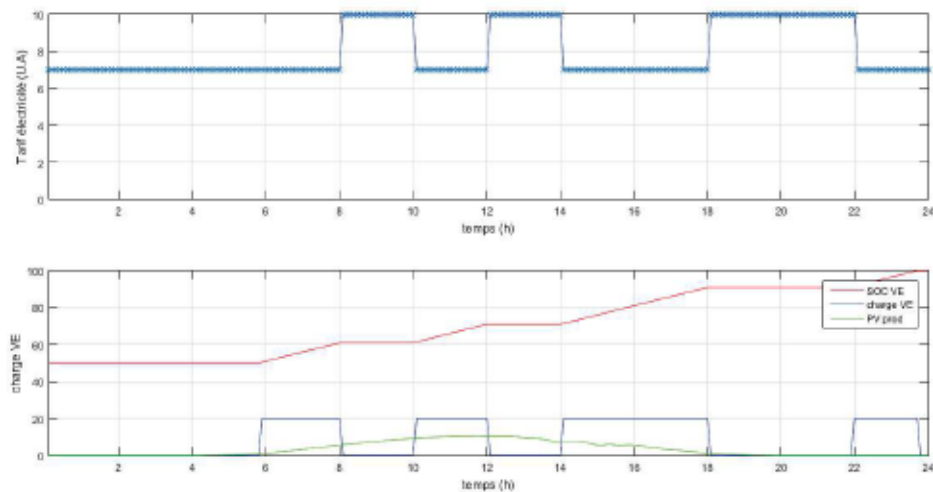


FIGURE 4.12 – Simulation pour minimisation coût, ajout de flexibilité

On intègre maintenant cette fonctionnalité à la simulation où l'on souhaite maximiser l'autoconsommation, les résultats sont donnés à la figure 4.13. Encore une fois, la charge a été plus lissée que sur la simulation sans la flexibilité, l'EMS a défini un contrôle limitant la charge au palier le plus bas pour répartir au maximum la charge sur la période où la production solaire permettait de participer à la charge des VE. Ainsi, la consommation locale sur site de l'énergie produite par les panneaux PV est proche des 100%, et l'énergie disponible est donc utilisée au mieux.

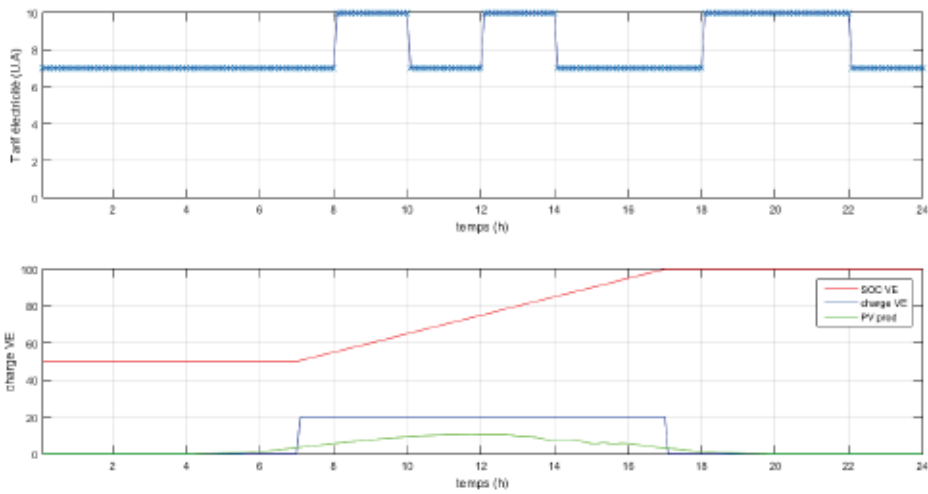


FIGURE 4.13 – Simulation pour minimisation consommation, ajout de flexibilité

### 4.3 Expérimentation

L'expérimentation collaborative avec Enedis conduite sur leur site de Nantes est opérationnelle depuis février 2020 mais en pause depuis le début de la pandémie mondiale de covid-19 qui a bouleversé l'écosystème du projet. Les VE n'ont pas été suffisamment utilisés depuis le début du confinement pour générer des flux de données et d'énergie permettant une exploitation des données. Le système, qui est techniquement opérationnel est représenté à la figure 4.14 (capture d'écran issue de la plateforme de gestion à distance du système). Les bornes de recharge, le système de stockage, les panneaux solaires, l'EMS, l'ensemble est installé, connecté et pilotable à distance.

L'interface web permet un suivi en temps réel de l'état des points de charge, du nombre de VE connectés, de la puissance de charge, de l'estimation du niveau de charge batterie des VE connectés. La figure 4.15 illustre un exemple de suivi de bornes de l'écosystème. Les données sont stockées et peuvent être ensuite exploitées pour établir des statistiques d'utilisation des bornes qui servent au gestionnaire de parking, et doivent permettre également d'éprouver la qualité des algorithmes utilisés. La figure 4.16 donne un exemple de tracés de données disponibles sur l'interface de pilotage à distance, obtenus grâce aux données recueillies.

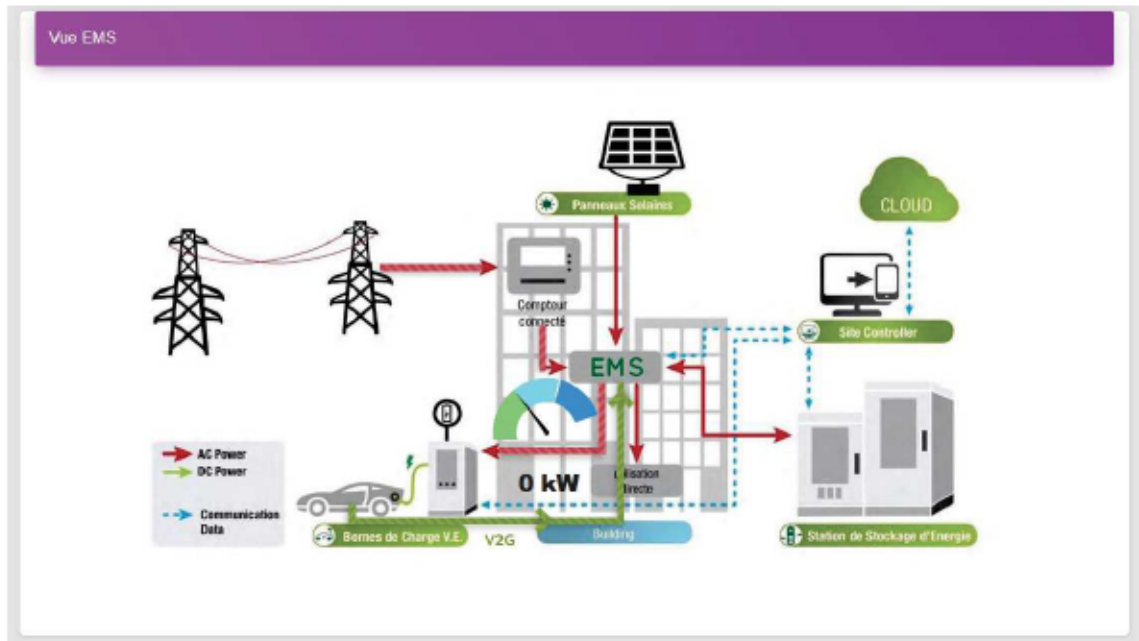


FIGURE 4.14 – Vue d'ensemble du système opérationnel

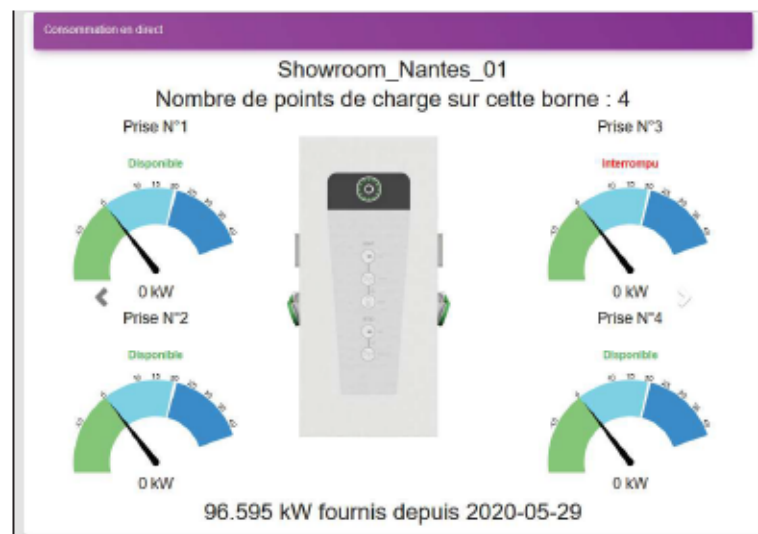


FIGURE 4.15 – Exemple de suivi d'un point de charge

## 4.4 Conclusion du quatrième chapitre

Le terrain de jeu mis en place par la collaboration entre l'IETR, Dropbird et Enedis a donné lieu à une plateforme expérimentale prometteuse grâce à ses qualités de complé-



FIGURE 4.16 – Exemple de tracés de données sur l'interface (2)

tude et de flexibilité. Le système développé comporte des dispositifs de production locale d'énergie renouvelable, de stockage d'énergie, d'échange d'énergie avec les véhicules, de supervision, et une connexion au réseau de distribution. Ce système cumule les avantages d'un environnement expérimental (flotte de VE privée, flexibilité, droit à l'erreur) et d'un environnement réel (utilisateurs réels avec des besoins réels). L'ensemble du système est installé et opérationnel.

Les algorithmes développés, basés sur les théories de programmation dynamique, ont pu être testés en simulation grâce à l'outil Matlab. Différentes fonctions coût, correspondant à différents scénarios de minimisation d'énergie, de prix, ont été définies en fonction des besoins du gestionnaire de parking ou du gestionnaire de réseau électrique, en gardant également comme contrainte les besoins utilisateurs.

Les performances de l'EMS n'ont cependant pas pu être testées en conditions réelles pour cause de l'absence d'utilisation de la plateforme expérimentale en raison des mesures sanitaires liées à la pandémie qui touche le monde entier. La performance des algorithmes devait résider dans leur amélioration itérative suite aux retours expérimentaux qui n'ont pu être menés à terme.

Le travail n'a pas pu être aussi approfondi que ce qui était initialement espéré, de nombreuses perspectives restent ouvertes. L'exploitation des données doit conduire à établir des comportements récurrents à partir de statistiques d'utilisation. L'étude des comportements utilisateurs permettra de générer des scénarios aléatoires réalistes afin d'alimenter les simulations.

Un aspect important qui n'a pas encore pu être achevé, c'est la comparaison des résultats de simulation et d'expérimentation, qui doit permettre d'apporter un regard

critique sur les hypothèses qui ont été faites pour la simulation, notamment quant aux comportements utilisateurs et à la capacité de l'ensemble du système de respecter les contraintes de satisfaction utilisateur tout en minimisant différentes fonctions objectif.

L'évolution de la situation sanitaire nous permet aujourd'hui d'espérer que la suite de ces travaux pourra bientôt être menée à terme.





# CONCLUSION

---

La raréfaction des énergies fossiles, la croissance de leur prix et les préoccupations environnementales comme l'augmentation de la concentration des gaz à effet de serre, a précipité, entre autres virages technologiques, l'essor de la traction électrique dans le domaine des véhicules de tourisme et utilitaires. Depuis quelques années, des bornes de recharge adaptées à ces véhicules ont été installées dans des zones commerciales, des stations-service ou des parkings urbains. Sans aménagement particulier, les réseaux électriques, déjà très sollicités lors des périodes de fortes demandes (typiquement en hiver, en début de matinée et en fin de journée) ne seront pas en mesure de répondre à l'impact de charge supplémentaire que va représenter l'accroissement du nombre de ces véhicules. Des solutions doivent donc être élaborées afin de minimiser cet impact et réduire ainsi la dépendance des véhicules au réseau.

En partenariat avec l'entreprise Dropbird, un étude de cas a pu être menée pour des cas de parking donnés. Un travail de quantification de l'impact environnemental et de l'impact sur le réseau de distribution a pu être réalisée pour différentes configurations de chargeurs et d'objectifs donnés. Pour répondre aux besoins de l'entreprise, une plateforme expérimentale a pu être conçue et réalisée. Parallèlement à cette réalisation, en s'appuyant sur le travail bibliographique, des algorithmes de gestion d'énergie conçus pour piloter une installation complète comportant des équipements de production, de stockage d'énergie, et de recharge de véhicules électriques ont été étudiés, développés, et testés en simulation.

Les résultats obtenus lors de ce travail sont cependant pour l'instant limités aux cas particuliers étudiés ici. Il faut également ajouter que le dimensionnement des équipements de production et de stockage limité (fait en corrélation avec réalité pratique). Les tests effectués pour éprouver la qualité des algorithmes s'appuient sur des données utilisateurs malheureusement limitées, et ont pu être validés seulement pour des cas déterministes, les cas d'usages stochastiques n'ayant pas été suffisamment étudiés.

L'accès à la plateforme expérimentale offre des belles perspectives pour valider par la suite de nouvelles méthodes de gestion d'énergie, et également la possibilité d'études poussées des comportements utilisateurs afin de développer des algorithmes adaptatifs, grâce au retour d'expérience.



# BIBLIOGRAPHIE

---

- [1] Niels J. SCHOUTEN, Mutasim A. SALMAN et Naim A. KHEIR. « Energy management strategies for parallel hybrid vehicles using fuzzy logic ». In : Control Engineering Practice 11.2 (2003), p. 171-177.
- [2] Z. CHEN et al. « Energy Management for a Power-Split Plug-in Hybrid Electric Vehicle Based on Dynamic Programming and Neural Networks ». In : IEEE Transactions on Vehicular Technology 63.4 (mai 2014), p. 1567-1580. ISSN : 0018-9545. DOI : 10.1109/TVT.2013.2287102.
- [3] Y. ATES et al. « Energy management of an FC-UC hybrid vehicular power system using a combined neural network-wavelet transform based strategy ». In : International Journal of Hydrogen Energy 35.2 (jan. 2010), p. 774-783. ISSN : 03603199. DOI : 10.1016/j.ijhydene.2009.11.021.
- [4] Zheng CHEN et al. « Energy management of a power-split plug-in hybrid electric vehicle based on genetic algorithm and quadratic programming ». In : Journal of Power Sources 248 (fév. 2014), p. 416-426. ISSN : 03787753. DOI : 10.1016/j.jpowsour.2013.09.085.
- [5] K. T. CHAU et Y. S. WONG. « Overview of power management in hybrid electric vehicles ». In : Energy conversion and management 43.15 (2002), p. 1953-1968.
- [6] Andrés ARIAS et al. « An IEEE Xplore database literature review regarding the interaction between electric vehicles and power grids ». In : Innovative Smart Grid Technologies Latin America (ISGT LATAM), 2015 IEEE PES. IEEE, 2015, p. 673-678.
- [7] Luis PIELTAIN FERNANDEZ et al. « Assessment of the Impact of Plug-in Electric Vehicles on Distribution Networks ». In : IEEE Transactions on Power Systems 26.1 (fév. 2011), p. 206-213. ISSN : 0885-8950, 1558-0679. DOI : 10.1109/TPWRS.2010.2049133.

- 
- [8] Salman HABIB, Muhammad KAMRAN et Umar RASHID. « Impact analysis of vehicle-to-grid technology and charging strategies of electric vehicles on distribution networks – A review ». In : Journal of Power Sources 277 (mar. 2015), p. 205-214. ISSN : 03787753. DOI : 10.1016/j.jpowsour.2014.12.020.
- [9] Mcdavis A. FASUGBA et Philip T. KREIN. « Cost benefits and vehicle-to-grid regulation services of unidirectional charging of electric vehicles ». In : 2011 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition. 2011 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE). Phoenix, AZ, USA : IEEE, sept. 2011, p. 827-834. ISBN : 978-1-4577-0542-7. DOI : 10.1109/ECCE.2011.6063856.
- [10] Taha Selim USTUN, Cagil R. OZANSOY et Aladin ZAYEGH. « Implementing Vehicle-to-Grid (V2G) Technology With IEC 61850-7-420 ». In : IEEE Transactions on Smart Grid 4.2 (juin 2013), p. 1180-1187. ISSN : 1949-3053, 1949-3061. DOI : 10.1109/TSG.2012.2227515.
- [11] Carlos SILVESTRE, Duarte M. SOUSA et Antonio ROQUE. « Reactive power compensation using on board stored energy in Electric Vehicles ». In : IECON 2012 - 38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society. IECON 2012 - 38th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics. Montreal, QC, Canada : IEEE, oct. 2012, p. 5227-5232. ISBN : 978-1-4673-2421-2 978-1-4673-2419-9 978-1-4673-2420-5. DOI : 10.1109/IECON.2012.6389545.
- [12] P DENHOLM et W SHORT. « Evaluation of Utility System Impacts and Benefits of Optimally Dispatched Plug-In Hybrid Electric Vehicles (Revised) ». In : (1<sup>er</sup> oct. 2006), NREL/TP-620-40293, 888683. DOI : 10.2172/888683.
- [13] Anurag K. SRIVASTAVA, Bharath ANNABATHINA et Sukumar KAMALASADAN. « The Challenges and Policy Options for Integrating Plug-in Hybrid Electric Vehicle into the Electric Grid ». In : The Electricity Journal 23.3 (avr. 2010), p. 83-91. ISSN : 10406190. DOI : 10.1016/j.tej.2010.03.004.
- [14] Corey D. WHITE et K. Max ZHANG. « Using vehicle-to-grid technology for frequency regulation and peak-load reduction ». In : Journal of Power Sources 196.8 (avr. 2011), p. 3972-3980. ISSN : 03787753. DOI : 10.1016/j.jpowsour.2010.11.010.
- [15] Chenye WU, Hamed MOHSENIAN-RAD et Jianwei HUANG. « Vehicle-to-Aggregator Interaction Game ». In : IEEE Transactions on Smart Grid 3.1 (mar. 2012), p. 434-442. ISSN : 1949-3053, 1949-3061. DOI : 10.1109/TSG.2011.2166414.

- 
- [16] Willett KEMPTON et Jasna TOMIĆ. « Vehicle-to-grid power fundamentals : Calculating capacity and net revenue ». In : Journal of Power Sources 144.1 (juin 2005), p. 268-279. ISSN : 03787753. DOI : 10.1016/j.jpowsour.2004.12.025.
- [17] Chenye WU et al. « PEV-based combined frequency and voltage regulation for smart grid ». In : 2012 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT). 2012 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT). Washington, DC, USA : IEEE, jan. 2012, p. 1-6. ISBN : 978-1-4577-2159-5 978-1-4577-2158-8 978-1-4577-2157-1. DOI : 10.1109/ISGT.2012.6175758.
- [18] Willett KEMPTON et Toru KUBO. « Electric-drive vehicles for peak power in Japan ». In : Energy Policy 28.1 (jan. 2000), p. 9-18. ISSN : 03014215. DOI : 10.1016/S0301-4215(99)00078-6.
- [19] Jacques FERBER. Les systèmes multi-agents : Vers une intelligence collective. InterÉditions, 1995.
- [20] Jeremy LAGORSE, Damien PAIRE et Abdellatif MIRAOUI. « A multi-agent system for energy management of distributed power sources ». In : Renewable Energy 35.1 (jan. 2010), p. 174-182. ISSN : 09601481. DOI : 10.1016/j.renene.2009.02.029.
- [21] Taesic KIM, Jihoon YUN et Wei QIAO. « A multiagent system for residential DC microgrids ». In : 2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting. IEEE, 2015, p. 1-5.
- [22] George KYRIAKARAKOS et al. « A fuzzy logic energy management system for polygeneration microgrids ». In : Renewable Energy 41 (mai 2012), p. 315-327. ISSN : 09601481. DOI : 10.1016/j.renene.2011.11.019.
- [23] Soteris A. KALOGIROU. « Artificial neural networks in renewable energy systems applications : a review ». In : Renewable and sustainable energy reviews 5.4 (2001), p. 373-401.
- [24] Schizas CN KALOGIROU SA Neocleous CC. « Artificial neural networks in modelling the heat-up response of a solar steam generation plant ». In : Conf. EANN'96, London, UK. 1996.
- [25] Schizas CN KALOGIROU SA Neocleous CC. « Artificial neural networks for the estimation of the performance of a parabolic trough collector steam generation system ». In : Conf. EANN'97, Stockholm, Sweden. 1997.

- 
- [26] Ali AL-ALAWI, Saleh M AL-ALAWI et Syed M ISLAM. « Predictive control of an integrated PV-diesel water and power supply system using an artificial neural network ». In : Renewable Energy 32.8 (juil. 2007), p. 1426-1439. ISSN : 09601481. DOI : 10.1016/j.renene.2006.05.003.
- [27] Joy Chandra MUKHERJEE et Arobinda GUPTA. « A Review of Charge Scheduling of Electric Vehicles in Smart Grid ». In : IEEE Systems Journal 9.4 (déc. 2015), p. 1541-1553. ISSN : 1932-8184, 1937-9234, 2373-7816. DOI : 10.1109/JSYST.2014.2356559.
- [28] Ahmed Yousuf SABER et Ganesh Kumar VENAYAGAMOORTHY. « Resource Scheduling Under Uncertainty in a Smart Grid With Renewables and Plug-in Vehicles ». In : IEEE Systems Journal 6.1 (mar. 2012), p. 103-109. ISSN : 1932-8184, 1937-9234. DOI : 10.1109/JSYST.2011.2163012.
- [29] Mohammad A.S. MASOUM, Paul S. MOSES et Keyue M. SMEDLEY. « Distribution transformer losses and performance in smart grids with residential Plug-In Electric Vehicles ». In : ISGT 2011. 2011 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT). Anaheim, CA, USA : IEEE, jan. 2011, p. 1-7. ISBN : 978-1-61284-218-9. DOI : 10.1109/ISGT.2011.5759174.
- [30] J.C. GOMEZ et M.M. MORCOS. « Impact of EV battery chargers on the power quality of distribution systems ». In : IEEE Transactions on Power Delivery 18.3 (juil. 2003), p. 975-981. ISSN : 0885-8977. DOI : 10.1109/TPWRD.2003.813873.
- [31] Saeed REZAAEE, Ebrahim FARJAH et Benyamin KHORRAMDEL. « Probabilistic Analysis of Plug-In Electric Vehicles Impact on Electrical Grid Through Homes and Parking Lots ». In : IEEE Transactions on Sustainable Energy 4.4 (oct. 2013), p. 1024-1033. ISSN : 1949-3029, 1949-3037. DOI : 10.1109/TSTE.2013.2264498.
- [32] Kandasamy Nandha KUMAR, Balakrishnan SIVANEASAN et Ping Lam SO. « Impact of Priority Criteria on Electric Vehicle Charge Scheduling ». In : IEEE Transactions on Transportation Electrification 1.3 (oct. 2015), p. 200-210. ISSN : 2332-7782. DOI : 10.1109/TTE.2015.2465293.
- [33] Zhiliang LUO, Yanjie LI et Yunjiang LOU. « An adaptive kalman filter to estimate state-of-charge of lithium-ion batteries ». In : 2015 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA). Lijiang, China : IEEE, août 2015, p. 1227-1232. ISBN : 978-1-4673-9104-7. DOI : 10.1109/ICInfA.2015.7279474.

- 
- [34] K. NANDHA et al. « Electric vehicle charging profile prediction for efficient energy management in buildings ». In : 2012 10th International Power & Energy Conference (IPEC). Ho Chi Minh City : IEEE, nov. 2012, p. 480-485. DOI : 10.1109/ASSCC.2012.6523315.
- [35] Xiaosong HU et al. « Charging time and loss optimization for LiNMC and LiFePO4 batteries based on equivalent circuit models ». In : Journal of Power Sources 239 (oct. 2013), p. 449-457. ISSN : 03787753. DOI : 10.1016/j.jpowsour.2013.03.157.
- [36] David ROSZCZYPALA et al. « Optimisation de charge de véhicules électriques au sein d'un micro-réseau avec production d'énergie renouvelable, et stockage fixe ». In : Symposium de Génie Electrique. SGE 2018. Nancy, France, juil. 2018, sciencesconf.org :sge2018 :184430.
- [37] Chris FARMER et al. « Modeling the impact of increasing PHEV loads on the distribution infrastructure ». In : System Sciences (HICSS), 2010 43rd Hawaii International Conference on. IEEE, 2010, p. 1-10.
- [38] Md Shamiur RAHMAN et al. « EV charging in a commercial hybrid AC-DC microgrid : Configuration, control and impact analysis ». In : Power Engineering Conference (AUPEC), 2016 Australasian Universities. IEEE, 2016, p. 1-6.
- [39] Manisa PIPATTANASOMPORN, Murat KUZLU et Saifur RAHMAN. « An Algorithm for Intelligent Home Energy Management and Demand Response Analysis ». In : IEEE Transactions on Smart Grid 3.4 (déc. 2012), p. 2166-2173. ISSN : 1949-3053, 1949-3061. DOI : 10.1109/TSG.2012.2201182.
- [40] Farshad RASSAEI, Wee-Seng SOH et Kee-Chaing CHUA. « Demand Response for Residential Electric Vehicles With Random Usage Patterns in Smart Grids ». In : IEEE Transactions on Sustainable Energy 6.4 (oct. 2015), p. 1367-1376. ISSN : 1949-3029, 1949-3037. DOI : 10.1109/TSTE.2015.2438037.
- [41] Qun LIU et al. « The Impact of Electric Vehicle Charging Station on the Grid ». In : (2015).
- [42] Abdul Rauf BHATTI et al. « Electric vehicles charging using photovoltaic : Status and technological review ». In : Renewable and Sustainable Energy Reviews 54 (fév. 2016), p. 34-47. ISSN : 13640321. DOI : 10.1016/j.rser.2015.09.091.



- 
- [43] Yifeng HE, Bala VENKATESH et Ling GUAN. « Optimal Scheduling for Charging and Discharging of Electric Vehicles ». In : IEEE Transactions on Smart Grid 3.3 (sept. 2012), p. 1095-1105. ISSN : 1949-3053, 1949-3061. DOI : 10.1109/TSG.2011.2173507.
- [44] Seshadri Srinivasa RAGHAVAN. « Impact of demand response on Electric Vehicle charging and day ahead market operations ». In : IEEE, fév. 2016, p. 1-7. ISBN : 978-1-5090-0261-0. DOI : 10.1109/PECI.2016.7459218.
- [45] Larisa GRACKOVA et Irina OLEINIKOVA. « Impact of electric vehicle charging on the urban distribution network ». In : IEEE, oct. 2016, p. 1-5. ISBN : 978-1-5090-3731-5. DOI : 10.1109/RTUCON.2016.7763134.
- [46] Laihyuk PARK et al. « Residential Demand Response for Renewable Energy Resources in Smart Grid Systems ». In : IEEE Transactions on Industrial Informatics 13.6 (déc. 2017), p. 3165-3173. ISSN : 1551-3203, 1941-0050. DOI : 10.1109/TII.2017.2704282.
- [47] Yen-Chih YEH et Men-Shen TSAI. « Impact simulation of PEV parking lots to power distribution systems ». In : Industrial Electronics (ISIE), 2017 IEEE 26th International Symposium on. IEEE, 2017, p. 117-122.
- [48] M. KIAEE, A.J. CRUDEN et S.M. SHARKH. « Demand side management of electric vehicle car parks to increase integrated solar power capacity within an existing radial distribution network ». In : Institution of Engineering et Technology, 2016, 8 (6 .)-8 (6 .) ISBN : 978-1-78561-294-7. DOI : 10.1049/cp.2016.0968.
- [49] Soteris A. KALOGIROU. « Artificial neural networks in renewable energy systems applications : a review ». In : Renewable and Sustainable Energy Reviews 5.4 (déc. 2001), p. 373-401. ISSN : 13640321. DOI : 10.1016/S1364-0321(01)00006-5.
- [50] CHAN-CHIAO LIN et al. « Power management strategy for a parallel hybrid electric truck ». In : IEEE Transactions on Control Systems Technology 11.6 (nov. 2003), p. 839-849. ISSN : 1063-6536. DOI : 10.1109/TCST.2003.815606.
- [51] Danielle MEYER et Jiankang WANG. « Integrating ultra-fast charging stations within the power grids of smart cities : a review ». In : IET Smart Grid 1.1 (1<sup>er</sup> avr. 2018), p. 3-10. ISSN : 2515-2947. DOI : 10.1049/iet-stg.2018.0006.
- [52] I. Jarras et B. Moulin B. CHAIB-DRAA. « Systèmes multiagents : Principes généraux et applications ». In : « Agent et systèmes multiagents » (2001).

- 
- [53] C. SIBERTIN-BLANC C. HANACHI. Introduction aux Systèmes Multi-Agents. 2013.
- [54] Michael WOOLDRIDGE. An Introduction to Multiagent Systems. 2002.
- [55] Jacques FERBER. Les systemes multi-agents : un aperçu general. 1995.
- [56] Patrice WIRA. Réseaux de neurones artificiels : architectures et applications. 2009.
- [57] Claude TOUZET. LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS. 1992.
- [58] Kevin Cannons VINCENT CHEUNG. An Introduction to Neural Networks. 2002.
- [59] Fabien MOUTARDE. INTRODUCTION AUX RESEAUX DE NEURONES. 2016.
- [60] T. J. HAYKIN. Neural network, a comprehensive foundation. 1994.
- [61] Rémi EYRAUD. Classification, Apprentissage, Décision. 2015.
- [62] Kalogirou SA. « Artificial neural networks for predicting the local concentration ratio of parabolic trough collectors ». In : Eurosun'96, Freinberg (Germany), vol. 1. 1996.
- [63] Niangjun CHEN, Chee Wei TAN et Tony QS QUEK. « Electric vehicle charging in smart grid : Optimality and valley-filling algorithms ». In : IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing 8.6 (2014), p. 1073-1083.
- [64] M. PIPATTANASOMPORN, M. KUZLU et S. RAHMAN. « An Algorithm for Intelligent Home Energy Management and Demand Response Analysis ». In : IEEE Transactions on Smart Grid 3.4 (déc. 2012), p. 2166-2173. ISSN : 1949-3053. DOI : 10.1109/TSG.2012.2201182.
- [65] M. J. van der KAM et WGJHM van SARK. « Increasing Self-consumption of Photovoltaic Electricity by Storing Energy in Electric Vehicle using Smart Grid Technology in the Residential Sector-A Model for Simulating Different Smart Grid Programs. » In : SMARTGREENS. 2014, p. 14-20.
- [66] George KYRIAKARAKOS et al. « Polygeneration microgrids : A viable solution in remote areas for supplying power, potable water and hydrogen as transportation fuel ». In : Applied Energy 88.12 (déc. 2011), p. 4517-4526. ISSN : 03062619. DOI : 10.1016/j.apenergy.2011.05.038.

- 
- [67] Chang-Jin BOO et Ho-Chan KIM. « Photovoltaic Based Electric Vehicle Charging Optimization ». In : International Journal of Software Engineering and Its Applications 9.12 (déc. 2015), p. 285-292. ISSN : 17389984, 17389984. DOI : 10.14257/ijseia.2015.9.12.25.
- [68] Melike YIGIT et al. « Power line communication technologies for smart grid applications : A review of advances and challenges ». In : Computer Networks 70 (sept. 2014), p. 366-383. ISSN : 13891286. DOI : 10.1016/j.comnet.2014.06.005.
- [69] M BOTZUNG et al. « Simulation and experimental validation of a hydrogen storage tank with metal hydrides ». In : International Journal of Hydrogen Energy 33.1 (jan. 2008), p. 98-104. ISSN : 03603199. DOI : 10.1016/j.ijhydene.2007.08.030.
- [70] Andres CORTÉS et Sonia MARTÍNEZ. « A hierarchical algorithm for optimal plug-in electric vehicle charging with usage constraints ». In : Automatica 68 (juin 2016), p. 119-131. ISSN : 00051098. DOI : 10.1016/j.automatica.2016.01.060.
- [71] Christophe BATARD et al. « Development of a PLC modem for data transmission over a PWM power supply ». In : International Journal of Electronics 101.4 (avr. 2014), p. 516-530. ISSN : 0020-7217, 1362-3060. DOI : 10.1080/00207217.2013.792121.
- [72] Jeremie JOUSSE et al. « Power Line Communication Management of Battery Energy Storage in a Small-Scale Autonomous Photovoltaic System ». In : IEEE Transactions on Smart Grid (2016), p. 1-9. ISSN : 1949-3053, 1949-3061. DOI : 10.1109/TSG.2016.2517129.
- [73] Robin ROCHE et al. « Algorithmes hybrides pour la gestion intelligente de l'énergie dans les smart grids ». In : Journées Francophones sur la planification, la décision et l'apprentissage pour le contrôle des systèmes-JFPDA 2012. 2012, 14-p.
- [74] André Augusto FERREIRA et al. « Energy Management Fuzzy Logic Supervisory for Electric Vehicle Power Supplies System ». In : IEEE Transactions on Power Electronics 23.1 (jan. 2008), p. 107-115. ISSN : 0885-8993. DOI : 10.1109/TPEL.2007.911799.
- [75] Amin HAJIZADEH et Masoud Aliakbar GOLKAR. « Intelligent power management strategy of hybrid distributed generation system ». In : IJEPES 2007 29.10 (déc. 2007), p. 783-795. ISSN : 01420615. DOI : 10.1016/j.ijepes.2007.06.025.

- 
- [76] Xiangjun LI, Yu-Jin SONG et Soo-Bin HAN. « Frequency control in micro-grid power system combined with electrolyzer system and fuzzy PI controller ». In : Journal of Power Sources 180.1 (mai 2008), p. 468-475. ISSN : 03787753. DOI : 10.1016/j.jpowsour.2008.01.092.
- [77] Qifang CHEN et al. « Real-time energy management algorithm for PV-assisted charging station considering demand response ». In : 2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting. IEEE, 2015, p. 1-5.
- [78] Louis J. FARRUGIA. « ORTEP-3 for Windows-a version of ORTEP-III with a Graphical User Interface (GUI) ». In : Journal of Applied Crystallography 30.5 (1997), p. 565-565.
- [79] Michael NEGNEVITSKY et Tan Loc LE. « Artificial neural networks application for current rating of overhead lines ». In : Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on. T. 1. IEEE, 1995, p. 418-422.
- [80] Juan P. TORREGLOSA et al. « Decentralized energy management strategy based on predictive controllers for a medium voltage direct current photovoltaic electric vehicle charging station ». In : Energy Conversion and Management 108 (jan. 2016), p. 1-13. ISSN : 01968904. DOI : 10.1016/j.enconman.2015.10.074.
- [81] Salman HABIB, Muhammad KAMRAN et Umar RASHID. « Impact analysis of vehicle-to-grid technology and charging strategies of electric vehicles on distribution networks – A review ». In : Journal of Power Sources 277 (mar. 2015), p. 205-214. ISSN : 03787753. DOI : 10.1016/j.jpowsour.2014.12.020.
- [82] Vincent CHEUNG et Kevin CANNONS. « An introduction to neural networks ». In : Signal & Data Compression Laboratory. Electrical & Computer Engineering University of Manitoba, Winnipeg, Manitoba, Canada (2002).
- [83] Abdul Rauf BHATTI et al. « Electric vehicles charging using photovoltaic : Status and technological review ». In : Renewable and Sustainable Energy Reviews 54 (fév. 2016), p. 34-47. ISSN : 13640321. DOI : 10.1016/j.rser.2015.09.091.
- [84] CENTER FOR HISTORY AND NEW MEDIA. Guide rapide pour débuter.
- [85] O. ERDINC, B. VURAL et M. UZUNOGLU. « A wavelet-fuzzy logic based energy management strategy for a fuel cell-battery-ultracapacitor hybrid vehicular power system ». In : Journal of Power Sources 194.1 (oct. 2009), p. 369-380. ISSN : 03787753. DOI : 10.1016/j.jpowsour.2009.04.072.

- 
- [86] Marc Anthony MANNAH, Nicolas GINOT et Christophe BATARD. « Effect of the Power Cable on Data Transmission Over a Pulsewidth-Modulated Network ». In : IEEE Transactions on Industrial Electronics 61.8 (août 2014), p. 4238-4245. ISSN : 0278-0046, 1557-9948. DOI : 10.1109/TIE.2013.2288189.
- [87] Qun LIU et al. « The Impact of Electric Vehicle Charging Station on the Grid ». In : (2015).
- [88] F. NOUVEL et P. TANGUY. « What is about future high speed power line communication systems for in-vehicles networks ? » In : ICICS 2009. Déc. 2009, p. 1-6. DOI : 10.1109/ICICS.2009.5397732.
- [89] J.C. GOMEZ et M.M. MORCOS. « Impact of EV battery chargers on the power quality of distribution systems ». In : IEEE Transactions on Power Delivery 18.3 (juil. 2003), p. 975-981. ISSN : 0885-8977. DOI : 10.1109/TPWRD.2003.813873.
- [90] J. TAYLOR et al. « Evaluation of the impact of plug-in electric vehicle loading on distribution system operations ». In : Energy Society (PES). Calgary, Canada : IEEE, juil. 2009, p. 1-6. ISBN : 978-1-4244-4241-6. DOI : 10.1109/PES.2009.5275317.
- [91] Soroush SHAFIEE, Mahmud FOTUHI-FIRUZABAD et Mohammad RASTEGAR. « Investigating the Impacts of Plug-in Hybrid Electric Vehicles on Power Distribution Systems ». In : IEEE Transactions on Smart Grid 4.3 (sept. 2013), p. 1351-1360. ISSN : 1949-3053, 1949-3061. DOI : 10.1109/TSG.2013.2251483.
- [92] Zahra DARABI et Mehdi FERDOWSI. « Aggregated Impact of Plug-in Hybrid Electric Vehicles on Electricity Demand Profile ». In : IEEE Transactions on Sustainable Energy 2.4 (oct. 2011), p. 501-508. ISSN : 1949-3029, 1949-3037. DOI : 10.1109/TSTE.2011.2158123.
- [93] Chunhua LIU et al. « Opportunities and Challenges of Vehicle-to-Home, Vehicle-to-Vehicle, and Vehicle-to-Grid Technologies ». In : Proceedings of the IEEE 101.11 (nov. 2013), p. 2409-2427. ISSN : 0018-9219, 1558-2256. DOI : 10.1109/JPROC.2013.2271951.
- [94] Tian ZHANG et al. « Charging Scheduling of Electric Vehicles With Local Renewable Energy Under Uncertain Electric Vehicle Arrival and Grid Power Price ». In : IEEE Transactions on Vehicular Technology 63.6 (juil. 2014), p. 2600-2612. ISSN : 0018-9545, 1939-9359. DOI : 10.1109/TVT.2013.2295591.

- 
- [95] K. Nandha KUMAR et al. « V2G Capacity Estimation Using Dynamic EV Scheduling ». In : IEEE Transactions on Smart Grid 5.2 (mar. 2014), p. 1051-1060. ISSN : 1949-3053, 1949-3061. DOI : 10.1109/TSG.2013.2279681.
- [96] SEKYUNG HAN, SOOHEE HAN et Kaoru SEZAKI. « Development of an Optimal Vehicle-to-Grid Aggregator for Frequency Regulation ». In : IEEE Transactions on Smart Grid 1.1 (juin 2010), p. 65-72. ISSN : 1949-3053, 1949-3061. DOI : 10.1109/TSG.2010.2045163.
- [97] Shiyao CHEN, Lang TONG et Ting HE. « Optimal deadline scheduling with commitment ». In : 2011 49th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton). Monticello, IL : IEEE, sept. 2011, p. 111-118. ISBN : 978-1-4577-1817-5 978-1-4577-1818-2. DOI : 10.1109/Allerton.2011.6120157.
- [98] Hitoshi YANO et al. « A novel charging-time control method for numerous EVs based on a period weighted prescheduling for power supply and demand balancing ». In : 2012 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT). 2012 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT). Washington, DC, USA : IEEE, jan. 2012, p. 1-6. ISBN : 978-1-4577-2159-5 978-1-4577-2158-8 978-1-4577-2157-1. DOI : 10.1109/ISGT.2012.6175612.
- [99] Keenan VALENTINE, William G. TEMPLE et K. Max ZHANG. « Intelligent electric vehicle charging : Rethinking the valley-fill ». In : Journal of Power Sources 196.24 (déc. 2011), p. 10717-10726. ISSN : 03787753. DOI : 10.1016/j.jpowsour.2011.08.076.
- [100] Sara DEILAMI et al. « Real-Time Coordination of Plug-In Electric Vehicle Charging in Smart Grids to Minimize Power Losses and Improve Voltage Profile ». In : IEEE Transactions on Smart Grid 2.3 (sept. 2011), p. 456-467. ISSN : 1949-3053, 1949-3061. DOI : 10.1109/TSG.2011.2159816.
- [101] Christian THIEL et al. Electric vehicles in Europe from 2010 to 2017. OCLC : 1111243973. 2018. ISBN : 978-92-79-96719-1.
- [102] Manisa PIPATTANASOMPORN, Murat KUZLU et Saifur RAHMAN. « An Algorithm for Intelligent Home Energy Management and Demand Response Analysis ». In : IEEE Transactions on Smart Grid 3.4 (déc. 2012), p. 2166-2173. ISSN : 1949-3053, 1949-3061. DOI : 10.1109/TSG.2012.2201182.

- 
- [103] C. ABBEY et G. JOOS. « Energy Management Strategies for Optimization of Energy Storage in Wind Power Hybrid System ». In : IEEE 36th Conference on Power Electronics Specialists, 2005. IEEE 36th Conference on Power Electronics Specialists, 2005. Aachen, Germany : IEEE, 2005, p. 2066-2072. ISBN : 978-0-7803-9033-1. DOI : 10.1109/PESC.2005.1581917.





---

**Titre :** Réalisation et optimisation énergétique d'une station de recharge de véhicules électriques avec stockage fixe et panneaux photovoltaïques

**Mots clés :** véhicule électrique, énergies renouvelables, micro-réseau, réseau de distribution

**Résumé :** La raréfaction des énergies fossiles, la croissance de leur prix et les préoccupations environnementales comme l'augmentation de la concentration des gaz à effet de serre, a précipité l'essor de la traction électrique dans le domaine des véhicules de tourisme et utilitaires. Cette évolution ne sera pas sans conséquences pour le réseau électrique. Les gestionnaires du réseau de distribution électrique prennent aujourd'hui conscience des défis qu'ils vont devoir relever pour accompagner l'essor du VE dans de bonnes conditions. C'est dans ce cadre que des solutions de recharge intelligente ont été développées en partenariat avec le gestionnaire de réseau de distribution électrique, et sont testées grâce à un terrain expérimental

réel qui a pu être mis en place pour quantifier l'impact local de la recharge électrique. En s'appuyant sur les travaux scientifiques du domaine de la gestion d'énergie, et en particulier des théories de programmation dynamique, des algorithmes ont pu être développés. Ces algorithmes de gestion d'énergie conçus pour piloter une installation complète comportant des équipements de production, de stockage d'énergie, et de recharge de véhicules électriques ont été étudiés, développés, et testés en simulation. Parallèlement, une plateforme expérimentale multi-sources intégrant des énergies renouvelables a pu être réalisée et installée sur site pour des usages en conditions réelles.

---

**Title :** Realization and energy optimization of a recharging station for electric vehicles with fixed storage and photovoltaic panels

**Keywords :** electric vehicle, renewable energies, micro-grid, distribution network

**Abstract :** The scarcity of fossil fuels, the growth in their price and global environmental concerns such as the increase in the concentration of greenhouse gases, have precipitated the development of electric traction in the field of passenger and commercial vehicles. However this development will not be without consequences for the electricity grid. Electric grid operators are now aware of the challenges they will have to meet in the coming years to support the growth of EVs under the right conditions. It is in this context that intelligent recharging solutions have been developed in partnership with the electricity distribution network operator, and are being

tested thanks to a real experimental field that has been set up to quantify the local impact of electric recharging. Based on scientific work in the field of energy management, and in particular dynamic programming theories, algorithms have been developed. These energy management algorithms, designed to control a complete installation including production, energy storage and recharging equipment for electric vehicles, have been studied, developed and tested in simulation. At the same time, a multi-source experimental platform integrating renewable energy sources was built and installed on site for use in real conditions.