



HAL
open science

Gestion et dimensionnement d'une flotte de véhicules électriques associée à une centrale photovoltaïque : co-optimisation stochastique et distribuée

Roman Le Goff Latimier

► To cite this version:

Roman Le Goff Latimier. Gestion et dimensionnement d'une flotte de véhicules électriques associée à une centrale photovoltaïque : co-optimisation stochastique et distribuée. Energie électrique. Université Paris Saclay (COMUE), 2016. Français. NNT : 2016SACLN033 . tel-01419931

HAL Id: tel-01419931

<https://theses.hal.science/tel-01419931>

Submitted on 20 Dec 2016

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.

**THÈSE DE DOCTORAT
DE L'UNIVERSITÉ PARIS-SACLAY,
préparée à l'École Normale Supérieure de Cachan**

ECOLE DOCTORALE N°575
Electrical, optical, bio-physics and engineering
Spécialité de doctorat : Génie électrique

Par :
Roman LE GOFF LATIMIER

**Gestion et dimensionnement d'une flotte de véhicules électriques associée
à une centrale photovoltaïque : co-optimisation stochastique et distribuée**

Thèse présentée et soutenue à l'ENS Rennes le 26 septembre 2016 :

Composition du Jury :

M. B. ROBYNS	PROFESSEUR, HEI, L2EP, Lille	Président
M. R. CAIRE	MCF - HDR, Grenoble INP, G2Elab, Grenoble	Rapporteur
M. J.Y. LE BOUDEC	PROFESSEUR, EPFL, LCA2, Lausanne	Rapporteur
M. P. PINSON	PROFESSEUR, DTU, CEE, Copenhague	Examineur
M. G. SANDOU	PROFESSEUR, Centrale-Supelec, L2S, Gif sur Yvette	Examineur
M. H. BEN AHMED	MCF - HDR, ENS Rennes, SATIE, Rennes	Co-directeur de thèse
M. B. MULTON	PROFESSEUR, ENS Rennes, SATIE, Rennes	Directeur de thèse



Résumé

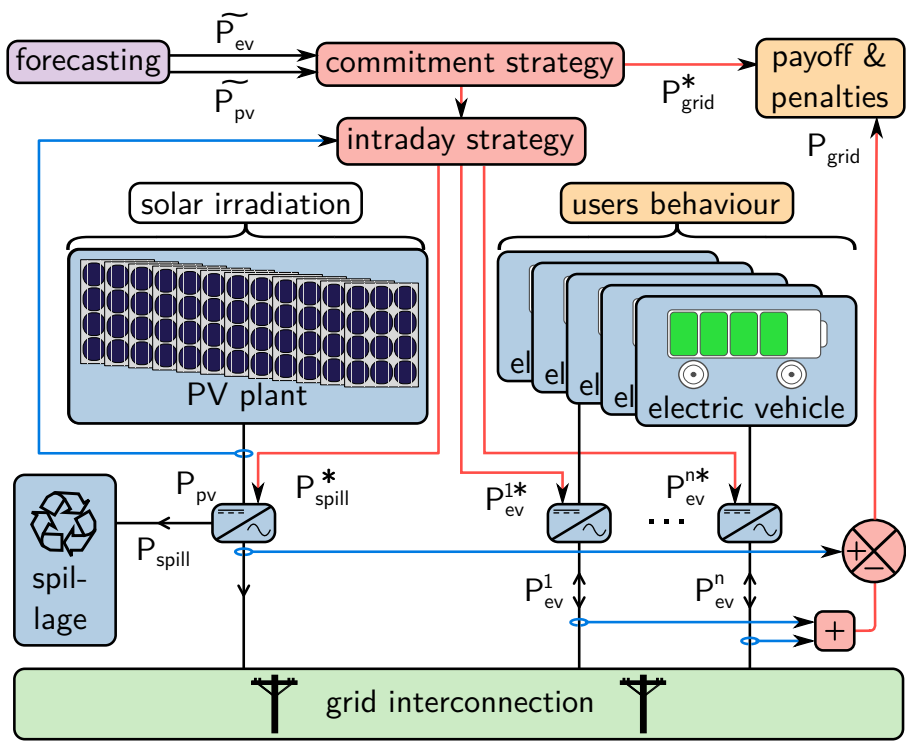
La généralisation concomitante de consommateurs d'électricité flexibles et de producteurs imparfaitement contrôlables invite à utiliser les complémentarités de ces acteurs afin d'améliorer leur intégration dans les systèmes d'énergie. Dans le cadre de ces travaux de doctorat, la collaboration entre une flotte de véhicules électriques et une centrale photovoltaïque est étudiée. Un problème générique est tout d'abord défini afin d'augmenter la prévisibilité des échanges entre un réseau électrique et le système collaboratif ainsi créé qui devra respecter un profil d'engagement de puissance échangée. La gestion de ce système est traduite en un problème d'optimisation dans lequel on cherche à compenser les erreurs de prévision de la production photovoltaïque à l'aide de la flexibilité des recharges. Ce problème est multi-temporel du fait de la présence de batteries, stochastique à cause de la disponibilité des véhicules et des erreurs de prévision, et enfin de grande dimension puisqu'à l'échelle d'une flotte entière.

Pour le résoudre, la modélisation du comportement et du vieillissement des batteries Li-ion est discutée afin d'établir des compromis entre justesse du modèle, impact sur la décision finale et coût de calcul. Par ailleurs, un modèle de Markov caché original est spécifiquement développé afin de capturer les structures temporelles de l'erreur de prévision de production photovoltaïque. Cette étude est fondée sur des données réelles de production d'une centrale photovoltaïque et des données de prévision correspondantes.

La recharge optimale d'une flotte de véhicules agrégée en une batterie équivalente est résolue par la méthode de la programmation dynamique stochastique. La sensibilité des lois de gestion obtenues est discutée vis à vis des modèles utilisés pour décrire l'erreur de prévision ou le comportement des batteries. Le vieillissement des batteries est traduit par plusieurs modèles, dont on examine les conséquences sur le dimensionnement optimal de la flotte de véhicules par rapport à la puissance crête de la centrale photovoltaïque.

Enfin la puissance de recharge optimale pour chacun des véhicules de la flotte est déduite à l'aide d'un problème de partage qui est résolu par optimisation distribuée — Alternating Direction Method of Multipliers — et programmation dynamique. Une attention particulière est prêtée à la manière dont les préférences individuelles de chaque utilisateur peuvent être prises en compte au sein d'une flotte. Le cas d'une limitation des échanges d'information possibles entre les véhicules est investigué. Le dimensionnement optimal entre une flotte et une centrale photovoltaïque est finalement analysé pour plusieurs modèles économiques envisageables. L'interaction entre dimensionnement et gestion est traitée à l'aide d'une co-optimisation.

Mots-clés : Énergie photovoltaïque, Flotte de véhicules électriques, Erreurs de prévision météorologiques, Programmation dynamique stochastique, Optimisation distribuée, Dimensionnement de stockage



Abstract

The simultaneous increase in the number of flexible electricity consumers and intermittent renewable producers has called for greater use of their complementarities. This step could promote an overall integration of these producers into power systems. Within the scope of this doctoral thesis, the collaboration between an electric vehicle fleet and a photovoltaic plant has been considered. To begin, a generic problem was set up to improve the predictability of power exchanges between the power grid and the so-called "collaborative system", in order therefore to satisfy a commitment profile constraint. The intraday management of this system consists of an optimization problem, whose objective is to minimize production forecast errors by means of charging power flexibility. Due to battery inertia, this problem falls into the multi-time-step category. Both the random availability of vehicles and the forecast errors make this problem stochastic. Moreover, a large number of variables are involved since the problem is being spread across an entire fleet.

Before resolving the problem, the dynamic behavior and aging of Lithium-Ion batteries are modeled; this discussion results in a range of compromises between precision, impact on the final decision and computational cost. Furthermore, a hidden Markov model is proposed and developed for the purpose of handling temporal structures of the photovoltaic production forecast error. This analysis is based on production data from an actual plant and associated forecasts.

An electric vehicle fleet is then considered as an equivalent aggregated battery. Its optimal charging power is determined using stochastic dynamic programming. The sensitivity of the resulting management strategies can be assessed with respect to models describing the production forecast error or battery behavior. Battery aging is described by several models, which serve to discuss the effects on the optimal sizing of an electric vehicle fleet relative to plant power.

Thereafter, the optimal charging power for each vehicle in a fleet is deduced in the form of a sharing problem. The resolution process entails use of distributed optimization, i.e. the Alternating Direction Method of Multipliers, and dynamic programming. Special attention is paid to the individual mobility priorities of vehicles users. The vehicle charging power is thus differentiated according to each driver's preferences. We also investigate a situation with limited information exchanges. Lastly, the optimal sizing of an electric vehicle fleet, associated with a photovoltaic plant, is considered from the perspective of several possible economic models. The coupling between sizing and daily management is addressed by introducing a co-optimization framework.

Keywords : Photovoltaic energy, Electric vehicle fleet, Forecast errors, Stochastic Dynamic Programming, Distributed optimisation, Energy storage sizing

Remerciements

Sois reconnaissant envers tous, tous
t'enseignent.

Bouddha

De belles rencontres, des aventures, des rebondissements, du brouillard, de la joie, toutes ces émotions vécues au cours de ces trois années de thèse, je les dois à ceux qui m'ont prodigué leurs conseils ou leur soutien, au cours de discussions de tous les jours ou de quelques instants. Je leur témoigne ici toute ma gratitude pour avoir fait de mes recherches ce qu'elles sont devenues, pour toutes les contributions qu'ils y ont apportées, les plus infimes et les plus essentielles.

J'adresse tout d'abord mes remerciements aux membres du jury – Raphaël CAIRE, Jean Yves LE BOUDEC, Pierre PINSON, Guillaume SANDOU, Hamid BEN AHMED et Bernard MULTON – présidé par Benoît ROBYNS, pour l'intérêt qu'ils ont bien voulu porter à mes travaux. Leurs remarques et leurs questions y ont porté un éclairage précieux et enrichissant. Je suis particulièrement reconnaissant envers Raphaël CAIRE et Jean Yves LE BOUDEC, qui m'ont fait l'honneur d'être les rapporteurs de ma thèse. Non seulement leur lecture du manuscrit fut extrêmement attentive et pertinente mais encore les échanges lors de la soutenance ont permis d'y ouvrir des perspectives passionnantes.

Le cours de ces travaux de doctorat a été marqué par les interactions avec Pierre PINSON, leader du groupe de recherche ELMA, DTU. Son regard et ses conseils sur mes travaux ont rendu possibles certains des développements parmi les plus pertinents de ces trois années. Son accueil chaleureux lors des trois mois que j'ai passés à Copenhague ainsi que son séjour à l'ENS de Rennes ont inauguré une collaboration qui semble en passe d'être perpétuée par une nouvelle thèse à venir. Les discussions avec les membres de son équipe ont été extrêmement stimulantes et inspirantes. Par ailleurs, l'attention et l'aide administrative prodiguée par Louise BUSCH-JENSEN me fut particulièrement précieuse.

Au centre de ces remerciements se trouvent naturellement mes encadrants, Bernard MULTON et Hamid BEN AHMED sans qui rien de tout cela n'aurait eu lieu. Je leur dois tout d'abord d'avoir imaginé le sujet de thèse original et passionnant qu'ils m'ont confié. Je leur dois de plus d'avoir su le penser de manière assez ouverte pour que je puisse m'en saisir et le faire mien, quitte à en retracer les contours ou à le tourner vers des horizons qui n'étaient pas tous prévus. Pour toute la confiance qu'ils m'ont alors témoignée, pour leurs conseils, leur disponibilité et leur écoute, je leur adresse mes plus chaleureux remerciements. Ils m'ont permis de vivre trois années d'intense et éprouvant questionnement intellectuel, de surcroît dans des conditions matérielles irréprochables.

Ces travaux n'auraient pu être ce qu'ils sont sans les différentes rencontres qui en ont ponctué le cours. Les discussions avec Rennes Métropole, Enercoop, SAFT – en la personne de Philippe Desprez – la communauté de communes du Mené ou encore EDF furent une source d'inspiration perpétuelle. De plus à chaque étape de ce projet de recherche, des partenaires ont apporté leur expertise et leur soutien. Citons tout d'abord la société LANGA du groupe NEWORLD ENERGIES. Leurs apports de données de production mesurées et de questionnements opérationnels issus de la gestion quotidienne d'une centrale photovoltaïque ont ancré ces travaux dans la réalité de la transition énergétique. Par ailleurs, la collaboration avec le centre Météo France de Rennes-Saint Jacques nous fut infiniment précieuse.

Nous adressons donc tous nos remerciements à Franck BARAER, Thumette MADEC et Sophie GAUTIER, pour les riches échanges que nous avons eu ainsi que pour les contenus qu'ils ont apportés. Finalement plusieurs des développements menés au cours de ces travaux ont fait l'objet de collaborations avec Lionel TRUQUET de l'ENSAI. Son expertise statistique a permis d'explorer les adéquations entre les phénomènes météorologiques et les nombreuses modélisations possibles, au gré de plusieurs projets à destination des élèves de l'ENSAI que nous avons co-encadrés.

Ceci m'amène précisément à témoigner toute ma gratitude aux différents élèves que j'ai pu encadrer sur des sujets issus de mes thématiques de recherche. Aussi bien à l'ENS de Rennes qu'à l'ENSAI, je leur suis reconnaissant de l'intérêt qu'ils ont témoigné vis à vis des projets que je leur proposais, de leur investissement et de leur curiosité permanente.

Au cours de ce périple d'un peu plus de mille jours, toutes les rencontres, toutes les compagnies, toutes les discussions – profondes, agréables et futiles – ont participé à construire, à avancer sans en avoir l'air, à poser des repères, des cailloux de petit poucet. Mes compagnons de route qu'ont été les doctorants que j'ai ainsi pu croiser ont réussi la gageure de transformer ce parcours personnel que constitue une thèse en un désert sans solitude, par leur soutien, leurs conseils et leurs exemples. Ainsi de Pierre, Thibaut, Melaine, Marjorie, Samy, Sylvain, Baptiste pour ne citer qu'eux. L'ENS de Rennes a accueilli l'essentiel de ces pérégrinations intérieures. Je témoigne ici toute mon admiration et ma reconnaissance envers ses habitants qui rendent incroyablement vivant ce lieu à taille très humaine, en particulier les membres du département mécatronique qui m'ont constamment prodigué leur attention et leurs conseils. L'École Polytechnique a également été le lieu de plusieurs de ces rencontres qui fleurissent progressivement en autant de significations nouvelles. J'adresse donc tous mes remerciements aux enseignants du Master Renewable Energy Science and Technology, ainsi qu'à tous les élèves que j'ai pu y croiser au cours de l'année 2012-2013.

Pour finir par le commencement, j'ai ici l'occasion de témoigner l'ampleur de ma gratitude envers mes parents et ma famille. Je les remercie du fond du cœur pour tout ce qu'ils m'ont appris, pour tout ce qu'ils m'ont appris à être, pour leurs conseils d'autant plus précieux que l'on a toute la vie pour les comprendre, pour leur aide et leur soutien que rien ne peut prendre en défaut, pour leur amour inconditionnel. Ils m'ont appris que chaque instant de vie se donne comme une petite énigme de bonheur qu'il nous appartient de vouloir résoudre.

Table des matières

1	Présentation du problème et positionnement des travaux	13
1.1	Enjeux de la régulation des systèmes électriques	14
1.1.1	Adéquation permanente entre les producteurs et les consommateurs	15
1.1.2	Contraintes de fonctionnement en temps réel	16
1.1.3	Planification des infrastructures nécessaires	18
1.2	Insertion des sources renouvelables variables	19
1.2.1	Perspectives de développement des énergies renouvelables	19
1.2.2	Prévisibilité de la production	22
1.2.3	Intermittence de la production	25
1.2.4	Technologies de stockage disponibles	27
1.3	Apport des charges flexibles	29
1.3.1	Pilotage des consommations	29
1.3.2	Intégration des flottes de véhicules électriques	32
1.4	Positionnement et contributions	35
1.4.1	Management collaboratif des productions et des consommations	35
1.4.2	Difficultés, verrous scientifiques et organisation du manuscrit	39
2	Modélisations	43
2.1	Centrale photovoltaïque	45
2.1.1	Modélisation physique des panneaux photovoltaïques	45
2.1.2	Déplacement géographique de la prévision d'irradiance	49
2.2	Prévision et erreur de prévision de l'irradiance	50
2.2.1	État de l'art de la prévision statistique de l'irradiance	50
2.2.2	Cahier des charges de la modélisation et description des données utilisées	53
2.2.3	Identification de trajectoires types	56
2.2.4	Prévision du type de trajectoire	59
2.2.5	Modèle de Markov caché	59
2.2.6	Markov Switching Auto Regressive	63
2.3	Batteries des véhicules électriques	65
2.3.1	Cahier des charges d'une modélisation des batteries	66
2.3.2	Comportement dynamique	66
2.3.3	Modélisation du vieillissement	70
2.4	Disponibilité des véhicules électriques	74
2.4.1	Générateur de scénarii de mobilité	75
2.4.2	Modélisation d'une flotte de véhicules	76

3	Co-optimisation d'un stockage stationnaire	81
3.1	Formalisation d'un problème de gestion et de dimensionnement	82
3.1.1	Plusieurs intérêts antagonistes	83
3.1.2	Composantes aléatoires et modèles sous-jacents	85
3.1.3	Définition de trois problèmes couplés et co-optimisation	87
3.2	Gestion optimale intra-journalière	89
3.2.1	Programmation dynamique stochastique	89
3.2.2	Mise en œuvre de la SDP	97
3.2.3	Sensibilité aux différents modèles utilisés	100
3.3	Dimensionnement optimal d'un stockage stationnaire	109
3.3.1	Définition d'un problème de dimensionnement	109
3.3.2	Couplage entre dimensionnement et modèles utilisés	112
4	Optimisation de la recharge d'une flotte de véhicules	119
4.1	Recharge globale d'une flotte agrégée	121
4.1.1	Nouvelles composantes aléatoires et modélisations associées	121
4.1.2	Nouveaux intérêts antagonistes	122
4.1.3	Optimisation de la recharge d'une flotte agrégée	123
4.1.4	Influence du comportement de l'utilisateur	127
4.2	Recharge distribuée de chaque véhicule	133
4.2.1	Optimisation distribuée des puissances de recharge individuelles	133
4.2.2	Stratégie de recharge des véhicules	141
4.2.3	Préférences hétérogènes au sein d'une flotte	146
4.3	Limitation des échanges d'information	150
4.4	Dimensionnement optimal d'une flotte de véhicules	155
4.4.1	Définition d'un problème de dimensionnement	156
4.4.2	Couplage dimensionnement-gestion	158
4.4.3	Discussion du modèle économique d'un système collaboratif	162
4.4.4	Impact de la qualité des prévisions utilisées	163
5	Conclusions et perspectives	167
5.1	Bilan des travaux présentés	167
5.2	Prolongements possibles	170
5.3	Perspectives	172
A	Description des données utilisées	177
A.1	Production d'une centrale photovoltaïque	177
A.2	Données et prévisions météorologiques	178

Liste des symboles

C_{age}, f_{age}	coût du vieillissement d'une batterie, fonction déterminant ce coût	–
C_{loss}, f_{loss}	coût des pertes d'une batterie, fonction déterminant ce coût	–
C_{mis}, f_{mis}	coût de l'écart à l'engagement de production, fonction déterminant ce coût	–
C_{mob}, f_{mob}	coût de la restriction de mobilité, fonction déterminant ce coût	–
C_{spill}, f_{spill}	coût du délestage de productible, fonction déterminant ce coût	–
$E^{\#}$	capacité énergétique d'une batterie	Wh
I_{sol}	irradiance solaire	W/m ²
J^*	coût associé à la stratégie optimale, issu de l'équation de Bellman	–
N_{ev}	nombre de véhicules électriques présents dans une flotte	–
P_{ev}^i	puissance consommée par le i^e véhicule électrique	W
P_{grid}	puissance nette échangée avec le réseau électrique	W
P_{pv}	puissance du productible photovoltaïque	W
P_{spill}	puissance délestée, productible photovoltaïque non converti en électricité	W
P_{sto}	puissance injectée dans une batterie stationnaire	W
SoE^0	état d'énergie initial d'un véhicule à l'instant t_1	–
ΔT	pas de temps	h
Δx	écart entre la grandeur x et sa prévision \tilde{x} ou sa consigne x^*	–
$\alpha_{cal}, \beta_{cal}$	coefficients du vieillissement calendaire d'une batterie	–
β_{self}	coefficient d'auto-décharge d'une batterie	–
γ	coefficient, global ou individuel γ_i , pondérant la valorisation de la mobilité	–
θ_{bat}	température d'une batterie	°C
θ_{pv}	température des panneaux photovoltaïques	°C
\tilde{x}	prévision faite pour la grandeur x	–
f_{dyn}	fonction dynamique d'une batterie reliant l'état futur à l'état actuel et à la commande	–
t	temps, instant considéré	h
t_1	heure d'arrivée d'un véhicule	h
t_2	heure de départ d'un véhicule	h

Table des matières

u	notation générique pour la commande d'un système	—
w	notation générique pour les processus aléatoires	—
x^*	valeur optimale de la grandeur x , valeur de consigne	—
x^b	borne inférieure de la grandeur x	—
$x^\#$	borne supérieure de la grandeur x	—
x_i	grandeur relative au i^e véhicule	—

Acronymes

<i>DoD</i>	<i>Depth of Discharge</i> , profondeur d'un cycle de charge-décharge d'une batterie
<i>SoA</i>	<i>State of Aging</i> , état d'endommagement d'une batterie
<i>SoE</i>	<i>State of Energy</i> , état d'énergie d'une batterie
ADMM	<i>Alternating Direction Method of Multipliers</i>
ANN	<i>Artificial Neural Network</i> , Réseau de Neurones Artificiels
BMS	<i>Battery Management System</i>
CRE	Commission de Régulation de l'Énergie
DSM	<i>Demand Side Management</i>
MS-AR	<i>Markov Switching - AutoRegressive</i>
NCA	Nickel Cobalt Aluminium, technologie de batterie Lithium Ion
NWP	<i>Numerical Weather Prediction</i>
PV	Photovoltaïque
RTE	Réseau de Transport d'Électricité
V2G	<i>Vehicle to Grid</i>
VE	Véhicule Électrique

Chapitre 1

Présentation du problème et positionnement des travaux

La mesure, au contraire, est une pure tension. Elle sourit sans doute[...] Mais ce sourire resplendit au sommet d'un interminable effort.

Albert Camus, *L'homme révolté*

Sommaire

1.1	Enjeux de la régulation des systèmes électriques	14
1.1.1	Adéquation permanente entre les producteurs et les consommateurs	15
1.1.2	Contraintes de fonctionnement en temps réel	16
1.1.3	Planification des infrastructures nécessaires	18
1.2	Insertion des sources renouvelables variables	19
1.2.1	Perspectives de développement des énergies renouvelables	19
1.2.2	Prévisibilité de la production	22
1.2.3	Intermittence de la production	25
1.2.4	Technologies de stockage disponibles	27
1.3	Apport des charges flexibles	29
1.3.1	Pilotage des consommations	29
1.3.2	Intégration des flottes de véhicules électriques	32
1.4	Positionnement et contributions	35
1.4.1	Management collaboratif des productions et des consommations	35
1.4.2	Difficultés, verrous scientifiques et organisation du manuscrit	39

S'effondrer, s'abolir et retourner à la pierre sont les tentations suspendues au dessus de toutes les entités sorties de leur état d'anéantissement. Les ruines de Tipasa¹ et les pas chancelants d'un enfant sont les témoins de l'effort continu qui est nécessaire pour qu'un corps se maintienne hors de son état stable, celui de l'immobilité minérale. Un être vivant et animé représente ainsi un miracle d'équilibre instable et précaire, suspendu au dessus de l'abîme par des mécanismes d'observation et de régulation formidablement énergivores – la Terre dans son ensemble étant sans doute le plus complexe de ces systèmes dépendants *in fine* du rayonnement d'une étoile. L'organisme artificiel formé par les sociétés industrielles repose de la même façon sur des équilibres dynamiques, irriguant ses cellules de fluides

1. Albert Camus, *Noces à Tipasa*, Gallimard

vitaux au nombre desquels se trouve l'électricité. Parvenir à imaginer, construire et réguler un système de production, de distribution et de consommation de ce flux d'électrons représente un défi constant pour tous les acteurs qui y sont impliqués.

Dans son ouvrage *General System Theory*², Ludwig von Bertalanffy élabore une modélisation des systèmes ouverts. Cette notion de système se caractérise par les interactions qui les régissent, par la totalité qui rend leur comportement d'ensemble distinct de l'étude de leurs parties, par l'organisation de leurs organes et par leur complexité. Ce formalisme permet de rendre compte des systèmes d'énergie électrique, dont la raison d'être est de véhiculer un flux — formé d'électrons. Ce flux relie des producteurs à des consommateurs au travers d'un réseau de transport et de distribution nécessitant des contrôles et des régulations élaborées, l'ensemble de ces acteurs étant par la suite désigné sous le terme de *système électrique*. De ce fait, leur équilibre ne peut être qu'instable et de continues interactions et rétroactions internes sont nécessaires pour en maintenir le fonctionnement. Ces interactions prennent place entre des agents aux rôles clairement hiérarchisés et définis. La multiplicité de ces agents et leurs actions conjointes font émerger un comportement global qui ne peut être réduit à l'analyse de chaque acteur séparément. Enfin leur ampleur et l'environnement aléatoire dans lequel ils évoluent rend l'analyse de leur complexité écrasante. Celle-ci se déploie dans le but de maintenir l'homéostasie du système et de persévérer dans cet état en dépit des perturbations extérieures.

Cependant plusieurs mutations se sont opérées depuis l'apparition des gigantesques organismes formés par les réseaux interconnectés d'électricité. L'apparition de sources de production renouvelables variables — éoliennes et photovoltaïques en particulier — qui ne présentent pas le même niveau de flexibilité et de contrôlabilité que leurs prédécesseurs représentent une source nouvelle de phénomènes aléatoires. D'autres part, l'augmentation de la consommation d'électricité et la diversité croissante des usages obligent à renforcer les infrastructures existantes — à moins d'être en mesure de tirer profit de la flexibilité de ces nouvelles consommations. Ces mutations mettent donc à l'épreuve la capacité d'adaptation des systèmes électriques et leur *conatus*³. Ce chapitre présentera donc tout d'abord l'organisation et les mécanismes de régulation qui régissent à l'heure actuelle les systèmes électriques. Puis les enjeux liés à l'irruption des énergies renouvelables variables seront décrits avant d'aborder le potentiel des consommations flexibles dans une troisième partie. Enfin, l'intérêt d'un contrôle conjoint des sources renouvelables et des consommations flexibles sera justifié, ainsi que le positionnement des présents travaux.

1.1 Enjeux de la régulation des systèmes électriques

Les systèmes électriques ont pour but de fournir de l'électricité à une multitude de consommateurs de manière extrêmement fiable. Cette électricité a été jusqu'ici majoritairement produite par des centrales souvent de forte puissance et éloignées des lieux de consommation, puis acheminée par des réseaux de transport et de distribution. L'électricité étant par essence un flux, un système électrique doit à chaque instant garantir que la quantité d'électricité injectée par les producteurs soit égale à celle que les consommateurs soutirent. Ce défi est d'autant plus complexe que les consommations sont le fait de nombreux utilisateurs indépendants dont les comportements doivent être anticipés. L'enjeu consiste donc à générer de la manière la plus efficace possible — aussi bien économiquement qu'environnementalement parlant — et à acheminer cette électricité dans un contexte fortement aléatoire. Cette section a pour but de présenter succinctement les mécanismes qui régissent actuellement les systèmes électriques ainsi qu'un aperçu de leurs contraintes de fonctionnement.

2. Ludwig von Bertalanffy, *General System Theory*, 1968, traduction française : *Théorie générale des systèmes*, 1973, Bordas

3. Baruch Spinoza, *Éthique*, Folio Essais, "Chaque chose, autant qu'il est en elle, s'efforce de persévérer dans son être."

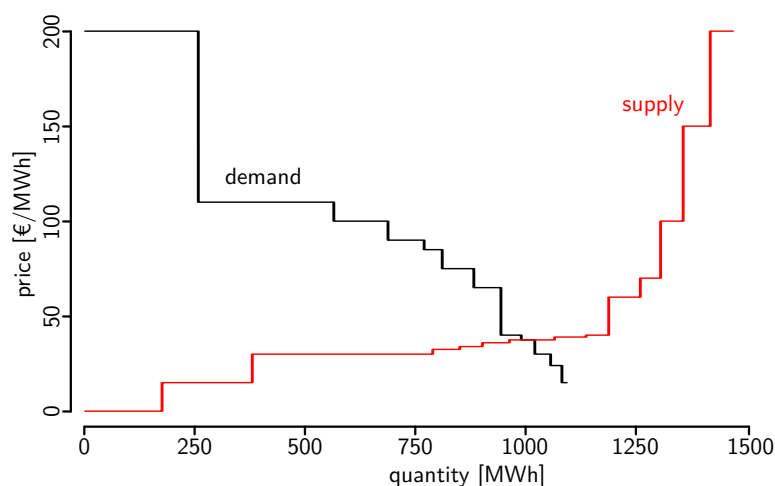


FIGURE 1.1 – Exemple de mécanisme de classement des offres sur un marché de l'énergie et obtention du point d'équilibre [163]

1.1.1 Adéquation permanente entre les producteurs et les consommateurs

L'électricité étant un flux, l'équilibre entre les productions et les consommations doit obligatoirement être assuré à tout instant. Depuis la dérégulation des marchés de l'énergie au cours des années 1990 [111], les rôles et les interactions entre les différents acteurs des systèmes électriques ont été redéfinis. Les régulateurs de ces systèmes – comme la Commission de Régulation de l'Énergie CRE en France – sont garants de l'équilibre et de l'évolution de leurs règles. Les échanges d'énergie se font sur plusieurs marchés spécifiques en charge d'une zone géographique tels que EPEX Spot en Europe de l'Ouest ou NordPool en Scandinavie. Au sein de ces marchés, les producteurs proposent des offres constituées d'une plage horaire, d'une puissance produite au cours de cette période et d'un prix. De même, les consommateurs cherchent à satisfaire leurs demandes en signalant la plage horaire et le volume souhaité ainsi que le prix qu'ils sont prêts à payer pour cela. Pour chaque plage horaire, les offres des producteurs sont alors classées selon leur *merit order* par prix croissant tandis que les offres des consommateurs sont classées par prix décroissant ainsi qu'illustré figure 1.1. L'intersection de ces deux classements fixe un prix d'équilibre qui est alors communiqué à tous les participants et aux opérateurs. Ce mécanisme de prix uniforme permet de garantir que chaque producteur sera rétribué à un prix au moins supérieur à ce qu'il demandait, et que les consommateurs paieront un prix inférieur ou égal à ce qu'ils étaient prêts à offrir. Les consommateurs agissant sur de tels marchés peuvent être des industries dont le volume d'achat justifie de se fournir directement sur les marchés de gros. Les consommateurs particuliers n'interviennent pas directement mais par l'intermédiaire de leur fournisseur d'électricité. L'influence de cet intermédiaire est entre autre de proposer un prix fixe à ses clients particuliers alors que le prix de marché varie continuellement. Les producteurs quant à eux possèdent une centrale électrique dont ils cherchent à écouler la production ou bien un portfolio de centrales. Les coûts de fonctionnement de ces centrales – combustible, personnel, entretien, ... – déterminent les offres des producteurs. Dans le cas où ceux-ci opèrent plusieurs centrales, les meilleurs synergies entre elles donnent lieu à un problème d'optimisation à l'échelle de leur portfolio [103, 100].

Interactions géographiques Les offres proposées sur des marchés de l'énergie combinent des productions et des consommations qui sont physiquement éparées dans une vaste zone géographique. L'interconnexion de ces acteurs par un réseau de transport et de distribution est donc nécessairement sous-entendue. Cependant ces infrastructures ne peuvent pas véhiculer des puissances infinies. Chaque ligne est caractérisée par une capacité. A l'issue du *market clearing*, il est donc nécessaire de détermi-

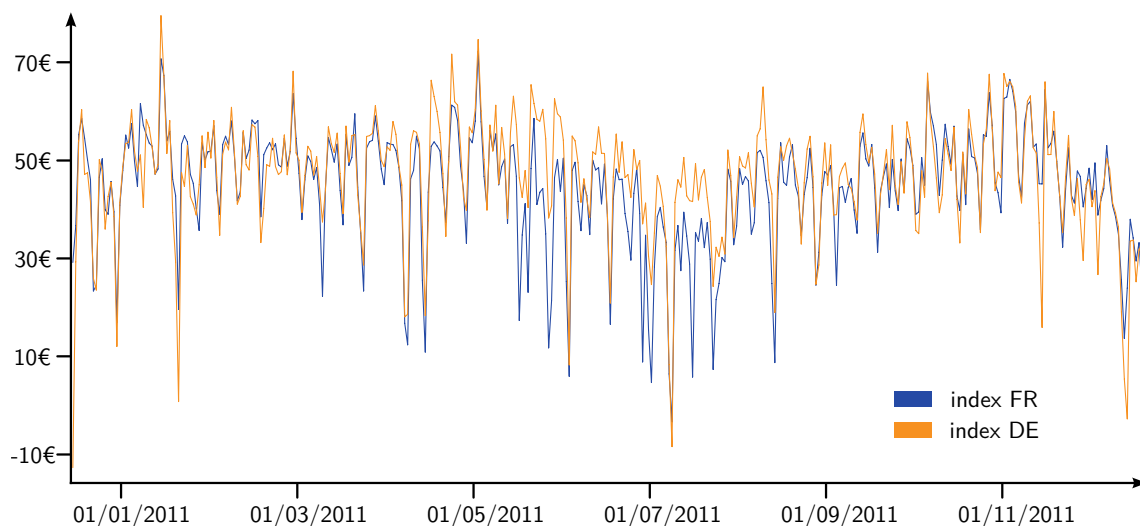


FIGURE 1.2 – Fluctuations et couplage des prix entre la France et l'Allemagne [72]

ner quels seront les flux physiques échangés — qui sont distincts des flux financiers. Les lignes qui interconnectent différentes zones entre elles sont les plus sollicitées. Lorsque ces lignes ne sont pas en mesure d'effectuer les transactions prévues, les prix entre deux zones doivent être découplés du fait de la saturation des interconnexions. À titre d'exemple, la figure 1.2 représente les variations de prix sur le marché EPEX day ahead en France et en Allemagne. Les découplages entre ces deux zones sont régulièrement visibles. Cette réflexion sur les capacités d'interconnexion limitées peut être raffinée jusqu'à définir un prix différent pour chaque nœud du réseau [201].

Couplages temporels Les marchés de l'énergie regroupent plusieurs plates-formes gérant chacune une échelle de temps particulière [72].

- Les contrats futurs concernent de longues échéances. Ils permettent de s'assurer de la fourniture d'électricité à long terme.
- Le marché *day ahead* concerne les offres et les demandes pour le lendemain. Ce marché permet de prendre en compte les fluctuations journalières de consommation et la situation particulière de chaque journée — pointes de consommation, vagues de froid, événements ponctuels... Cependant les échanges qui y sont conclus n'ont pas de dimension coercitive et rien n'oblige les acteurs à agir selon les offres qu'ils avaient faites.
- Le marché *intraday* consiste en une plate-forme d'échanges continus. Deux offres — production et achat — sont exécutées dès qu'elles sont compatibles. Ceci permet de corriger les événements inattendus révélés au cours de la journée.
- Le marché de *balancing* est le plus proche du temps réel. Il sert principalement au gestionnaire du réseau afin de compenser les déséquilibres et de reconstituer les réserves de fréquence — ces mécanismes seront décrits plus précisément au cours de la section suivante. Les acteurs qui n'y honorent pas leurs engagements s'exposent à des pénalités.

1.1.2 Contraintes de fonctionnement en temps réel

Réserves de réglage de la fréquence Les mécanismes prévus par les différents marchés de l'énergie à différentes échelles de temps ont pour but d'affiner autant que possible l'équilibre entre production et consommation. Cependant les dispositifs d'offres, de recherche d'équilibre et de clearing ne peuvent

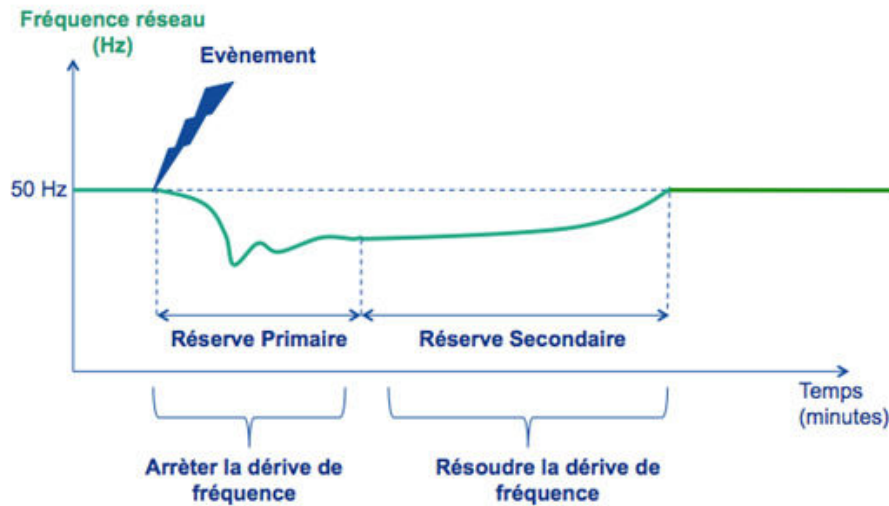


FIGURE 1.3 – Régulation de fréquence : réserves primaire et secondaires [46]

pas être appliqués instantanément et sont donc inadéquats pour gérer l'équilibrage en temps réel. La situation réelle présente en effet obligatoirement des écarts par rapport aux grandeurs prévues. Ces écarts peuvent provenir des erreurs de prévision sur la consommation ou les productions non contrôlables, mais également d'incidents de fonctionnement. D'autres dispositifs de régulation doivent par conséquent intervenir pour descendre à des échelles de temps plus courtes. Le gestionnaire du réseau prend donc le contrôle des opérations 10 minutes avant l'échéance. La stabilité et la sûreté de fonctionnement sont en effet de sa responsabilité. Les déséquilibres entre production et consommation occasionnent des variations sur la fréquence qu'il sera nécessaire de compenser. Il est donc obligatoire de prévoir des mécanismes de compensation des déséquilibres⁴.

Ces mécanismes sont divisés en trois échelles de temps [177, 148]. Le réglage primaire de fréquence a pour but d'enrayer la variation de fréquence suite à un déséquilibre ainsi qu'illustré figure 1.3. Il consiste en un contrôleur implémenté dans toutes les centrales de production et qui adapte la puissance produite à la fréquence observée sur le réseau. La réserve primaire d'énergie doit être intégralement disponible en moins de 30 secondes afin de garantir une réponse rapide aux fluctuations. Une fois la variation de fréquence stoppée, le réglage secondaire intervient pour ramener la fréquence à sa valeur de consigne. Ce réglage est également automatique et requiert quelques minutes. Enfin le réglage tertiaire permet de reconstituer les réserves précédentes de fonctionnement si elles ont été fortement sollicitées. Ce dernier niveau est manuel et fait appel au marché de *balancing*. Il nécessite moins de 30 minutes. La mise en place de ces mécanismes de régulation est du ressort des gestionnaires de réseaux et représente un surcoût dans l'acheminement de l'électricité. Ces surcoûts sont alors assumés par les *responsables d'équilibre*.

Responsables d'équilibres Les garants de l'équilibre entre production et consommation sont les *responsables d'équilibres* [181]. Ceux-ci sont chargés de financer le coût des écarts au sein d'un périmètre contractuel. Ce périmètre n'a donc pas de sens physique et peut aussi bien recouvrir des centrales de production, des ventes et des achats sur des marchés, ou bien des consommations. Les règles actuellement en vigueur se basent sur des tranches de 30 minutes pour estimer les écarts entre production et consommation dans le périmètre d'un responsable d'équilibre. Le prix utilisé pour facturer cette com-

4. Les présents travaux étant consacrés à la gestion des puissances actives, seule la régulation de fréquence est ici décrite. Les mécanismes de réglage de la tension et de la puissance réactive ne sont donc pas abordés.

pensation varie en fonction du prix constaté sur les marchés pour la tranche horaire concernée. En France, la liste des responsables d'équilibre est publiée par la Commission de Régulation de l'Énergie.

Marché de capacités Le gestionnaire du réseau ne disposant *a priori* pas de centrales de production pour rétablir l'équilibre, il doit faire appel aux installations des producteurs. Ces services fournis par les producteurs pour participer au réglage de la fréquence ont conduit à établir un second marché, distinct du marché de l'énergie, et dédié aux capacités [143]. Ce second mécanisme oblige les fournisseurs d'électricité à se munir de réserves de capacités, c'est-à-dire être en mesure d'ajuster leur production en fonction des besoins du réseau. L'effacement de consommation et l'augmentation de la production sont alors mis sur le même plan. C'est ici la puissance qui est rémunérée, chaque fournisseur devant tenir X MW prêts à intervenir. Cette nouvelle opportunité de rémunération encourage les producteurs à revoir leurs modèles économiques. Ainsi plutôt que de produire au maximum des capacités de leurs centrales, il peut être intéressant de conserver une marge d'augmentation afin de participer à la fois aux marchés de l'énergie et de capacité [59].

Le mécanisme de marché permet de percevoir directement quel est le coût lié aux déséquilibres entre production et consommation. Tous les mécanismes qui ont été décrits dans cette section 1.1.2 ont en effet des coûts — économiques et environnementaux — qui peuvent être d'autant réduits que les écarts à compenser sont limités. Aujourd'hui, les centrales appelées pour compenser rapidement les écarts constatés utilisent des combustibles fossiles qui comptent parmi les sources les plus polluantes et les plus chères. Une gestion rigoureuse de l'équilibre permettra donc d'améliorer l'efficacité globale des systèmes électriques, tant d'un point de vue économique qu'environnemental.

1.1.3 Planification des infrastructures nécessaires

Aux échelles de temps les plus longues — de l'ordre de plusieurs années — la gestion des réseaux d'énergie comporte également un volet de planification des infrastructures. Son but est de déterminer quelles décisions doivent être prises pour renforcer les moyens de production ou d'acheminement de l'électricité. Ces décisions de renforcement nécessitant d'importants délais pour être mises en œuvre, des prévisions de l'évolution de la consommation sont nécessaires à l'échelle de plusieurs années. Un système bien planifié disposerait alors d'un mix énergétique adéquat pour répondre à sa consommation. Du fait des fluctuations de la demande, toutes les centrales ne sont pas en permanence en fonctionnement. Ainsi que mentionné au cours de la section 1.1.1, les coûts de fonctionnement sont spécifiques à chaque installation et un producteur doit donc résoudre un problème d'optimisation pour décider du prix auquel il est prêt à vendre son énergie. Le coût des technologies et des combustibles intervient donc dans les décisions prises à long terme au même titre que le nombre d'heures probable de fonctionnement. Afin d'évaluer les meilleures décisions, des simulations à long terme comme celle de la figure 1.4 — qui concerne l'hiver de l'année 2030 — sont donc nécessaires pour évaluer comment la demande pourra être fournie à chaque instant. Une simulation temporelle est donc réalisée sur de longues périodes avec un pas de temps infra-journalier.

Du point de vue d'un gestionnaire de réseau, les différentes technologies de production sont complémentaires et doivent être optimisées conjointement afin de tirer le meilleur profit de leurs synergies. Certaines sont appropriées pour répondre à la consommation de base, celle qui possède la plus faible variabilité. Les centrales ayant une grande inertie de production comme les centrales nucléaires sont alors adaptées. D'autres comme les centrales hydroélectriques de barrage ou bien celles au gaz offrent une flexibilité qui permet de répondre aux pointes de consommation. De plus, les échelles de temps mobilisées lors de telles prises de décision étant considérables, prendre en compte les impacts des évolutions probables des réglementations est nécessaire [54, 67] afin de trouver des modèles économiques adaptés.

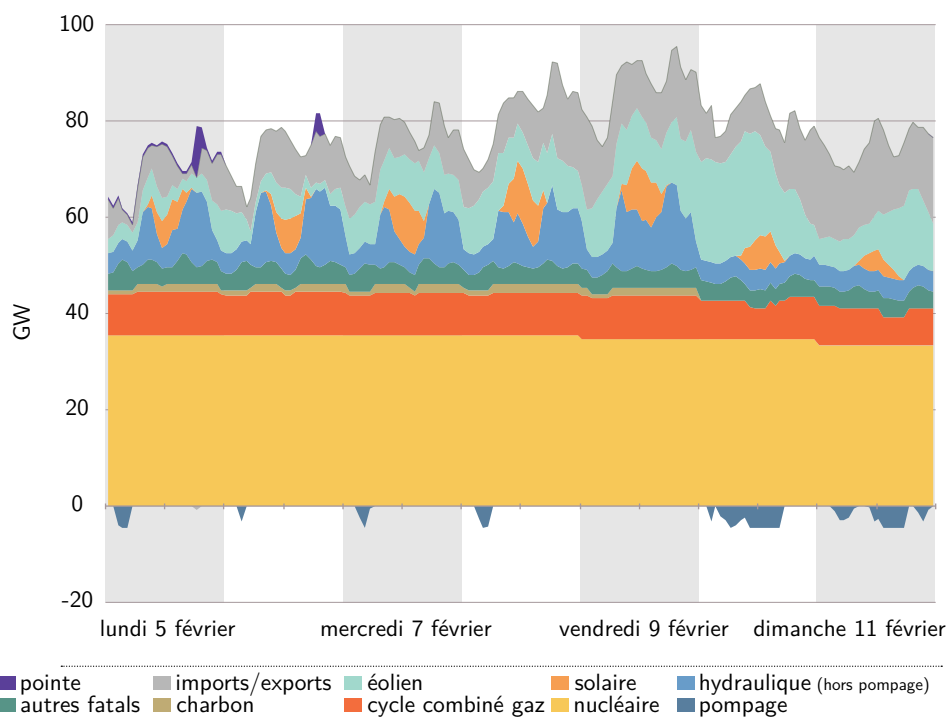


FIGURE 1.4 – Simulation de la demande et de la production d'électricité pour une semaine de l'hiver 2030 en France [179]

1.2 Insertion des sources renouvelables variables

L'ensemble des mécanismes qui ont été décrits au cours de la section précédente ont été conçus dans le cas où les producteurs d'électricité étaient en mesure de contrôler parfaitement leurs productions. Les seules sources d'aléas étaient alors les fluctuations de la consommation – qui bien que précisément prévues ne peuvent être contrôlées – et les accidents survenant au niveau des centrales ou du réseau. Cependant la production issue des centrales renouvelables variables, principalement photovoltaïques et éoliennes, doit à présent s'insérer au sein de ces mêmes mécanismes, bien qu'elles ne puissent pas proposer les mêmes niveaux de flexibilité. Ceci soulève les problématiques de prévisibilité de la production et de ses variations. Après une rapide contextualisation de ces sources renouvelables, cette section aborde les pistes qui sont explorées pour répondre aux gageures qu'elles soulèvent.

1.2.1 Perspectives de développement des énergies renouvelables

Les révolutions industrielles successives ont été basées sur l'exploitation des ressources fossiles, telles que le charbon, le pétrole ou le gaz⁵. Celles-ci proviennent de la transformation de matière organique à des échelles de temps géologiques, aboutissant à une densification élevée de l'énergie solaire transformée par des êtres vivants. Leur utilisation a permis la création du mode de vie occidental, basé sur une forte consommation d'énergie, qui est en voie de se généraliser à l'ensemble de la planète. Cependant, la combustion de ces ressources fossiles se traduit par des rejets massifs de carbone engendrant un dérèglement climatique dont les conséquences environnementales, humaines et financières obligent à engager une transition énergétique.

Les sources d'énergie renouvelables extrêmement abondantes ont donc dans un tel contexte une immense pertinence afin de continuer à faire progresser le niveau global de confort énergétique des

5. Les ressources fossiles font exception parmi les sources d'énergie non renouvelables, étant d'origine minérale et d'exploitation plus récente que les combustibles fossiles

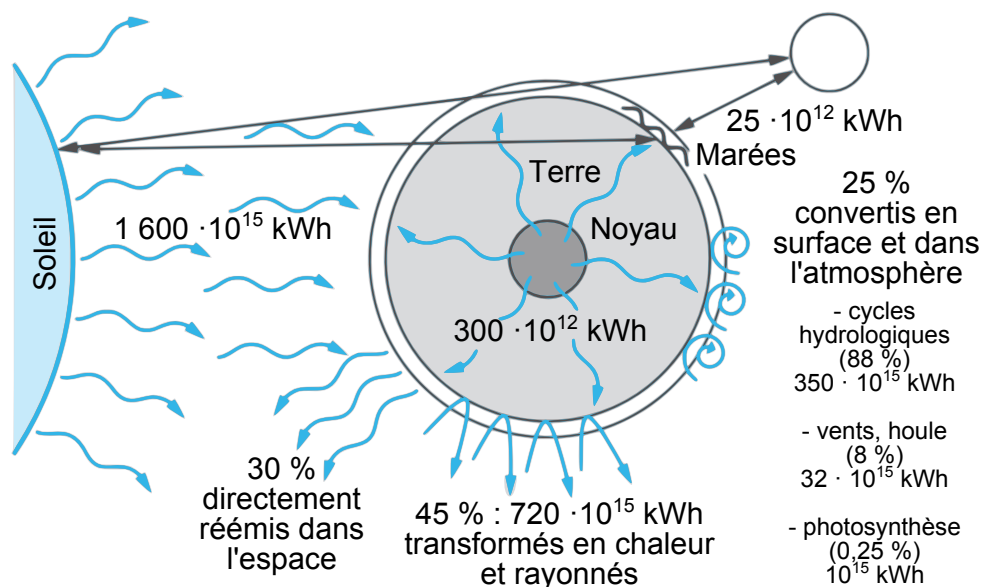


FIGURE 1.5 – Flux annuels des ressources renouvelables sur la Terre. La consommation d'énergie primaire de l'humanité en 2013 est de $160 \cdot 10^{12}$ kWh [151]

usagers de manière soutenable. Ces sources renouvelables sont – à l'exception de la géothermie et de l'énergie marémotrice – issues du rayonnement solaire reçu par la Terre, ainsi que résumé figure 1.5. Outre la part rayonnée à la surface de la planète, cette énergie reçue est partiellement convertie en déplacement de fluides dans l'atmosphère et les océans. En découlent directement les formes hydraulique, éolienne, houlomotrice et hydrolienne (courants océaniques). Enfin, la matière organique issue de la photosynthèse produit la biomasse. Toutes ces formes d'énergie se caractérisent par une densité moindre que celle offerte par les combustibles fossiles, n'ayant pas été condensées au cours de longs processus. En outre, les plus abondantes et les plus disponibles d'entre elles - rayonnement solaire et vent – sont sujettes à une forte variabilité temporelle. Leur utilisation directe ne peut donc pas offrir la même souplesse d'utilisation que les stockages naturels et complexes représentés par les ressources fossiles. Néanmoins ces énergies primaires sont disponibles dans des quantités sans commune mesure avec les besoins actuels et prévisibles. Des technologies fiables et économiquement viables sont de plus aujourd'hui disponibles pour les convertir en électricité. Les présents travaux se consacrant à l'application des ressources renouvelables pour la génération d'électricité, seules les formes de conversion qui connaissent actuellement un développement significatif et une certaine maturité industrielle seront décrites dans cette section.

Les installations photovoltaïques exploitent directement le rayonnement solaire. Lorsque des photons frappent le matériau semi-conducteur composant les panneaux, des paires électron-trou sont créées, ce qui permet d'utiliser des cellules photovoltaïques comme des générateurs électriques élémentaires. Celles-ci sont ensuite assemblées au sein de panneaux. La puissance disponible dépend directement du rayonnement intercepté, à la fois de façon directe et diffuse. Une modélisation plus précise souligne que la température a une incidence sur le rendement de la conversion, avec une chute de l'ordre de $-0.5\%/^{\circ}\text{C}$ dans le cas du silicium cristallin. Du fait de cette relation avec le rayonnement incident, la production d'électricité photovoltaïque est soumise aux saisonnalités astronomiques été-hiver et jour-nuit ainsi qu'à la variabilité des conditions météorologiques. La maturité croissante de la filière industrielle permet une diminution constante des coûts de production jusqu'à obtenir à l'heure actuelle des prix de vente de l'ordre de 1 €/W^6 pour

6. prix constatés lors de la construction de la centrale de Cestas, Gironde, France en 2015 : 300 MW, 350 GWh/an, 360 M€, prix de vente : 105 €/MWh.

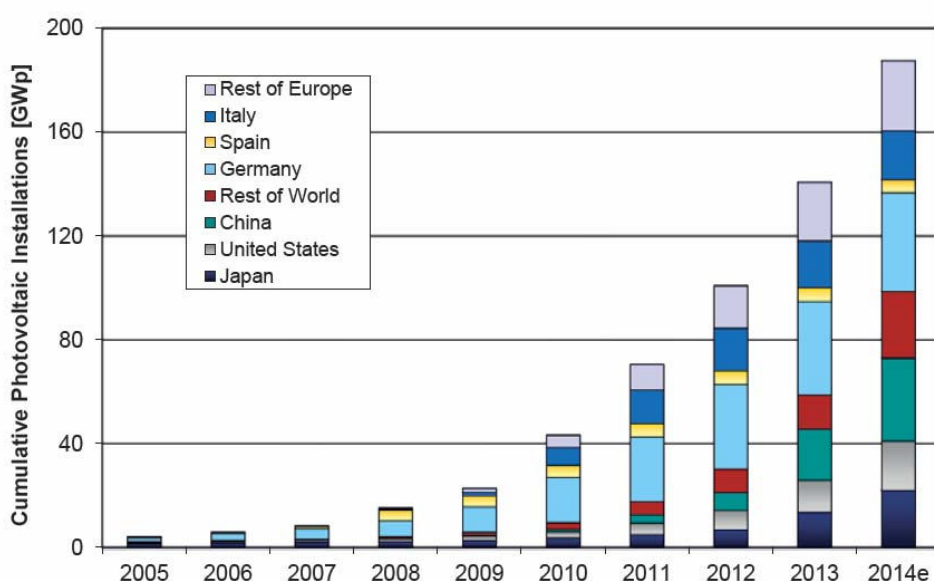


FIGURE 1.6 – Capacités photovoltaïques installées annuellement [109]

les grandes installations au sol. Afin d'encourager la mise en place de cette filière, les tarifs de rachat de l'électricité produite ont longtemps été subventionnés. Cependant, leur décroissance graduelle et le passage à un mécanisme d'appel d'offres pour les nouvelles installations font aujourd'hui de l'électricité photovoltaïque une production compétitive. Il s'agit aujourd'hui de la troisième énergie renouvelable en termes de puissance installée avec environ 185 GW dans le monde à la fin de l'année 2015. La figure 1.6 illustre la forte progression des nouvelles installations au cours des dernières années.

Les fermes éoliennes convertissent l'énergie cinétique des masses d'air mues par le vent. Cette conversion exploite une turbine qui convertit l'énergie cinétique diffuse en énergie cinétique de rotation. Une machine électrique convertit ensuite ce mouvement en électricité. À dimensionnement d'éolienne donné, la puissance récupérée dépend de la vitesse du vent. De façon similaire aux installations photovoltaïques, la production des centrales éoliennes est fluctuante et soumise aux conditions météorologiques. Deux types d'implantation sont aujourd'hui mises en œuvre, soit sur terre, soit en mer, afin de profiter de conditions de vent plus régulières et d'espaces *a priori* moins contraints. Les coûts d'installation de l'éolien terrestre sont actuellement de l'ordre de 1.2 €/W, tandis que la filière off-shore est deux à trois fois plus onéreuse. Un total de 370 GW étaient en service fin 2014 à l'échelle mondiale, ce qui fait de cette filière la seconde production renouvelable d'électricité en termes de puissance installée et d'énergie produite. Les puissances installées sont en forte croissance, de l'ordre de 15% par an – moyenne sur les 10 dernières années – mais en ralentissement en 2014.

Les centrales hydroélectriques ont compté parmi les premières centrales électriques et constituent encore aujourd'hui la première source d'électricité renouvelable. Elles contribuent à hauteur de 16% à la production mondiale d'électricité. Cette conversion peut avoir lieu le long d'un cours d'eau – centrale *au fil de l'eau* – sans barrage de retenue. La production est alors dépendante du débit du cours d'eau et est donc soumise aux fluctuations saisonnières. Cependant, la majeure partie des capacités hydroélectriques existantes sont des installations qui comportent un barrage de retenue. L'eau peut alors être turbinée selon les besoins, le barrage permettant un stockage de l'énergie potentielle. Cependant les sites permettant facilement une telle retenue d'eau sont limités et dépendent du relief naturel.

1.2.2 Prévisibilité de la production

Continuer à développer l'exploitation de sources renouvelables fluctuantes telles que l'éolien ou le photovoltaïque nécessite de pouvoir les intégrer harmonieusement aux systèmes électriques existants. Or le vent et le soleil ont la caractéristique commune de présenter une forte variabilité ainsi qu'un caractère aléatoire. Cependant ainsi que décrit dans la section 1.1, les écarts entre ce qu'un producteur s'est engagé à produire d'une part et ce qu'il produit véritablement d'autre part doivent être compensés par d'autres mécanismes de régulation onéreux, aussi bien économiquement qu'environnementalement. L'amélioration de leur prévisibilité est donc une nécessité afin de bénéficier pleinement des fruits d'une production d'électricité renouvelable.

Panel des méthodes de prévision employées Les énergies éoliennes et photovoltaïques étant directement issues des conditions de vent et d'ensoleillement, la prévision météorologique prend une nouvelle importance pour la gestion des systèmes électriques. De plus, ces phénomènes naturels présentent une variabilité à de multiples horizons temporels : des variations peuvent aussi bien être observées à l'échelle d'une seconde que d'une saison, évoquant des motifs temporels d'une complexité fractale. Plusieurs méthodes de prévision sont donc employées pour anticiper au mieux ces productions renouvelables.

Numerical Weather Forecast : les prévisions à un horizon temporel de plusieurs jours et couvrant de larges zones géographiques nécessitent d'avoir recours aux modèles météorologiques globaux comme *AROME* [191] — mis au point par Météo France — dont les prévisions seront utilisées dans les présents travaux. Ce type de modèle repose sur un maillage de l'atmosphère — composé d'un maillage au sol ainsi que d'une discrétisation en couches superposées — sur lequel sont résolues les lois d'écoulement des différentes masses d'air. Ces modèles sont exécutés plusieurs fois par jour — typiquement toutes les 6 heures — et nécessitent des puissances de calcul considérables. La résolution spatiale qui est aujourd'hui en œuvre est de 1.3 km. L'évolution à venir de l'atmosphère est estimée à partir des conditions initiales qui ont pu être reconstituées à l'instant où le calcul est lancé. La reconstruction de ces conditions initiales représente un défi permanent puisqu'il est nécessaire d'actualiser en temps réel les mesures provenant des stations au sol mais également des balises placées sur les avions, bouées, navires, les informations venues des radars, satellites... De la qualité de cette situation initiale reconstituée et donnée comme base au modèle dépendra la précision de la prévision. De spectaculaires effets *papillons* peuvent être observés où des conséquences radicalement différentes peuvent dériver de conditions initiales proches. Ces modèles — dits *Numerical Weather Prediction NWP* — présentent des performances inégales lorsque les prévisions doivent être réalisées à plus d'un jour d'intervalle. Leurs informations sont donc cruciales lorsque la production des énergies renouvelables est proposée sur le marché *day ahead*. Elles sont néanmoins limitées lorsque des phénomènes très locaux interviennent du fait de la discrétisation de l'espace qui leur est intrinsèque. La prévision de la production d'une centrale particulière sera donc susceptible de présenter ponctuellement d'importantes erreurs alors que la production moyenne de quelques centrales dispersées sur une même région sera vraisemblablement bien meilleure. Cet effet de foisonnement encourage donc les acteurs des marchés de l'énergie à regrouper les offres passées par plusieurs centrales afin de limiter les risques liés aux erreurs de prévision.

Imagerie en temps réel : lorsqu'une prévision très locale doit être obtenue et à très faible horizon temporel, le traitement d'images permet une approche directe de la prévision. Les flux d'images satellites fournissent une estimation immédiate de la couverture nuageuse de laquelle dépend la production photovoltaïque [101]. Le traitement d'image intervient à nouveau dans la prévision de production photovoltaïque lorsque des caméras *fish eye* sont placées au niveau de la centrale et déduisent à chaque instant le niveau de couverture nuageuse [62]. Cette information extrême-

ment locale et instantanée trouve son utilité dans l'anticipation à très court terme — inférieur à 30 min. Ces prévisions sont donc cruciales pour compenser au mieux les erreurs de prévisions en jouant sur le marché *intraday*.

Apprentissage statistique : entre ces deux extrêmes, les méthodes d'apprentissage statistique ont une grande pertinence [198, 62] car elles permettent de s'adapter aux conditions particulières d'une centrale tout en gardant une généricité dans leur formulation. Leur principe consiste à supposer une certaine forme de dépendance entre la grandeur à prévoir et d'autres processus — les autres grandeurs météorologiques ou bien la grandeur d'intérêt mesurée aux instants précédents — puis d'identifier les paramètres inconnus de ce modèle sur la base d'une série qui a été mesurée *in situ*. La complexité de ces structures de dépendance peut être très variable d'un modèle à l'autre. Par ailleurs, des approches par réseau de neurones ont été développées [138] en utilisant ce même principe d'apprentissage sur un échantillon mais sans requérir à un modèle de connaissance extérieur. Leur force est de reconstruire des structures de dépendance entre les grandeurs accessibles qui sont potentiellement plus complexes que celles que l'on aurait pu supposer. En contrepartie ces méthodes sont peu généralisables au delà de l'échantillon sur lequel elles ont été construites car ne produisant pas de modélisation compréhensible.

Entre ces différentes approches ayant chacune leurs spécificités et intérêts, des modèles hybrides issus de l'association de plusieurs de ces méthodes permettent de combiner leurs forces. Le chapitre 2 reviendra sur ces méthodes appliquées à la prévision de production des centrales photovoltaïques avant de présenter une modélisation originale qui a été développée au cours de ces travaux pour décrire l'erreur de prévision d'une production photovoltaïque.

Prévision déterministe ou stochastique Une première acception intuitive du mot *prévision* est de donner la meilleure estimation possible d'un phénomène non encore arrivé. Il semblerait donc que l'on doive tâcher d'en retirer toute composante aléatoire. La *prévision* d'un phénomène n'a donc longtemps pris que la forme d'une valeur associée à l'instant où elle doit se réaliser. Toutefois, la prévision — en général et en particulier dans le cas météorologique — ne peut qu'être erronée quand elle prend cette forme infiniment déterministe. En effet, prédire une grandeur infiniment précise à laquelle on attribue une probabilité d'apparition absolue est voué à l'échec, cette grandeur exacte n'ayant par nature aucune chance de se réaliser. La prévision étant donc par nature erronée, lui adjoindre des éléments décrivant ses erreurs lui ajoute de l'information plutôt qu'elle n'en retire. Les prévisions météorologiques ont opéré cette mutation depuis les années 1990 sous l'impulsion de l'ECMWF⁷ et du NCEP⁸. Météo France communique donc par exemple des *prévisions d'ensemble* qui incluent 35 scénarii équiprobables, issus de perturbations introduites dans la situation initiale à partir de laquelle le modèle AROME est exécuté. La figure 1.7 représente ainsi plusieurs scénarii de prévisions pour les précipitations. Indépendamment de leur utilité pour la prévision de phénomènes extrêmes et dangereux, de telles prévisions d'ensemble améliorent la vision dont dispose les gestionnaires de systèmes électriques [48]. Le passage d'une prévision univoque à une prévision multiple ajoute des éléments caractérisant la fiabilité de l'information. Ce type de prévision s'est généralisé dans le domaine des prévisions météorologiques [146, 8, 176] en permettant d'ajouter à la grandeur d'intérêt des intervalles de confiance ou des distributions statistiques. Cette précision peut tout d'abord être indiquée pour chaque instant prévu indépendamment, mais également couplée temporellement avec les erreurs précédentes [55]. En effet la structure temporelle des erreurs de prévision météorologiques a été mise en évidence, permettant d'ajuster la prévision des instants futurs lorsque la grandeur réalisée peut être mesurée. Cette dynamique a de fortes répercussions sur la gestion et le dimensionnement des systèmes de stockage comme l'a montré Haessig *et al.* [97].

7. ECMWF : European Center for Medium-range Weather Forecast

8. NCEP : National Centers for Environmental Prediction, USA

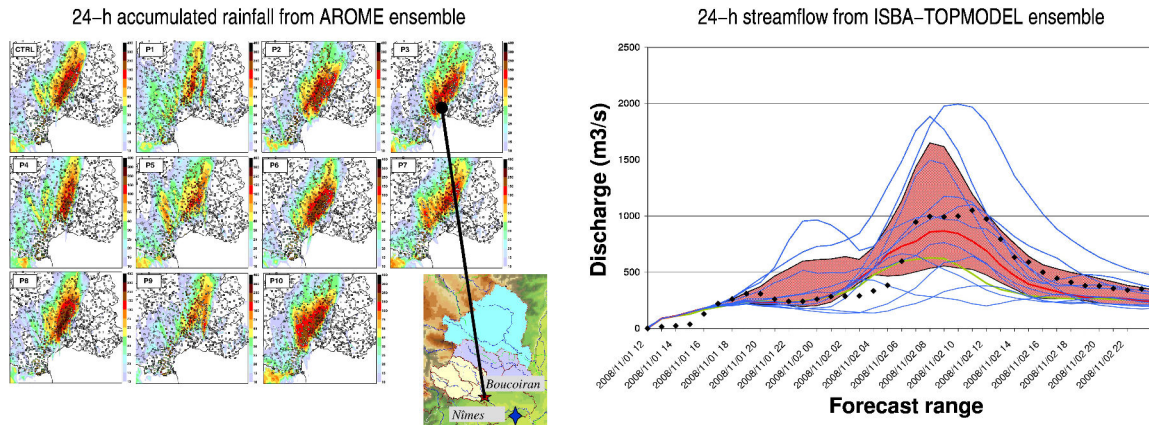


FIGURE 1.7 – Exemple de prévision d’ensemble issue du modèle AROME et décrivant 35 scénarii possibles de précipitations pour la journée à venir. source : Météo France

Utilisation des prévisions dans les systèmes électriques Avec l’insertion de sources renouvelables dans les réseaux d’énergie, l’utilisation de prévisions météorologiques y est devenue une obligation. Une description fine des distributions d’erreurs de prévision permet alors à chaque acteur d’ajuster ses décisions en fonction de sa politique par rapport au risque. La gestion d’ensemble des réseaux d’énergie nécessitant un haut degré de fiabilité, disposer d’éléments permettant de quantifier les pires situations susceptibles de se produire est une information précieuse [23]. L’optimisation robuste est alors préférée puisqu’elle cherche à optimiser des décisions sur la base de la pire des configurations possibles et donc à garantir la sûreté de fonctionnement des installations dans tous les cas. De surcroît le décret 2012-1405 [127] impose aux centrales renouvelables de participer à la fourniture de services réseaux. Cette obligation est également présente dans les appels d’offre récents pour l’installation de nouvelles centrales renouvelables dans les zones insulaires [43, 44, 47]. Les centrales se trouvent donc soumises à des risques de pénalités si elles ne sont pas en mesure de fournir le service promis. L’utilisation des prévisions d’ensemble permet alors aux producteurs d’évaluer correctement les services qu’ils sont en mesure de fournir même dans les pires configurations. Dans un autre contexte, lorsqu’un producteur veut proposer ses productions sur un marché *day ahead* ou *intraday*, il cherche alors le plus souvent à maximiser l’espérance de ses gains [164]. Les synergies au sein d’un portfolio de centrales doivent également être révisées dans un contexte stochastique [155]. La politique vis à vis de son risque de perte sera dans ce cas neutre.

Centrales virtuelles et stockage face aux erreurs de prévision Ainsi que la section 1.1 l’a décrit, le manque de prévisibilité des sources fluctuantes a des conséquences sur la gestion des systèmes électriques et les coûts de leur régulation. Afin de réduire le poids de tels imprévus tout en conservant les avantages d’une production renouvelable, le regroupement de plusieurs agents est devenu une solution de plus en plus considérée. Comme évoqué précédemment, associer plusieurs centrales renouvelables permet tout d’abord de réduire les erreurs de prévision et de profiter d’un effet de foisonnement. Mais il est également envisageable d’associer des productions renouvelables à d’autres types de production plus flexibles — telles que des centrales à gaz — voire à des unités de stockage [167]. Cette collaboration permet d’absorber les fluctuations de production tout en profitant d’un coût de production marginal avantageux grâce à la présence de renouvelables dans le mix de la centrale virtuelle [30]. Ce type d’association entre plusieurs agents de production et/ou de stockage est généralement désignée — dans la littérature et dans la suite de ce mémoire — sous le nom de *centrale virtuelle* [64].

L’essor de plus petits producteurs décentralisés [52, 53] ainsi que le renforcement des infrastructures de communication [110] ont rendu possible cette répartition des efforts entre plusieurs unités ainsi que leur intégration dans les marchés de l’électricité [229] et des capacités [140, 169]. La multipli-

cation de producteurs exploitant des ressources renouvelables variables, même de très petite puissance, renforce par ailleurs le besoin de regroupements entre producteurs. Allant de pair avec la disparition progressive des obligations de rachat de l'électricité renouvelable, le modèle de la centrale virtuelle peut être prolongé à des entités collaboratives [186] où chaque agent trouve son intérêt tout en garantissant une bonne gouvernance de l'ensemble.

Le champ d'application des associations entre un producteur et une unité de stockage est plus large que celui des marchés de l'énergie et des centrales virtuelles *stricto sensu*. Certains cadres réglementaires imposent aux producteurs de s'adjoindre des moyens de stockage y compris dans le cadre d'un rachat systématique de l'électricité produite. C'est le cas notamment des réseaux électriques insulaires, dont la puissance synchronisante est beaucoup plus faible que celle des réseaux continentaux. Les appels d'offre dans les zones insulaires imposent ainsi aux producteurs éoliens de l'île de La Réunion d'annoncer leur engagement de production un jour à l'avance [44]. Un système de stockage électrochimique de type sodium soufre Na-S a par conséquent été introduit afin de respecter autant que possible cet engagement. Dans ce contexte insulaire très différent des grands réseaux interconnectés et où aucun marché de l'énergie n'a été mis en place, les solutions envisagées présentent donc des similarités avec celles décrites précédemment.

1.2.3 Intermittence de la production

Les sources renouvelables variables ne présentent pas seulement une difficulté dans la prévision de leur production. Même à supposer qu'une prévision parfaite — c'est-à-dire suffisante vis à vis de la précision requise — serait disponible, la production n'en serait pas moins intermittente. La question de l'adéquation entre les instants de production et les périodes de consommation reste donc posée à une échelle de temps de quelques heures. À une échelle temporelle grandement inférieure, les variations rapides de la production peuvent par ailleurs détériorer la qualité de l'électricité produite et causer des difficultés dans l'intégration des sources renouvelables aux réseaux d'énergie.

Intermittence et qualité de l'énergie Les variations rapides de puissance issues des systèmes de génération renouvelable sont inhérentes à leurs sources d'énergie primaire. L'ensoleillement est sujet à des variations brutales dans certaines conditions météorologiques, pouvant être réduit de moitié en quelques secondes lors de passages nuageux. Des variations brutales de la vitesse du vent sont également possibles. Enfin certaines technologies de conversion comme la houlogénération directe — à partir de l'énergie des vagues — produisent par nature une puissance pulsée. Ces différentes formes de variations présentent des dynamiques qui risquent de ne pas être naturellement compatibles avec les mécanismes de régulations de la tension et de la fréquence. Ajouter des éléments de régulation ou de stockage est alors nécessaire pour permettre l'intégration de ces nouveaux moyens de production au sein des installations existantes.

La houlogénération directe convertit l'énergie des vagues en amortissant le mouvement d'un corps mobile ou d'un fluide mû par la houle. Ce principe implique que l'énergie récupérée soit obligatoirement pulsée. Or de telles pulsations de puissance introduisent des variations sur la fréquence qui sont potentiellement néfastes. Ces nuisances, en fonction de leur amplitude et de leur fréquence, peuvent aussi bien accélérer le vieillissement des organes des réseaux côtiers ou provoquer de fortes gênes visuelles, via le papillonnement des éclairages électriques — flicker. L'ajout d'un stockage, par exemple à base de super-condensateurs [7, 120], permet d'absorber ces fluctuations et de lisser la puissance injectée sur le réseau.

Les fluctuations rapides de puissance sont également présentes à des degrés divers dans les autres formes d'énergie renouvelable. L'appel d'offres concernant les centrales photovoltaïques insulaires [45] comporte un volet régulant les vitesses de variation tolérées quant à la puissance produite par la centrale. Les cumulus de beau temps, créés par des phénomènes de convection

dans l'atmosphère, provoquent des variations très brusques entre le plein éclairage et un ombrage important. Les transitions entre les zones d'ombre et d'ensoleillement étant rapides — de l'ordre de la seconde — la régulation de telles fluctuations ne peut être envisagée que par l'ajout d'une unité de stockage. Les prévisions météorologiques du type *NWP* ne sont en effet pas en mesure de simuler la formation de chaque nuage indépendamment. Elles ne peuvent que signaler la réunion de conditions propres à créer de la convection. Les modèles statistiques quant à eux adoptent alors une grande dispersion entre les différents scénarii de prévision qu'ils proposent. De telles variations brutales sont également présentes dans le contexte de la production éolienne et prennent la forme de bourrasques caractéristiques de certains types de temps.

Intermittence et stockage de la production Les variations à plus basse fréquence de la production d'électricité renouvelable se répercutent sur les décalages entre les instants de production et les instants de consommation d'électricité. La consommation est elle aussi un phénomène en grande partie aléatoire puisque déterminé par les décisions et les comportements d'un grand nombre de consommateurs. Corréler ces deux phénomènes peut dans un premier temps se traduire par le déplacement de certaines consommations flexibles. La section 1.3 reviendra sur les mécanismes qui sont mis en place lorsque certaines consommations peuvent être pilotées pour correspondre au mieux à la production sans hypothéquer le service rendu à l'utilisateur. Une démarche alternative consiste à s'adjoindre les services d'une unité de stockage [83]. Du point de vue du producteur, deux démarches particulières proposent des éléments de réponse à la problématique de l'intermittence de la production.

L'autoconsommation de la production par un foyer est un moyen simple d'augmenter la part d'énergies renouvelables variables dans le mix électrique tout en s'abstenant d'affronter les problèmes de sa gestion à grande échelle. Dans ce cas, la même personne devient à la fois producteur et consommateur. L'autoconsommation est monnaie courante dans le cadre d'installations autonomes et non interconnectées [89, 221]. Une ou plusieurs sources renouvelables sont alors couplées à un système de stockage, typiquement une batterie électrochimique ou bien une pile à combustible. L'enjeu est alors de parvenir à dimensionner correctement les capacités de production et de stockage pour parvenir à satisfaire les consommations tout en garantissant la stabilité du système [147]. Le problème d'optimisation qu'il s'agit alors de résoudre est largement similaire à celui d'un foyer qui cherche à autoconsommer la production de panneaux solaires en toiture. Certes le bâtiment est ici interconnecté avec un réseau mais le but du dimensionnement et de la gestion du système de stockage est de parvenir à réduire autant que possible les échanges via cette interconnexion. La figure 1.8 présente une stratégie simple de gestion d'un stockage pour améliorer l'autoconsommation d'une production photovoltaïque. Une telle incitation à l'autoconsommation est actuellement mise en place en Allemagne [26]. Le prix auquel les foyers achètent leur électricité y est plus de deux fois supérieur au tarif de rachat de la production photovoltaïque en toiture. Ceci pousse donc les particuliers à adapter leur consommation afin d'utiliser au maximum la production de leur installation solaire [135]. Des systèmes de stockage domestiques sont de plus proposés pour améliorer cette autoconsommation — par exemple l'accumulateur Li-Ion Bosch BPT-S5 5 kW 13 kWh.

Imposer au producteur un profil de production particulier est le pendant de l'autoconsommation à l'échelle d'un réseau. Afin d'améliorer l'intégration des énergies renouvelables dans les zones insulaires, un appel d'offres de la Commission de Régulation de l'Énergie [44] demande ainsi aux producteurs photovoltaïques d'injecter leur production suivant une trajectoire en trapèze au cours de la journée. Une période de production croissante doit donc avoir lieu le matin, suivie d'un palier de production et enfin une production décroissante le soir. Ceci s'accompagne de contraintes d'engagement un jour à l'avance sur les heures de début et de fin de production constante ainsi que sur les vitesses de variations le matin et le soir. Pour respecter cette forme en trapèze sans perdre une part considérable de leur production, les producteurs sont implicitement

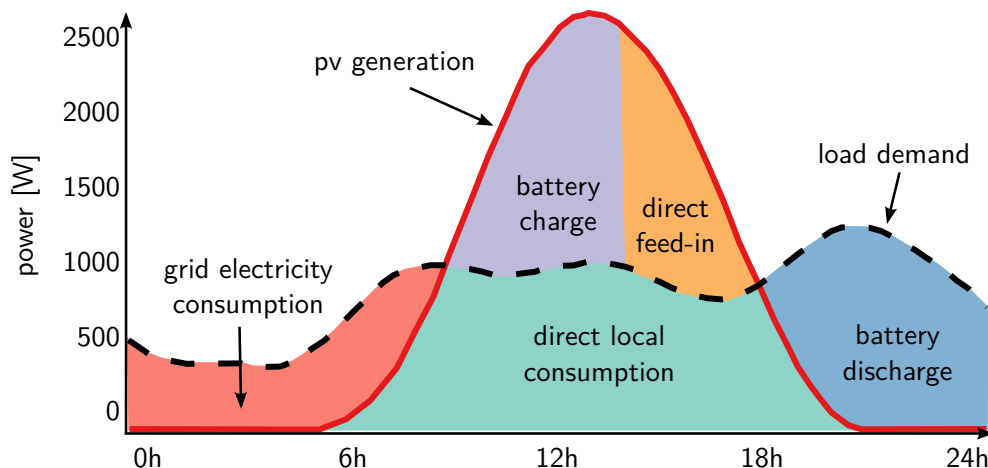


FIGURE 1.8 – Utilisation d'un stockage pour améliorer l'autoconsommation d'une production photovoltaïque [26]

contraints à s'adjoindre des unités de stockage. Les pointes de production de la mi-journée se trouvent donc lissées, de manière à mieux correspondre à la consommation. De surcroît, un tel mécanisme d'engagement permet au gestionnaire du réseau de mieux prévoir les plans de production des autres centrales disponibles. Par ailleurs, l'association entre des unités de stockage et des centrales photovoltaïques est particulièrement fructueuse lorsqu'il s'agit d'éliminer les creux temporaires de production [130]. L'irradiance solaire étant le phénomène sujet aux plus rapides variations, même une capacité de stockage restreinte peut permettre de limiter les fluctuations de production les plus rapides.

1.2.4 Technologies de stockage disponibles

Les réseaux d'énergie continentaux reposant sur l'interconnexion de centaines de centrales de forte puissance, l'inertie représentée par leurs parties tournantes peut être considérée comme le stockage fondamental sur lequel repose leur stabilité. De nombreuses autres technologies de stockage sont actuellement à l'étude, en cours de déploiement ou bien d'ores et déjà opérationnelles pour renforcer cette capacité des réseaux à stocker de l'énergie afin d'améliorer leur souplesse et leur fiabilité. La généralisation des productions décentralisées et la multiplication des acteurs liée à la dérégulation des marchés de l'électricité encouragent par ailleurs cet essor [63]. Ces besoins de stockage couvrent une grande diversité de situations, allant de la participation à la régulation de fréquence jusqu'à la gestion de l'équilibre production-consommation à l'horizon de plusieurs heures. De multiples technologies sont donc envisagées, chacune permettant de répondre à des durées de sollicitations caractéristiques. La figure 1.9 présente le paysage — approximatif car en perpétuelle évolution — des principaux dispositifs ainsi que leurs domaines de pertinence en termes de puissance et de temps de décharge⁹. Plusieurs principales familles peuvent être identifiées parmi ce foisonnement.

Les volants d'inertie sont constitués d'un rotor entraîné en rotation à de grandes vitesses. L'énergie est alors stockée sous forme cinétique — $E = \frac{1}{2} \cdot J \cdot \Omega^2$. Ceci encourage à augmenter les vitesses jusqu'aux limites de résistance des matériaux utilisés et à diminuer les frottements autant que possible, par exemple par l'utilisation d'enceintes sous vide et/ou de paliers magnétiques. L'énergie disponible restant cependant limitée, la pertinence des volants d'inertie se situe lorsque des temps de charge ou de décharge rapides sont nécessaires — de l'ordre de la seconde à quelques minutes. Leur principal cadre d'utilisation est donc la régulation de la fréquence.

9. temps de décharge : rapport de la capacité énergétique sur la puissance nominale

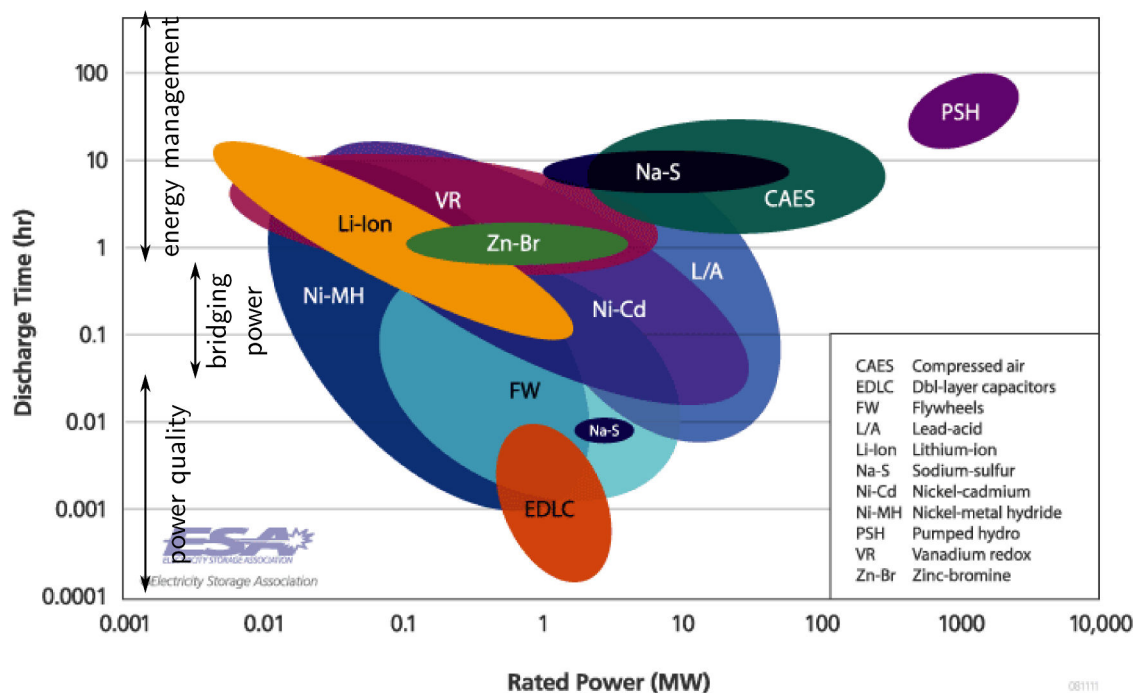


FIGURE 1.9 – Variété des technologies de stockage utilisées ou envisagées sur les réseaux d'énergie [60]

Le stockage électrochimique consiste à jouer sur les réactions réversibles entre des espèces chimiques. La réaction étant spontanée dans un sens, elle permet de produire de l'électricité durant la décharge. Y réinjecter de l'électricité permet de provoquer la réaction inverse et de recharger. De nombreuses espèces chimiques présentent les caractéristiques nécessaires à de telles réactions. En revanche celles dont la réaction dégage une énergie spécifique suffisante pour créer un stockage efficace sont nettement plus rares. Les espèces actuellement pertinentes sont tout d'abord basées sur le plomb et le nickel – Nickel Métal Hydrure et Nickel Cadmium. La technologie des batteries Sodium Soufre présente également de bonnes caractéristiques et de nombreuses unités stationnaires de grande capacité ont été installées, par exemple à la Réunion – 1 MW – au Texas – 4 MW – et au Japon. Leur principale contrainte est que la batterie doit être maintenue à haute température – 350 °C – ce qui implique une consommation d'énergie spécifique hors de toute utilisation. Enfin les batteries basées sur le Lithium sont abondamment utilisées pour les applications embarquées du fait de leur bonne densité de puissance et d'énergie. Elles sont très répandues dans le domaine des véhicules électriques mais également pour des applications de stockage stationnaire. Ces dernières peuvent aussi bien être de grande ampleur sur le réseau que dans un contexte domestique – avec par exemple l'accumulateur Bosch BPT-S5 5 kW 13 kWh. Leurs différentes déclinaisons – Lithium Fer Phosphate, Nickel Cobalt Aluminium pour ne citer que celles-ci – leurs permettent de trouver différents compromis adaptés à ces applications diverses.

Les stations de pompage turbinage sont constituées de deux bassins de retenue d'eau d'altitudes différentes entre lesquels des conduites forcées et des turbines permettent d'échanger de l'eau. De l'électricité est produite lorsqu'on turbine de l'eau en la laissant s'écouler vers le bassin aval alors que de l'énergie potentielle est stockée lorsque de l'eau est remontée vers le bassin amont. De telles stations sont le plus souvent associées à des barrages hydroélectriques conventionnels auquel un bassin aval est ajouté. Le barrage français de Grand'Maison (Isère) en est un exemple. Ces dispositifs rendent possible le stockage de grandes quantités d'énergie à un coût

limité. En contrepartie, de telles retenues d'eau nécessitent des topographies favorables pour être construites. Actuellement seules des régions montagneuses rendent facilement possibles de telles installations. En Europe, le rôle des barrages norvégiens est régulièrement évoqué pour son rôle d'absorption des fluctuations de production des centrales éoliennes, venues du Danemark et du nord de l'Allemagne. Les Alpes abritent également de nombreux barrages qui participent aux échanges entre Italie, France, Suisse et Allemagne. En France, ces centrales représentent en 2010 180 GWh de capacité cumulée et une puissance de 5 GW. Leur rôle est primordial au sein des réserves tertiaires de fréquence.

Comme il le sera détaillé dans la suite de ce chapitre, les présents travaux se focaliseront sur la gestion de batteries Lithium Ion, dans le cadre de stockage stationnaire et de flottes de véhicules électriques. Cependant, les méthodes développées pour la gestion et le dimensionnement optimaux d'un stockage sont génériques et tout à fait transposables à d'autre type de technologie.

1.3 Apport des charges flexibles

La seconde évolution profonde des systèmes électriques est due au fait que les usages de l'électricité se diversifient et que les consommations deviennent plus aisément identifiables et éventuellement contrôlables en fonction de leurs finalités. Le déploiement des compteurs communicants tels que le *Linky* d'Enedis – anciennement ERDF – témoigne de cette volonté de renforcer les communications entre les gestionnaires du réseau électrique et les consommateurs. Gottwalt *et al.* [91] explore ainsi le potentiel et les conséquences d'une telle différenciation des consommations au sein d'un foyer. Cette section présente les enjeux liés au contrôle des consommations avant de se focaliser sur le cas des flottes de véhicules électriques.

1.3.1 Pilotage des consommations

La possibilité de moduler ponctuellement tout ou partie de la consommation afin de soulager les moyens de production ou de distribution est évoquée de longue date [85, 86] et prise en compte dès 2003 par l'*International Energy Agency* [106]. En effet, les infrastructures étant dimensionnées pour répondre aux configurations les plus extrêmes, réduire celles-ci *via* une incitation des consommateurs peut être avantageux. De nombreux mécanismes différents ont été et sont en développement, Albadi *et al.* en propose un aperçu [4]. Une telle modulation des profils de puissance peut se traduire de plusieurs manières et être déclinée sur les différentes échelles de temps [156] qui ont été évoquées au cours de la section 1.1. La figure 1.10 schématise les services possibles en fonction de ces échelles de temps. Dans toutes les configurations évoquées ci après, un agent intermédiaire, appelé *agrégateur*, est créé afin de faire le lien entre d'une part un groupe de consommations flexibles qu'il peut contrôler et d'autre part le marché ou le gestionnaire réseau vis à vis duquel l'effacement de consommation peut être rentabilisé. Les modèles économiques liés à ce type d'agent sont à l'heure actuelle en cours de développement, ainsi que les protocoles de communication par lesquels ils seraient en mesure de contrôler des charges dispersées [17, 31]. Des travaux [144] explorent également la possibilité de s'abstenir de ce nouvel acteur en distribuant les lois de pilotage des charges. La stabilité d'un tel système doit alors être étudiée par exemple en faisant appel à la théorie des jeux.

Réduire les pointes de consommation Afin de réduire les configurations qui sollicitent le plus les infrastructures de production, les consommateurs peuvent être incités financièrement à réduire ponctuellement leurs puissances demandées. La tarification en fonction de la *couleur* d'un jour par EDF en est un exemple, les jours bleus correspondant aux situations de faible consommation tandis que des tarifications plus élevées sont pratiquées pendant les jours rouges où les consommations sont les plus importantes. Il est envisagé que cette variation temporelle du prix

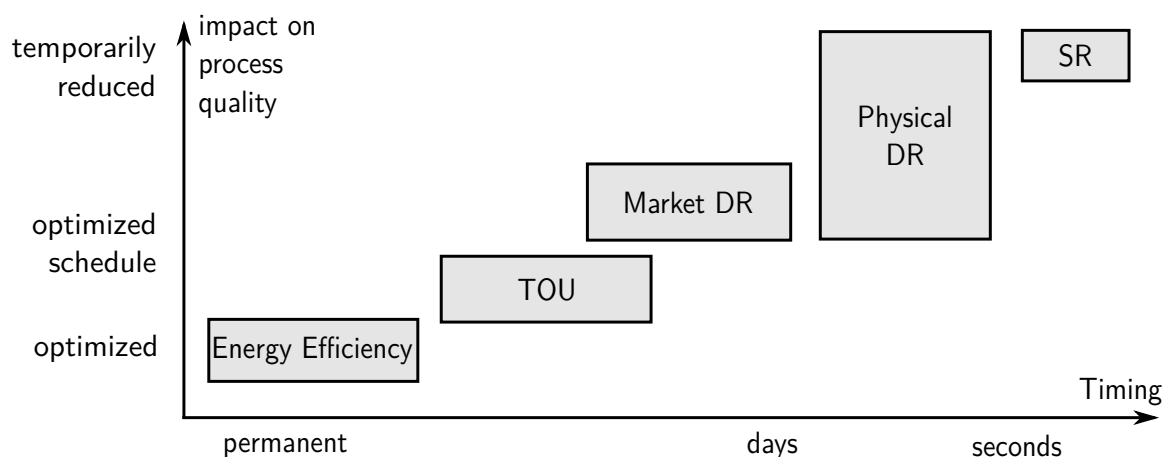


FIGURE 1.10 – Variété des mécanismes et des échelles de temps du *Demand Response* [156]. TOU : Time of Use, DR : Demand Response, SR : Spinning Reserve

pourrait être à l'avenir affinée jusqu'à une tarification en temps réel en fonction du prix de marché constaté. L'impact d'une telle incitation des consommateurs à modifier leur comportement est présentée figure 1.11 (a). La demande qui est en situation normale très peu élastique – les consommateurs veulent satisfaire leurs demandes quel qu'en soit le prix – est alors assouplie afin de réduire la puissance totale appelée et d'en diminuer mécaniquement le prix marginal. L'implémentation actuelle de ce principe permet de jouer sur les consommations prévues pour le lendemain, et affectent donc le marché *day-ahead*. Des travaux en cours pourraient permettre de moduler ce mécanisme afin de tenir compte des variations *intraday* du prix de l'énergie.

Améliorer l'adéquation avec les moyens de production Modifier la demande en électricité n'est pas systématiquement une action ponctuelle et temporaire. Ceci peut également prendre la forme d'une modification pérenne des habitudes de consommation afin de mieux correspondre aux caractéristiques des moyens de production disponibles. En effet, étaler autant que possible la demande permet d'optimiser le facteur de charge des centrales de production et de ne pas leur imposer des cycles. Ainsi l'instauration par EDF d'une tarification plus avantageuse lors des *heures creuses* permet de lisser la consommation afin de tirer le meilleur profit des centrales nucléaires dont la flexibilité est faible. Ici encore, l'impact s'en fait sentir sur les opérations planifiées le jour ou les heures à venir.

Réduire les sollicitations extrêmes sur les réseaux de transport De façon similaire, le réseau de transport ou celui de distribution peut être soumis à de fortes sollicitations lorsque les centrales de production sont distantes des lieux de consommation. RTE – Réseau de Transport d'Électricité, gestionnaire du réseau de transport français – incite ainsi des foyers volontaires à réduire ponctuellement leur consommation en Bretagne [178] plus particulièrement lors de vagues de froid¹⁰. L'incitation n'est pas ici basée sur un modèle économique, mais plutôt sur une réaction citoyenne permettant de ne pas renforcer le réseau de transport pour répondre uniquement à des situations extrêmes et relativement rares. Il s'agit donc d'éviter la planification à long terme de nouvelles infrastructures venant renforcer le réseau actuel.

Rendre des services auxiliaires : le pilotage de la consommation peut également avoir des applications à plus courte échelle temporelle. Cette possibilité fut évoquée tout d'abord en 1999 par Kirby *et al.* [118]. En effet, ainsi que l'illustre la figure 1.11 (b), le délestage d'une partie de la consommation pourrait participer à la régulation de la fréquence au même titre que les autres réserves présentes sur le réseau [195]. L'instauration du marché des capacités prend d'ailleurs ceci en compte

10. programme EcoWatt Bretagne

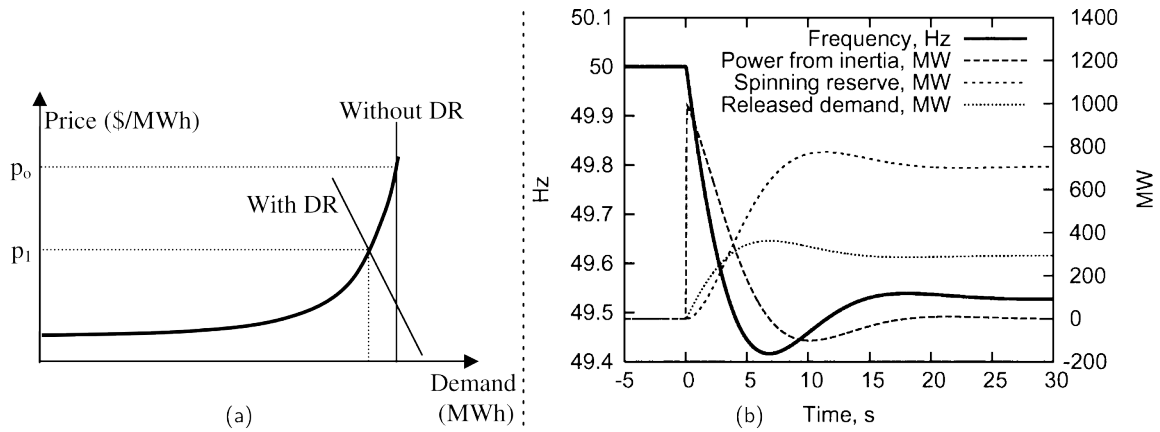


FIGURE 1.11 – (a) Impact d’une incitation des consommateurs via un mécanisme de *Demand Response* – DR – sur le prix d’équilibre du marché [4]. La demande est rendue élastique. (b) Exemples de réactions lors d’un changement brutal de la consommation – +1 MW. Le délestage d’une partie de la consommation – *released demand* – participe à la régulation de cette perturbation au même titre que les autres réserves [195].

en mettant sur le même plan les capacités de production et d’effacement de consommation. Ce type de service soulève cependant plusieurs défis au nombre desquels le modèle économique et le système de communication. En effet, la fourniture de tels services repose sur une communication rapide afin de compenser les fluctuations de la fréquence. Distribuer ce pilotage en implémentant dans chaque charge une loi de réponse semble, dans un tel contexte, particulièrement pertinent puisque permettant de réduire significativement les besoins de communication et les temps de réaction [145].

Synergies avec les énergies fluctuantes Cette flexibilité de la demande prend une nouvelle dimension avec l’essor des sources intermittentes. La variabilité des profils de production de ces dernières étant sans commune mesure avec celles des centrales conventionnelles, adapter la consommation à la production y prend une tout autre pertinence. En effet, les solutions d’intégration des énergies fluctuantes évoquées dans la section 1.2 nécessitent systématiquement de jouer sur la production – donc de perdre une partie de la puissance productible – ou bien d’adjoindre des éléments de stockage en supplément du système – ce qui représente un surcoût important. Utiliser la flexibilité de la demande permet de limiter ces deux inconvénients tout en assurant une meilleure compensation des fluctuations de production. Ceci est particulièrement mis en exergue dans le cas des réseaux insulaires de faible puissance et reposant sur des importations de combustible fossile, ainsi que l’a montré Pina *et al.* [162] dans le cas du réseau d’une des îles de l’archipel des Açores. Les cas d’application ne se limitent cependant pas à ces réseaux non interconnectés. En effet, pour peu que le taux de pénétration des sources intermittentes augmente, y compris au sein du réseau européen, piloter la consommation permet également d’y introduire de plus en plus de sources renouvelables [150].

Finalement et ainsi que précédemment souligné dans la section 1.2.3, le cadre dans lequel l’association semble la plus naturelle et aisée à mettre en œuvre entre *Demand Side Management* et sources renouvelables variables est sans doute le cas des productions distribuées où une habitation possède sa propre production, par exemple via des panneaux photovoltaïques en toiture. Encourager les foyers à autoconsommer localement leur production [37, 32] permet de diminuer la demande résiduelle et donc de réduire les besoins de génération et de transport. Toutes proportions gardées, chaque foyer se trouve alors confronté aux mêmes enjeux qu’un responsable d’équilibre qui est pénalisé pour les déséquilibres production-consommation dans son périmètre.

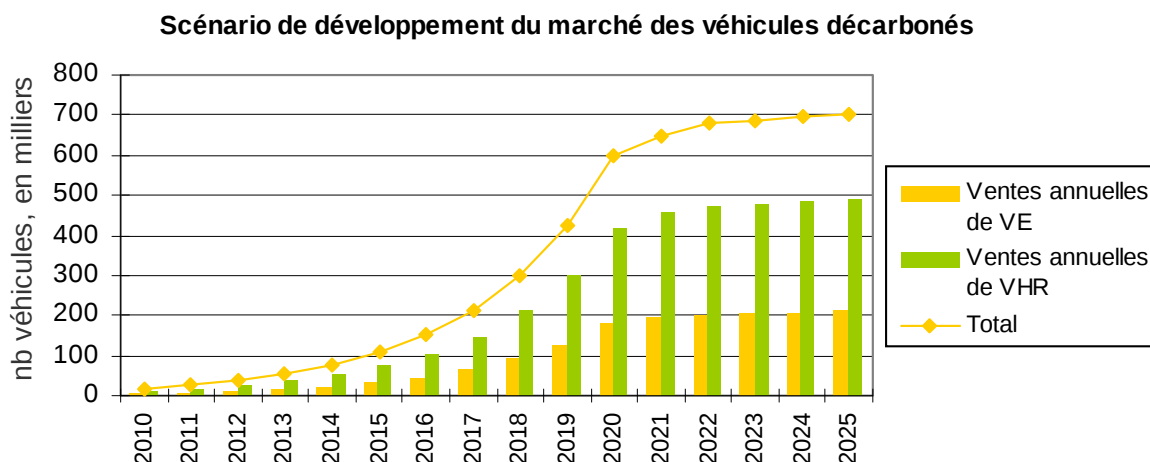


FIGURE 1.12 – Scénario de développement des véhicules électriques VE et des véhicules hybrides rechargeables VHR en France selon le Commissariat Général du Développement Durable [42].

1.3.2 Intégration des flottes de véhicules électriques

Développement de la mobilité électrique La généralisation des véhicules électriques¹¹ ajoute un nouvel usage à l'électricité, la mobilité individuelle ayant jusqu'ici principalement été assurée grâce aux combustibles fossiles. La mobilité électrique présente des avantages notoires comme l'absence de pollutions locales et une efficacité globale supérieure dans le cas où l'électricité utilisée a des impacts environnementaux maîtrisés — émissions *du puits à la roue*. Les scénarii de développement des véhicules électriques dans diverses zones géographiques s'accordent sur un développement d'ampleur à venir, ainsi qu'illustré figure 1.12. La mobilité électrique se heurte cependant au problème du stockage d'une importante quantité d'énergie dans un système embarqué [68]. Atteindre une densité d'énergie comparable aux combustibles fossiles reste une gageure. Le choix technologique des batteries Lithium Ion tend actuellement à faire consensus parmi les constructeurs. Plus précisément, les électrodes Nickel Cobalt Aluminium — NCA — sont particulièrement répandues parmi les batteries de véhicules électriques [208]. Étant l'élément le plus stratégique d'un véhicule électrique, la batterie en est également le composant le plus cher — aussi bien d'un point de vue écologique [154] qu'économique. Bien qu'en baisse, son coût actuel — autour de 400 €/kWh [107] soit 10 k€ pour une batterie de 25 kWh — grève l'attractivité des véhicules électriques par rapport à leurs concurrents thermiques. De plus, les mécanismes de vieillissement des batteries Lithium Ion — qui seront décrits et modélisés au cours du chapitre 2 — limitent la durée de vie de la batterie pour un usage automobile. Des modèles économiques variés ont été proposés pour les batteries, certains fabricants proposant de les louer à l'acheteur de la voiture, tandis que d'autres préfèrent la vendre d'un seul tenant.

L'apparition de ce nouveau type de charges électriques a pour première conséquence d'augmenter la demande pour cette forme élaborée d'énergie. De plus cette demande additionnelle aura spontanément lieu aux heures de fortes consommation, lorsque les utilisateurs connecteront leurs véhicules à des bornes de recharge en soirée. Il est primordial de répondre à cette consommation spécifique avec des modes de production aussi soutenables que possible, faute de quoi le bilan du puits à la roue du véhicule en serait impacté. Par ailleurs, acheminer ce surplus de consommation a des conséquences sur les réseaux de distribution et de transport dont le dimensionnement doit être revu et vérifié. Putrus *et al.* [171] souligna dès 2009 cet enjeu pour les réseaux de distribution. Les véhicules étant fréquemment rechargés au domicile des usagers, ceci est tout particulièrement préoccupant dans les zones résiden-

11. Ici et dans la suite de ces travaux, les véhicules totalement électriques et les hybrides plug-in sont concernés sans distinction. En effet, leur impact vis à vis des systèmes électriques est similaire, ne se distinguant que quantitativement par la capacité de leurs batteries.

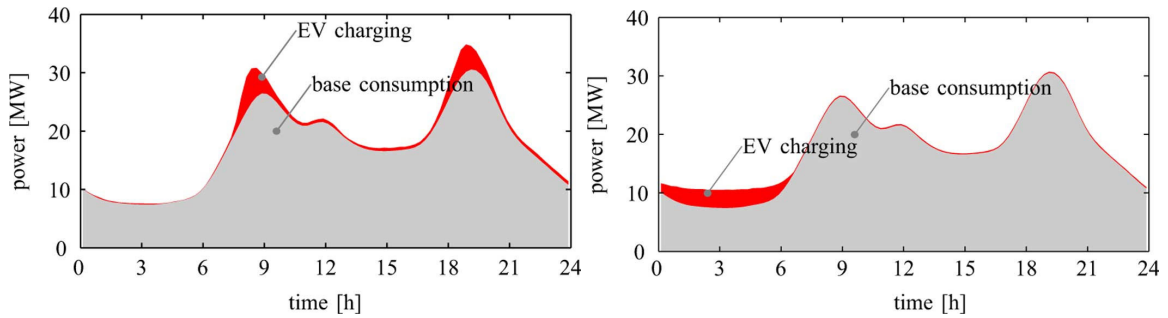


FIGURE 1.13 – Exemple de lissage de la consommation des véhicules. Leur comportement non contrôlé – à gauche – pourrait aggraver la pointe de consommation alors que leur recharge peut être lissée lors des périodes de plus faible consommation – à droite [200].

telles où le comportement des usagers donne un caractère stochastique à la demande de recharge des véhicules [38, 214]. L'adoption massive de la mobilité électrique – y compris par l'utilisation d'hybrides *plug-in* [161] – répercutera automatiquement ces impacts locaux sur les réseaux de plus grande ampleur [65].

Les véhicules électriques et la gestion des systèmes électriques Utiliser les véhicules pour participer à la régulation du réseau a été proposé dès 2004 par Kempton et Tomic [113, 114, 210]. Ils représentent en effet une charge extrêmement flexible puisque dans le cas d'usages individuels ils passent environ 90% du temps à l'arrêt et potentiellement connectés à une borne de recharge. Moduler leur puissance de recharge peut donc rendre un intéressant service réseau, sans avoir de lourdes conséquences sur leur utilisation de mobilité. Lorsque les bornes de recharge le permettent – cas des bornes bidirectionnelles – il est même envisageable d'aller jusqu'à décharger ponctuellement les batteries. Ce cas d'utilisation est désigné comme *Vehicle to Grid V2G* [133]. De plus, afin de garantir des temps de recharge raisonnables, la puissance d'interconnexion des batteries avec le réseau est élevée, ce qui les rend particulièrement intéressantes pour participer à des stratégies de *Demand Side Management*.

De la même façon que dans le cas des charges domestiques flexibles, les flottes de véhicules peuvent participer à plusieurs échelles de temps dans la gestion des systèmes de puissance, en offrant la possibilité supplémentaire de renvoyer de l'énergie vers le réseau si le chargeur le permet. Rechercher le coût minimal pour l'énergie nécessaire à la recharge est un premier levier à l'échelle des marchés *day ahead* et *intraday* [217]. Par ailleurs, la participation des flottes de véhicules à la régulation instantanée du réseau par des services tels que la régulation de fréquence [39] ou le contrôle du plan de tension exige des temps de réponse extrêmement courts mais semble bien adaptée aux caractéristiques des flottes de véhicules, disposant d'une grande puissance d'interconnexion mais de relativement peu d'énergie mobilisable. Jouer simultanément sur plusieurs leviers de valorisation [200] est un moyen de rentabiliser au mieux l'investissement dans une batterie de véhicule électrique, mais doit toujours composer avec l'utilisation principale pour la mobilité de l'utilisateur qui impose des indisponibilités régulières [49]. Par ailleurs, la recherche de protocoles de communication et de modèles économiques est toujours en discussion depuis les premières propositions de Kempton *et al.* [113, 114, 31] et doit être adaptée en fonction du type de service envisagé.

Finalement, l'intégration de nombreux véhicules et donc l'irruption d'un surplus de consommation d'électricité implique ainsi que mentionné au début de cette section l'adaptation des moyens de production et de distribution. Contrôler la puissance de recharge permet donc potentiellement d'éviter la construction de nouvelles infrastructures visant à renforcer les réseaux existants. Ceci peut aussi bien se traduire par la prise en compte des plans de tension [203], la réduction des pertes [58] ou l'étalement des pics de consommation ainsi qu'illustré figure 1.13.

Spécificités des flottes de véhicules électriques Les flottes de véhicules électriques viennent s'ajouter aux autres types de consommations qui sont d'ores et déjà habituellement intégrées dans le fonctionnement des réseaux électriques et dans leur régulation. Cependant, elles présentent des spécificités qu'il est nécessaire de prendre en compte pour les impliquer harmonieusement dans une démarche de *Demand Side Management*. En effet, les véhicules se doivent de remplir leur première vocation d'assurer la mobilité de leurs usagers. Ceci signifie donc que des compromis devront être trouvés lorsque plusieurs services sont attendus du même système. Des règles permettant de pondérer et de comparer plusieurs services de natures différentes doivent donc être mises en place afin d'assurer l'équilibre entre le gestionnaire du réseau et le propriétaire de la voiture — et/ou de sa batterie selon les modèles économiques des différents constructeurs automobiles. Deux aspects retiennent particulièrement l'attention lors de la recherche de compromis.

Le vieillissement de la batterie La batterie du véhicule appartenant en règle générale au propriétaire de la voiture — et parfois au constructeur qui la loue à l'utilisateur — le vieillissement de cette batterie est donc à sa charge. L'utilisation classique des véhicules pour satisfaire les besoins de mobilité limite leur durée de vie [160]. Or rendre d'autres services à l'aide de cette batterie ne peut qu'accélérer sa dégradation. En effet, le vieillissement des batteries Li-ion dépend notamment — comme cela sera décrit plus précisément dans le chapitre 2 — des cycles de charge-décharge effectués [132]. Ajouter des cycles à la batterie en la déchargeant ponctuellement pour soutenir le réseau aura donc un impact sur son endommagement. Cette concurrence entre plusieurs objectifs dans la gestion d'un véhicule a tout d'abord été identifiée dans le cadre des véhicules hybrides [192]. En effet le bénéfice de l'hybridation est susceptible de s'effacer face à la dégradation de la durée de vie de la batterie du fait de trop fréquentes et violentes sollicitations. Dans le cadre de la gestion de la recharge des véhicules, de tels cas d'application ont mis en lumière que le gain espéré du côté de la gestion des réseaux d'énergie peut potentiellement être perdu par une utilisation intensive des véhicules. Par exemple, Lunz *et al.* [134] a évalué les bénéfices espérés d'une recharge des véhicules en prenant en compte les variations du prix de l'électricité. La stratégie obtenue se traduirait alors par un tel raccourcissement de la durée de vie de la batterie que ses coûts de remplacement seraient largement supérieurs aux bénéfices obtenus. Un équilibre entre la dégradation de la batterie et les services réseaux rendus doit donc être recherché aussi bien pour minimiser le coût de la recharge [12] que lorsque des services auxiliaires sont fournis par la batterie [99].

La mobilité de l'utilisateur La fonction première des véhicules électriques étant d'assurer la mobilité de leurs usagers, on ne peut envisager de les utiliser à d'autres services sans chercher à garantir ou du moins à valoriser cette fonction première. Ceci est d'autant plus crucial que l'autonomie des véhicules électriques est encore largement inférieure à celle de leurs équivalents thermiques. Une évolution des comportements et des mentalités est donc demandée de la part des usagers. L'autonomie réduite des véhicules électriques génère une inquiétude chez l'utilisateur, quand bien même elle serait objectivement suffisante pour assurer les déplacements classiques [76]. Cette sensibilité accrue à l'autonomie accentue l'importance du niveau de charge que l'on peut offrir à l'utilisateur à l'heure de son départ [175]. Afin de concilier au mieux les services réseau et de mobilité, il serait donc utile d'avoir une information au sujet de l'heure de départ du véhicule, cette information pouvant provenir d'une indication donnée par l'utilisateur ou bien d'une modélisation probabiliste basée sur les comportements observés par le passé. Dans toutes les circonstances, l'irruption de critères subjectifs dans l'évaluation des services de mobilité fournis a pour conséquence de souligner les différences de comportements entre les utilisateurs. Les conducteurs déjà habitués à des véhicules électriques et connaissant leur rayon d'action seront potentiellement plus enclins à concéder une part du niveau de charge de leur batterie — en échange d'une tarification avantageuse de l'électricité consommée par exemple — alors qu'un nouvel utilisateur sera sans doute plus réticent. Quand bien même l'évaluation des ressorts psychologiques mis en

œuvre dans cette acceptation sort du champ disciplinaire de ces travaux, il sera primordial de prendre en compte cette variabilité des comportements et leur impact sur le service qui peut être fourni [193].

La dernière spécificité des flottes de véhicules électriques vis à vis des services de *Demand Side Management* que nous énumérerons ici concerne l'aspect aléatoire de leurs déplacements et de leur présence à une borne de recharge. Les charges conventionnelles étant immobiles et connectées en permanence au réseau, il est plus aisé de prévoir quelle sera la puissance accessible à chaque instant. À l'inverse, leurs déplacements rendent incertain le nombre de véhicules qui sera disponible à un instant donné par exemple pour effacer de la consommation. À l'échelle d'une flotte, ceci se traduit par des variations continues de la capacité disponible. Ceci a également des répercussions sur leur comportement en tant que moyen de stockage. Puisque les véhicules sont susceptibles de se déplacer périodiquement, il n'y a aucune garantie que l'énergie qui y a été stockée pourra être plus tard récupérée par le réseau. Enfin les allées et venues des véhicules créent des fluctuations de l'état d'énergie global de la flotte.

Utilisations alternatives des batteries L'utilisation des batteries de véhicules électriques pour d'autres usages que la mobilité ne va pas sans lever d'importantes difficultés qui ont été soulignées précédemment. Aussi des utilisations alternatives ont été proposées pour exploiter ces batteries en évitant la concurrence entre les objectifs de mobilité et de service réseau. Nous développons ici succinctement les deux principales solutions qui ont été évoquées.

Les stations de remplacement de batterie permettraient de remplacer complètement la batterie déchargée d'un véhicule par une batterie chargée. Le principal avantage est alors de résoudre la question du temps de recharge. En contrepartie de plus nombreuses batteries doivent être fabriquées afin que la station dispose de réserves de fonctionnement. Dans l'hypothèse où ce modèle économique se développerait, les stations d'échange permettraient de résoudre les problématiques de dispersion des véhicules et d'incertitude de disponibilité [206]. Cependant les voitures électriques aujourd'hui largement commercialisées ne s'orientent pas vers ce type de recharge.

Donner une seconde vie aux batteries de véhicules permet de tirer avantage de leur valeur résiduelle lorsqu'elles ne sont plus considérées assez performantes pour une utilisation embarquée. Les critères de fin de vie usuels correspondent à une perte de capacité de 20% et à un doublement de la résistance interne. De telles dégradations peuvent être tout à fait compatibles avec une utilisation stationnaire de ces batteries usagées [33]. Ici encore des stations regroupant les batteries en seconde vie permettraient de résoudre les problématiques de disponibilité du stockage et de dispersion. Le volume des batteries usagées n'est pas encore important du fait du développement récent des ventes de véhicules électriques. La pertinence de cette utilisation en seconde vie se renforcera donc avec l'augmentation des volumes concernés. Cependant les coûts liés à la vérification et au reconditionnement des batteries seront potentiellement élevés et lèvent d'autres interrogations sur la viabilité de ce modèle économique.

1.4 Positionnement et contributions

1.4.1 Management collaboratif des productions et des consommations

Les deux sections précédentes ont permis de mettre en évidence de nombreux travaux de recherche en cours visant d'une part à mieux intégrer les sources renouvelables variables et d'autre part à tirer profit de la flexibilité offerte par les consommations pilotables. Il s'agit de deux facettes de la même tendance de décentralisation du contrôle des réseaux et du développement de la communication en leur sein. Les complémentarités entre ces deux volets apparaissent également. L'essor des énergies renouvelables variables pérennise les consommations actuelles d'électricité et rend possible de continuer à en

développer les utilisations de manière soutenable. Néanmoins, elles accentuent les besoins de flexibilité afin d'atténuer les effets de leurs fluctuations — prévues ou non. Les consommations pilotables étant susceptibles d'apporter cette flexibilité, la convergence entre le contrôle des charges et celui des sources découle donc naturellement d'un tel contexte. Prendre en compte ces complémentarités est une possibilité qui a été explorée [150, 162]. Toutefois regrouper ainsi deux catégories d'agents qui ne partagent pas *a priori* les mêmes intérêts requiert de pouvoir faire des choix entre les aspirations de chacun. Un point de vue multi-objectif apparaît donc comme une nécessité pour gérer de façon harmonieuse ces systèmes hétérogènes [149].

Parmi les charges flexibles qui ouvrent de larges possibilités au *Demand Side Management*, les flottes de véhicules électriques occupent une place de choix, comme cela a été développé section 1.3.2. Les flottes de véhicules électriques sont des acteurs potentiellement très pertinents au sein de centrales virtuelles. Le projet EDISON — lancé en 2010 et clôturé en 2013 — a été consacré à la création d'une centrale virtuelle sur l'île danoise de Bornholm [20]. La pertinence des véhicules dans un contexte insulaire avec une forte participation des énergies renouvelables dans le mix énergétique fut alors étayée. À l'instar de leur implication dans des services de *Demand Side Management*, l'utilisation des flottes de véhicules dans un contexte de centrale virtuelle nécessite une infrastructure de communication et de contrôle qui puisse gérer la nature distribuée d'un tel agent [110]. Les services qui peuvent alors être fournis par une centrale virtuelle impliquant des véhicules sont similaires à ceux d'une centrale virtuelle classique [64]. Néanmoins sa gestion se doit de prendre en compte les utilisateurs des véhicules qui introduisent des composantes aléatoires supplémentaires dans leur comportement et leur disponibilité.

L'objectif des présents travaux est donc d'explorer cette convergence entre charges flexibles et centrales renouvelables. Du fait de la multiplicité des situations d'association et des services qui peuvent être rendus — ce chapitre en a illustré quelques uns — l'accent sera mis au cours de ce manuscrit sur :

- la construction d'un problème générique pouvant être adapté à plusieurs situations distinctes,
- l'identification des difficultés communes à ces situations nécessitant des méthodes de résolution spécifiques,
- le développement de ces méthodes.

À l'issue de ce chapitre qui a présenté les mutations et les défis en cours dans les systèmes électriques, il apparaît que les questionnements se concentrent autour des interactions entre les producteurs aléatoires, les consommateurs flexibles et la gestion de l'équilibre entre production et consommation. Cet équilibre reflète le rôle des gestionnaires de réseau qui doivent compenser les déséquilibres ou bien celui des responsables d'équilibre qui en paient finalement les surcoûts. Il s'agit alors de tirer profit des complémentarités entre ces acteurs. L'association entre un producteur renouvelable variable et une flotte de véhicules électriques est donc ici retenue comme *problème cadre* permettant de rassembler sous le même formalisme plusieurs situations distinctes et de traiter les enjeux majeurs liés à la gestion et au dimensionnement de tels systèmes. Une telle association est par la suite désignée sous le terme de *système collaboratif*. Nos travaux se focaliseront donc sur ce cas d'application. Toutefois le formalisme et les méthodes développées pourraient être directement adaptées à d'autres consommations, d'autant plus facilement que celles-ci ne présenteraient pas les caractéristiques de disponibilité aléatoire et de compromis entre les usages. Cette entité *ad hoc* d'une grande généralité a pour avantage de ne pas se limiter à un modèle économique particulier — et encore en cours d'élaboration. Des similarités et des synergies peuvent alors être identifiées entre les méthodes nécessaires pour traiter des situations jusqu'ici considérés comme différents.

Système collaboratif Le problème servant de support aux travaux présentés ici est schématisé figure 1.14. Une centrale photovoltaïque y est associée à une flotte de véhicules électriques. Cette association peut *a priori* être géographiquement dispersée et interconnectée via un réseau électrique. La centrale photovoltaïque a la possibilité de délester une partie de son productible. La puissance de recharge des véhicules est contrôlable et peut être inversée pour décharger les véhicules. Producteur et

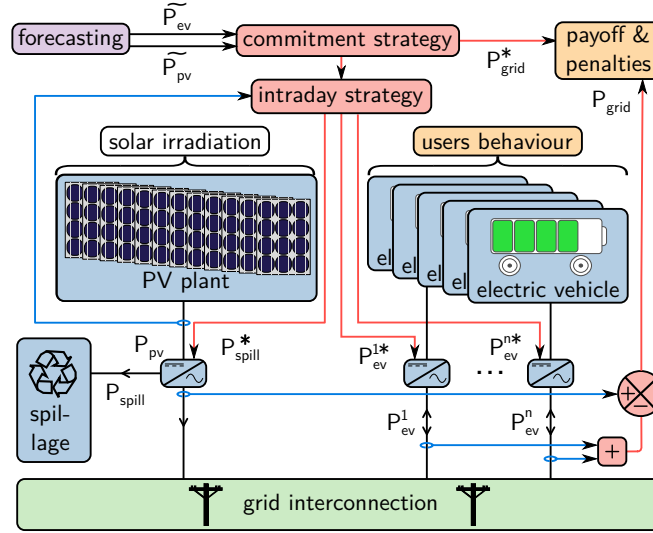


FIGURE 1.14 – Problème cadre considéré au cours des présents travaux : *système collaboratif* associant un producteur photovoltaïque et une flotte de véhicules devant respecter ensemble un engagement de production. Le cas d’application choisi est une centrale photovoltaïque et une flotte de véhicules électriques.

véhicules doivent respecter ensemble un engagement portant sur la différence des puissances produite et consommée, c’est-à-dire la puissance nette échangée avec le réseau. Des pénalités pourront être appliquées en cas de non respect de cet engagement. Ce dernier a été déterminé un jour à l’avance sur la base des prévisions disponibles pour la production photovoltaïque et les besoins d’énergie pour la mobilité. La gestion *intraday* de ce système doit s’adapter à la situation réelle du productible photovoltaïque et des véhicules disponibles. L’objectif de cette gestion est de déterminer à chaque instant les puissances de recharge optimales pour chacun des véhicules P_{ev}^i et pour le délestage de production P_{spill} .

Divers objectifs potentiellement antagonistes sont présents dans ce système, un coût étant associé à chacun d’eux :

- le délestage de productible C_{spill} ,
- l’écart à l’engagement de puissance C_{mis}
- le vieillissement de la i^e batterie C_{age}^i ,
- les pertes de la i^e batterie C_{loss}^i ,
- la restriction de la mobilité du i^e véhicule C_{mob}^i .

Le problème de la gestion optimale du système collaboratif peut donc être posé sous la forme suivante :

$$\min_{P_{ev}^i, P_{shed}} \mathbb{E}_w \left\{ \sum_{t=1}^T \left(C_{spill} + C_{mis} + \sum_{i=1}^{N_{ev}} (C_{age}^i + C_{loss}^i + C_{mob}^i) \right) \right\} \quad (1.1)$$

La présence d’un stockage implique un couplage temporel entre les décisions et oblige donc à considérer les décisions sur tout un horizon temporel. Il s’agit de minimiser un coût sur l’horizon T . Certains des coûts sont spécifiques à la situation de chacun des véhicules et impliquent donc une seconde sommation sur la flotte composée de N_{ev} véhicules. Par ailleurs seule l’espérance de ces coûts peut être minimisée. Le problème est en effet dépendant de plusieurs phénomènes stochastiques w , d’une part le productible photovoltaïque, d’autre part la disponibilité des véhicules.

Résoudre cette optimisation 1.1 soulève plusieurs difficultés. Il faut tout d’abord être en mesure de traiter l’hétérogénéité des fonctions objectif impliquées. Certaines peuvent être linéaires comme les

coûts du délestage, tandis que les pertes seront en première approximation convexes. La pénalisation des écarts à l'engagement de puissance échangée peut quant à elle provenir d'une réglementation imposant une fonction non continue. Les méthodes de résolution choisies devront donc avoir le plus grand domaine de validité possible. Par ailleurs, le problème est de grande dimension. Des décisions doivent en effet être prises pour chaque véhicule et plusieurs instants doivent être optimisés conjointement du fait de la nature dynamique du stockage. Enfin le problème est largement stochastique, du fait de la méconnaissance de la production photovoltaïque à venir et des déplacements des véhicules. La disponibilité aléatoire de ces véhicules peut même faire fluctuer de manière imprévue la dimension, les véhicules étant successivement disponibles ou absents.

L'introduction d'un profil d'engagement de production dans la gestion du système collaboratif permet de traiter de manière générique plusieurs situations différentes. Cet engagement peut résulter, de manière non exhaustive, d'une offre de marché, d'un engagement contraignant dans le cadre d'un réseau insulaire, ou bien d'une volonté d'autoconsommation — engagement nul. Il est aussi possible de considérer l'engagement comme une contrainte d'inégalité plutôt que d'égalité — cas de la section 4.3 — afin de traduire des contraintes de capacité limitée d'une installation. Le système collaboratif soumis à cette contrainte d'engagement emprunte aux concepts de centrale virtuelle et de responsable d'équilibre. Il est responsable de l'adéquation entre ce qu'il échange avec le réseau et ce à quoi il s'était engagé. Cette décentralisation de la responsabilité de l'équilibre se traduit donc par de moindres sollicitations des réserves de fonctionnement globales.

L'interconnexion entre la centrale photovoltaïque et les véhicules peut *a priori* être faite *via* le réseau électrique. Ceci s'inscrit dans le contexte de dérégulation des systèmes électriques décrit au cours de ce chapitre. Les contraintes de fonctionnement sont confiées aux gestionnaires du réseau afin que les opérateurs des marchés de l'énergie puissent le considérer de capacité infinie — excepté dans les cas où les flux de puissance physiques issus du *market clearing* sont irréalisables. Au cours des présents travaux, les contraintes opérationnelles de fonctionnement d'un réseau — telles que le réglage de tension ou de fréquence — ne seront pas prises en compte. La section 4.3 s'intéressera au cas d'une capacité limitée en un unique point du réseau. Le périmètre du système collaboratif étant entendu comme contractuel plutôt que géographique, la flotte de véhicules peut tout aussi bien être dispersée et éloignée de la centrale que concentrée dans son voisinage immédiat comme dans le cas des ombrières photovoltaïques sur des parkings.

L'échelle de temps choisie est celle à laquelle opèrent les marchés de l'énergie, pouvant agir jusqu'à des pas de temps de 15 min et anticipant généralement un jour à l'avance. Cependant le cadre réglementaire des marchés de l'énergie ne sera pas utilisé explicitement ici. En effet une des motivations de ces travaux est de développer les potentiels bénéfiques d'une association entre producteurs et consommateurs dans diverses situations réglementaires et différents modèles économiques. Le choix d'une échelle de temps intermédiaire entre la gestion en temps réel et la planification à long terme a pour but de garder à l'esprit les contraintes venues de ces deux facettes des systèmes électriques très éloignées mais interdépendantes. Afin de conserver toute la complexité du problème traité plutôt que de le simplifier à une de ses parties, les liens avec les échelles de temps plus courtes et plus longues seront mis en lumière par une démarche de co-optimisation. Le respect d'un engagement de puissance échangée permet tout d'abord de limiter les besoins en réserves de fonctionnement. Toutefois les mécanismes de régulation en eux mêmes et les études de stabilité associées ne sont pas inclus dans le cadre de ces travaux. Par ailleurs les simulations à long terme sur lesquelles sont basées les décisions de planification nécessitent de prendre en compte les possibilités offertes par la gestion à l'échelle journalière. Celles-ci peuvent prendre en compte les contraintes liées aux infrastructures existantes afin de ne pas les surdimensionner.

1.4.2 Difficultés, verrous scientifiques et organisation du manuscrit

Traiter le problème de la gestion et du dimensionnement d'un système collaboratif qui associe une centrale photovoltaïque et une flotte de véhicules électriques soulève de nombreux questionnements parmi ceux qui ont été évoqués au cours de ce chapitre. Les présents travaux se focaliseront sur les difficultés et verrous suivants.

Le problème est aléatoire La gestion d'une centrale virtuelle doit prendre en compte de nombreux éléments aléatoires. Dans le cas d'une association entre une centrale renouvelable et une flotte de véhicules électriques, plusieurs des données d'entrée sont sources d'incertitude : la production électrique, les besoins en énergie des véhicules et leur disponibilité. Cette dernière est dépendante des comportements de chacun des usagers. Plusieurs travaux ont étudié ces comportements d'un point de vue statistique afin de caractériser les déplacements et la disponibilité d'une flotte [42, 25, 197]. Ces descriptions statistiques seront utilisées afin d'anticiper la disponibilité et les besoins des véhicules. Néanmoins au delà d'une connaissance statistique globale, l'enjeu est de prendre en compte la situation de chacun des véhicules telle qu'elle se réalise afin de prendre une décision qui soit optimale dans cette situation donnée. Les méthodes d'optimisation développées par la suite seront donc adaptées à ce contexte de flotte aléatoire, où le nombre de véhicules disponibles à chaque instant peut varier, où les véhicules sont connectés à des bornes de recharge dans un état d'énergie non maîtrisé, *et cætera*.

La production d'électricité est également une entrée incertaine du problème de gestion d'un système collaboratif. Cette production d'électricité dépend des conditions météorologiques, qui font l'objet de nombreuses études [165, 62, 19]. Du point de vue de la gestion d'un système collaboratif qui cherche à honorer un engagement de production, la problématique essentielle n'est cependant pas la prévision de la production, puisqu'on peut supposer que cette prévision proviendra d'un service spécialisé de météorologie. L'enjeu est plutôt de piloter le stockage pour compenser les erreurs de prévision. Les efforts de caractérisation et de modélisation seront donc principalement portés sur cette grandeur. À notre connaissance, les travaux existants dédiés aux erreurs de prévision concernent principalement l'énergie éolienne [131]. Une modélisation originale et spécifique devra donc être développée pour les erreurs de prévision photovoltaïque.

Par ailleurs les éléments internes du système collaboratif peuvent également comporter des incertitudes. En effet le comportement des batteries électrochimiques embarquées dans les véhicules est particulièrement complexe et peut donner lieu à des modélisations très spécifiques et détaillées [81]. Du point de vue d'un gestionnaire de système collaboratif, la connaissance des caractéristiques et de l'état de la batterie d'un véhicule ne peut pas être considérée comme parfaite. Raffiner les modèles de batterie permettrait de réduire ces incertitudes, mais utiliser des modèles de plus en plus complexes pour chaque composant n'est pas compatible avec les problématiques de gestion d'un système de grande dimension. On préférera donc au cours des présents travaux considérer que les modèles utilisés pour les batteries de véhicules peuvent être partiellement stochastiques. L'impact de cette insuffisance de connaissances sur les décisions prises sera alors discuté. Le couplage entre les modèles utilisés et la décision du dimensionnement optimal sera également exploré dans le but de déterminer quel est le niveau de complexité adéquat qui doit être pris en compte pour que la décision finale soit de bonne qualité.

D'autre part dans un contexte de flotte de véhicules électriques où la gestion implique des échanges d'information, les questions de fiabilité de l'information et de ses échanges sont obligatoirement sous-jacentes.

Enfin les modèles économiques basés sur des collaborations entre producteurs et charges flexibles sont encore largement en développement ainsi que souligné au cours de ce chapitre. Plusieurs possibilités seront donc ici envisagées et discutées.

Le problème est multiple L'optimisation de la gestion et du dimensionnement d'un système collaboratif recouvre plusieurs questions fortement liées entre elles. De nombreux travaux peuvent être

rattachés à chacune de ces questions considérées indépendamment les unes des autres. On peut citer de manière non exhaustive :

- la gestion *intraday* des consignes de recharge et de délestage de productible [116, 147, 84, 50]
- la prévision de production un jour à l'avance [213, 125]
- le dimensionnement du système à long terme [219, 97, 67]

Cependant comme la résolution d'une de ces questions va impacter la suivante, il est primordial autant que faire se peut de considérer ces questions simultanément dans une démarche de co-optimisation [125, 120]. Au cours des travaux qui sont ici présentés, cet effort de co-optimisation a été successivement porté sur les couplages entre la gestion et le dimensionnement d'une flotte de véhicules [123, 124] et sur le couplage entre les modèles utilisés et le dimensionnement optimal [125].

Le problème est distribué Par nature, une flotte de véhicules électriques est éparse et formée de nombreux agents indépendants — de manière similaire aux productions renouvelables fortement décentralisées comme les installations photovoltaïques en toiture. Leur comportement global peut être modélisé de manière statistique ainsi que mentionné précédemment, mais la situation individuelle de chaque véhicule ne peut être prédite *a priori*. Optimiser la gestion d'un système collaboratif nécessite cependant de déterminer la puissance de recharge de chacun des véhicules à chaque pas de temps du problème. Les méthodes de résolution qui seront proposées devront donc être aptes à prendre en charge ces particularités.

La programmation dynamique — déterministe ou stochastique — est utilisée régulièrement pour déterminer des lois de gestion optimales de la recharge des véhicules électriques afin de réduire les pertes ou d'aider à respecter les plans de tension [38, 58]. C'est de plus un outil qui est largement mis en œuvre dans la gestion d'unités de stockage stationnaires [224, 95]. Bien qu'elle soit originellement restreinte à des problèmes de dimension limitée, plusieurs algorithmes ont proposé des approximations pertinentes pour l'étendre à des cas de dimension importante [159, 88]. Par ailleurs l'optimisation distribuée offre des méthodes de décomposition puissantes pour scinder les problèmes de grande dimension en un ensemble de sous-problèmes plus simples dont la résolution converge vers l'optimum du problème global. De telles méthodes ont été récemment utilisées pour la recharge de flottes de véhicules électriques [218]. Une méthode de résolution originale a été développée au cours des présents travaux en faisant appel à ces méthodes d'optimisation distribuée et de programmation dynamique. Celle-ci est adaptée à la gestion d'une flotte de véhicules et est suffisamment flexible pour être mise en œuvre dans plusieurs configurations de système collaboratif ainsi que cela sera illustré au cours du chapitre 4.

Le problème est multi-objectif Au sein d'un système collaboratif, une même batterie est utilisée pour de multiples usages. Elle doit en effet assurer la mobilité de l'utilisateur du véhicule — sa vocation première — mais est simultanément disponible pour rendre des services de flexibilité. Ces utilisations très différentes du même objet peuvent potentiellement entrer en concurrence et des arbitrages devront être faits entre elles. Un tel constat pousse à adopter une perspective multi-objectif au cours des résolutions qui seront présentées dans ce manuscrit.

De plus l'assentiment de l'utilisateur vis à vis de l'utilisation de son moyen de déplacement pour un service réseau est précieux, sans quoi il pourrait potentiellement refuser que la recharge de son véhicule soit pilotée par un tiers. Cependant cet assentiment est une grandeur extrêmement ténue, fortement subjective et variable d'un utilisateur à l'autre. L'hétérogénéité des comportements et des attitudes des usagers constitue une problématique naissante au sein des travaux consacrés au *Demand Response Management* [71]. À l'aide des méthodes d'optimisation de la recharge d'une flotte qui ont été mentionnées au paragraphe précédent, les présents travaux donnent à chaque utilisateur la liberté de déclarer ses préférences quant à la flexibilité de son véhicule pour chaque recharge. Les stratégies de gestion développées sont d'une part à même de prendre en compte ces préférences, mais également de quantifier

les apports de chaque véhicule au système collaboratif et donc d'identifier les véhicules qui apportent de la flexibilité.

Organisation du manuscrit Les travaux présentés dans le cadre de cette thèse sont largement fondés sur des données issues d'une collaboration avec la société Langa Solar — données de production d'une centrale photovoltaïque — et avec Météo France — données météorologiques réalisées et de prévision¹². Afin de présenter les contributions aux différents verrous qui ont été identifiés, le présent manuscrit est organisé de la manière suivante.

- Le chapitre 2 présentera les différents modèles qui ont dû être élaborés pour caractériser les phénomènes, aléatoires ou non, présents dans le système collaboratif. La description de l'erreur de prévision d'irradiance, les déplacements des véhicules, le comportement de la centrale photovoltaïque et la modélisation des batteries Lithium-Ion — comportement dynamique et vieillissement — seront donc abordés.
- Le chapitre 3 se focalisera quant à lui sur la gestion d'un stockage stationnaire associé à une centrale photovoltaïque — *problème 1*. Cette étape préalable à la gestion d'un stockage distribué permettra d'une part d'introduire les premiers éléments de résolution du problème — programmation dynamique stochastique. D'autre part elle permettra de discuter de l'impact des modèles utilisés pour le stockage et l'erreur de prévision.
- Le chapitre 4 prolongera tout d'abord les méthodes de gestion optimale présentées au chapitre précédent au cas d'une flotte considérée comme une batterie équivalente agrégée — *problème 2*. La solution obtenue doit ensuite être répartie sur les puissances de recharge de chacun des véhicules de la flotte — *problème 3*. Ceci sera réalisé en combinant l'*Alternating Direction Method of Multipliers* et la programmation dynamique. La robustesse de cette résolution vis à vis d'un échange d'information limité sera étudiée. Enfin le dimensionnement optimal d'une flotte de véhicules associée à une centrale renouvelable sera traité selon une approche de co-optimisation dimensionnement-gestion.

Bilan du chapitre

Au cours de ce premier chapitre, les défis liés à la généralisation simultanée de sources renouvelables variables et de consommations d'électricité flexibles ont été décrits. Les complémentarités potentielles entre ces deux types d'agents ont été soulignées. Afin d'étudier ces complémentarités et les problèmes qui doivent être résolus pour les transformer en réalités, un problème générique de gestion et de dimensionnement a été défini dans le cadre d'un *système collaboratif*. Ce système consiste en l'association d'une centrale photovoltaïque et d'une flotte de véhicules électriques devant respecter un engagement commun de puissance échangée avec le réseau. Il doit être considéré comme un support cristallisant beaucoup des questions posées par la transition énergétique et qui peut être librement adapté à d'autres sources variables ou d'autres charges flexibles.

12. voir Annexe A

Chapitre 2

Modélisations

Nous sommes une matière qui épouse la forme du premier monde venu.

Robert Musil, *L'homme sans qualité*

Nous ne raisonnons que sur des modèles.

Paul Valéry

Sommaire

2.1 Centrale photovoltaïque	45
2.1.1 Modélisation physique des panneaux photovoltaïques	45
2.1.2 Déplacement géographique de la prévision d'irradiance	49
2.2 Prévision et erreur de prévision de l'irradiance	50
2.2.1 État de l'art de la prévision statistique de l'irradiance	50
2.2.2 Cahier des charges de la modélisation et description des données utilisées	53
2.2.3 Identification de trajectoires types	56
2.2.4 Prévision du type de trajectoire	59
2.2.5 Modèle de Markov caché	59
2.2.6 Markov Switching Auto Regressive	63
2.3 Batteries des véhicules électriques	65
2.3.1 Cahier des charges d'une modélisation des batteries	66
2.3.2 Comportement dynamique	66
2.3.3 Modélisation du vieillissement	70
2.4 Disponibilité des véhicules électriques	74
2.4.1 Générateur de scénarii de mobilité	75
2.4.2 Modélisation d'une flotte de véhicules	76

Afin de traiter les enjeux qui ont été identifiés au cours du chapitre 1, plusieurs éléments de modélisation sont préalablement nécessaires. En effet, l'optimisation de la gestion et du dimensionnement d'un stockage associé à une centrale renouvelable, qu'il soit centralisé – chapitre 3 – ou bien sous la forme d'une flotte de véhicules – chapitre 4 – requiert obligatoirement des modèles de connaissance sur les sous-problèmes suivants.

Le comportement de la centrale renouvelable variable permet de relier la production électrique aux différentes grandeurs météorologiques de son environnement. Dans le cas d'une installation

photovoltaïque, son étude peut s'appuyer sur la modélisation physique des semi-conducteurs, mais nécessite d'être confrontée aux mesures réalisées *in situ* — section 2.1.

Les erreurs de prévision météorologiques sont inhérentes à toute prévision. Dans le contexte d'un système collaboratif, ces erreurs se traduisent par des écarts entre engagement de production et puissance réellement produite. Caractériser leur fiabilité et leurs structures temporelles — section 2.2 — devient une étape obligée dans le but de les compenser au mieux.

Le vieillissement des accumulateurs électrochimiques sera affecté par leur utilisation pour des services réseau. Afin d'en faire une utilisation pertinente, il est donc nécessaire d'évaluer si les services rendus ne s'avèrent pas contre productifs en hypothéquant la durée de vie — section 2.3.

Le comportement des utilisateurs de véhicules détermine la disponibilité des batteries ainsi que les instants où la recharge doit être effectuée. L'anticipation de leurs besoins et de leurs habitudes est donc une obligation pour atteindre une collaboration fructueuse entre énergies renouvelables et flottes de véhicules électriques — section 2.4.

Bien que ces modélisations concernent des objets très divers, leur contexte d'utilisation conduira à la permanence de certaines caractéristiques.

- Les **modélisations temporelles** seront systématiquement préférées à une approche fréquentielle. En effet les phénomènes abordés — comportement des batteries, comportement des usagers, *et cætera* — ne sont pas nécessairement linéaires et présentent des saturations. De plus l'instant d'apparition d'un événement — tel que l'arrivée d'un véhicule — joue ici un rôle primordial qu'une modélisation fréquentielle ne permettrait pas de prendre en compte.
- Le **temps discret** est omniprésent au sein des mécanismes des marchés de l'énergie où les offres concernent des puissances constantes sur des créneaux horaires. Ce formalisme influence donc fortement la gestion des systèmes à des échelles de temps de l'ordre de la minute ou de l'heure, bien que la gestion en temps réel proprement dite nécessite une modélisation en temps continu. Les pas de temps qui seront considérés dans ces travaux s'échelonnent donc entre 10 min et 1 h. Par ailleurs un tel formalisme en temps discret se prête mieux à l'optimisation numérique de processus que le temps continu.
- Des **composantes aléatoires** apparaissent de diverses manières dans chacun des processus qui seront ici abordés. Les modèles qui seront élaborés dans cette partie devront donc prendre en compte ces composantes et les caractériser aussi bien que possible. Ceci permettra de prendre les décisions optimales dans un contexte incertain.
- L'exécution en temps réel¹ de la gestion d'un système collaboratif impose que les décisions soient prises sur la base des seules informations disponibles à l'instant courant. En particulier le recours à des informations futures est à éviter absolument. Tous les modèles mis en place devront donc être des **modèles dynamiques**, *i.e.* capables de fournir à tout instant les valeurs des fonctions coût. Faute de quoi, les décisions concernant la gestion de l'énergie — stockage, déstockage, délestage de production, *et cætera* — ne pourraient être prises.
- Raffiner une modélisation peut pousser à augmenter le nombre de paramètres à prendre en compte. Ce faisant, l'utilisation des modèles obtenus devient de plus en plus exigeante car nécessite de connaître de nombreuses entrées. Cependant le contexte d'optimisation en grande dimension et sur un long horizon temporel oblige à suivre un **principe de parcimonie**. Ceci se relie à la *malédiction de la dimension* selon le vocabulaire de la programmation dynamique qui sera utilisée au cours des chapitres 3 et 4. Les modèles développés chercheront donc à être le plus fidèle possible tout en limitant les informations qui leurs sont nécessaires. Dans ce but plusieurs modèles d'un même phénomène

1. Bien que les présents travaux ne donnent pas lieu à une mise en œuvre expérimentale dans l'immédiat, tous les développements y sont menés en ayant à l'esprit les contraintes de disponibilité de l'information et de temps de calcul afin de rendre la démarche complètement applicable en situation réelle.

seront régulièrement proposés au cours de ce chapitre 2, à des niveaux de complexité variable. Les chapitres suivants 3 et 4 compareront leurs conséquences sur les décisions de gestion et de dimensionnement. Le contexte intrinsèquement multi-objectif d'un système collaboratif impose de réaliser des comparaisons entre plusieurs fonctions coût. Il s'y avère donc peu pertinent de maintenir une modélisation fine sur un objectif dont le poids s'avère secondaire. La discussion du niveau de complexité adéquat pour les fonctions coût — qui aura principalement lieu aux chapitres 3 et 4 — devra donc prendre en compte les importances relatives de ces objectifs.

2.1 Centrale photovoltaïque

La puissance produite par la centrale photovoltaïque est sujette à de fortes fluctuations — prévues ou imprévues — qu'il est ici envisagé de compenser au sein d'un système collaboratif. Cependant la puissance produite par la centrale dépend directement de grandeurs météorologiques ainsi que des caractéristiques propres de la centrale. Établir des prévisions sur la puissance produite par la centrale requiert donc d'être en mesure de déduire une prévision de puissance à partir des prévisions de conditions météorologiques.

2.1.1 Modélisation physique des panneaux photovoltaïques

Remarque : Grandeurs utilisées pour décrire l'ensoleillement

Plusieurs grandeurs sont utilisées pour décrire le rayonnement solaire reçu. Certaines sont héritées de la tradition météorologique, d'autres ont été adaptées à une utilisation directe dans le domaine de l'énergie photovoltaïque, notamment par l'évolution des unités utilisées.

- L'ensoleillement ou insolation désigne l'énergie reçue par une surface au cours d'une période. Elle s'exprime en MJ/m² ou bien en Wh/m² dans le cas des applications photovoltaïques. Elle permet notamment de caractériser le rayonnement annuel reçu par un site et donc l'énergie productible d'une centrale photovoltaïque.
- L'irradiance désigne quant à elle la puissance surfacique reçue. Elle s'exprime en W/m².
- La durée d'ensoleillement évalue le temps annuel pendant lequel des ombres portées sont engendrées. Elle s'exprime en heures par an.
- La fraction d'insolation désigne le rapport entre la durée d'insolation — durée pendant laquelle l'éclairement direct reçu par une surface est supérieur à 120 W/m² — et la durée maximale possible qui dépend uniquement des coordonnées géographiques.

Les grandeurs telles que l'insolation ou l'irradiance peuvent aussi bien être utilisées pour caractériser le rayonnement à une certaine longueur d'onde — puissance spectrale en W/m²/μm par exemple — ou de manière globale, sur l'ensemble du spectre solaire. Au cours de ces travaux, l'irradiance sera la principale grandeur manipulée et sera donc exprimée en W/m².

La puissance produite par un panneau photovoltaïque dépend principalement de l'irradiance I_{sol} qu'il reçoit, mais également dans une moindre mesure de la température du panneau θ_{pv} . Le courant circulant dans une unique cellule est caractérisé par l'équation suivante :

$$i_{pv} = \alpha \cdot I_{sol} - i_0 \cdot (e^{\frac{qV_{pv}}{k\theta_{pv}}} - 1) \quad (2.1)$$

avec q la charge élémentaire, k la constante de Boltzman, θ_{pv} la température du panneau (en Kelvin), V_{pv} la tension aux bornes de la cellule. Cette équation définit ainsi le lieu des points de fonctionnement

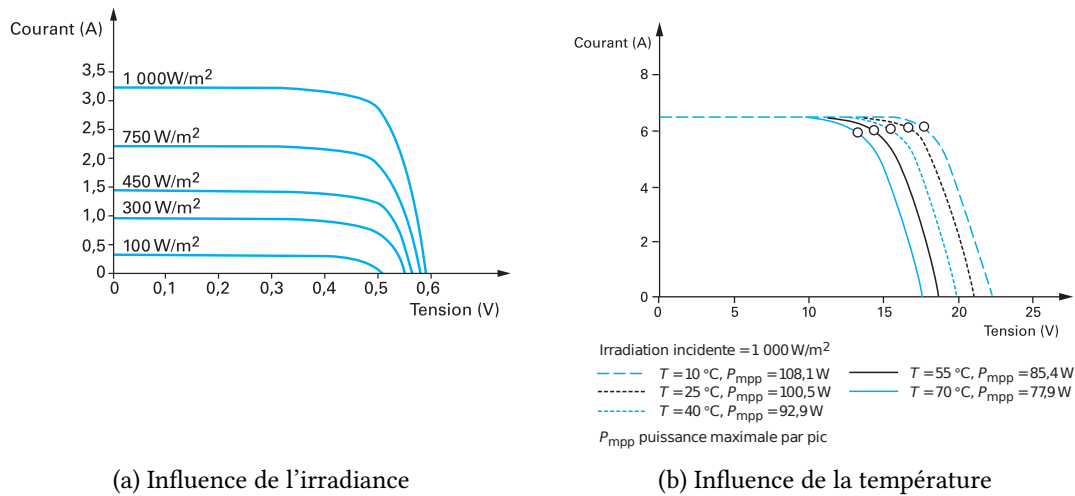


FIGURE 2.1 – Exemple de caractéristiques d’une cellule photovoltaïque en fonction de l’irradiance et de la température [196]

possibles, ainsi que représenté figure 2.1. Le convertisseur qui est associé au panneau fixe la tension imposée aux bornes de l’assemblage de cellules et est contrôlé en temps normal afin de placer le point de fonctionnement au point de puissance maximum – MPPT maximum power point tracking.

Ce point de puissance maximum est en permanence recherché à l’aide d’un algorithme itératif. En effet bien que l’expression de la puissance maximum puisse être déduite de l’équation 2.1 en faisant appel à des fonctions de Lambert et à une mesure de l’irradiance, l’hétérogénéité des conditions de toutes les cellules à l’échelle d’une installation diminue son intérêt par rapport à une recherche heuristique en cours de fonctionnement.

Rayonnements direct et diffus Un panneau photovoltaïque sans concentrateur optique exploite tout le rayonnement qui lui parvient. Ce rayonnement incident est constitué de deux composantes : le rayonnement direct et le rayonnement diffus. Le rayonnement direct parvient du soleil sans avoir été dévié. Il peut donc être relativement bien déduit à partir d’une modélisation de l’absorption dans l’atmosphère et d’un modèle géométrique prenant en compte les coordonnées géographiques, le jour de l’année et l’heure – désigné comme *modèle ciel clair* [22]. Le rayonnement diffus quant à lui subit une ou plusieurs réflexions au cours de son trajet entre le soleil et le panneau photovoltaïque. Il peut s’agir d’une réflexion sur un mur ou le sol, ou bien des réflexions multiples sur les gouttelettes d’eau formant un nuage. Cette composante diffuse du rayonnement ne peut pas être traduite par une modélisation analytique sans une bonne connaissance de l’environnement de la centrale photovoltaïque. Par ailleurs, l’inclinaison des panneaux doit être prise en compte car elle modifie les deux composantes du rayonnement incident².

Identification d’un modèle L’identification directe d’un modèle décrivant la production photovoltaïque sur la base des grandeurs telles que l’irradiance solaire et la température permet de pallier les différentes limites d’une modélisation analytique du panneau photovoltaïque et du rayonnement qu’il reçoit. Dans ce but, nous nous baserons ici sur les données issues de la centrale de Castifao – Corse,

2. La présence de ces deux composantes du rayonnement est une des raisons qui rendent délicat le passage d’une prévision de conditions météorologiques à une prévision de production photovoltaïque. En particulier, elle impliquerait de distinguer deux modélisations des erreurs de prévision, celle faite sur les conditions météorologiques et celle faite sur la production photovoltaïque. Cette distinction ne sera cependant pas considérée au cours des présents travaux.

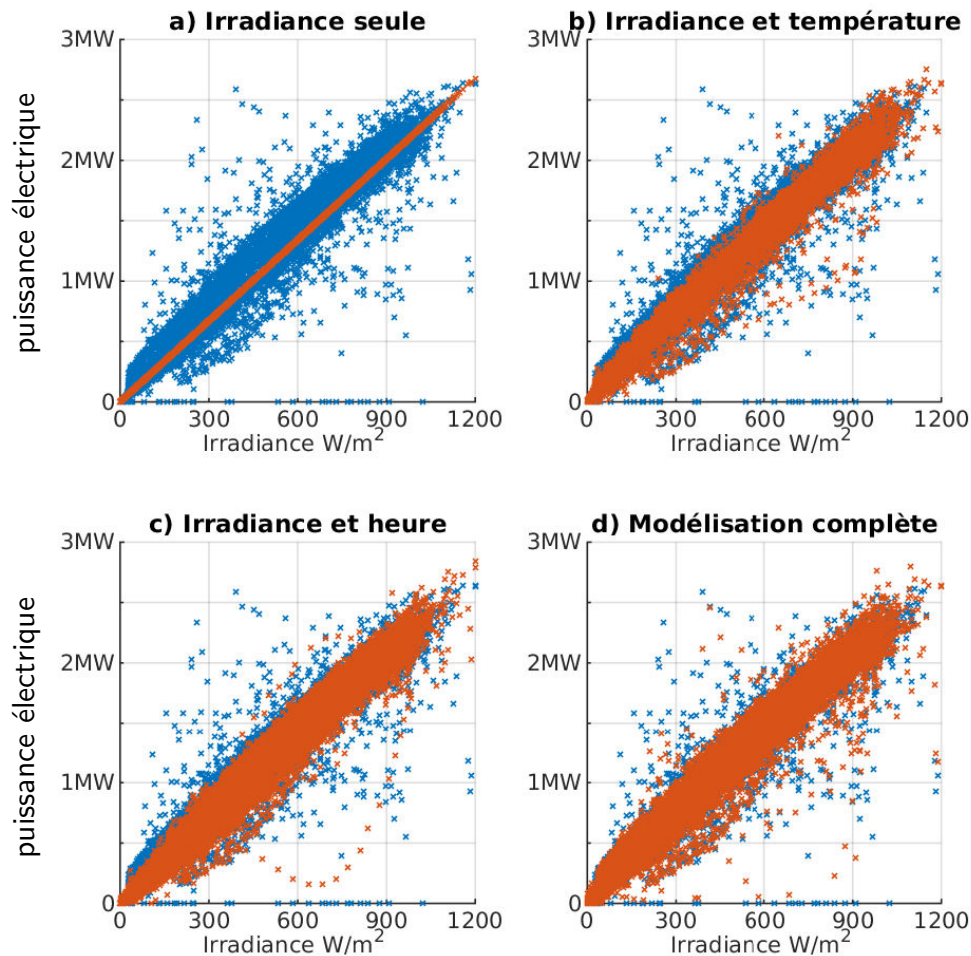


FIGURE 2.2 – Différentes modélisations – en rouge – pour la production photovoltaïque prenant en compte l’irradiance seule, l’irradiance et la température, l’irradiance et l’heure de la journée ou bien tous ces paramètres réunis. Les points en bleu représentent des points de mesures sur lesquels le modèle est identifié et proviennent d’une centrale de 2.64 MW en Corse. Un incident de production explique les quelques points de puissance nulle visibles en bas de chaque figure.

France – de puissance crête 2.64 MW³. La production électrique, l’irradiance – W/m² – dans le plan horizontal et la température des panneaux y ont été mesurées entre mai 2012 et septembre 2014. Dans le but d’évaluer la complexité d’un modèle en regard de sa précision, plusieurs modélisations ont été définies au cours de ces travaux [211] et leurs résultats sont présentés figure 2.2. Les mesures qui ont été relevées sur la centrale y apparaissent en bleu dans le plan irradiance-production.

- La modélisation la plus simple qui peut tout d’abord être réalisée est uniquement basée sur l’**irradiance**. Celle-ci influe linéairement sur le courant produit selon l’équation 2.1. La figure 2.2 a) illustre donc ce modèle linéaire dont le coefficient directeur est de 2.23 kW/W/m². Ceci permet de capturer simplement la principale caractéristique de la centrale, l’erreur moyenne commise étant alors de 6% de la puissance crête.

3. Les données de production de cette centrale ont été fournies par la société Langa Solar, qui est un des partenaires des présents travaux. Voir Annexe A pour une description du jeu de données utilisé.

Remarque : La puissance crête de la centrale est mesurée sous des conditions standard indiquant la température des panneaux — 25 °C — l'éclairage tant en inclinaison, qu'en puissance et en répartition spectrale — normal aux panneaux, de puissance 1000 W/m² et de répartition spectrale AM1.5. Celle-ci donne donc une évaluation très optimiste de la puissance qui pourrait être produite, ces conditions standard n'ayant que peu de chance d'être rencontrées en utilisation réelle. Le coefficient de régression qui est ici obtenu est inférieur de 15% à la puissance crête.

- Le modèle précédent basé sur l'irradiance seule ne peut pas rendre compte complètement du comportement d'une grande installation. L'équation 2.1 indique que la **température** de la cellule intervient en diminuant la puissance disponible de manière exponentielle. Cette température interne au panneau n'est cependant pas accessible dans le jeu de données utilisé ainsi que dans la plupart des cas de centrales photovoltaïques. Elle doit être déduite de la température ambiante. Une première piste serait de mettre en place un modèle thermique rendant compte de l'échauffement du panneau. Cependant ceci nécessiterait de disposer des échanges thermiques notamment par convection, et donc de grandeurs supplémentaires telles que la vitesse de l'écoulement de l'air sur le panneau. Une régression linéaire multiple est ici préférée afin d'évaluer l'impact de la température ambiante θ_{pv}^{amb} sous la forme :

$$P_{pv} = a_{pv} \cdot (1 - b_{pv} \cdot \theta_{pv}^{amb}) \cdot I_{sol} \quad (2.2)$$

La figure 2.2 b) permet alors de constater qu'une partie de la dispersion des points de mesure est fidèlement capturée, grâce à un coefficient $b = 0.5\%/^{\circ}\text{C}$. L'erreur commise descend alors à 5% de la puissance crête en moyenne. Néanmoins l'utilisation d'un tel modèle repose sur la connaissance de la température ambiante qui doit être soit mesurée soit reconstruite par un modèle météorologique.

- Par ailleurs le modèle de l'équation 2.1 fait appel à l'irradiance reçue par le panneau. Ici encore il s'agit d'une grandeur qui ne peut être que partiellement mesurée en situation réelle. Elle dépend non seulement du rayonnement direct, mais également du rayonnement diffus qui est fonction de l'environnement et de l'inclinaison des panneaux. Or compte tenu des contraintes topologiques du terrain accueillant la centrale, l'inclinaison des panneaux, et même leur orientation, ne sont pas homogènes. Ici, sa seule grandeur accessible est l'irradiance dans le plan horizontal qui peut aisément être mesurée. Afin de continuer à enrichir la modélisation de la puissance produite par la centrale, le passage entre le rayonnement dans un plan horizontal et celui dans un plan incliné est pris en compte par l'ajout dans la régression multiple de composantes harmoniques dépendant de l'heure de la journée t .

$$P_{pv} = a_{pv} \cdot \left(a_{24} \cdot \sin \frac{\pi t}{24} + b_{24} \cdot \cos \frac{\pi t}{24} + a_{12} \cdot \sin \frac{\pi t}{12} + b_{12} \cdot \cos \frac{\pi t}{12} \right) \cdot I_{sol} \quad (2.3)$$

La figure 2.2 c) représente les résultats de la régression obtenue. L'erreur commise est alors de 4% de la puissance crête lorsque seules l'irradiance et l'heure de la journée sont prises en compte. Lorsque la température est ajoutée à ces deux éléments, les résultats de la régression multiple sont illustrés figure 2.2 d). L'erreur de modélisation tombe alors à 2% de la puissance crête.

Remarque : La modélisation de la centrale photovoltaïque développée ici permet d'estimer la production électrique en fonction des grandeurs météorologiques et de l'heure de la journée. En dehors du champ des présents travaux, ce type de modèle peut être utilisé pour contrôler le bon fonctionnement de la centrale en temps réel [220]. La production mesurée est alors comparée à l'estimation, de fortes disparités entre ces deux valeurs traduisant probablement une défaillance.

Les effets conjoints de la température et de l'inclinaison des panneaux permettent donc de significativement améliorer la modélisation de la puissance produite par une centrale photovoltaïque. Néanmoins l'irradiance demeure le principal facteur impactant le fonctionnement de la centrale. La modélisation de la centrale étant ici tournée vers la prévision de sa production, la suite des travaux ici présentés sera donc focalisée uniquement sur la prévision d'irradiance.

2.1.2 Déplacement géographique de la prévision d'irradiance

La modélisation de la centrale photovoltaïque qui vient d'être présentée a pour principale utilisation de transformer la prévision de conditions météorologiques en une prévision de production électrique. Cependant les prévisions météorologiques ne sont *a priori* disponibles que sur les points de grille où elles ont été calculées — dans notre cas, par le modèle *AROME* de Météo France. Les grandeurs météorologiques établies sur ces points de grille doivent donc tout d'abord être *transportées* jusqu'au lieu de la centrale. La taille d'une maille géographique étant de 1.3 km dans le modèle *AROME*, ce lieu peut être comparé à plusieurs points de grille suffisamment proches. La centrale photovoltaïque utilisée ici comme exemple étant située dans une zone montagneuse, étudier la robustesse géographique de la prévision semble nécessaire afin d'utiliser correctement les données fournies aux points de grille.

Les deux points de grille les plus proches sont ici utilisés afin de construire une prévision d'irradiance pour le lieu de la centrale situé entre ces deux points. Il s'agit donc de réaliser une interpolation géographique. La prévision obtenue est ensuite comparée à la puissance produite et mesurée. Une erreur de prévision minimale est ici irréductible puisqu'elle serait présente même sans ce déplacement géographique. Plusieurs méthodes d'interpolation sont comparées. Les interpolations d'ordre 0 — plus proche voisin — d'ordre 1 — linéaire — et par des splines cubiques sont mises en œuvre. Les écarts moyens sont indiqués dans le tableau 2.1. La complexité des effets géographiques et de relief est alors mise en lumière puisque la qualité de la prévision ne s'accroît pas mécaniquement avec la complexité de la méthode d'interpolation. En effet la méthode la plus simple — plus proche voisin — offre les meilleurs résultats parmi ces techniques d'interpolation. Ceci peut s'expliquer par la complexité des effets de relief dans des zones montagneuses comme c'est le cas ici. Les développements suivants seront donc réalisés en utilisant les prévisions établies au point de grille ayant les caractéristiques les plus proches de celles de la centrale.

erreur de prévision ε	plus proche	linéaire	spline	ANN
$\langle \varepsilon_{PV} \rangle$	12	12	12	30
$\sigma(\varepsilon_{PV})$	98	146	98	55

TABLE 2.1 – Écarts ε_{PV} — W/m^2 — entre l'irradiance mesurée au niveau de la centrale photovoltaïque et celle qui peut être déduite des points de grille les plus proches à l'aide de différentes interpolations et de réseaux de neurones artificiels — ANN. La valeur moyenne des écarts absolus et leur écart type sont indiqués.

Réseaux de neurones et prévision photovoltaïque Les mécanismes en œuvre, lorsqu'il s'agit de prévoir l'irradiance ou bien de la déplacer du point de prévision vers un site d'intérêt, sont d'une complexité telle qu'une modélisation analytique, quand bien même elle serait identifiée sur un échantillon de données, ne semble pas de nature à pouvoir capturer leurs motifs [211]. C'est pourquoi une comparaison avec les réseaux de neurones est ici réalisée. Un réseau est donc construit afin d'établir la meilleure prévision pour le site de la centrale photovoltaïque sur la base des prévisions accessibles aux points de grille proches. Ce réseau a la possibilité d'apprendre à compenser deux phénomènes distincts : l'erreur de prévision en elle-même d'une part — de nombreux travaux se focalisant sur cette problématique à l'aide de réseaux de neurones [228, 35, 138] — et les effets géographiques locaux d'autre part.

L'écart constaté entre la prévision établie par ce réseau et la mesure est indiqué au sein du tableau 2.1. Les améliorations apportées par les réseaux de neurones sont notables, principalement par la réduction des plus grands écarts entre les prévisions et la mesure. Les situations qui sont potentiellement incohérentes du fait des effets locaux sont donc détectées et corrigées. Cependant un compromis apparaît entre la minimisation des erreurs absolues et celui de leur écart type. En effet le critère utilisé lors de l'entraînement du réseau de neurones a beau permettre de limiter l'écart type des erreurs de prévision, l'erreur absolue moyenne qui est alors obtenue est supérieure à une interpolation.

Les études présentées au cours de cette section auront permis de s'assurer de la qualité des données mesurées sur la centrale photovoltaïque et de la pertinence des prévisions utilisées. Les questions relatives aux liens entre l'irradiance, sa prévision et la production de la centrale photovoltaïque constituent un champ très vaste qui sort largement du cadre des présents travaux.

Conclusion : modélisation de la centrale photovoltaïque La production électrique d'une centrale photovoltaïque a été reliée à l'irradiance solaire ainsi qu'à d'autres grandeurs telles que la température ou l'heure de la journée, *via* l'identification de plusieurs modèles de complexité croissante. L'utilisation de ces modélisations pour la prévision de production se base sur des données disponibles à un point de grille d'un modèle *NWP*. Le déplacement de la prévision, du point de grille vers le site de la centrale, a été étudié à l'aide d'interpolations et de réseaux de neurones artificiels.

2.2 Prévision et erreur de prévision de l'irradiance

Établir une prévision de production électrique nécessite de disposer de prévisions de conditions météorologiques. Ces prévisions sont originellement établies au point de grille d'un modèle numérique — tel que le modèle *ARÔME* de Météo France⁴ — puis peuvent être déplacées jusqu'au point d'intérêt, celui où la centrale photovoltaïque se situe. Cependant, ainsi que nous l'avons mentionné dans le chapitre 1, toute prévision est par nature sujette à une erreur de prévision. Dans un contexte de systèmes électriques, une des vocations d'un stockage d'énergie est de compenser ces erreurs afin par exemple de mieux garantir les engagements de production — dans le cas de l'objectif fixé au cours des présents travaux pour le système collaboratif. Les travaux présentés au cours de la présente section seront donc focalisés sur la **modélisation de l'erreur de prévision**, de nombreux autres travaux étant par ailleurs consacrés à la prévision de la production photovoltaïque [62]. Ceci correspond à la situation de gestionnaires de centrales renouvelables qui s'abonnent à des flux de prévision auprès de services spécialisés, puis cherchent à caractériser et utiliser au mieux la prévision qui leur est ainsi fournie. Les flux de prévision peuvent provenir directement des prévisionnistes météorologiques — les prévisions sont alors en W/m^2 pour l'irradiance, en m/s pour la vitesse de vent, *et cætera* — ou bien déjà avoir été converties en puissance électrique à l'aide d'une modélisation de l'installation — voir section 2.1.

Cette section commencera par aborder succinctement quelques outils majeurs utilisés actuellement pour la prévision d'irradiance et dont la transposition à l'étude de l'erreur de prévision sera discutée. Ensuite les attentes auxquelles doit répondre une modélisation de l'erreur ainsi que les données sur lesquelles seront basés les développements suivants seront présentées. Par la suite, la pertinence ainsi que les limites d'une approche par type de trajectoire sera discutée et comparée à une approche classique de type série temporelle. Enfin un formalisme de chaîne de Markov caché sera mis en place et analysé.

2.2.1 État de l'art de la prévision statistique de l'irradiance

Ainsi que cela a été mentionné dans le chapitre 1, la prévision d'irradiance solaire, principale grandeur météorologique déterminant la production d'une centrale photovoltaïque, fait l'objet de plusieurs

4. Les mesures et les prévisions d'irradiance aux niveaux de plusieurs points de grille sont ici issues du modèle *ARÔME* de Météo France, qui est un des partenaires des présents travaux. Voir Annexe A pour une description du jeu de données utilisé.

démarches complémentaires. Les modèles globaux utilisés par les météorologues — tel que le modèle *AROME* de Météo France — reposent sur la résolution des équations décrivant l'écoulement des masses d'air sur un quadrillage horizontal et vertical de l'atmosphère [191]. Ceux-ci présentent les meilleures performances sur les horizons temporels supérieurs à une journée et fournissent une information sur une vaste zone géographique. Par ailleurs, les méthodes de prédiction à très court terme reposent sur l'exploitation d'images, provenant aussi bien de satellites que de cameras *fish-eye* observant le ciel au niveau d'une centrale. Entre ces deux horizons temporels extrêmes, de nombreuses méthodes d'apprentissage statistique ont été utilisées afin de trouver des compromis entre l'adaptation aux spécificités d'un site particulier et un horizon temporel le plus large possible. L'irradiance est une grandeur qui soulève plusieurs difficultés dans sa modélisation et sa prédiction, du fait de ses multiples saisonnalités — annuelle et journalière — des différents comportements qu'elle peut suivre — journée de beau temps ou de temps couvert — ainsi que de ses fluctuations rapides. Cette section résume les principaux outils utilisés au sein de ces modélisations de l'irradiance afin d'étayer leur transposition à l'erreur de prédiction qui sera présentée par la suite.

Le modèle ciel clair permet de décrire l'irradiance arrivant au sommet de l'atmosphère [22]. Il fournit donc une estimation de ce qui pourrait être capté en l'absence de toute absorption atmosphérique. Il repose uniquement sur une déduction géométrique utilisant le jour de l'année, l'heure de la journée et les coordonnées géographiques du site d'intérêt. En plus de fournir simplement une première estimation de l'irradiance disponible, ce modèle peut être utilisé comme base d'autres modélisations. En effet, le modèle ciel clair définissant l'irradiance maximale qui pourrait être captée en l'absence d'atmosphère, il est possible de définir la composante perdue de l'irradiance, comprise entre 0 et 100%. L'utilisation de la composante perdue plutôt que celle de l'irradiance permet d'éliminer les saisonnalités les plus simples. Néanmoins les phénomènes météorologiques présentant également une saisonnalité — beau temps en été, mauvais temps en hiver — l'utilisation d'un modèle ciel clair n'est pas suffisante pour rendre l'irradiance stationnaire, c'est-à-dire indépendante du temps. Il s'agit donc le plus souvent d'une étape préliminaire à une autre modélisation [8, 101].

Les séries temporelles offrent un vaste cadre théorique et des outils puissants pour traiter les processus variant dans le temps [28]. Les modèles de type *ARMA* — *Auto Regressive Moving Average* et leurs dérivés définissent ainsi une famille de processus qui peuvent être décrits par une équation du type :

$$\begin{aligned} X(k) - \Phi_1 \cdot X(k-1) - \dots - \Phi_p \cdot X(k-p) = \\ \varepsilon(k) + \theta_1 \cdot \varepsilon(k-1) + \dots + \theta_q \cdot \varepsilon(k-q) \end{aligned} \quad (2.4)$$

où $\varepsilon(k)$ est une séquence de variables aléatoires d'espérance nulle, indépendantes et identiquement distribuées. Les polynômes $\Phi(z) = 1 - \Phi_1 \cdot z - \dots - \Phi_p \cdot z^p$ et $\theta(z) = 1 + \theta_1 \cdot z + \dots + \theta_q \cdot z^q$ sont à coefficients réels et n'admettent pas de racine commune. De plus, leurs racines doivent être de norme strictement supérieure à 1, afin de garantir l'unicité et la stationnarité du processus défini par 2.4. Du point de vue du traitement du signal, ce type de définition correspond à un filtrage d'un bruit blanc par un filtre à réponse impulsionnelle infinie (IIR) — composante AR — voire finie (FIR) si seule la composante MA est considérée.

L'identification d'un modèle de type *ARMA* consiste à déterminer les ordres appropriés pour les polynômes Φ et θ ainsi que les valeurs de leurs coefficients. Les critères d'information permettent de déterminer le nombre de paramètres qui offre le meilleur compromis entre la performance de la modélisation et sa complexité. Les critères d'information d'Akaike *AIC* et bayésien *BIC* sont les plus répandus et sont définis par :

$$AIC = -2\log(L) + 2k \quad (2.5)$$

$$BIC = -2\log(L) + k \cdot \log(N) \quad (2.6)$$

où L désigne la vraisemblance du modèle⁵, k le nombre de paramètres, et N le nombre d'observations. Ces deux critères sont orientés négativement, on préférera donc un score le plus faible possible. Ce type de modélisation propose une généralité extrêmement séduisante puisqu'ils peuvent être adaptés — avec plus ou moins de pertinence — sur toutes les séries temporelles et qu'ils peuvent être étendus à des cas particuliers tels que des non stationnarités — *ARIMA* pour *Integrated* — ou l'apparition de phénomènes périodiques — *SARIMA* pour *Seasonality*. Ils interviennent donc régulièrement pour modéliser non seulement l'irradiance mais également d'autres grandeurs météorologiques [139, 75, 222]. Néanmoins leurs limites apparaissent lorsqu'un phénomène peut réagir de façon très différente au cours du temps. Les paramètres du modèle étant uniques, il deviendrait alors nécessaire d'adopter des modélisations différentes, par exemple en fonction de la saison, ou bien d'ajouter un mécanisme de transition entre plusieurs modèles [2, 1].

La classification par type de temps permet de dépasser cette limite des modèles basés sur les séries temporelles. L'introduction de différents types de temps est une démarche très adaptée à des phénomènes météorologiques [61, 75]. En effet des régimes de temps à l'échelle d'une journée apparaissent et sont potentiellement stables sur plusieurs jours. Les journées appartenant à un même type de temps peuvent alors présenter une grande homogénéité, par exemple les jours de grand beau temps anticyclonique en été ou les journées de ciel intégralement couvert des dépressions hivernales. Ces distinctions entre différents types de journées associées à des probabilités de passages d'un type à l'autre appellent alors naturellement à l'introduction d'une modélisation par des **chaînes de Markov**.

Les modèles de Markov cachés — *Hidden Markov Model HMM* — permettent de modéliser des phénomènes temporels qui à chaque instant ont une probabilité de passer d'un état à un autre. L'état dans lequel le système se trouve détermine alors les probabilités d'apparition des grandeurs observables. Ce type de modèle est utilisé de longue date en météorologie, notamment pour simuler les précipitations [79] mais également d'autres grandeurs telles que la température ou le rayonnement [92]. Leur structure se prête particulièrement bien à une succession discrète de régimes dont les conséquences sont très différentes les unes des autres. De plus de tels modèles permettent de construire des probabilités de transition d'un régime à l'autre, rendant ainsi possible des simulations à long terme.

L'apprentissage automatique intervient de manière complémentaire aux outils précédents lorsque les structures de dépendance sont trop complexes pour être imposées par un modèle explicite. En effet lors de la mise en place des outils précédemment cités, il est nécessaire de définir une structure de dépendance entre les paramètres d'intérêt et les autres variables explicatives sur la base de la seule intuition. Les coefficients de cette structure peuvent par la suite être ajustés afin de l'adapter au mieux, mais la forme même du modèle est imposée *ex nihilo*. Dans les cas où les mécanismes de dépendance et d'interaction sont trop complexes pour être définis de manière explicite, l'apprentissage automatique permet de pallier cette limitation en organisant de telles structures *ad hoc*. Les réseaux de neurones artificiels [207] sont une des solutions offrant la souplesse nécessaire pour s'adapter à des données sans connaître au préalable la manière dont elles interagissent entre elles. Ces méthodes ont été largement appliquées à la prévision de grandeurs météorologiques [157, 158, 222] mais également à la prévision de types de temps [35]. D'autres méthodes d'apprentissage automatique telles que les forêts aléatoires [27] proposent une souplesse similaire.

De nombreuses modélisations reposant sur une ou plusieurs des méthodes décrites *supra* ont été menées sur la prévision d'irradiance. Comme décrit au cours du chapitre 1, bénéficier de la meilleure prévision possible est essentiel afin de faciliter la gestion des systèmes électriques. Cependant un des

5. La fonction qui associe à un jeu de paramètres θ la probabilité d'une séquence x selon ces paramètres $\mathbb{P}(x|\theta)$ est désignée sous le terme de vraisemblance du jeu de paramètres.

rôles d'un stockage dans un système électrique est de compenser les erreurs de prédiction. Une modélisation spécifique des erreurs de prédiction de l'irradiance est donc nécessaire. La suite de cette section vise donc à présenter et décrire la démarche spécifique qui a été menée au cours de ces travaux de thèse et qui mobilise plusieurs des méthodes précédentes issues de la prédiction d'irradiance.

2.2.2 Cahier des charges de la modélisation et description des données utilisées

Les erreurs de prédiction d'irradiance ΔI_{sol} et de production photovoltaïque ΔP_{pv} sont définies comme :

$$\Delta I_{sol} = I_{sol} - \widetilde{I}_{sol} \quad (2.7)$$

$$\Delta P_{pv} = P_{pv} - \widetilde{P}_{pv} \quad (2.8)$$

où les grandeurs \widetilde{x} désigne les prévisions disponibles pour la grandeur x . Étudier l'erreur de prédiction dans un contexte de production électrique renouvelable variable est une démarche qui est déjà explorée, principalement dans le contexte éolien [55, 97]. Cependant le cas de la puissance photovoltaïque soulève des difficultés supplémentaires du fait des saisonnalités annuelle et journalière ainsi que des variations brutales. La figure 2.3 présente la série qui sera utilisée ici : l'erreur de prédiction d'irradiance issue du modèle AROME de Météo France au cours des années 2011 à 2013 au pas de temps horaire. Les données utilisées étant des données brutes sans redressement statistique préalable, des biais sont visibles notamment en hiver⁶.

Une modélisation de l'erreur de prédiction commise sur l'irradiance — ou bien sur la production photovoltaïque sous réserve des distinctions indiquées au cours de la section 2.1 — doit comporter mais ne peut ici se limiter à une **description statistique** puisque les **motifs temporels** de l'erreur ont une immense influence sur la gestion du stockage et donc sur son dimensionnement [97]. En effet les différents instants ne peuvent être considérés comme décorrélés entre eux. Décrire l'erreur de prédiction par une simple densité de probabilité décorrélée des événements passés conduirait à sous-estimer fortement les besoins en capacité de stockage tout en grevant les performances de la gestion. La modélisation de l'erreur de prédiction ici présentée aura donc pour principal but de fournir des indications sur son évolution probable à deux échelles de temps distinctes.

Tout d'abord, afin de pouvoir élaborer de manière pertinente un engagement de puissance échangée avec le réseau, la densité de probabilité de l'erreur au cours des prochains jours est indispensable. Par ailleurs, la gestion de la recharge d'une flotte de véhicules — et plus généralement d'un stockage visant à atténuer les erreurs de prédiction — nécessite de se donner des éléments de connaissance sur l'évolution probable de l'erreur de prédiction au cours des prochaines heures. Ces deux échelles de temps — les jours à venir et les heures à venir — peuvent être traitées ou bien par des outils distincts, ou bien par le même modèle. Dans un cas comme dans l'autre, l'information qui est nécessaire à la prise de décision peut aussi bien prendre la forme :

- d'une densité de probabilité pour l'erreur de prédiction à un instant futur,
- d'un ensemble de scénarii décrivant des évolutions possibles de l'erreur.

Chacune de ces deux possibilités comporte une information précieuse sur la répartition possible de l'erreur, sous des formes différentes.

Afin de comparer des modélisations devant évaluer la fidélité d'une distribution par rapport à un événement réalisé, des métriques spécifiques sont introduites [152, 90]. La CRPS — Continuous Rank Probability Score [166] — permet tout d'abord d'évaluer les similitudes entre la loi de probabilité prédite $\mathbb{P}(y(t+k)|t)$ pour un événement distant de k pas de temps et l'événement observé.

$$CRPS_k = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \int_0^1 (\widehat{F}_{t+k|t}(y) - \mathbf{1}(y - y_{t+k}))^2 dy \quad (2.9)$$

6. voir Annexe A pour une description des données utilisées

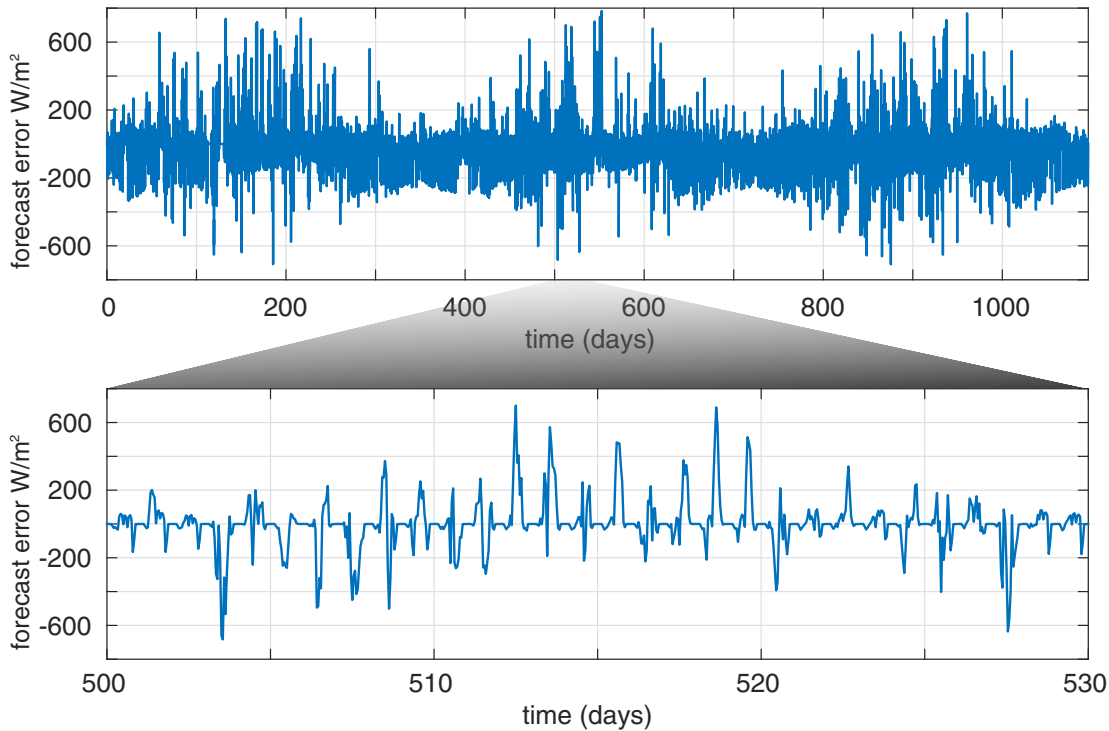


FIGURE 2.3 – En haut : évolution de l’erreur de prévision de l’irradiance par le modèle AROME au cours des années 2011 à 2013 au pas horaire et sur le site de Castifao en Haute Corse. Au milieu : extrait de 30 jours au cours de l’été 2012.

Ce score est orienté négativement : une modélisation de qualité obtiendra donc un faible score. *L’Energy score* généralise le CRPS aux cas multivariés et l’adapte à des modélisations prenant la forme d’un ensemble de trajectoires \hat{z} contenant J scénarii possibles :

$$Es_t = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \|z_t - \hat{z}_t^{(j)}\|_2 - \frac{1}{2J^2} \sum_{i=1}^J \sum_{j=1}^J \|\hat{z}_t^{(i)} - \hat{z}_t^{(j)}\|_2 \quad (2.10)$$

Il s’agit à nouveau d’un score orienté négativement évaluant le compromis entre la fidélité par rapport à l’événement réalisé et la dispersion de l’ensemble des trajectoires. Ce type de score permet alors naturellement de prendre en charge les prévisions d’ensemble établies sous la forme d’un jeu de scénarii équiprobables.

Modélisation SARIMA comme référence Afin de disposer d’un modèle de référence mettant en évidence les principales difficultés auxquelles la modélisation de l’erreur de prévision se confronte, une modélisation de type série temporelle est tout d’abord réalisée. Les nuits n’apportant pas d’information utile, elles sont ici retirées de la série, qui ne comporte alors plus que 16 échantillons par jour, au pas de temps horaire. La figure 2.4 représente l’autocorrélogramme de cette série temporelle, définie comme l’ensemble des coefficients $\rho_k(X)$ pour un échantillon de données X :

$$\rho_k(X) = \frac{\sum_{t=1}^{T-k} (x_t - \bar{x}) \cdot (x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \quad (2.11)$$

où le dénominateur correspond à la variance de l’échantillon.

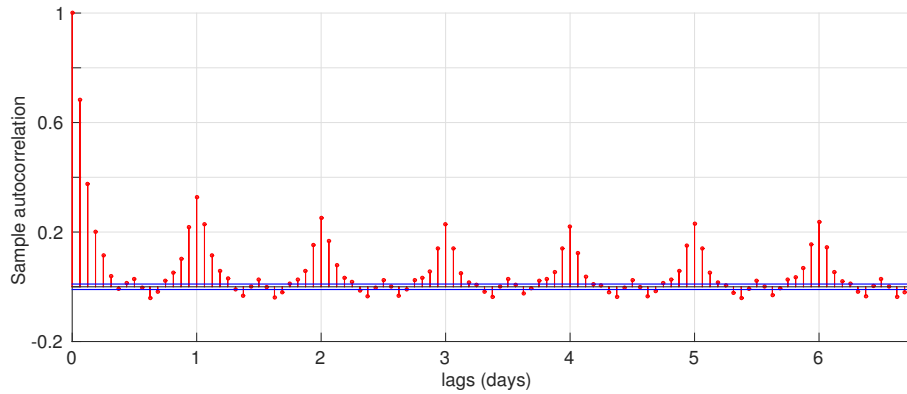


FIGURE 2.4 – Autocorrélations de l'erreur de prédiction d'irradiance

Cet autocorrélogramme met en avant la saisonnalité journalière de la série qui appelle une modélisation de type $SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_k$ définie par :

$$\phi(B)\Phi(B^k)Y(t) = C + \theta(B)\Theta(B^k)\varepsilon_t \quad (2.12)$$

avec $Y(t) = X(t) - X(t - 16)$ la série différenciée des écarts entre la grandeur actuelle et sa valeur une journée auparavant. Les paramètres du modèle sont alors :

- ϕ la partie autorégressive, polynôme de degré p
- Φ la partie autorégressive saisonnière, polynôme de degré P
- θ la partie moyenne mobile, polynôme de degré q
- Θ la partie moyenne mobile saisonnière, polynôme de degré Q
- d,D les différences et différences saisonnières
- k la saisonnalité
- C une constante réelle
- ε_t un bruit blanc.

Identifier un tel modèle nécessite d'une part de déterminer les coefficients de chacun des polynômes ϕ, Φ, θ et Θ . Ceci est mené à bien à l'aide de la méthode de Box-Jenkins [28] en se basant sur les auto-corrélations du signal Y . Par ailleurs il est également nécessaire de déterminer les ordres de ces polynômes p, P, q et Q . Ceci nécessite de faire intervenir un critère d'information du type AIC ou BIC – voir équation 2.6 – afin d'obtenir un compromis pertinent entre la fidélité de la modélisation et le nombre de paramètres nécessaires pour le définir. Dans le cas de l'erreur de prédiction, ces critères conduisent à un modèle $SARIMA(1,0,2)(1,1,3)_{16}$.

La figure 2.5 représente les scénarii obtenus à l'aide de ce modèle pour quelques jours issus de la figure 2.3. L'allure des scénarii obtenus met en avant les qualités et limites d'une telle modélisation. Les scénarii obtenus sont fidèles aux derniers phénomènes observés et gardés en mémoire, *i.e.* au mieux les quelques derniers jours lorsqu'une tendance saisonnière est prise en compte. La forme des erreurs observées en cours des 512^e et 513^e jours revient donc régulièrement dans les scénarii obtenus. Cependant l'erreur de prédiction d'irradiance se caractérise par une grande hétérogénéité de réalisations possibles. Le 516^e jour de l'échantillon de données met ainsi en avant que le type de trajectoire qui se réalise est radicalement différent de ce à quoi le modèle peut s'attendre sur la base des observations qu'il utilise. Des modèles de type séries temporelles ne sont donc pas en mesure de capturer cette variété des possibles, mais donnent de très bons résultats lorsque l'erreur de prédiction se répète de manière stable sur plusieurs jours.

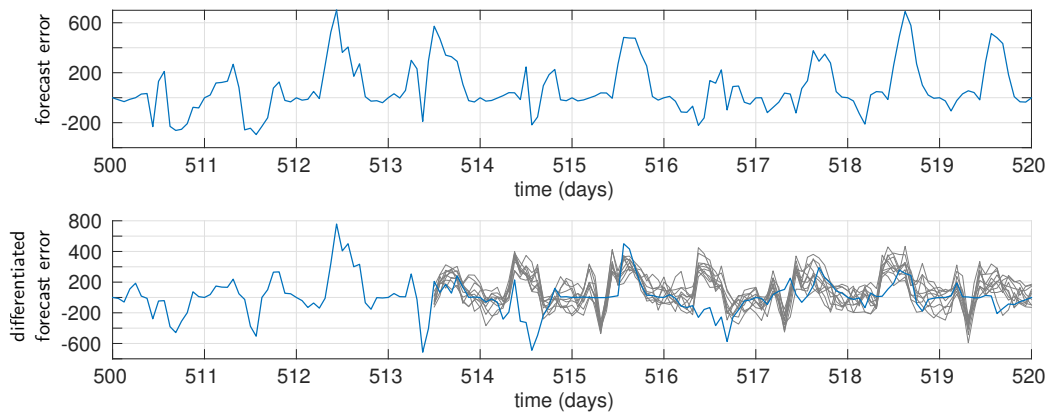


FIGURE 2.5 – Exemples de scenarii obtenus à l’aide d’un modèle de type $SARIMA(1,0,2)(1,1,3)_{16}$ sur l’erreur de prévision différenciée. Ces scenarii sont générés en supposant connus les événements antérieur à midi le 513^e jour.

2.2.3 Identification de trajectoires types

Afin de fournir une visibilité sur l’évolution possible de l’erreur de prévision à l’horizon d’une journée entière, plusieurs solutions sont envisageables parmi les différentes approches évoquées *supra*. Le recours à des séries temporelles est sans doute le plus immédiat et a été introduit dans le paragraphe précédent afin de fournir une modélisation de référence. Cependant leur principale limite est que le futur ne peut être qu’à l’image du passé en mémoire. Les informations qui peuvent être fournies lorsque le phénomène est très variable sont alors très pauvres.

Au cours de ces travaux, l’**identification de motifs typiques** dans les erreurs de prévision a été proposée. Cette approche vise à étudier si des trajectoires spécifiques apparaissent régulièrement à l’échelle d’une journée dans les erreurs de prévision. De telles trajectoires typiques seraient des informations précieuses pour anticiper à long terme des scenarii d’évolution plausibles. Pour les identifier, les trajectoires de l’erreur de prévision au cours d’une journée sont tout d’abord considérées comme N_{jours} réalisations d’un phénomène aléatoire, qui est régi par plusieurs distributions de probabilités différentes. Il est donc nécessaire d’identifier les paramètres de ces lois, ainsi que l’état du système pour un tirage donné, c’est-à-dire la loi qui a généré un jour en particulier. Un partitionnement des trajectoires d’erreur de prévision est tout d’abord réalisé — *clustering*. L’algorithme des *k-means* est utilisé dans ces travaux [129]. La figure 2.6 représente le résultat de ce partitionnement en 4 classes. On obtient alors des trajectoires typiques de l’erreur de prévision, correspondant à des situations où l’irradiance est bien prévue — 40% des journées — des sur-estimations de l’irradiance, principalement au cours de l’après midi — 10% des journées — et différentes formes de sous-estimation de l’irradiance, présentant des pics à différentes heures. Ces situations de sous-estimations sont majoritaires — 50% des journées — du fait de l’absence de redressement statistique préalable sur les données brutes, ainsi que mentionné précédemment.

Le nombre pertinent de classes, permettant de traduire les variations des trajectoires d’erreur, est un paramètre crucial pour ce type d’étude. Du fait de l’absence de fonction de vraisemblance lors de la construction de tels partitionnements, les critères d’informations usuels AIC ou BIC ne peuvent être utilisés directement. Des critères d’information spécifiques ont été développés, permettant de mesurer le compromis entre la variabilité au sein d’une classe et la distance de celle-ci d’avec les autres classes. La table 2.2 récapitule le nombre approprié de clusters selon les principaux critères. À la vue de ces résultats, le nombre optimal de types de trajectoires semble difficile à déterminer et oscille entre 2 et 4, voire 10.

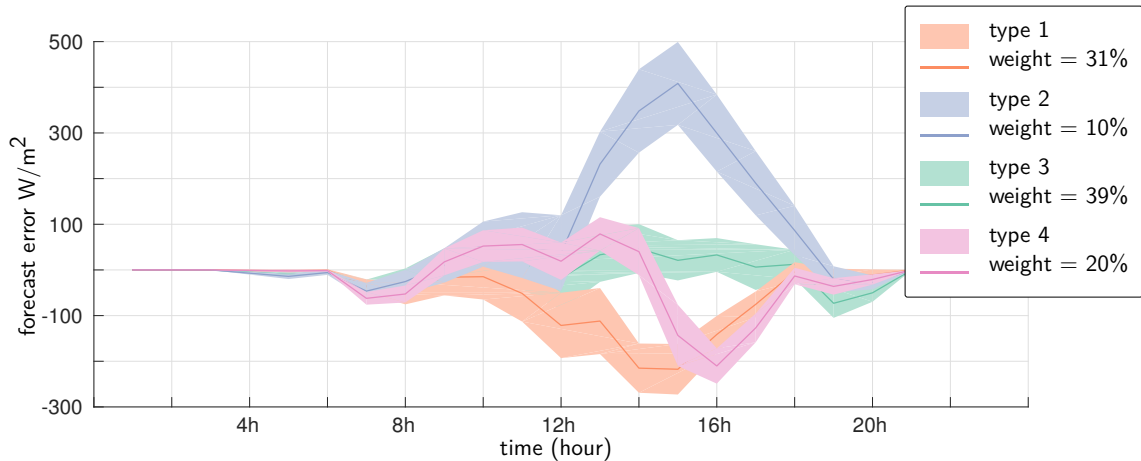


FIGURE 2.6 – Partitionnement des trajectoires de l'erreur de prédiction d'irradiance en 4 classes. Les grandeurs sont exprimées en W/m^2 .

TABLE 2.2 – Nombre pertinent de classes pour décrire les trajectoires d'erreur de prédiction selon quelques critères.

critère	Calinski-Harabasz	Davies-Bouldin	gap	silhouette
nombre de clusters	2	4	10	3

Une seconde évaluation de leurs performances est donc effectuée à l'aide des *Energy scores* définis par l'équation 2.10. Pour chaque journée, un ensemble de 100 trajectoires Z appartenant au même type est généré. Cet ensemble est ensuite utilisé pour évaluer le score moyen sur toute la série utilisée. La figure 2.7 représente en bleu l'évolution de l'*Energy score* en fonction du nombre de classes lorsque le type de trajectoire à laquelle appartient une journée est supposé connu. L'augmentation du nombre de classes améliore continûment la qualité de la modélisation lorsque le type de trajectoire est supposé connu. Il s'agit là d'une hypothèse extrêmement forte comme la section suivante le mettra en évidence. Le nombre de classes approprié devra donc être discuté plus avant en prenant en compte les difficultés liées à la reconnaissance du type de trajectoire susceptible de se produire.

Pistes d'amélioration des types de trajectoire Les résultats présentés ici ont été obtenus en effectuant une classification sur les trajectoires d'erreur elles-mêmes. Ceci requiert de disposer d'un vecteur décrivant l'évolution temporelle de cette erreur. Lorsque le pas de temps souhaité est fin, ce vecteur peut donc devenir potentiellement volumineux et comporter beaucoup d'informations redondantes. Cependant, ces dernières interviendront tout de même lorsque la classification sera effectuée. Une étape préalable permettant de condenser l'information est donc potentiellement utile. Au cours de ces travaux de thèse, plusieurs pistes ont été explorées dans ce sens. Une analyse en composante principale [187] sur les trajectoires a tout d'abord permis de mettre en évidence cette possibilité de les condenser en quelques coefficients. La figure 2.8 représente ainsi la part de l'information qui peut être contenue en fonction de la proportion de données conservées. Du fait de nombreuses données redondantes telles que les erreurs nulles pendant la nuit ou bien les pas de temps très fins qui n'apportent pas systématiquement d'éléments nouveaux, une très large part de l'information originelle peut donc être condensée.

La méthode choisie pour rassembler l'information est cruciale. Cette question n'est pas tranchée ici mais il nous semble néanmoins nécessaire de la soulever. Outre l'analyse en composante principale dont le but premier était ici de mettre en évidence les possibilités de réduire le nombre de données nécessaires, une transformée en ondelettes [51] a également été envisagée et mise en place. Cette trans-

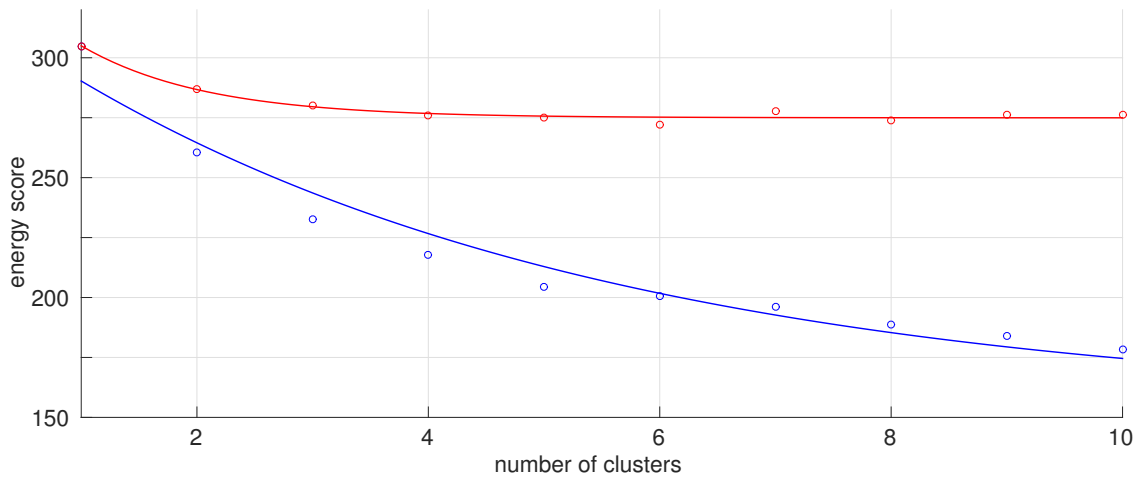


FIGURE 2.7 – Évolution de l'energy score en fonction du nombre de classes, en bleu : lorsque le type de trajectoire est supposé connu, en rouge : lorsque le type de trajectoire est prédit par forêt aléatoire à partir des autres grandeurs météorologiques.

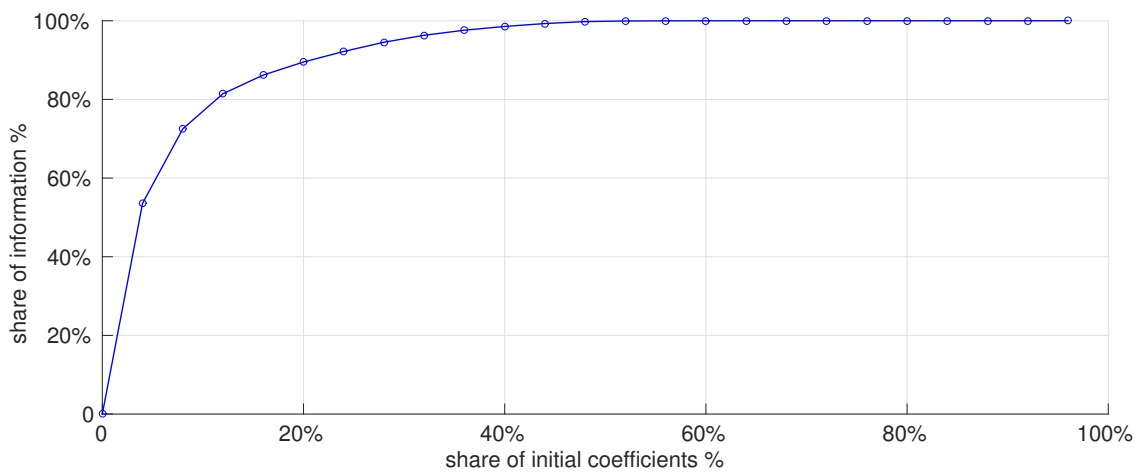


FIGURE 2.8 – Évolution de l'information contenue en fonction du nombre de coefficients retenus après une analyse en composante principale : cas des trajectoires d'erreur de prévision.

formée est sans perte d'information lorsque l'on calcule autant de coefficients qu'il y a de points dans le signal originel. Cependant elle permet de capturer l'allure globale d'un signal à l'aide des premiers coefficients, contrairement à la transformée de Fourier qui nécessite d'une part que le signal soit périodique et qui ne reconstruit son allure que par des interférences qui peuvent potentiellement nécessiter le calcul de nombreux rangs d'harmoniques. La classification sur la base des coefficients d'ondelettes a ainsi permis de vérifier que des classes similaires pouvaient être obtenues sur la base de 8 coefficients par jour au lieu de la trajectoire complète.

2.2.4 Prévision du type de trajectoire

Bien que des trajectoires journalières caractéristiques ont pu être identifiées à partir de la série des erreurs de prévision, ce résultat ne possède pas à ce stade de **pouvoir prédictif**. En effet anticiper quel est le type de trajectoire que la journée à venir, ou bien celle en cours, est susceptible de suivre est un problème qui reste entier à ce stade. Il est bien sûr possible de caractériser les classes de trajectoires qui ont été obtenues en fonction d'autres grandeurs météorologiques plus facilement accessibles — telles que la température, le vent ou l'humidité. Cependant cette caractérisation apporte peu d'éléments puisque des trajectoires d'erreur de type différent peuvent se produire dans des conditions météorologiques très proches. Le contraire pourrait sembler d'ailleurs étonnant puisqu'il suggérerait des biais dans le pouvoir prédictif du modèle AROME de Météo France ayant fourni les données.

Afin de s'assurer de la ténuité du lien entre le type de trajectoire d'erreur et les co-variables météorologiques — écart de température au cours de la journée, vent, humidité, pressions — un test d'apprentissage automatique est effectué. L'objectif est de vérifier si un algorithme d'apprentissage automatique classique est en mesure de deviner de manière fiable quel est le type de trajectoire d'erreur sur la base d'autres grandeurs météorologiques considérées soit comme accessibles, soit comme précisément prévues par rapport à l'irradiance. Notre choix s'est porté sur les forêts aléatoires [27] du fait de leur grande souplesse, de leur adaptabilité par rapport à la dimension et de leur capacité intrinsèque à prévoir des grandeurs de type discret. Cette méthode consiste à développer de nombreux — une forêt — arbres de classification. Chacun de ces arbres est construit à partir d'un sous-échantillon issu de la base de données de départ — *bootstrapping*. Chaque arbre est constitué d'une série de dichotomies effectuées sur les valeurs caractérisant un individu. Cette série de tests aboutit à une *feuille* correspondant à la prévision pour cet individu. Le résultat moyen de la forêt est ensuite utilisé comme prédiction.

L'évolution de la qualité de la modélisation par clusters est alors comparée entre le cas où le type de trajectoire est connu — cf section 2.2.3 — et le cas où il doit être deviné. La figure 2.7 représente en rouge l'évolution de l'*Energy score* dans ce second cas. Le bénéfice apporté par la différenciation entre plusieurs types de trajectoire est alors largement amputé et il devient rapidement inutile d'augmenter le nombre de clusters tant les erreurs de classification sont nombreuses.

2.2.5 Modèle de Markov caché

La difficulté de prévoir de manière fiable le type de trajectoire qui est susceptible de se réaliser a conduit ces travaux de thèse à proposer un modèle de Markov caché qui régirait la classe de l'erreur de prévision. La force de ce type de modèle réside dans la double modélisation stochastique qu'elle donne du futur. À chaque pas de temps, l'état du système est susceptible d'évoluer selon des probabilités de transition tandis que par ailleurs les événements observables sont également régis par des lois de probabilités spécifiques dont les paramètres dépendent de l'état du système. La structure d'un tel modèle est résumée figure 2.9. Dans le cas de l'erreur de prévision, la classe de trajectoires au cours d'une journée constitue l'état du système π_t . Cet état est susceptible d'évoluer chaque jour via des probabilités de transition a_{kl} entre les différentes classes de trajectoires :

$$a_{kl} = \mathbb{P}(\pi_{t+1} = l | \pi_t = k) \tag{2.13}$$

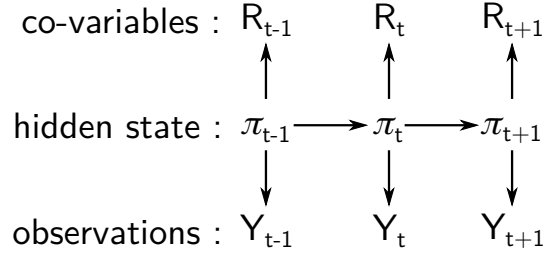


FIGURE 2.9 – Structure d’un modèle de Markov caché. L’état du système π évolue à chaque pas de temps et ne peut pas être mesuré directement. Il détermine l’apparition des variables d’intérêt Y et des co-variables R . Les relations de dépendance peuvent être raffinées, par exemple en prenant en compte l’influence des variables accessibles sur les probabilités d’évolution de l’état π .

Chaque état π est défini par des probabilités d’émission des erreurs de prévision ΔP_{pv} au cours de la journée. On considérera ici que les probabilités d’émission dans chaque classe sont des lois normales dont la moyenne μ_k et la variance σ_k^2 sont spécifiques à chaque état :

$$e_k(\Delta P_{pv}) = \mathbb{P}(\Delta P_{pv} | \pi_t = k) \sim \mathcal{N}(\mu_k, \sigma_k^2) \quad (2.14)$$

Identification des paramètres d’un modèle de Markov caché Les paramètres θ qu’il est nécessaire d’identifier afin de définir un modèle de Markov caché sont les probabilités de transition a_{kl} et les probabilités d’émission définies par une trajectoire moyenne μ_k et une variance σ_k^2 pour chaque état. Ces paramètres sont ici identifiés sur la base d’une série d’erreur de prévision de production photovoltaïque ΔP_{pv} de 3 ans au pas horaire $\Delta T = 1h$ ⁷. Cette série est séparée en un échantillon d’apprentissage de 2 ans et un échantillon de test d’1 an. L’algorithme de Baum-Welch [66] est utilisé afin de déterminer de manière itérative les paramètres permettant d’obtenir la modélisation la plus vraisemblable. Cet algorithme est un cas particulier de l’algorithme *EM – Expectation Maximization* et repose donc comme celui-ci sur deux étapes.

- L’évaluation de la vraisemblance du modèle actuel sur la base des données accessibles $\Delta P_{pv}(t)$ et des paramètres courants θ . Cette étape permet notamment de déterminer à quelle classe chaque journée est susceptible d’appartenir

$$\gamma_k(t) = \mathbb{P}(\pi_t = k | x) \quad (2.15)$$

L’information n’est donc plus univoque comme dans le cas du clustering : une journée n’est pas classifiée dans une seule classe de trajectoires, mais est rattachée à tous les types de trajectoires par des probabilités d’appartenance.

- La maximisation de la vraisemblance du modèle en ajustant ses paramètres. Un nouveau modèle est alors obtenu $\tilde{\theta}$ dont la vraisemblance est supérieure à celle de l’étape précédente. La convergence vers un maximum de vraisemblance – au moins local – est donc garantie. La trajectoire moyenne de chaque classe est ainsi calculée en fonction des probabilités obtenues $\gamma_k(t)$ précédemment :

$$\tilde{\mu}_k = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_k(t) \cdot \Delta P_{pv}(t)}{\sum_{t=1}^T \gamma_k(t)} \quad (2.16)$$

La variance de chaque classe est obtenue de manière similaire.

La table 2.3 présente la log-vraisemblance des modèles de Markov cachés identifiés à l’aide de l’algorithme de Baum-Welch sur une série de 1096 jours avec $\Delta T = 1h$ en fonction du nombre d’états π

7. voir Annexe A pour une description des données utilisées

2.2 Prédiction et erreur de prédiction de l'irradiance

$N =$	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$\log(P)$	-99945	-95802	-94025	-91535	90847	-89869	-88855	-88035	-88664
AIC	200090	191900	188460	183590	182330	180490	178590	177080	178470
BIC	200570	192650	189480	184890	183920	182380	180790	179600	181320

TABLE 2.3 – Évolution de la *log vraisemblance* et des critères d'information AIC et BIC d'un modèle de Markov caché décrivant les erreurs de prédiction d'irradiance en fonction du nombre d'états possibles. Ce modèle est identifié sur une série de 2 ans et testé sur une autre année avec $\Delta T = 1h$.

possibles N_{states} . La valeur des critères d'information AIC et BIC – définis équation 2.6 – est également présentée. Le nombre de paramètres N_{params} du modèle étant :

$$N_{params} = N_{states} \cdot (N_{states} - 1) + 48 \cdot N_{states} \quad (2.17)$$

le premier terme représentant la matrice des probabilités de transition a_{kl} tandis que le second traduit les trajectoires moyennes et la variance dans chaque classe.

Utilisations possibles d'un modèle de Markov caché Un modèle de Markov caché fournit une information particulièrement riche sur l'état actuel d'un système et ses évolutions possibles. Les probabilités d'émission et de transition peuvent permettre de déduire les probabilités d'appartenance d'un événement à chaque classe $\gamma_k(t)$. Ce type de modèle peut ainsi être adapté à plusieurs utilisations complémentaires.

Prévision intraday : au cours d'une journée, connaissant le passé et les premières erreurs de prédiction qui se sont réalisées jusqu'ici, il est possible d'estimer à quelle classe de trajectoires la journée en cours est susceptible d'appartenir. Les probabilités $\gamma_k(t)$ peuvent ainsi être mise à jour à chaque nouvelle information à l'aide par exemple de l'algorithme *forward-backward* ou bien de celui de Viterbi⁸. La figure 2.10 représente ainsi les erreurs de prédiction passées et donc supposées connues, jusqu'à midi le 513^e jour. Les probabilités d'appartenance aux différentes classes $\gamma_k(t)$ sont également indiquées pour ces journées révolues. Les probabilités d'appartenance $\tilde{\gamma}_k(t)$ de la journée en cours aux différentes classes peuvent être déterminées par le produit entre la probabilité de passer d'un état quelconque à cet état particulier et la probabilité dans un état particulier d'émettre les observations disponibles pour la journée en cours :

$$\tilde{\gamma}_k(t) = e_k(t) \cdot \sum_l A_{lk} \cdot \gamma_l(t-1) \quad (2.18)$$

L'ensemble des scenarii possibles pour le restant de la journée en cours peut alors être généré en fonction des probabilités d'appartenance à ces différentes classes. Cet ensemble de scenarii est ici utilisé pour déterminer l'*energy score* – cf équation 2.10 – du modèle sur la journée en cours. La figure 2.11 représente en bleu l'évolution de ce score en fonction du nombre de clusters lorsque la suite de la journée doit être prédite.

Prévision day ahead : sur la base des erreurs de prédiction réalisées au cours de la journée venant de s'écouler, un engagement de puissance échangée avec le réseau doit être déterminé pour le lendemain. La connaissance des scenarii plausibles de l'erreur de prédiction pour cette journée du lendemain est donc nécessaire. Un modèle de Markov caché permet d'obtenir cette information sur la base des probabilités de l'état $\gamma_k(t)$ de la journée écoulée. À l'aide de la matrice de transition a_{kl} , la journée à venir est susceptible d'appartenir à l'état π_l de la manière suivante :

$$\tilde{\gamma}_k(t+1) = \sum_l \gamma_l(t) \cdot a_{lk} \quad (2.19)$$

8. L'algorithme de Viterbi ne donne que l'information de l'état le plus probable tandis que l'algorithme *forward-backward* permet de déterminer les probabilités d'appartenance à chaque classe.

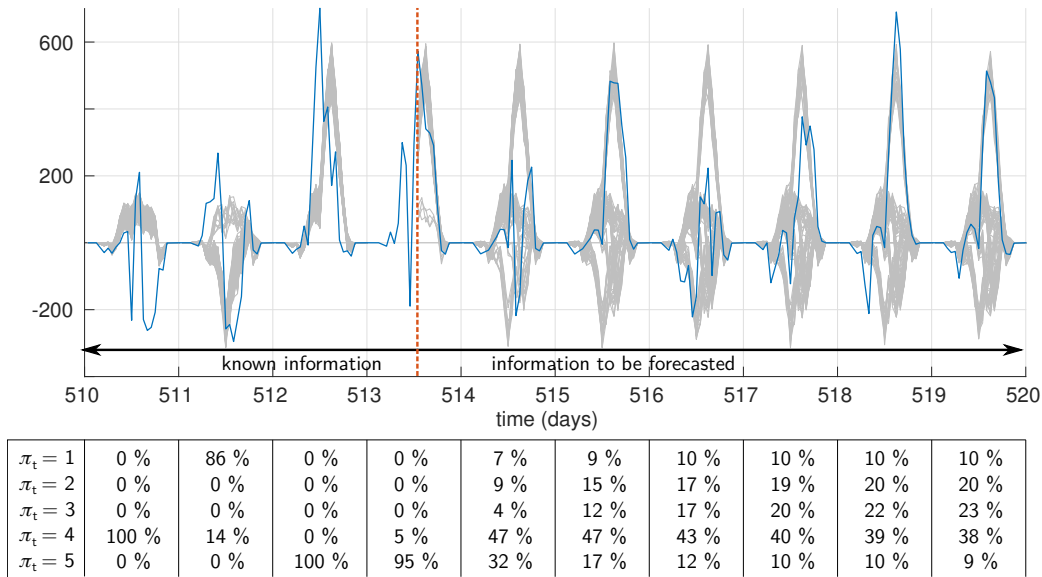


FIGURE 2.10 – Exemples de scenarii obtenus à l’aide d’un modèle de Markov caché sur l’erreur de prévision. L’instant considéré comme présent est 12h le 513^e jour. L’information passée permet de déduire les probabilités d’appartenance $\mathbb{P}(\pi_t = k)$ des journées précédentes et de générer des ensembles de scenarii très homogènes. La journée en cours ne peut utiliser que les informations passées, un ensemble de scenarii est généré pour le restant de cette journée. Les jours suivants ne peuvent se baser que sur les probabilités de transition A_{kl} . Les ensembles de scenarii obtenus pour les journées futures se basent donc sur des probabilités d’appartenance $\mathbb{P}(\pi_t + i) = A^i \cdot \mathbb{P}(\pi_t)$.

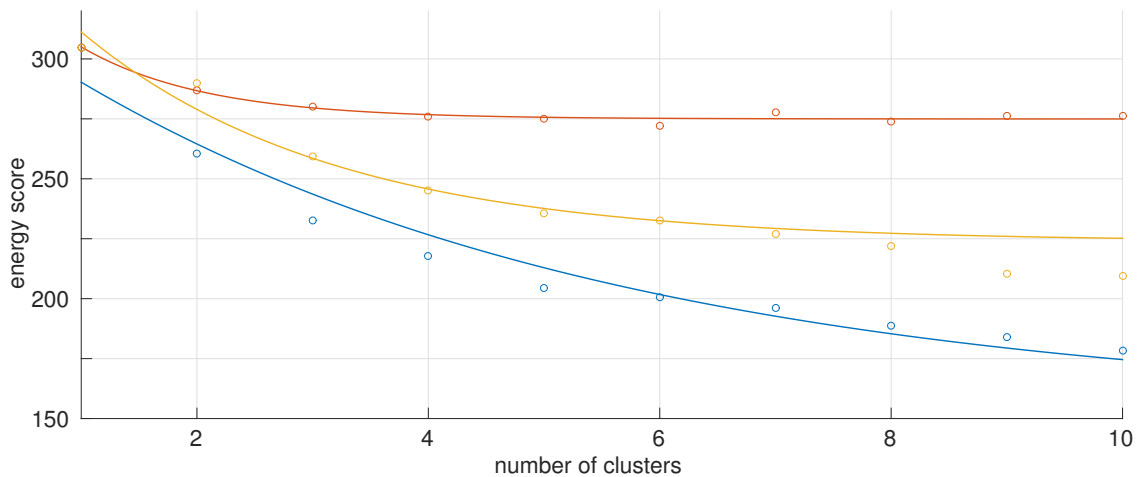


FIGURE 2.11 – Évolution de l’energy score en fonction du nombre de clusters, en bleu : lorsque le type de cluster est supposé connu, en rouge : lorsque le type de cluster est prédit par forêt aléatoire à partir des autres co-variables météorologiques, en jaune : lorsqu’un modèle de Markov caché est mis en place.

La figure 2.10 représente ainsi pour la $n + 1^e$ journée les probabilités d'appartenance aux différentes classes et l'ensemble de trajectoires qui peut en être déduit. Les modèles de Markov cachés suivant l'hypothèse de Markov imposant une absence de mémoire, toute l'information possible du système se trouve concentrée dans le seul état $\pi_k(t)$. Ceci rend possible de déduire par récurrence les probabilités d'appartenance des journées suivantes. En notant $\Gamma(t)$ l'ensemble des $\gamma_k(t)$ et A la matrice des probabilités de transition, il vient :

$$\Gamma(t + n) = A^n \cdot \Gamma_t \quad \text{avec} \quad A = \begin{pmatrix} 0.23 & 0.15 & 0.22 & 0.35 & 0.05 \\ 0.08 & 0.53 & 0.14 & 0.20 & 0.04 \\ 0.11 & 0.10 & 0.60 & 0.17 & 0.02 \\ 0.09 & 0.12 & 0.11 & 0.57 & 0.11 \\ 0.07 & 0.09 & 0.03 & 0.47 & 0.33 \end{pmatrix} \quad (2.20)$$

La valeur de A pour le modèle à 5 états utilisé figure 2.10 est également indiquée. Cette figure représente aussi les probabilités des journées futures qui sont ainsi déduites et les ensembles de trajectoires associés. À nouveau, l'ensemble de trajectoires qui est obtenu peut être utilisé pour déterminer la qualité de la modélisation à l'aide d'une *energy score*. L'évolution de ce score pour la prédiction de la journée du lendemain est représentée en rouge sur la figure 2.11.

Générateur de scénarii : comme toute modélisation stochastique, un modèle de Markov caché peut être utilisé pour générer des scénarii à long terme. La procédure d'estimation par récurrence des probabilités d'apparition d'un état π_k est alors utilisée dans le but de générer des comportements vraisemblables à long terme.

L'utilisation d'une modélisation de type Markov caché a été ici utilisée pour traduire les dynamiques d'erreurs de prédiction d'irradiance. Cette approche se révèle adaptée pour prendre en compte les formes très différentes. De plus ce type de modélisation remplit plusieurs fonctions indispensables au cours de la gestion d'un système collaboratif. L'évolution probable de la journée en cours peut être prédite et mise à jour en fonction des premières observations de manière à adapter la gestion *intraday*. Les scénarii possibles pour le lendemain permettent par ailleurs de déterminer en connaissance de cause un engagement de production qui soit adapté à la politique par rapport au risque.

Il reste possible d'améliorer cette modélisation dans plusieurs directions. D'une part le jeu de données utilisé contenant 1096 jours, l'identification de modèles comportant un grand nombre d'états ne peut être réalisée de manière fiable. Le potentiel d'une telle modélisation permettant de prendre en compte des événements rares et extrêmes reste donc encore à explorer. Par ailleurs, le lien entre type de trajectoire d'erreurs et co-variables météorologiques qui a été exploré au cours du paragraphe 2.2.4 n'est pas du tout exploité dans le modèle de Markov caché mis en place. Il serait pourtant possible de conditionner les probabilités d'émission et de transition par ces co-variables afin de tirer profit des avantages de ces deux types de modélisation. Enfin la méthode de modélisation qui a été menée ici gagnerait à être reproduite sur d'autres séries de données afin d'explorer la reproductibilité des résultats. Ceci permettrait de s'assurer que les formes d'erreur obtenues soient génériques, ou bien de conclure qu'elles dépendent du site de la centrale.

Ce modèle de Markov caché décrivant les trajectoires de l'erreur de prédiction sera utilisé au cours du chapitre 3 afin de déterminer son impact sur les décisions de gestion d'un stockage. Il sera confronté à des modèles simples, tels que la persistance, une répartition uniforme et un modèle $AR(1)$.

2.2.6 Markov Switching Auto Regressive

La modélisation précédente à l'aide d'un modèle de Markov caché met en évidence la tendance à persister plusieurs jours dans une même classe d'erreur de trajectoire. La matrice de transition A présente ainsi d'importants termes diagonaux, traduisant une forte probabilité de rester dans l'état actuel. Cette observation invite à étudier la persistance des états à l'échelle de plusieurs jours. Dans ce

but un dernier type de modélisation est abordé dans cette section afin de réaliser un lien entre les deux précédentes pistes explorées : les séries temporelles et les modèles de Markov cachés.

Une approche de Markov Switching AutoRegressive — MS-AR — permet d’explorer les complémentarités entre ces approches. Ce type de processus comporte deux variables $\{Y_t, \pi_t\}$ suivant la loi suivante :

$$Y_t = \sum_{i=1}^p b_i(\pi_t) \cdot Y_{t-i} + \sigma(\pi_t) \cdot \varepsilon_t \quad (2.21)$$

où $(\pi_t)_t$ est une chaîne de Markov et $(\varepsilon_t)_t$ est une suite de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées de loi normale. Ainsi, conditionnellement aux états cachés $(\pi_t)_t$ le processus est un processus auto-régressif. Cette structure de modèle permet ainsi de conserver les particularités des modèles de Markov cachés, utilisant un état sous-jacent qui est susceptible de changer à chaque pas de simulation. Par ailleurs l’approche MS-AR préserve les capacités d’un modèle de type séries temporelles à capturer simplement les dynamiques d’évolution d’un signal.

Ce type de modélisation a été utilisé dans un contexte météorologique pour modéliser des grandeurs telles que le vent [1, 165], mais également la production photovoltaïque [153, 87]. Nous explorons ici son potentiel à capturer la dynamique des erreurs de prévision de production photovoltaïque. Pour ce faire nous considérons ici la série des erreurs journalières. Il s’agit donc d’une modélisation autour d’une seule variable d’intérêt par jour plutôt que sur toute sa trajectoire comme précédemment. Ce choix d’une telle simplification provient d’une part de la nécessité de s’assurer de la pertinence de cette approche pour décrire les dynamiques d’erreurs de prévision. Le cas d’une seule variable sera suffisant pour cela. Par ailleurs le nombre de paramètres à estimer pour un tel modèle augmentant rapidement avec le nombre d’états, le jeu de données utilisé ne permet pas actuellement de l’identifier de manière fiable lorsque le nombre d’états possibles est supérieur à 4.

Le modèle identifié se base donc sur deux états possibles, en prenant par ailleurs en compte plusieurs co-variables. L’écart de température au cours de la journée $\Delta\theta = \max(\theta) - \min(\theta)$ ainsi que l’irradiance totale prévue sont utilisées pour conditionner l’identification de ce modèle. Le choix de deux retards est ici considéré sur la base du critère d’information bayésien *BIC*. La figure 2.12 représente alors l’évolution de l’erreur journalière commise au cours de deux années. Les zones colorées ont une forte probabilité de se situer dans l’état 1. La partie basse de la figure représente l’évolution de la probabilité de lissage. Une probabilité proche de 1 indique que la journée appartient de manière fiable à l’état 1. La matrice de transition obtenue entre ces deux états est la suivante :

$$A = \begin{pmatrix} 0.83 & 0.17 \\ 0.28 & 0.72 \end{pmatrix} \quad (2.22)$$

ce qui confirme la tendance d’un régime d’erreur à persister sur plusieurs journées. Un modèle MS-AR semble donc à ce stade une possibilité intéressante pour modéliser les erreurs de prévisions d’irradiance. Des travaux en cours sur l’irradiance confirment sa pertinence [87]. Cependant utiliser un tel modèle pour traduire des trajectoires d’erreur, ainsi qu’étudié au cours des sections 2.2.3 à 2.2.5, conduirait à un nombre très important de paramètres à identifier. Le jeu de données à notre disposition n’aurait sans doute pas permis une identification fiable et ceci n’a donc pas été réalisé au cours de ces travaux.

Conclusion : erreur de prévision d’irradiance Dans le but de respecter un engagement de puissance échangée, une modélisation temporelle des erreurs de prévision de production photovoltaïque et donc d’irradiance est nécessaire. Les limites des méthodes venues des séries temporelles sont tout d’abord mises en évidence face à la grande variabilité et aux motifs particuliers de l’erreur de prévision d’irradiance. Cependant des trajectoires typiques suivies par cette erreur au cours d’une journée sont constatées à l’aide d’un clustering. Un modèle de Markov caché est donc construit afin de caractériser des états, fixés à l’échelle d’une journée, qui déterminent les trajectoires d’erreur de prévision. Finalement la pertinence d’un formalisme de Markov Switching AutoRegressive est montrée.

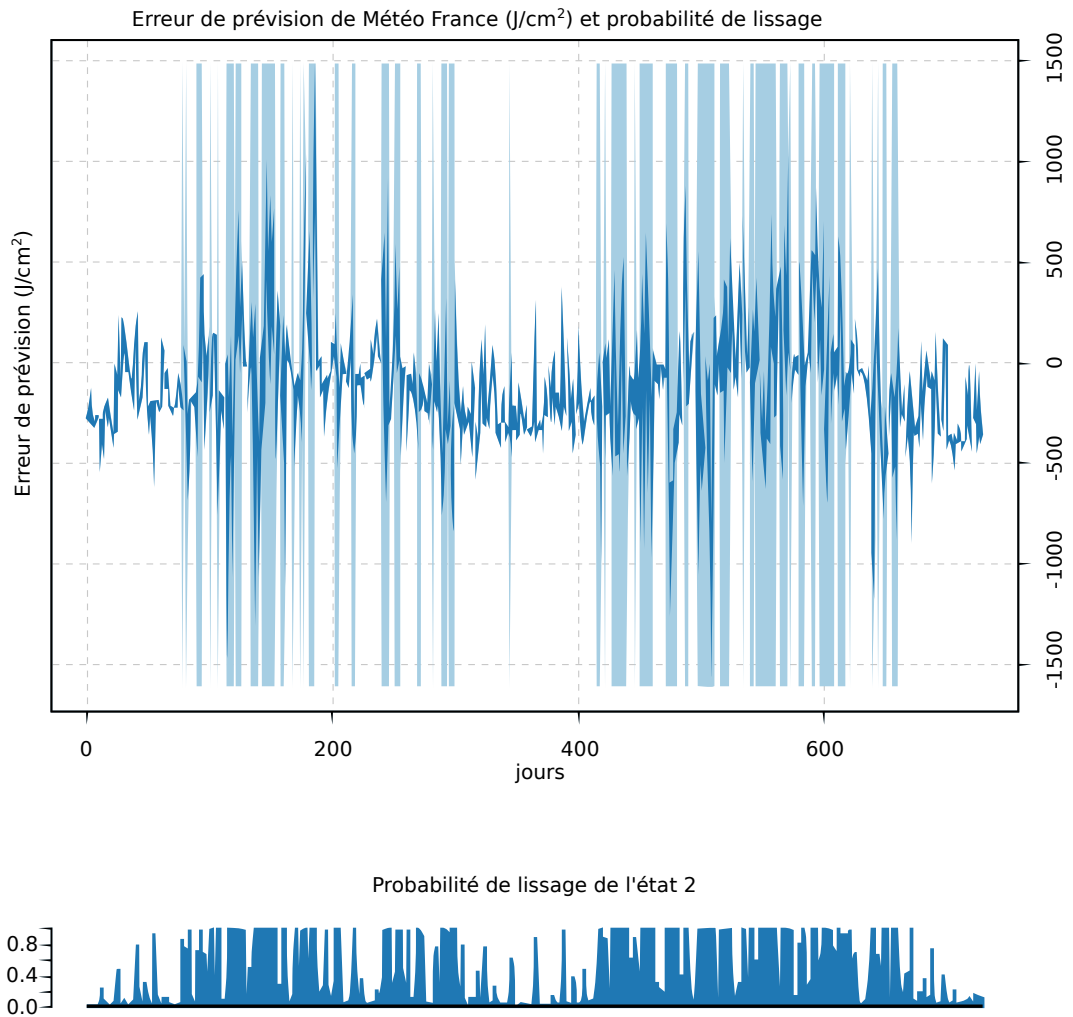


FIGURE 2.12 – Erreurs de prévision journalières et probabilités de lissage d'un modèle MS-AR sur l'erreur de prévision journalière

2.3 Batteries des véhicules électriques

Les accumulateurs électrochimiques utilisés par les véhicules électriques sont des composants précieux dont l'utilisation doit être raisonnée. Leur comportement est régi par de nombreux paramètres – état d'énergie, puissance appelée, température, *et cætera* – qui ont souvent des conséquences non linéaires. De plus ils sont sujets à plusieurs mécanismes de vieillissement distincts et complexes, ce qui rend délicate leur modélisation. En dépit de cette complexité, l'utilisation de ces éléments de stockage pour rendre des services réseau en plus de leur utilisation en mobilité nécessite de disposer d'une modélisation de leur comportement. Cette modélisation en vue de l'optimisation de lois de gestion doit être d'un niveau de complexité compatible avec les difficultés intrinsèques à l'optimisation de problèmes qui sont essentiellement dynamiques, stochastiques et de grande dimension.

Cette section a donc pour but de tout d'abord présenter le cahier des charges d'une modélisation des batteries de véhicules en vue de leur gestion, puis de développer les modèles qui seront utilisés au cours de ces travaux. Différents niveaux de complexité pour ces modèles seront présentés, une comparaison de leur impact sur la décision finale étant menée au sein du chapitre 3.

2.3.1 Cahier des charges d'une modélisation des batteries

Afin d'être aisément utilisable au sein de l'optimisation de lois de gestion, la modélisation de stockage doit être en mesure de dissocier une modélisation du comportement interne — potentiellement très raffinée et complexe — et les signaux échangés avec son environnement tels que les consignes ou les coûts associés à une action. La consigne reçue est exprimée en puissance à échanger P_{sto} . Le comportement interne de la batterie détermine alors l'évolution de ses différentes variables d'état — telles que l'état d'énergie — à l'aide de ses équations dynamiques. Enfin les différentes fonctions coûts qui peuvent être associées à l'utilisation de la batterie sont évaluées — vieillissement, pertes, *et cætera* — et la valeur de ses fonctions objectif peut être communiquée. Les grandeurs internes à la modélisation n'ont donc pas besoins d'être échangées ou communiquées.

La normalisation des informations échangées entre le modèle de stockage et son environnement permet de dissocier la modélisation du stockage d'avec les méthodes de résolution adaptée pour l'optimisation de sa gestion. Une fois les méthodes de résolution développées, le modèle de stockage peut être séparément raffiné sans que les méthodes de résolution en soient impactées. La normalisation de ces informations échangées permet donc la **modularité des méthodes de résolution** tout en préservant la possibilité d'implémenter des **modélisations complexes pour le stockage**. Les sous-sections suivantes, consacrées à la modélisation du comportement dynamique des batteries et à la modélisation de leur vieillissement, illustrent donc cette démarche en se basant sur des modèles simplistes qui sont progressivement enrichis. Il demeure bien sûr possible d'aller bien au delà du niveau de complexité qui est présenté ici. Cependant l'étude de l'impact sur les décisions finales de gestion — cf chapitre 3 — montrera qu'une grande connaissance des comportements internes n'est pas nécessaire pour obtenir une décision pertinente.

2.3.2 Comportement dynamique

Stockage idéal La modélisation la plus simple possible pour un système de stockage est celui d'un stock idéal. Dans un contexte de temps discret, ceci se traduit par l'équation dynamique suivante

$$SoE(t + \Delta T) = SoE(t) + \frac{\Delta T \cdot P_{sto}(t)}{E^\#} \quad (2.23)$$

reliant l'état d'énergie à l'instant t à l'état d'énergie à l'instant suivant $t + \Delta T$, par la puissance échangée P_{sto} et la capacité de la batterie $E^\#$.

État de charge SoC et état d'énergie SoE

La modélisation des batteries électrochimiques utilise couramment la grandeur normalisée SoC — état de charge — décrivant la charge (en Ah) stockée dans la batterie comme une fraction de sa capacité nominale $C^\#$. Mais la capacité ne correspond pas strictement à l'énergie stockée, notamment parce que la tension à vide varie en fonction de l'état de charge. En outre, au cours de la vie de la batterie, la capacité disponible évolue sous l'effet du vieillissement, rendant difficile la transposition de l'état de charge à une énergie disponible. La notion d'état d'énergie SoE sera donc ici préférée. L'énergie stockée dans la batterie est alors décrite comme une fraction de la "capacité énergétique" $E^\#$ (en Wh ou en J) de la batterie. Celle-ci évolue au cours de la vie du composant, le vieillissement conduisant à une diminution graduelle de cette capacité. La prise en compte du vieillissement dans les stratégies d'utilisation de cette batterie au cours de sa vie se trouve alors naturellement facilitée par l'utilisation d'un SoE plutôt que d'un SoC .

Quel que soit le paramétrage utilisé pour la décrire, la connaissance des paramètres d'une batterie ne saurait être infiniment précise et fiable, ainsi que ce chapitre le soulignera. L'impact de cette connaissance imparfaite sur les stratégies d'utilisation d'un stockage sera examiné chapitre 3.

Dans une approche de dimensionnement, il est nécessaire d'ajouter à ce comportement idéal les limites d'énergie stockée et de puissance échangeable :

$$SoE \in [0; 1] \quad (2.24)$$

$$P_{sto} \in [P^b; P^\#] \quad (2.25)$$

où P^b et $P^\#$ représentent respectivement les puissances minimale – potentiellement négative en cas de décharge – et maximale admissibles par le système de stockage. Cet ensemble de contraintes peut être reformulé en une seule contrainte sur l'ensemble des puissances admissibles par un stockage de capacité $E^\#$ et à l'état d'énergie SoE :

$$\max(P^b, \frac{-SoE \cdot E^\#}{\Delta T}) \leq P_{sto} \leq \min(P^\#, \frac{(1 - SoE) \cdot E^\#}{\Delta T}) \quad (2.26)$$

Malgré son apparente simplicité, ce stockage idéal comporte d'ores et déjà les principales complexités liées à la gestion et au dimensionnement d'un stockage. Le couplage temporel entre les états d'énergie rend nécessaire l'anticipation des situations futures. La saturation introduit une non-linéarité qui oblige à considérer une approche temporelle de la simulation de son comportement. Les paragraphes suivants ont donc pour objectif d'illustrer comment cette structure idéale peut être transposée sur une technologie particulière – batterie Lithium Ion NCA – ainsi que quelques unes des améliorations qui peuvent être introduites au sein d'un tel formalisme sans prétendre à l'exhaustivité.

Paramètres d'une cellule Lithium Ion La modélisation ici utilisée pour rendre compte du comportement d'un accumulateur Lithium Ion se base sur des relevés expérimentaux réalisés sur une batterie NCA – Nickel-Cobalt-Aluminium formant la cathode, anode en graphite – du fabricant SAFT. Ces relevés ont été effectués par Yaël Thiaux durant ses travaux de doctorat [209] et par la suite utilisés par Pierre Haessig [94]. Comme le modèle est basé numériquement sur ces relevés, il devient donc spécifique à la technologie. Cependant sa structure reste générique. D'autres systèmes de stockage pourraient donc être représentés à l'aide d'une modélisation similaire.

La modélisation ici présentée se base sur l'étude d'une unique cellule Lithium Ion de capacité fixe. Une batterie complète est considérée comme un assemblage homogène de n_{cell} cellules élémentaires. Cet assemblage consiste en une mise à l'échelle numérique du modèle et ne considère donc pas les problématiques d'association série-parallèle des cellules, ni les questions soulevées par leur équilibrage ou leur échauffement non-homogène. Le nombre n_{cell} n'est donc pas obligatoirement un entier. Les grandeurs mises en jeu par cette modélisation sont les grandeurs coulombiennes (Q_{cell}, I_{cell}), représentant la charge stockée et le courant échangé. La convention récepteur est ici conservée comme dans le modèle d'un stockage idéal. La transition entre ces grandeurs coulombiennes et les quantités énergétiques utilisées précédemment (SoE, P_{sto}) est réalisée par le calcul numérique suivant :

$$SoE(Q_{cell}) \cdot E^\# = E_{sto}(Q_{cell}) = n_{cell} \int_{Q^b}^{Q_{cell}} V_0(Q_{cell}) dQ \quad (2.27)$$

où E_{sto} représente l'énergie stockée et Q^b la charge minimale contenue dans une cellule, celle qui n'est donc pas utilisable pour échanger de l'énergie. Par convention, nous posons $SoE = 0$ quand $Q_{cell} = Q^b$ et de façon similaire $SoE = 1$ quand $Q_{cell} = Q^\#$. L'équation dynamique de la cellule peut alors être ré-interprétée comme :

$$Q_{cell}(t + \Delta T) = Q_{cell}(t) + \Delta T \cdot I_{cell} \quad (2.28)$$

La modélisation de cette cellule de stockage se concentre donc autour de la connaissance des variations de $V(I_{cell}, Q_{cell})$, tension aux bornes de la cellule. Dans ces travaux, ses variations en fonction de la charge stockée et du courant appelé sont considérées à l'aide des essais représentés figure 2.13. Ces données regroupent

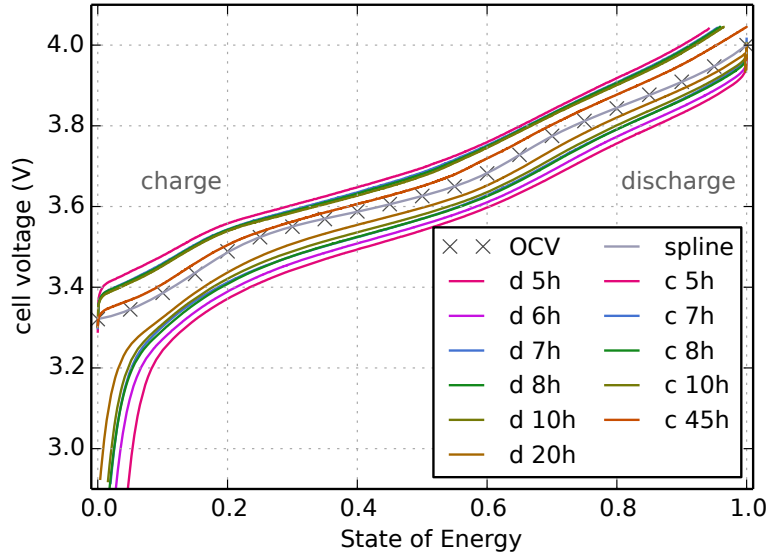


FIGURE 2.13 – Tension aux bornes d’une cellule Lithium Ion NCA du fabricant Saft, en fonction de l’état de charge et pour différentes valeurs du courant échangé. La tension à vide – OCV – est également indiquée [94].

- un relevé des tensions à vide pour différents états d’énergie, répartis linéairement par pas de 5%,
- des relevés de l’évolution de la tension lors de charges et de décharges à différents courants appelés, variant de $C/45h$ à $C/5h$.

Un comportement quasi linéaire de la tension à vide en fonction de l’état d’énergie peut tout d’abord être remarqué. Autour de ce comportement à vide, le courant de charge augmente la tension apparente, tandis qu’un courant de décharge la diminue. Enfin lorsque la décharge atteint de faibles états d’énergie – $SoE \leq 0.1$ – un décrochage marqué de la tension apparente peut être constaté.

Afin de faciliter l’identification d’un modèle, ces essais sont retracés sous la forme de courbes de tension en fonction du courant échangé pour différents états de charge, dans la partie gauche de la figure 2.14. De plus la tension à vide est retranchée à chacune de ces courbes afin d’obtenir la chute de tension en fonction du courant pour différents états d’énergie – partie droite de la figure 2.14. Cette dernière mise en forme des essais menés sur la cellule Lithium Ion met en évidence une linéarité entre le courant de décharge – $I_{cell} \leq 0$ – et la chute de tension. De même, le courant de charge – $I_{cell} \geq 0$ – a un impact linéaire. Par ailleurs, un effet de seuil peut être constaté lorsque le sens du courant s’inverse. Ces observations poussent à adopter le modèle suivant :

$$V(I_{cell}, Q_{cell}) = V_0(Q_{cell}) + \begin{cases} R_{ch} \cdot I_{cell} + V_{\delta} & \text{si } I_{cell} \geq 0 \\ R_{dis} \cdot I_{cell} - V_{\delta} & \text{si } I_{cell} \leq 0 \end{cases} \quad (2.29)$$

où les résistances R_{ch} et R_{dis} valent respectivement $5 \text{ m}\Omega$ en charge et $9 \text{ m}\Omega$ en décharge. La tension de seuil V_{δ} est identifiée à 20 mV . Une telle modélisation permet de bien traduire le comportement d’une cellule Lithium ion, excepté dans les zones de faible état d’énergie – $SoE \leq 0.1$ – où le décrochage de la tension en décharge n’est pas pris en compte.

Remarque : une étude fine des essais présentés figure 2.13 relève que la tension à vide de la cellule Lithium ion ne passe pas exactement au milieu des courbes de charge et de décharge. Cette asymétrie tient d’une part aux résistances internes différentes lors de la charge et de la décharge, mais également à la difficulté de mesurer précisément ce type de phénomènes. Un temps de relaxation après chaque sollicitation est nécessaire pour avoir accès à l’état final de la cellule. De plus des effets d’hystérésis

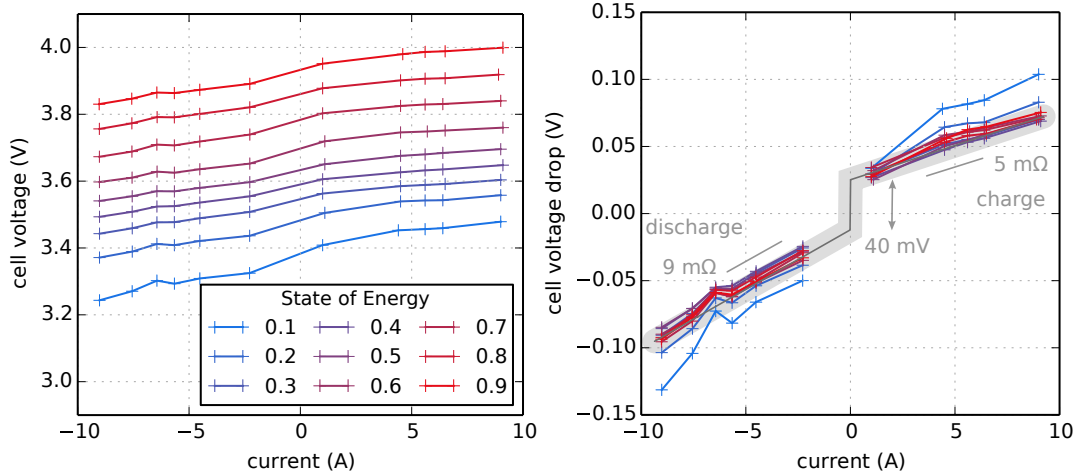


FIGURE 2.14 – Tension aux bornes d’une cellule Lithium Ion NCA, en fonction du courant échangé et pour différentes valeurs de l’état d’énergie. À droite, la chute de tension en est déduite afin de déterminer sa dépendance par rapport au courant [94].

provoquent des mesures différentes lorsque l’on procède par paliers de charge ou de décharge. Une discussion des techniques de mesure de la tension à vide peut ainsi être trouvée chez Pop *et al.* [168]. Cette difficulté à estimer de façon fiable l’état d’énergie d’une batterie peut également être prise en compte par l’introduction d’un terme aléatoire dans l’équation dynamique du système de stockage :

$$SoE(T + \Delta T) = SoE(t) + \frac{\Delta T \cdot P_{sto}}{E^\#} + \varepsilon_{soe} \quad (2.30)$$

où ε_{soe} est un processus aléatoire, par exemple un bruit gaussien de variance ajustable. L’impact de telles incertitudes de mesures sur la gestion du stockage sera examinée au cours du chapitre 3.

Prise en compte des pertes Le modèle précédemment élaboré à l’équation 2.29 permet d’estimer directement la valeur des pertes lors de la charge ou de la décharge. En notant $\Delta V = R \cdot I_{cell} \pm V_\delta$ la chute de tension et pour une puissance de consigne P_{sto}^* , la puissance stockée et la puissance dissipée se décomposent ainsi :

$$P_{sto}^* = V \cdot I_{cell} = \underbrace{V_0 \cdot I_{cell}}_{\text{puissance stockée}} + \underbrace{\Delta V \cdot I_{cell}}_{\text{puissance dissipée}} \quad (2.31)$$

Ainsi, la puissance dissipée est donc la somme d’un terme linéaire avec le courant et d’un autre dépendant du courant au carré.

Dans le but de comparer des modélisations de complexité variable et de trouver quel niveau de détail est adapté pour prendre une décision pertinente, un troisième modèle est défini pour la puissance dissipée – après le stockage parfait et la modélisation utilisant des relevés expérimentaux. Afin d’être plus simple à évaluer et de ne pas faire appel à des grandeurs coulombiennes, celui-ci devra uniquement s’appuyer sur la puissance échangée. Si la variation de tension aux bornes de la cellule est négligée, le rapport entre puissance dissipée P_{dis} et puissance effectivement stockée P_{sto}^* peut être mis sous la forme suivante :

$$P_{dis} = \alpha_{dis} \cdot \frac{P_{sto}^* 2}{P_{sto}^\#} \quad (2.32)$$

où $P_{sto}^\#$ désigne la puissance maximale qui peut être échangée par la cellule et $\alpha_{dis} = 1\%$ est identifié sur le modèle précédent. Cette normalisation permet d'utiliser simplement ce modèle pour des capacités de batteries diverses.

Comportement thermique La présence de pertes internes à l'accumulateur entraîne nécessairement un échauffement de celui-ci au dessus de la température ambiante. Cet échauffement peut avoir des répercussions sur son vieillissement ainsi que cela sera développé dans la section suivante 2.3.3. L'impact de ce vieillissement additionnel sur la gestion des batteries sera discuté au cours du chapitre 4. Pour ce faire, il est nécessaire de prendre en compte l'échauffement à l'aide d'une modélisation thermique de la batterie. En régime permanent, l'élévation en température est ainsi reliée aux pertes par la résistance thermique R_{th}^{batt} :

$$\Delta\theta = R_{th}^{batt} \cdot P_{dis} \quad (2.33)$$

Plusieurs cas d'utilisation peuvent être distingués. Tout d'abord les batteries stationnaires de grande capacité sont fréquemment climatisées, précisément afin de limiter leur endommagement calendaire. L'utilisation d'un modèle thermique dans leur cas perd alors de sa pertinence. À l'inverse, les batteries de véhicules subissent directement ces échauffements. C'est donc dans le cas de leur gestion que l'impact de l'auto-échauffement et du vieillissement calendaire sera discuté.

Auto-décharge Les accumulateurs électrochimiques ne sont pas en mesure de conserver indéfiniment l'énergie qui a pu y être stockée. Celle-ci se dissipe lentement du fait de réactions chimiques parasites [227] traduites dans le phénomène d'auto-décharge. Dans les présents travaux, ces réactions seront considérées comme indépendantes de toute autre grandeur. L'auto-décharge apparaîtra donc comme un coefficient $\beta_{self} \in [0; 1]$ venant pondérer l'état d'énergie précédent. Dans le cas de la modélisation du stockage parfait, l'équation dynamique devient donc :

$$SoE(t + \Delta T) = (1 - \beta_{self} \cdot \Delta T) \cdot SoE(t) + \frac{\Delta T \cdot P_{sto}}{E^\#} \quad (2.34)$$

Les caractéristiques des accumulateurs lithium ion commercialement proposés conduisent à des valeurs de $1 - \beta_{self}$ quasi unitaires, les vitesses d'auto-décharge constatées variant autour de quelques pourcents par semaine voire par mois⁹. L'ordre de grandeur de β_{self} qui est ici retenu est $\beta_{self} \cong 0.2 \cdot 10^{-3}$ par heure.

2.3.3 Modélisation du vieillissement

En condition normale d'utilisation, les accumulateurs Lithium ion sont sujets à un endommagement [160]. Les sources de ce vieillissement sont multiples [132] et font appel aux réactions parasites ayant lieu concurremment à la réaction utilisée pour stocker d'énergie [128]. Les principaux mécanismes du vieillissement s'articulent autour de la *Solid Electrolyte Interface*, couche de passivation formée autour de l'électrode de graphite et issue de la réduction de l'électrolyte. Cette couche se constitue lors des tous premiers cycles de charge-décharge et est nécessaire au bon fonctionnement de l'accumulateur. Sa stabilité dans le temps est donc à l'origine d'une grande partie de la dégradation des performances de l'accumulateur.

Dans les présents travaux, une modélisation phénoménologique du vieillissement sera utilisée, utilisant une approche de type fatigue. Un endommagement élémentaire d_i est associé à chaque sollicitation de l'accumulateur, la somme de ces endommagements élémentaires depuis sa fabrication constituant l'état d'endommagement *SoA* — *State of Aging*. La situation $SoA = 1$ correspond à un critère de fin de vie de l'accumulateur, usuellement fixé dans le contexte d'utilisation embarquée à un doublement de la résistance interne et/ou à une réduction de 20% de la capacité.

9. La documentation des modules SAFT Intensium Home indique ainsi une auto-décharge de 5% par mois

Remarque : La dégradation des paramètres tels que la capacité ou la résistance interne a une incidence sur le comportement dynamique de la batterie et donc sur les fonctions coûts qui y seront associées. Le couplage entre les modélisations du vieillissement et du comportement dynamique est donc *a priori* nécessaire à chaque pas de temps. Cependant l'endommagement est un phénomène dont la constante de temps est visible à l'échelle de la vie de la batterie, typiquement 10 ans. De plus dans le contexte de la recharge des véhicules électriques, leur mobilité impose une mise à jour régulière de leurs paramètres : à chaque connexion à une borne de recharge, la capacité utilisable est par exemple communiquée. Ce schéma suggère donc le couplage régulier qui est ici retenu. Les grandeurs manipulées — principalement la capacité énergétique — dans les chapitres suivants seront donc des **grandeurs utilisables** et non les grandeurs nominales au début de la vie. Déterminer la valeur de ces grandeurs utilisables est la tâche du contrôleur rapproché de la batterie — le *Battery Management System, BMS*.

Vieillessement calendaire Le vieillissement calendaire intervient en l'absence de toute autre sollicitation, les mécanismes d'endommagement de l'accumulateur étant spontanés et en action dès sa fabrication. Chaque instant écoulé entraîne donc un dommage élémentaire. Le constructeur de la batterie spécifie donc une durée de vie attendue, typiquement de l'ordre de 20 ans¹⁰. Par ailleurs, cet endommagement est accéléré par les hautes températures, celles-ci favorisant l'activation des réactions chimiques [69]. Les modélisations utilisées dans ces travaux sont donc à nouveau de complexité variable. La première considère une durée de vie constante, fixée à 20 ans. La seconde inclut la dépendance à la température selon le principe de la loi d'*Arrhenius* où la température agit de manière exponentielle sur la cinétique des réactions chimiques. Ce second modèle est identifié sur les essais présentés par Lippert *et al.* [130], de la société SAFT, qui concordent avec la documentation disponible pour les modules SAFT Lithium Nickel Cobalt Aluminium.

$$\ln(T_{life}) = \alpha_{cal} \cdot \theta + \beta_{cal} \quad (2.35)$$

avec T_{life} la durée de vie, θ la température. Les coefficients α_{cal} et β_{cal} sont respectivement identifiés à $\alpha_{cal} = -0.08$ et $\beta_{cal} = 10.9$. Le dommage élémentaire pour une durée ΔT passée à une température θ fixée est donc

$$d_i = \Delta T \cdot e^{-\alpha_{cal} \cdot \theta - \beta_{cal}} \quad (2.36)$$

Des modèles plus aboutis existent pour le vieillissement calendaire, qui incluent notamment l'état d'énergie [29]. L'influence de celui-ci sur l'endommagement n'est pas ici prise en compte. Ce choix tient d'une part à ce qu'il n'y a pas de difficultés à l'ajouter au sein de la même structure de modèle. D'autre part et ainsi que mentionné précédemment, un compromis pertinent entre la complexité des modèles utilisés et leur impact sur les décisions de gestion est recherché au cours des présents travaux. Le chapitre 4 mettra en évidence que les modifications dues au vieillissement calendaire sont trop ténues pour ne pas raffiner encore la prise en compte de ce phénomène.

Vieillessement en cyclage La seconde contribution à l'endommagement des accumulateurs réside dans la succession des cycles de charge et de décharge qu'ils subissent. Les réactions chimiques réversibles qui ont alors lieu s'accompagnent systématiquement de réactions parasites entraînant la perte de matière active, ou bien d'une usure des électrodes par exemple par exfoliation — voir [160, 128] pour une revue de mécanismes en jeu. Macroscopiquement, ce vieillissement se traduit alors à nouveau par une diminution de la capacité de stockage et une augmentation de la résistance interne.

10. Les solutions de stockage domestique Bosch BPT-S 5 Hybrid ou bien SAFT Intensium Home concordent sur une durée de vie comprise entre 18 et 25 ans

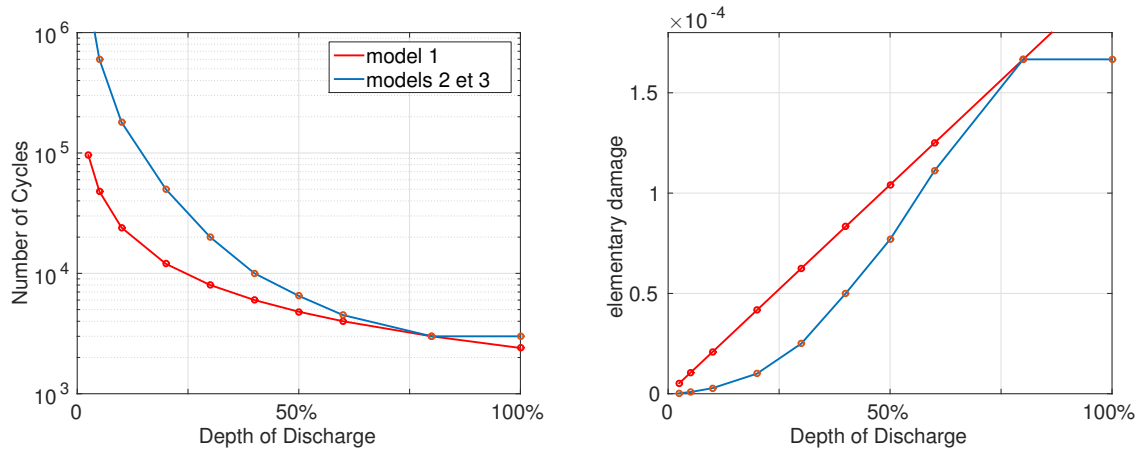


FIGURE 2.15 – À gauche : nombre de cycles d’une batterie au cours de sa vie en fonction de la profondeur de décharge. À droite : dommage élémentaire associé à chaque cycle en fonction de sa profondeur de décharge. Deux modèles sont ici présentés : le premier considérant un dommage linéaire avec la profondeur de décharge, le second utilisant une loi puissance [130]. Un troisième modèle utilise la même loi que le modèle 2, mais une détection des cycles par *Rainflow*.

Étant lié au changement du sens de la réaction électrochimique et à la part de réactif oxydé puis réduit, la modélisation du vieillissement en cyclage s’appuie nécessairement sur la notion de *cycle*, caractérisé par une profondeur de décharge *DoD*, exprimée en pourcentage de la capacité. Cette notion intuitive de cycle rencontre néanmoins des limites lorsque les accumulateurs sont utilisés dans des conditions irrégulières où une décharge n’est pas nécessairement suivie d’une recharge ramenant l’accumulateur à sa condition initiale. On lui préfère alors la notion de *demi cycle*, caractérisé également par sa profondeur *DoD*.

La première estimation possible – et la plus simple – de l’endommagement par cyclage consiste à utiliser leurs spécifications pour des cycles identiques et répétés jusqu’à la fin de vie de l’accumulateur. En effet ceux-ci sont généralement spécifiés pour supporter N_{cycles} cycles de charge-décharge de même profondeur¹¹. Cette spécification permet de définir l’énergie totale qui peut être échangée au cours de la vie de la batterie dans ces conditions. Ce critère d’énergie échangée correspond donc à un endommagement élémentaire pour un cycle qui varie linéairement en fonction de la profondeur de décharge, ainsi qu’indiqué figure 2.15. Selon l’équation dynamique du système de stockage parfait 2.23, la profondeur de décharge dépend linéairement de la puissance échangée. Cette modélisation a donc le grand avantage de pouvoir être estimée facilement à chaque instant.

Cependant il est avéré [21, 190] que la profondeur de décharge a une influence non linéaire sur le nombre de cycles qui peuvent être effectués par une cellule lithium ion. Lippert *et al.* [130] indiquent ainsi les données d’endommagement qui sont reportées sur la figure 2.15. L’endommagement varie alors en puissance de la profondeur de décharge. Les cycles les plus profonds occasionnent des dommages les plus lourds. Une modélisation moins simpliste du vieillissement par cyclage fait donc appel à ce type de loi puissance. En revanche, il est nécessaire pour évaluer ce modèle de garder en mémoire la situation définissant le début du cycle. Un nouveau paramètre doit alors être introduit, le dernier extremum de l’état d’énergie, servant de référence pour le cycle en cours. Ce modèle ne peut donc pas être facilement évalué lorsque seules les informations de l’instant présent sont disponibles. Une *mémoire* est devenue nécessaire.

Par ailleurs la définition de l’état servant de référence à un demi cycle n’est pas aussi limpide qu’il pourrait y paraître. L’identification des cycles devient une problématique lorsque l’endommagement

11. Le module Synerion 24M du fabricant SAFT est ainsi spécifié pour supporter 7000 cycles d’une profondeur de 60% de la capacité nominale

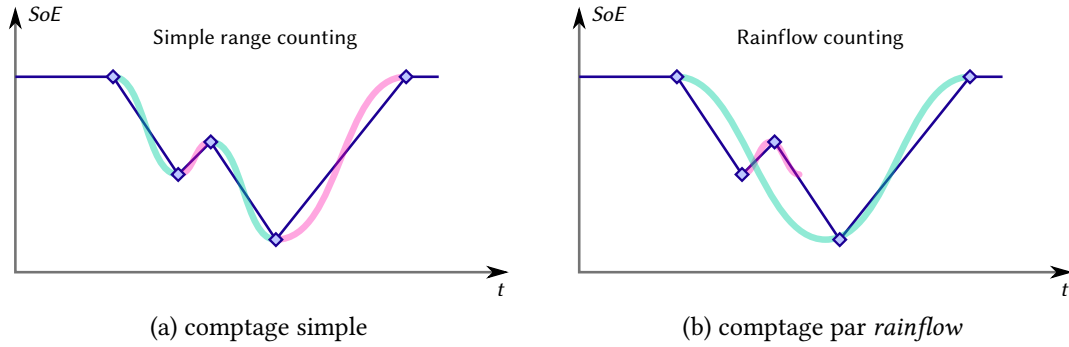


FIGURE 2.16 – Comparaison entre une détection des cycles par extrema locaux et une détection par *rainflow* [94, 188]

ne varie pas linéairement avec leur profondeur et que des micro-cycles peuvent venir s’intercaler au sein de cycles majeurs ainsi qu’illustré figure 2.16. Une simple détection des extrema de l’état d’énergie ne permettant pas de différencier alors cycle majeur et cycle mineur, il est nécessaire d’avoir recours à des algorithmes plus sophistiqués, tel que celui du *rainflow* [188]. Même à l’aide d’une mémoire de l’ensemble de la situation passée, les implémentations actuellement disponibles dans la littérature ne permettent pas, à notre connaissance, de réaliser une telle détection des cycles sans avoir connaissance des sollicitations futures. Un tel algorithme ne peut donc être exécuté qu’*a posteriori*. Les modèles de vieillissement en cyclage dont les conséquences – sur les lois de gestion et le dimensionnement – seront examinées au cours du chapitre 3, sont alors les suivants.

Énergie échangée constante : l’endommagement d_i dépend linéairement de la profondeur de décharge DoD et donc de la puissance P_{sto} .

$$d_i = \alpha \cdot DoD = \alpha' \cdot P_{sto} \quad (2.37)$$

Profondeur de décharge : l’endommagement d_i dépend de la profondeur de décharge selon une loi en puissance.

$$d_i = \alpha \cdot DoD^\beta \quad (2.38)$$

Le début du demi-cycle est défini par le précédent instant où la puissance s’est inversée. La profondeur de décharge est donc estimée par rapport à l’état d’énergie à cet instant.

Identification des cycles par Rainflow : l’endommagement suit la même loi que dans le modèle précédent, mais les cycles sont identifiés par l’algorithme du *rainflow*.

Ces endommagements élémentaires sont estimés pour chaque pas de temps d’une simulation. L’endommagement total au cours d’une période est donc finalement obtenu en sommant les contributions élémentaires du vieillissement calendaire et en cyclage :

$$d_{tot} = \sum_t (d_{cal}(t) + d_{cycl}(t)) \quad (2.39)$$

Conclusion : modélisation des batteries Le comportement dynamique des batteries a tout d’abord été présenté à l’aide de trois modèles de complexité croissante. Le premier traduit le comportement d’un stockage parfait. Le second introduit un terme de pertes quadratiques. Le troisième se base sur des relevés expérimentaux d’une cellule Lithium Ion NCA. La tension à vide est alors dépendante de l’état d’énergie, tandis que les chutes de tension en charge et en décharge sont dissociés. L’impact de ces trois modèles sur les stratégies de gestion d’un stockage sera examiné au cours du chapitre 3. Dans le même but, un terme d’auto-décharge a été défini.

La modélisation du vieillissement a été décomposée entre les contributions du vieillissement en cyclage et en calendaire. Ce dernier est considéré soit comme constant, soit comme dépendant de l'auto-échauffement causé par les pertes. Il sera discuté au cours du chapitre 4. Trois modèles ont été introduits pour le vieillissement en cyclage : énergie échangée constante, endommagement dépendant de la profondeur de décharge par une loi puissance, identification des cycles par *rainflow*. Ces modèles de cyclage seront principalement utilisés au cours de la section 3.3.

2.4 Disponibilité des véhicules électriques

L'impact de la recharge des véhicules électriques sur les réseaux de distribution est un sujet de préoccupation de longue date. Les travaux cherchant à prévoir leur consommation ont donc tout d'abord été tournés vers le dimensionnement des moyens de production et de distribution afin de faire face à des demandes de pointe [173]. Dans le même but, la prévision des profils temporels de cette recharge a également fait l'objet de travaux [38]. Ces études antérieures sur la prévision de consommation des véhicules sont également précieuses lorsque ces véhicules sont impliqués dans des systèmes collaboratifs [193]. En effet utiliser les batteries de véhicules électriques, afin de rendre d'autres services que la mobilité de leurs usagers, nécessite d'anticiper leurs comportements. Faute de quoi ces deux utilisations ne pourront se coordonner harmonieusement. Par ailleurs établir des prévisions sur la courbe de charge est une démarche usuelle qui permet d'anticiper au mieux la mise en service des moyens de production. La consommation domestique et industrielle est donc d'ores et déjà finement prévue en prenant en compte les saisonnalités journalières, hebdomadaires et annuelles mais aussi les conditions météorologiques [207] ou des événements particuliers. Ajouter la prise en compte de la recharge des véhicules électriques à ces prévisions existantes peut donc sembler une extension naturelle. Cependant la demande des véhicules électriques dépend de certains comportements des usagers qui n'ont usuellement pas d'impact sur les consommations donc ne sont pas précisément connus [10]. De plus la part des véhicules électriques au sein des parcs automobiles étant encore anecdotique — moins de 4% des ventes de véhicules étant des hybrides¹² ou complètement électriques au premier trimestre 2015 en France [41] — peu d'études en situations réelles ont été réalisées jusqu'ici. Les comportements doivent donc en grande partie être anticipés et des **générateurs de scenarii** [197] doivent être utilisés faute de campagnes de mesures spécifiques.

Modélisation et générateur de scenarii

Lorsque des observations directes d'un phénomène ne sont pas accessibles ou bien en trop faible quantité, **générer des données artificielles** mais fidèles au processus originel est une puissante alternative. Afin de produire de telles données, il est nécessaire de partir d'une modélisation aléatoire du phénomène originel, sur la base de laquelle des scenarii peuvent être tirés au sort. Cette modélisation *intrinsèque* au générateur est cependant distincte de celle qui peut être réalisée de l'extérieur pour rendre compte du processus sous-jacent.

Cette section a pour but de présenter la modélisation qui a été développée et implémentée dans le cadre d'un générateur de scenarii d'utilisation des véhicules au sein d'une flotte, de leurs besoins de recharge et de leur disponibilité pour des services réseau. Par la suite, les modèles extrinsèques décrivant le comportement des véhicules seront présentés, en prêtant une attention particulière à la description des aspirations de l'usager. On suppose, dans le cadre des présents travaux, que les véhicules peuvent être connectés à une borne de recharge dès qu'ils sont stationnés. Étudier leur disponibilité est donc équivalent à une étude des déplacements des utilisateurs.

12. en grande majorité non rechargeables

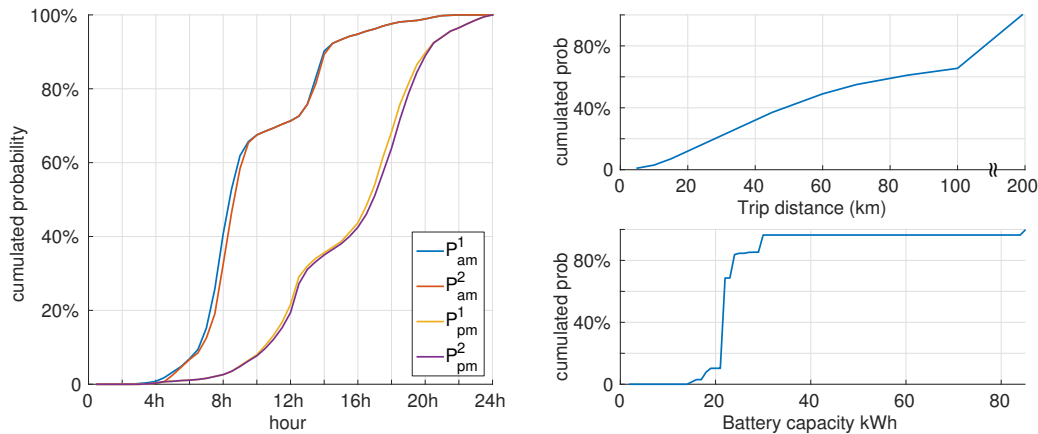


FIGURE 2.17 – Lois de probabilité utilisées pour décrire le comportement d’une flotte de véhicules. À gauche : probabilités d’arrivée et de départ au cours de la journée [42]. À droite en haut : distance parcourue au cours d’un trajet [42]. À droite en bas : capacité de la batterie [41].

2.4.1 Générateur de scenarii de mobilité

Les besoins de recharge des véhicules dépendent en premier lieu des distances parcourues par les usagers. Ces distances D , couplées à l’efficacité des véhicules η_{EV} et à la capacité nominale de leurs batteries $E_{EV}^{\#}$ permettent de déduire leur état d’énergie lorsqu’elles sont reconnectées au réseau SoE_{EV}^0 .

$$SoE_{EV}^0 = \frac{E_{EV}^{\#} - \eta_{EV} \cdot D}{E_{EV}^{\#}} \quad (2.40)$$

Plusieurs paramètres doivent être connus afin d’utiliser cette équation.

La capacité des batteries $E_{EV}^{\#}$ dépend d’une part du modèle de véhicule et d’autre part de l’état d’endommagement de sa batterie. Afin d’obtenir un générateur de scenarii vraisemblable, nous basons ici sur les parts de marché des différents modèles de véhicules électriques¹³ [41] et relevons pour chacun la capacité de leurs batteries. Ce panel de batteries va de 17 kWh pour une Smart à 85 kWh pour une Tesla S. D’où la densité de probabilité représentée en bas à droite de la figure 2.17 qui a été utilisée pour générer une flotte de véhicules hétérogène où chaque véhicule se voit attribuer une capacité différente.

L’efficacité des véhicules électriques η_{EV} rend compte de la distance parcourue avec 1 kWh d’énergie prélevée sur le réseau électrique. Les différents modèles actuellement sur le marché étant comparables sur ce point, on adopte dans ces travaux la base de $\eta_{EV} = 0.2$ kWh/km. Ici encore cette grandeur est supposée constante au cours de la vie d’un véhicule, sans considérer les éventuels effets de la température extérieure et autres paramètres influents que nous ne sommes pas en mesure d’obtenir dans l’état actuel des connaissances.

La distance parcourue D est un paramètre beaucoup plus variable que les deux précédents puisqu’il varie à chaque trajet effectué. La distance de chaque trajet est ici tirée au hasard selon la densité de probabilité représentée figure 2.17 en haut à droite. Cette densité traduit la répartition moyenne des distances pour les trajets quotidiens en France [42]. Un seul trajet quotidien est considéré dans le présent générateur de scenarii.

L’équation 2.40 permet de traduire l’énergie nécessaire pour la recharge des véhicules. Afin de générer des scenarii de mobilité, les périodes de présence des véhicules doivent également être considérées.

13. 1er trimestre 2015 en France

Les données de mobilité qui ont été utilisées à ces fins sont représentées dans la partie gauche de la figure 2.17 et traduisent les déplacements en semaine entre le lieu de travail et le domicile en France, selon une enquête du Commissariat Général au Développement Durable [42]. À nouveau pour les besoins de ce générateur, un seul trajet quotidien aller-retour est pris en compte — bien que les données de la figure 2.17 pourraient être utilisées de manière moins restrictives.

Des modélisations fines — en vue d’un déploiement opérationnel des prévisions des besoins de recharge par exemple — devraient prendre en compte les différences entre les jours de la semaine, les zones géographiques, la sociologie des utilisateurs, *et cætera*. Des informations de ce type sont tout ou partie accessibles de façon éparse. Cependant le présent générateur de scénarii de mobilité a pour but de produire des situations vraisemblables en s’appuyant sur des données d’entrée pertinentes. Plutôt que de rechercher la supposée précision du générateur obtenu, l’accent est donc mis sur les objets utilisés pour obtenir les scénarii de mobilité et sur leur capacité à prendre en charge des modélisations plus compliquées.

Remarque : Les données qui ont été utilisées au sein de ce générateur ont été collectées sur de larges échantillons de population utilisant à l’heure actuelle des véhicules thermiques. Le questionnement autour d’une différence de comportements entre les usagers de véhicules conventionnels et électriques peut alors survenir. Nous considérons ici que l’adoption de la mobilité électrique n’a pas pour vocation de limiter la mobilité des usagers dans un contexte de déplacements quotidiens et de distances limitées comme ici. Les habitudes de mobilité ne sont donc pas susceptibles d’être modifiées lors du passage à un véhicule électrique.

2.4.2 Modélisation d’une flotte de véhicules

Intégrer une flotte de véhicules électriques au sein d’un système collaboratif nécessite d’en modéliser certains comportements, à la fois d’ensemble et particuliers à chaque véhicule.

La prévision de la puissance consommée par la flotte de véhicules \widetilde{P}_{EV} est une donnée nécessaire pour élaborer un engagement de puissance échangée avec le réseau P_{grid}^* , qui sera plus amplement présenté section 4.4.2. En effet, dans le cas d’une politique neutre par rapport au risque, *i.e.* considérant l’espérance des coûts futurs, l’engagement de puissance échangée avec le réseau est défini par

$$P_{grid}^* = \widetilde{P}_{PV} - \widetilde{P}_{EV} \quad (2.41)$$

si ces deux prévisions ne présentent pas de biais et ont donc une erreur d’espérance nulle¹⁴. Cette prévision de puissance de recharge est ici déterminée par la méthode de Monte Carlo en utilisant le générateur de scénarii décrit *supra*. Le comportement d’une grande flotte au cours d’une journée est ainsi tout d’abord produit¹⁵. Dans cet exemple, chaque véhicule est supposé consommer une puissance constante entre ses instants d’arrivée et de départ, lui permettant d’être complètement chargé à son départ :

$$\overline{P}_{EV}^i = E_{EV}^{\#i} \cdot \frac{1 - SoE_{EV}^{0,i}}{t_2^i - t_1^i} \quad (2.42)$$

Cette puissance de recharge est écrêtée dans le cas où elle est supérieure à la puissance nominale du chargeur, qui est supposée égale à celle de la batterie. Au cours des présents travaux, la

14. Cet engagement correspond au cas où les écarts positifs et négatifs sont pénalisés de la même manière. L’introduction de la possibilité de déléster une partie du productible nécessiterait d’utiliser un quantile de ces prévisions plutôt que leur espérance.

15. Dans le but d’établir la prévision de puissance de recharge, une flotte de 10000 véhicules est considérée.

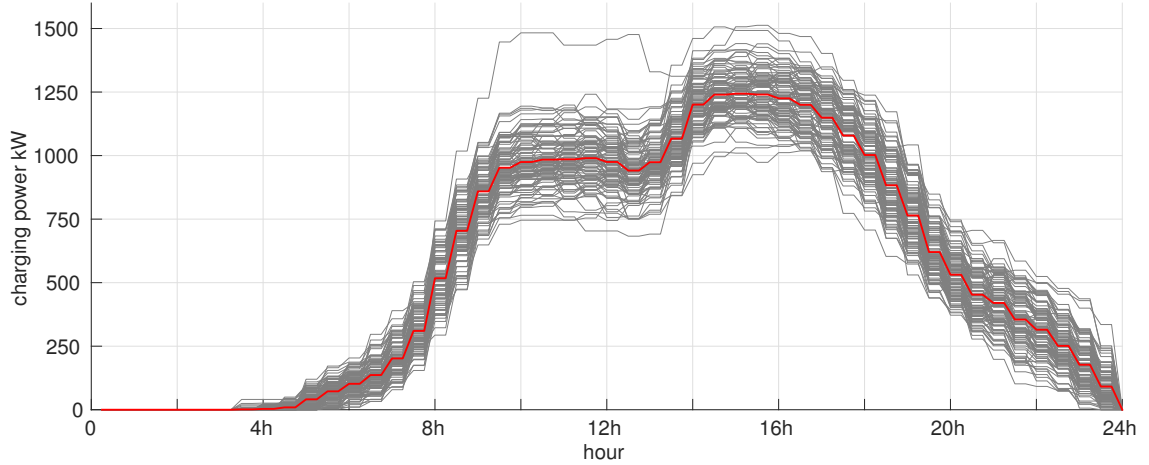


FIGURE 2.18 – En gris : exemples de scenarii pour la puissance consommée par une flotte de 100 véhicules sans supervision. En rouge : trajectoire moyenne de la puissance appelée.

constante de temps caractéristique de la batterie est utilisée pour déduire la puissance nominale à partir de la capacité $E^{\#}$. La valeur retenue pour cette constante de temps est celle de la cellule Lithium Ion NCA utilisée lors de la section 2.3 qui est de 1 heure. La somme de ces puissances de recharge sur toute la flotte constitue alors une prévision de puissance appelée \widetilde{P}_{EV}

$$\widetilde{P}_{ev} = \sum_{i=1}^{N_{ev}} \overline{P_{ev}^i} \quad (2.43)$$

Cette prévision moyenne, ainsi que plusieurs scenarii tirés au sort, sont représentés figure 2.18 pour une flotte de 100 véhicules.

Remarque : De manière analogue avec la prévision de production photovoltaïque \widetilde{P}_{PV} , cette prévision de puissance de recharge peut être enrichie d'informations caractérisant son erreur. Ces informations peuvent simplement prendre la forme d'écart types à chaque instant autour de la prévision moyenne, d'ensemble de scenarii — ainsi que représenté figure 2.18 — mais également étudier la structure temporelle des erreurs de prévision via un modèle de type *ARMA*. Cependant l'utilisation d'une modélisation des erreurs de prévision pour améliorer les performances du système collaboratif sera déjà illustrée via l'erreur de prévision de la puissance photovoltaïque. Les données de mobilité étant ici générées de manière artificielle, la pertinence d'une modélisation des erreurs de prévision semble moindre et n'est donc pas menée à terme.

L'influence de chaque usager qui est lissée lorsque le comportement moyen de la flotte est évalué, doit cependant être prise en compte pour élaborer le contrôle optimal de la recharge pour chaque véhicule individuellement. Cette influence se traduit tout d'abord par les paramètres utilisés par le générateur de scenarii : l'instant d'arrivée t_1^i , celui de départ t_2^i et l'état d'énergie initial du véhicule $SoE_{EV}^{0,i}$. Lorsqu'un véhicule est connecté à une borne de recharge, les paramètres t_1^i et $SoE_{EV}^{0,i}$ sont alors supposés immédiatement connus. L'instant de départ t_2^i ne peut quant à lui être connu sans une action de l'utilisateur. Trois situations différentes pourront donc être tour à tour envisagées.

- L'utilisateur indique l'instant de départ t_2^i de son véhicule. Ceci permet alors de disposer durant toute la période de recharge d'une information parfaite sur l'instant du départ.

- L'utilisateur indique une estimation \tilde{t}_2^i de l'instant de départ de son véhicule mais ne sera pas obligatoirement fiable. L'instant de départ réel sera donc aléatoire — par exemple selon une loi normale — autour de l'estimation qui en a été donnée. La fiabilité du comportement de l'utilisateur se traduira donc par la variance σ .
- L'utilisateur n'indique aucun instant de départ. La recharge doit alors être optimisée en prenant uniquement en compte les comportements qui peuvent être anticipés statistiquement.

Ces trois situations reflètent des niveaux d'information variables allant d'une information parfaite à une information uniquement statistique. Les performances de recharge et de service réseau qui peuvent être obtenues dans le cadre de ces trois situations permettraient d'évaluer la *valeur* ajoutée par l'utilisateur lorsqu'il indique ses intentions de mobilité. Cette étude n'a cependant pas été réalisée dans le cadre des présents travaux.

Un autre impact des comportements des utilisateurs sera quant à lui considéré. Rendre plusieurs services à l'aide d'une même batterie de véhicule électrique conduit à devoir réaliser des arbitrages entre ces différentes utilisations. Ces arbitrages dépendent directement des valeurs relatives entre différentes fonctions objectif — chacune valorisant une des utilisations de la batterie — au sein d'un problème d'optimisation qui a été introduit dans le chapitre 1 et dont la résolution fera l'objet des chapitres 3 et 4. Il n'y a cependant pas de pondération *idéale* entre ces fonctions objectif puisqu'elles traduisent des grandeurs difficilement commensurables : la satisfaction d'un utilisateur n'est *a priori* pas comparable avec un délestage de productible ou la compensation d'un écart à un engagement de puissance. Les pondérations devraient donc naturellement dépendre de la *valeur* que l'utilisateur donne à sa propre mobilité, valeur très largement subjective et fluctuante en fonction des situations. L'impact de cette *valeur*, révélé individuellement par chaque utilisateur, sera étudiée au cours du chapitre 4.

Conclusion : disponibilité des véhicules électriques Un générateur de scénarii de mobilité des véhicules a été présenté. Ce générateur se base sur des probabilités de capacité de la batterie du véhicule, de la longueur de son précédent trajet et des horaires d'arrivée et de départ. Il est d'une part utilisé pour générer des déplacements individuels qui permettront le contrôle de chacun des véhicules indépendamment. D'autre part, une prévision de la puissance de recharge de la flotte en est déduite par la méthode de Monte-Carlo.

Bilan du chapitre

Ce second chapitre a présenté les différents modèles qui seront par la suite utilisés pour optimiser la gestion et le dimensionnement du système collaboratif. Pour chacun des phénomènes étudiés, des modélisations de divers niveaux de complexité ont été mises en place. L'objectif est d'évaluer l'impact de la précision des modèles sur les décisions de gestion et de dimensionnement. Les chapitres 3 et 4 reviendront donc sur leur utilisation et présenteront leurs conséquences.

La centrale photovoltaïque a tout d'abord été étudiée. Sa production électrique a été reliée aux grandeurs météorologiques telles que l'irradiance et la température, mais également à l'heure de la journée. Les impacts de l'environnement géographique local ont également été mis en évidence.

Afin de respecter un engagement sur le profil de puissance, la gestion du système collaboratif devra compenser des erreurs de prévision de production photovoltaïque. Après avoir montré les limites d'une modélisation de type *SARIMA*, l'existence de trajectoires typiques, que l'erreur de prévision décrit au cours d'une journée, a été montrée. Un modèle de Markov caché original a ensuite été proposé afin de capturer ces différentes trajectoires et les transitions d'un état à l'autre.

Le comportement dynamique des batteries a fait l'objet de modélisations de complexité croissantes, allant du stockage idéal à un modèle utilisant des caractéristiques expérimentales. De même, le vieillissement en cyclage a été pris en compte, au plus simple par un modèle d'énergie échangée constante, au plus complexe avec une identification des cycles par *rainflow* associée à une pondération des endommagements dépendant de la profondeur de décharge.

Enfin un générateur aléatoire de scénarii décrivant les comportements des utilisateurs des véhicules a été proposé et décrit. Ce générateur a été utilisé pour déterminer une prévision de la puissance de recharge de la flotte.

Chapitre 3

Co-optimisation d'un stockage stationnaire

La rationalité n'est plus synonyme de certitude, ni la probabilité d'ignorance. Complexité et imprévisibilité deviennent les caractéristiques intrinsèques de ces systèmes.

Ploman, E. W., 1986

Sommaire

3.1	Formalisation d'un problème de gestion et de dimensionnement	82
3.1.1	Plusieurs intérêts antagonistes	83
3.1.2	Composantes aléatoires et modèles sous-jacents	85
3.1.3	Définition de trois problèmes couplés et co-optimisation	87
3.2	Gestion optimale intra-journalière	89
3.2.1	Programmation dynamique stochastique	89
3.2.2	Mise en œuvre de la SDP	97
3.2.3	Sensibilité aux différents modèles utilisés	100
3.3	Dimensionnement optimal d'un stockage stationnaire	109
3.3.1	Définition d'un problème de dimensionnement	109
3.3.2	Couplage entre dimensionnement et modèles utilisés	112

Au cours des présents travaux, le terme de *système collaboratif* désigne une classe de problèmes où une source d'énergie renouvelable variable est associée à un système de stockage¹. Le chapitre 1 a mis en évidence que ce type d'association permet de concentrer de nombreux défis issus de la gestion de systèmes électriques modernes où des sources incomplètement contrôlables coexistent avec des consommations offrant des leviers de flexibilité. Cependant plusieurs éléments de connaissance sont nécessaires pour traiter ce type de problème. Le chapitre 2 a ainsi été consacré à la modélisation préalable de quelques uns des acteurs qui sont susceptibles d'être impliqués dans la gestion de tels systèmes collaboratifs. L'enjeu du présent chapitre est quant à lui de poser le problème de la gestion et du dimensionnement de ces stockages associés à des sources renouvelables. Ceci reposera nécessairement, mais pas exclusivement, sur tout ou partie des modèles construits au chapitre précédent. En effet, ainsi que cela y a été souligné à de multiples reprises, les modèles ici utilisés ne doivent être considérés

1. Les charges flexibles sont ici considérées comme une catégorie de systèmes de stockage, leur gestion faisant intervenir des méthodes complémentaires.

que comme des propositions non exclusives. Tout autre modèle se basant sur des données d'entrées similaires pourra y être substitué, les méthodes de résolution proposées ne requérant pas d'hypothèses spécifiques. La formalisation des problèmes de gestion et de dimensionnement qui sera présentée au cours de ce chapitre ne fera donc appel à aucune connaissance interne des modèles utilisés, afin d'assurer un **découplage** entre les **modélisations** utilisées et la **résolution** en elle-même.

Ainsi que le chapitre 1 l'a mis en lumière, de multiples situations sont susceptibles d'être prises en charge par un formalisme de type *système collaboratif*. En particulier les situations où l'élément de stockage est unique et stationnaire — *problème 1* — se distinguent des configurations où le stockage est assuré par de multiples entités distribuées, mobiles ou non, considérées d'un point de vue agrégé — *problème 2* — ou individuel — *problème 3*. Ces deux catégories de situations nécessitant des outils de résolution distincts, elles seront ici abordées successivement au cours des chapitres 3 et 4.

Au cours du présent chapitre, les problèmes de gestion et de dimensionnement d'un stockage stationnaire associé à une source d'énergie renouvelable variable seront abordés conjointement. Bien que de nombreuses études considèrent soit de mettre au point la meilleure loi de gestion à dimensionnement donné, soit d'établir le meilleur dimensionnement sans prendre en compte la loi de gestion qui sera réellement mise en place, il apparaît clairement que ces deux problèmes sont intrinsèquement liés. Cette intuition part du constat que d'une part une optimisation de l'utilisation d'un stockage s'appuie nécessairement sur la connaissance de sa capacité. D'autre part le dimensionnement adéquat de ce stockage cherche le compromis entre un coût d'investissement, un coût de fonctionnement et un service rendu. Or ce service rendu nécessite d'anticiper les performances de la loi de gestion qui sera implémentée. D'ores et déjà et avant que ceci ne soit illustré au cours du présent chapitre, il se dessine qu'une décision ne saurait être prise sans avoir des répercussions sur son pendant. La **co-optimisation** de la loi de gestion et du dimensionnement [94, 120] sera donc un des enjeux de ce travail.

La première section 3.1 présentera les différents objectifs potentiellement antagonistes qui se confrontent au sein d'un tel système collaboratif. Cette section aboutira à la formulation de trois problèmes imbriqués et interdépendants. La section suivante 3.2 proposera alors des méthodes d'optimisation adaptées à la gestion intra-journalière et à l'engagement de production. En particulier la programmation dynamique stochastique y sera présentée et mise en œuvre. La discussion autour de la finesse des modèles employés sera également abordée, du point de vue de leur impact sur les stratégies de gestion. Enfin au cours de la dernière section du chapitre 3.3, cette discussion sera prolongée en examinant les conséquences du modèle de vieillissement choisi sur le dimensionnement optimal d'un système de stockage stationnaire.

3.1 Formalisation d'un problème de gestion et de dimensionnement

La gestion et le dimensionnement d'un système associant une source renouvelable — c'est-à-dire incomplètement contrôlable — et un système de stockage est un problème qui surgit à de multiples occurrences dans la gestion de systèmes électriques contemporains. L'alimentation de sites isolés [89, 221, 209] s'y rattache, ainsi que l'autoconsommation d'une production domestique [26, 230, 135]. La structure de ces problèmes est similaire, devant rechercher la meilleure adéquation entre production et consommation à l'aide d'un stockage. La seule différence entre ces situations se trouve finalement dans les conséquences que peuvent avoir une incapacité à couvrir sa demande. D'un côté le site isolé se verra forcé de délester cette consommation, ce qui d'un point de vue d'optimisation représentera un coût très élevé. À l'inverse, le recours à l'interconnexion avec le réseau extérieur permettra au foyer "autoconsommateur" de couvrir sa demande moyennant un surcoût modéré. La formulation adéquate des fonctions coût dans chacune de ces situations leur permettra donc d'être prises en charge par une même méthode de résolution. De surcroît, il en va de même pour la situation d'un producteur renouvelable devant respecter un engagement de production. Cet engagement peut tout aussi bien provenir d'une situation réglementaire spécifique, par exemple dans les zones insulaires [43, 44, 45, 46, 47] ou

bien dans le cadre d'un *balancing market*. La formulation du coût d'un écart entre le profil de puissance délivré et celui auquel le producteur s'était engagé dépend alors du cadre réglementaire. Afin de couvrir dans un même cadre de résolution les situations décrites *supra* et celles qui peuvent également s'y rattacher, la formulation du problème de la gestion d'un stockage et de son dimensionnement sera faite ici dans un objectif de généricité vis à vis des fonctions coût.

3.1.1 Plusieurs intérêts antagonistes

Au sein d'un système collaboratif impliquant un stockage stationnaire, un compromis doit être trouvé entre plusieurs fonctions objectif antagonistes. Certaines de ces fonctions sont ici décrites et définies. À nouveau, une implémentation de chacune de ces fonctions objectif est proposée à titre indicatif. La résolution des problèmes de gestion et de dimensionnement qui sera ensuite proposée ne dépendant pas de la forme de ces fonctions, l'implémentation qui est ici proposée ne doit pas être perçue comme limitante. Afin de pouvoir comparer plusieurs objectifs entre eux, le critère de l'énergie primaire est choisi.

Le délestage de la production f_{spill} consiste à produire moins d'énergie que le productible, *i.e.* ce qui serait possible au regard des conditions météorologiques. Une certaine puissance P_{spill} est alors volontairement non produite. Cette décision peut être nécessaire à chaque fois que la production ne pourrait pas être absorbée ni par une consommation, ni par un stockage, ni par un réseau extérieur. Le coût associé à ce délestage de production est un manque à gagner : une certaine énergie $E_{spill} = \Delta T \cdot P_{spill}$ aurait pu être produite et a été gaspillée.

L'implémentation de ce coût qui est ici proposé à titre d'exemple s'appuie sur l'efficacité sur cycle de vie d'une centrale photovoltaïque. Au cours de sa vie T_{life}^{PV} — la valeur typique de 20 ans est ici retenue — une centrale convertit une certaine énergie en électricité E_{life}^{PV} , en fonction du productible solaire qui est disponible sur son site. Pour le site de Castifao — Haute Corse, France — dont sont issues les données utilisées dans cette étude², ce productible annuel constaté est de 1500 kWh/kW d'où une énergie productible théorique au cours de la vie de la centrale de 30 MWh/kW. Par ailleurs une certaine énergie primaire E_{emb}^{PV} doit être investie pour la fabrication des panneaux photovoltaïques et la construction de la centrale. L'estimation de cette énergie est sujette à de grandes variations en fonction des technologies, des procédés de fabrication et des sources d'énergie utilisées. $E_{emb}^{PV} = 7$ MWh/kW est ici retenu comme un ordre de grandeur cohérent [78] pour du silicium cristallin, ce qui signifie que l'utilisation d'un panneau d'une puissance crête de 1 kW consomme au cours de sa vie 7 MWh d'énergie primaire. Le ratio entre cette énergie *grise* et l'énergie que la centrale devrait produire au cours de sa vie définit alors une efficacité sur cycle de vie de la centrale :

$$\eta_{PV} = \frac{E_{life}^{PV}}{E_{emb}^{PV}} \quad (3.1)$$

La puissance solaire incidente n'étant pas prise en compte dans l'efficacité, puisqu'elle est disponible sans impact environnemental, η_{PV} est largement supérieur à 1 et se distingue en cela d'un rendement. Le délestage d'une partie de la production signifie donc que la performance sur cycle de vie de la centrale est diminuée d'autant :

$$f_{spill}(E_{spill}) = \frac{E_{spill}}{\eta_{pv}} \quad (3.2)$$

Le respect de l'engagement f_{mis} ³ est quantifié par l'écart de puissance entre le profil de puissance auquel le système collaboratif s'était engagé P_{grid}^* et celui qui est effectivement réalisé P_{grid} .

2. voir Annexe A pour une description complète du jeu de données utilisé.

3. La notation *mis* dérive de *mismatch*.

L'écart est défini comme :

$$\Delta P_{grid} = P_{grid} - P_{grid}^* \quad (3.3)$$

Le profil d'engagement P_{grid}^* peut être fixé de façons très diverses selon la nature du problème traité. Les systèmes isolés ou bien cherchant l'autoconsommation définiront un engagement nul tout au long de la journée afin de couvrir leurs consommations. À l'inverse, les installations renouvelables variables écoulant leur production sur un marché de l'énergie ou via une centrale virtuelle devront établir un profil de puissance qu'elles s'estiment en mesure de produire sur la base de leurs prévisions de production.

La manière d'associer une fonction coût à cet écart — positif ou négatif — peut également être très différente d'une situation à l'autre. Des règles de pénalisations peuvent être parfois disponibles comme dans le cas du *balancing market* ou des appels d'offre insulaires [44, 45, 47]. Dans le cas de l'autoconsommation, le coût de l'écart est directement imputable par la différence des tarifs de vente et d'achat. Par ailleurs, d'un point de vue de la gestion d'un système électrique comprenant des sources renouvelables variables, d'autres moyens de flexibilité — à la hausse ou à la baisse — doivent être mobilisés pour compenser cet écart. Le coût associé dépendra donc des coûts de fonctionnement de ces autres leviers.

L'exemple d'implémentation ici retenu adopte le point de vue du responsable d'équilibre d'une zone dans laquelle des énergies renouvelables sont impliquées. Tout écart par rapport à l'engagement de production nécessite de compenser en faisant appel à une autre centrale. La consommation d'énergie primaire engendrée varie alors en fonction du type de centrale appelé, principalement déterminé par le prix d'équilibre du *balancing market* qui varie sur chaque tranche horaire. Cependant afin de faciliter l'analyse des résultats, un coût constant est ici considéré. Ce coût est exprimé en énergie primaire défini sur la base du rendement moyen du mix européen de production d'électricité $\eta_{EU} = 0.3 \text{ kWh/kWh}$, c'est-à-dire 0.3 kWh d'énergie électrique finale par kWh d'énergie primaire non renouvelable [108]. De plus les écarts positifs et négatifs sont regroupés au sein de la même fonction :

$$f_{mis}(\Delta E_{grid}) = \frac{|\Delta E_{grid}|}{\eta_{EU}} \quad (3.4)$$

où $\Delta E_{grid} = \Delta T \sum_{t=1}^T |\Delta P_{grid}(t)|$ représente la valeur absolue des écarts par rapport à l'engagement. Les cas où l'écart à l'engagement est positif ne sont pas cohérents avec une telle fonction, puisqu'il faudrait alors faire appel à des agents capables de diminuer leur production ou d'augmenter leurs consommations. Ceci ne porte cependant pas à conséquence puisque la gestion du système collaboratif fera alors appel à du délestage de productible, moins coûteux qu'une violation d'engagement : $\eta_{pv} > \eta_{EU}$.

L'investissement dans un système de stockage est généralement l'étape préalable à toute utilisation de ce système. Lors de l'optimisation du dimensionnement, c'est-à-dire de la capacité adéquate au regard des autres productions et consommations, le coût d'investissement est une donnée fondamentale. Il dépend de nombreux paramètres dont en premier lieu la technologie utilisée. La thématique première de ces travaux étant tournée vers les véhicules électriques, l'optimisation d'un stockage stationnaire est ici une étape intermédiaire vers la prise en compte de flottes de véhicules — bien que cette étape soit un problème pertinent à part entière se posant dans de nombreuses situations. Le choix de la technologie considérée se portera donc vers une technologie électrochimique de type Lithium-Ion, en particulier la chimie Nickel Cobalt Aluminium NCA utilisée par plusieurs constructeurs automobiles et dont nous avons présenté précédemment la modélisation — cf 2.3.

3.1 Formalisation d'un problème de gestion et de dimensionnement

A nouveau sur la base de l'énergie primaire nécessaire pour sa fabrication, la fonction coût ici adoptée pour modéliser le coût d'investissement dans le système de stockage est la suivante :

$$f_{sto}(E_{sto}^{\#}) = E_{sto}^{\#} \cdot E_{emb}^{sto} \quad (3.5)$$

où $E_{sto}^{\#}$ représente la capacité de stockage et E_{emb}^{sto} est l'énergie primaire nécessaire pour fabriquer ce stockage. De manière similaire à l'énergie primaire nécessaire à la fabrication d'un panneau photovoltaïque, cette quantité est difficile à mesurer de manière fiable car extrêmement spécifique. La valeur de $E_{emb}^{sto} = 200 \text{ kWh/kWh}$ est ici retenue⁴ [141].

Les pertes dans le système de stockage f_{loss} sont inhérentes à chacune de ses utilisations. Ces pertes viennent grever le coût de fonctionnement du système associant la centrale renouvelable et le système de stockage. Elles sont donc considérées comme une perte d'énergie primaire :

$$f_{loss}(E_{loss}) = \frac{E_{loss}}{\eta_{pv}} \quad (3.6)$$

de manière similaire à la puissance délestée — équation 3.2 — et où E_{loss} désigne l'énergie dissipée dans la batterie au cours de la période considérée.

Le vieillissement du système de stockage f_{age} intervient à chaque pas de temps, aussi bien par le vieillissement en cyclage qu'en calendaire. En particulier les sollicitations de ce stockage — par exemple pour absorber des fluctuations de production — accélèrent son vieillissement, principalement en cyclage. L'utilisation d'un stockage doit donc être tempérée par l'évaluation de l'endommagement que lui cause chaque sollicitation [104, 105]. Faute de quoi, la multiplication de micro-cycles et de décharges violentes pourrait conduire à son usure rapide. L'investissement qu'il représente n'aurait alors pas été rentabilisé, tant d'un point de vue financier qu'environnemental.

Le recours à une modélisation de l'endommagement des batteries est nécessaire pour établir des compromis pertinents entre le service rendu par le stockage et son usure. Ici encore les modélisations utilisées sont très dépendantes de la technologie considérée. L'accent est donc mis une nouvelle fois sur la technologie Lithium-Ion NCA de SAFT dont le vieillissement a été décrit au cours du chapitre précédent — cf section 2.3.

La fonction coût liée à l'endommagement des batteries est ici décrite par :

$$f_{age}(d^i) = d^i \cdot E_{emb}^{sto} \cdot E_{sto}^{\#} \quad (3.7)$$

où d^i désigne un dommage élémentaire au cours d'un pas de temps.

3.1.2 Composantes aléatoires et modèles sous-jacents

L'évaluation des compromis adéquats entre les fonctions objectif décrites *supra* doit être faite dans un environnement où les différentes décisions prises au cours du temps sont couplées par l'équation dynamique du système de stockage. Ceci relie l'état futur à l'état actuel et aux décisions actuelles. Cependant, la connaissance de ce futur n'est pas absolue. En effet plusieurs grandeurs comportent une part aléatoire qui rendent leur évolution irréductible — ou imparfaitement réductible — à une équation dynamique. Ceci est évidemment le cas de l'évolution de la production photovoltaïque, mais également de la demande de la part des consommateurs. Cette composante de consommation aléatoire des véhicules interviendra au cours du chapitre 4. Bien que les présents travaux n'incluent pas de consommations aléatoires autres que celle des véhicules, l'attention du lecteur est attirée sur le fait qu'elles pourraient

4. La fabrication d'une batterie de 1 kWh consomme 200 kWh d'énergie primaire équivalente.

être prise en compte par le même formalisme que celui de l'erreur de prévision de production photovoltaïque.

La présence d'évolutions aléatoires nécessite des modélisations *ad hoc* afin d'anticiper au mieux les évolutions possibles. Les décisions prises à un instant donné doivent donc être optimales non seulement vis à vis de cet instant mais également en prenant en compte aussi bien que possible le futur. La prise en compte de l'évolution probable de ces grandeurs peut être faite de plusieurs manières, ainsi que cela a été discuté au cours du chapitre 2. En particulier on peut distinguer les approches de type *Model Predictive Control – MPC* [115] des approches d'optimisation stochastique. Le contrôle MPC se base sur la génération d'un ou de plusieurs scénarii possibles décrivant le futur. Sur la base de ce ou ces scénarii, un contrôle optimal peut être déterminé [212] sur tout l'horizon temporel. Seuls les tous premiers instants de ce contrôle optimal sont ensuite appliqués, avant de mettre à jour l'état du système en fonction des réalisations de ses composantes aléatoires et de réitérer la même démarche. Cette méthode de contrôle nécessite d'une part de se donner une évolution possible du système et de résoudre ensuite le problème du contrôle optimal dans un cadre déterministe, c'est-à-dire en supposant une connaissance parfaite. Cette hypothèse, bien que très forte, peut être atténuée lorsque plusieurs scénarii d'évolution sont considérés. Néanmoins dans ce cas, la seconde limitation des méthodes MPC est alors mise en avant, puisque le temps de calcul est démultiplié. Le contrôle MPC nécessite de résoudre en temps réel un problème sur un horizon temporel profond, afin de n'en conserver que les toutes premières décisions. La contrainte de temps de calcul devient donc une limite à laquelle il est nécessaire de prêter attention.

Afin de s'affranchir des limites soulevées par les méthodes MPC, la modélisation des événements à venir n'est pas ici traitée sous la forme de scénarii, mais plutôt de densité de probabilité décrivant les valeurs qu'une grandeur est susceptible de prendre à n pas de temps dans le futur. C'est donc sous cette forme que les **modélisations stochastiques** présentées au cours du chapitre 2 seront utilisées et insérées au sein d'une démarche d'optimisation au cours de ce chapitre.

Erreurs de prévision de production L'erreur de prévision de production photovoltaïque est la grandeur que le stockage doit principalement compenser. Or il s'agit d'une grandeur extrêmement volatile qui nécessite une modélisation des évolutions probables. *A priori* toute modélisation se basant sur des éléments connus à un instant donné et fournissant une densité de probabilité décrivant l'erreur dans l'avenir convient parfaitement pour établir les décisions de gestion du stockage.

Dans le cadre de cette étude et sur la base des modèles développés au cours du chapitre 2, la densité de probabilité de l'erreur de prévision ΔP_{pv} au pas de temps suivant sera décrite en fonction de l'erreur au pas de temps précédent et éventuellement d'un type de trajectoire sous-jacent π selon le formalisme du modèle de Markov caché qui a été proposé : $\mathbb{P}(\Delta P_{pv}(t) | \Delta P_{pv}(t - \Delta T), \pi)$.

L'impact de la finesse de la modélisation sur les décisions de gestion sera examiné au cours de ce chapitre à l'aide des différents modèles développés et présentés au cours du chapitre 2.

Incertitudes sur le comportement du stockage L'estimation de l'état d'un stockage électrochimique est une opération complexe du fait de la multiplicité des réactions parasites qui ont lieu, de la lenteur de la relaxation du système et des erreurs de mesure. L'état d'énergie d'une batterie ne peut donc pas être parfaitement connu et anticipé. Afin d'évaluer l'impact de cette incertitude entourant le comportement de la batterie, les modèles de complexité variable qui ont été présentés au cours du chapitre précédent seront comparés en termes de conséquences sur les décisions finales. Cette gradation dans la complexité des modèles implémentés se conclura sur le modèle stochastique où l'état d'énergie au pas de temps actuel est décrit par une densité de probabilité $\mathbb{P}(soe(t) | soe(t - \Delta T), P_{sto}(t - \Delta T))$ en fonction de l'état d'énergie et de la puissance au pas de temps précédent.

3.1.3 Définition de trois problèmes couplés et co-optimisation

Au cours de la vie d'un système collaboratif, plusieurs décisions doivent être prises à des instants très différents et avec des niveaux d'information divers. Le schéma 3.1 illustre comment les décisions devant être prises au cours de la vie d'un système collaboratif s'articulent autour de trois problèmes couplés et interdépendants.

La gestion intra-journalière a pour but de déterminer les consignes de puissance échangée avec le système de stockage P_{sto}^* — ou avec chaque batterie de véhicule P_{ev}^* , voir chapitre 4. Elle doit donc être en mesure de prendre en compte la situation qui se réalise au cours de la journée, et de s'y adapter. La production photovoltaïque effective P_{pv} va donc influencer sur les décisions qui seront prises. Il s'agit à la fois de prendre une décision qui prenne en compte la situation réelle, qui soit optimale vis à vis de cette situation et qui considère également ses évolutions à venir au cours de la suite de la journée. Outre la situation réelle, le problème de la gestion intra-journalière est également fondé sur l'engagement de production dont il s'agit de s'approcher au mieux.

L'engagement de production est un problème qui doit être résolu un jour à l'avance sur la base des prévisions qui sont disponibles à cette échéance pour la production photovoltaïque \widetilde{P}_{pv} . Il s'agit de déterminer l'engagement de production P_{grid}^* de telle manière à maximiser les chances que la gestion intra-journalière puisse le respecter. Comme pour tout problème comportant une part d'anticipation, la politique d'engagement nécessite de définir une politique par rapport au risque. Elle est donc d'une part basée sur une estimation de ce que la gestion intra-journalière sera en mesure de réaliser mais également sur le dimensionnement du système collaboratif. La capacité de stockage disponible et la puissance crête de la centrale impacteront en effet à la fois la gestion et l'engagement⁵.

Le dimensionnement du système semble en conséquence la première décision qui impacte par la suite toute la gestion du système collaboratif. Il s'agit de dimensionner de manière mutuellement pertinente la puissance crête de la centrale relativement à la taille de la flotte de véhicules. Cependant, ainsi que cela sera souligné au cours de ce chapitre, le dimensionnement adéquat dépend des performances attendues du système. Établir un dimensionnement consiste à choisir un compromis entre l'investissement nécessaire à la mise en place du système et les différents gains et pertes prévus au cours de sa vie. Ce compromis est donc intrinsèquement lié aux performances de la gestion quotidienne du système.

Co-optimisation de la gestion et du dimensionnement

Le bon fonctionnement d'un système dans son ensemble, qu'il s'agisse d'un système énergétique de conversion électromécanique, de stockage ou bien encore d'instrumentation, nécessite qu'il soit correctement conçu, correctement utilisé et que finalement son utilisation et sa conception soient cohérents entre eux. Cependant ceci implique de prendre des décisions, parfois irréversibles, à des instants très différents, sur la base de comportements anticipés ou attendus. La conception globale d'un système ne peut ainsi qu'être faite sur la base d'une modélisation du comportement attendu, sans possibilité de s'appuyer sur des données réelles du comportement du système. Par ailleurs, l'utilisation quotidienne sera tributaire des décisions de design prises en amont, mais donnera la possibilité de développer des stratégies d'utilisation plus complexes et élaborées que celles qui pouvaient être prises en compte lors de la conception. Par ailleurs, les performances obtenues

5. Le passage à un stockage distribué au cours du chapitre 4 introduira un nouveau terme, celui de la consommation de la flotte de véhicules. D'une part elle devra faire l'objet d'une prévision \widetilde{P}_{ev} , d'autre part le dimensionnement se traduira alors par un nombre de véhicules plutôt que par une capacité de stockage.

3 Co-optimisation d'un stockage stationnaire

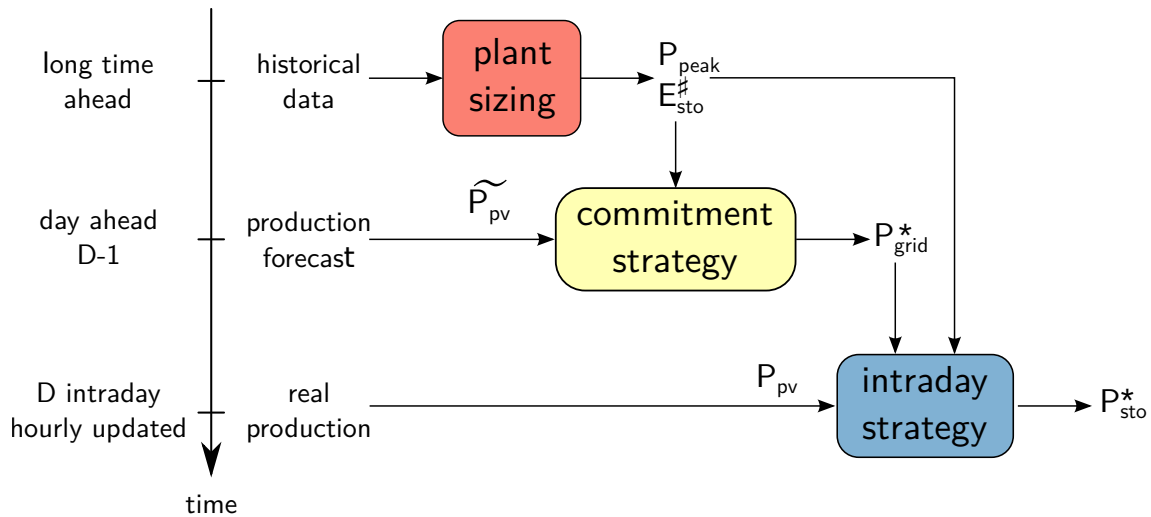


FIGURE 3.1 – Décomposition de la gestion et du dimensionnement d'un système collaboratif en trois problèmes couplés : le dimensionnement, l'engagement de production et la gestion au cours d'une journée.

dépendent potentiellement d'autres grandeurs intervenant en temps réel et non prévisibles, ce qui rend leur prise en compte *a priori* extrêmement ardue.

Cette difficulté – voire impossibilité – à disposer de tous les événements de la vie d'un système au même instant pour lui permettre d'en tirer le meilleur profit aboutit, dans la plupart des cas, à une dichotomie entre les exercices de dimensionnement et de contrôle. Le premier de ces exercices fait appel à des modélisations simplifiées de la gestion tandis que le second ne permet pas de remettre en cause les choix de design. Le couplage étroit entre ces deux exercices s'en trouve donc tout ou partie occulté [74]. Cependant cette dichotomie introduit une perte d'optimalité dans le problème initial qui consiste à réaliser le mieux possible une certaine tâche [182]. Ceci est d'autant plus problématique lorsqu'il s'agit de trouver des compromis entre un coût associé à la fabrication et un coût associé au fonctionnement ^a. Dans ces conditions, seule une approche prenant en charge le couplage entre le dimensionnement et la gestion [183, 96] est en mesure de garantir que le système est bien globalement optimisé.

^a. Ce type de compromis se rencontre dans des applications très variées allant des problèmes de conception de machines électriques – compromis entre la quantité de matière et les pertes [57] – aux problèmes de gestion de stockage – compromis entre la capacité de stockage et le service qu'il rendra.

Une approche de co-optimisation de ces trois problèmes de dimensionnement, d'engagement et de gestion est donc ici nécessaire afin de prendre en compte leurs interactions et interdépendances. L'enjeu dans le cas d'un système de stockage est d'avoir une estimation la plus fiable possible des performances qui peuvent être attendues du système dans son utilisation réelle, c'est-à-dire sujette à de nombreuses composantes aléatoires. Le principe d'une optimisation suivant le schéma de boucles imbriquées est ici choisi, la gestion étant tout d'abord optimisée pour tout dimensionnement avant que l'impact du dimensionnement ne soit investigué en faisant appel à une loi de gestion optimale.

Les présents travaux étant tournés vers les services fournis par une flotte de véhicules, les principales difficultés se sont cristallisées autour de sa gestion *intraday* tandis que l'engagement de production, que ce soit pour un stockage stationnaire au cours de ce chapitre ou pour une flotte au cours du chapitre suivant, ne soulève pas de problématique particulière. C'est pourquoi la stratégie d'engagement est volontairement choisie comme la plus simple possible :

$$P_{grid}^* = \widetilde{P}_{pv} \quad (3.8)$$

l'engagement est défini comme identique à la prévision de production. La prévision de consommation des véhicules \widetilde{P}_{ev} sera soustraite au cours du chapitre 4. À l'issue de ces travaux et à la lumière des méthodes proposées pour la gestion *intraday* d'une flotte de véhicules, cette stratégie d'engagement pourrait être grandement améliorée. Par exemple, les fonctions coût pénalisant de manière asymétrique les écarts supérieurs et inférieurs à l'engagement, il serait préférable de s'engager suivant un quantile de la prévision plutôt que selon son espérance. Ceci est une des perspectives de prolongement qui seront discutées au cours du chapitre 5.

3.2 Gestion optimale intra-journalière

La première étape au cours de la démarche de co-optimisation de la gestion et du dimensionnement d'un système collaboratif consiste à déterminer une gestion optimale pour l'énergie échangée au cours d'une journée, quel que soit le dimensionnement. Notre choix s'est porté au cours de ces travaux sur la méthode de programmation dynamique — dans sa déclinaison stochastique — issue des travaux de Richard Bellman [13]. Au cours de cette section, le principe de cette méthode sera présenté de manière générale puis appliqué au cas particulier de la gestion d'un stockage telle qu'elle a été posée dans le cadre des présents travaux. Par la suite, son utilisation sera analysée et discutée par rapport à d'autres méthodes alternatives. Enfin, la sensibilité des résultats d'optimisation obtenus sera discutée vis à vis des différentes modélisations qui auront été utilisées.

3.2.1 Programmation dynamique stochastique

Présentation et cadre d'utilisation de la méthode Le principe de la programmation dynamique a été présenté par Richard Bellman au cours des années 1950. Parmi les questions ayant motivé le développement et les premières applications de cette méthode se trouvaient les allocations successives de ressources — *multi-stage allocation*. La difficulté de ce type de problème provient en particulier du couplage temporel entre les décisions prises et l'état du système dans le futur. La gestion des stocks d'eau des barrages hydro-électriques constitue de longue date une application naturelle de ce type de méthodes [224]. Le parallèle avec d'autres types de stockage est dès lors naturel.

Les applications de la programmation dynamique dans sa forme déterministe — les événements à venir sont alors supposés parfaitement connus — sont nombreuses dans le cadre de la gestion d'énergie. Néanmoins ces applications sont alors limitées à des cas où les profils de mission sont parfaitement connus et réguliers — travaux autour d'une pile à combustible d'un véhicule [34] — ou bien à des cas où on suppose qu'une prévision parfaite est disponible pour une production renouvelable [184, 205]. Le résultat de ces applications est alors une *trajectoire optimale* décrivant le meilleur chemin à suivre dans un environnement déterministe.

Cependant le principe de la programmation dynamique permet d'étendre naturellement son domaine d'application en la portant dans des contextes stochastiques [15, 16]. La prise en compte d'événements aléatoires est alors rendue possible en remplaçant la notion de *trajectoire optimale* par celle de *stratégie optimale*⁶. Cette stratégie décrit les décisions optimales pour toute valeur prise par les grandeurs aléatoires intervenant dans la gestion. Elle nécessite d'être calculée *hors ligne*, en amont de toute opération réelle. Cette particularité permet de découpler la complexité en deux temporalités distinctes. Un problème peut être complexe à optimiser et nécessiter un temps de calcul important. Cependant à l'inverse d'autres méthodes de contrôle — qui seront discutées au cours de la section suivante 3.2.2 — la programmation dynamique simplifie grandement le contrôle en temps réel puisque seule une interpolation de la stratégie optimale doit être réalisée à chaque instant. Cette stratégie optimale nécessite bien quant à elle un long temps de calcul, mais qui peut être alloué en amont de toute opération réelle.

6. Les termes de *stratégie*, de *politique* et de *loi de gestion* sont ici employés indifféremment

Nous reviendrons sur cette notion de stratégie optimale et de calcul hors ligne à la lumière des résultats obtenus dans le cas du problème posé par la gestion d'un système collaboratif [202].

La principale limitation de la programmation dynamique, à la fois dans ses versions déterministe et stochastique, est que le nombre d'opérations à effectuer — et partant le temps de calcul — augmente exponentiellement avec la dimension de l'espace d'état décrivant le problème. Aussi il est généralement considéré que les situations pouvant être décrites par au maximum cinq variables d'état peuvent être résolues de manière pertinente par cette méthode. Au delà, la dimension devient trop grande pour pouvoir énumérer avec suffisamment de précision les différentes configurations qui peuvent se présenter. Cette limitation est fréquemment désignée comme la *malédiction de la dimension* — *Curse of dimensionality* — et est omniprésente dans ce travail⁷. Cette limitation a donné lieu à de nombreux développements pour tenter de la contourner. Dès le début des années 1990, des travaux dans le cadre de la gestion de barrages hydro-électriques ont permis de mettre en évidence que l'utilisation de l'état dual du problème permet de desserrer cette limite [14, 159, 194]. De nombreuses méthodes approximées ont ainsi été proposées et font encore l'objet de recherches [11, 88].

Algorithme de programmation dynamique La programmation dynamique permet d'aborder l'optimisation des décisions qui doivent être prises pour commander un système au cours du temps. Le terme de *dynamique* se réfère ainsi à l'évolution temporelle de ce système, décrit par une équation *dynamique* de la forme suivante :

$$x_{k+1} = f_{dyn}(x_k, u_k) \quad (3.9)$$

lorsque l'évolution temporelle est considérée à des instants discrets k . Les variables — scalaires ou vectorielles — intervenant dans cette équation dynamique sont :

- l'état du système x qui apporte une *inertie*,
- la commande u qui est la grandeur devant être choisie à chaque instant k afin d'optimiser le service rendu par ce système.

La fonction f_{dyn} est alors la fonction dynamique du système. Elle est ici supposé invariante, c'est-à-dire indépendante de l'instant k .

Ce système évoluant dans le temps impose de minimiser un coût portant sur toute la période considérée. La fonction à minimiser J sera donc un coût additif, se cumulant au fil du temps :

$$J = \sum_{k=1}^{K-1} [c_{inst}(x_k, u_k)] + c_{final}(x_K) \quad (3.10)$$

où $c_{inst}(x_k, u_k)$ est le coût engendré à l'instant k . Un coût lié à la situation finale du système, à la fin de l'exercice, est décrit par la fonction $c_{final}(x_K)$, K étant le dernier instant considéré désigné comme l'*horizon*.

La minimisation de la fonction coût J nécessite de trouver la meilleure séquence de contrôle $u^* = (u_0^*, u_1^*, \dots, u_{K-1}^*)$ permettant d'atteindre le coût minimum J^* . L'évolution du vecteur d'état x étant quant à elle complètement déterminée par l'équation dynamique — dans ce cas déterministe — la séquence de contrôle optimale ne dépend donc que de l'état initial x_0 dans lequel se trouve le système au début de l'optimisation :

$$J^*(x_0) = \min_{u_0, \dots, u_{K-1}} J(x_0, u_0, u_1, \dots, u_{K-1}) \quad (3.11)$$

La résolution de ce problème d'optimisation peut alors être réalisée selon le schéma de l'équation de Bellman. Son principe consiste à introduire une décomposition temporelle, permettant de résoudre un problème plus simple pour chaque pas de temps entre l'horizon et l'instant présent. La résolution est

7. La volonté de développer des modèles de dimension raisonnable vis à vis de leurs performances en est une manifestation.

faite en partant de l'horizon et en remontant dans le temps. À chaque pas de temps, la quantité $J_k^*(x_k)$ – le coût minimal à l'instant k pour un système dans l'état x_k – est calculée sous la forme d'un coût instantané et d'un coût du futur. L'algorithme est tout d'abord initialisé à l'horizon K :

$$J_K^*(x_K) = c_{final}(x_K) \quad (3.12)$$

Il n'y a en effet plus de décision à prendre à l'instant final. Seul l'état du système à cet instant détermine la valeur du coût. Puis la récursion est réalisée à rebours à l'aide de l'équation de Bellman :

$$J_k^*(x_k) = \min_{u_k} \underbrace{c_{inst}(x_k, u_k)}_{\text{coût instantané}} + \underbrace{J_{k+1}^*(f_{dyn}(x_k, u_k))}_{\text{coût du futur}} \quad (3.13)$$

L'équation de Bellman permet donc de calculer par récurrence le coût associé à une situation et à un instant $J_k^*(x_k)$ à partir du coût associé à l'instant suivant $J_{k+1}^*(x_k)$. La résolution à l'instant k est donc basée sur la résolution préalable de l'instant $k + 1$. De plus ce schéma de résolution permet non seulement de déterminer quelle est ponctuellement la meilleure décision u_k^* , mais beaucoup plus largement quelle est cette décision optimale pour chaque état x_k . Le résultat de l'algorithme de programmation dynamique est donc une loi de gestion optimale :

$$u_k^* = \mu_k^*(x_k) \quad (3.14)$$

décrivant pour chaque instant k et chaque état x_k quelle est la commande optimale. La loi de gestion μ_k^* est calculée conjointement à J_k^* puisqu'il s'agit simplement de l'argument pour lequel le coût minimal est atteint.

Déclinaison stochastique de la programmation dynamique Dans le cas d'un système exposé à des événements aléatoires, l'algorithme de la programmation dynamique peut être adapté pour prendre en charge cette dimension stochastique. L'équation dynamique du système devient alors :

$$x_{k+1} = f_{dyn}(x_k, u_k, w_k) \quad (3.15)$$

où w_k désigne une perturbation aléatoire qui rend l'état futur incertain. Cette perturbation peut également intervenir dans le coût instantané :

$$\sum_{k=1}^{K-1} c_{inst}(x_k, u_k, w_k) \quad (3.16)$$

La fonction coût devient alors une somme de variables aléatoires pour laquelle la minimisation n'a pas de sens. Il devient dès lors nécessaire d'introduire une métrique permettant de définir une *attitude par rapport au risque*. Certaines applications nécessitent de prendre en compte la plus défavorable des situations susceptibles de se produire, on choisira alors de considérer :

$$J = \max_w \left\{ \sum_{k=1}^{K-1} (c_{inst}(x_k, u_k, w_k)) + c_{final}(x_K) \right\} \quad (3.17)$$

comme fonction coût. L'optimisation de ce coût prendra alors la forme d'un *min-max*. Cependant dans la plupart des configurations – y compris dans le cas des présents travaux – une attitude neutre par rapport au risque sera préférée. La métrique considérée est alors l'espérance de la fonction coût :

$$J = \mathbb{E}_w \left\{ \sum_{k=1}^{K-1} (c_{inst}(x_k, u_k, w_k)) + c_{final}(x_K) \right\} \quad (3.18)$$

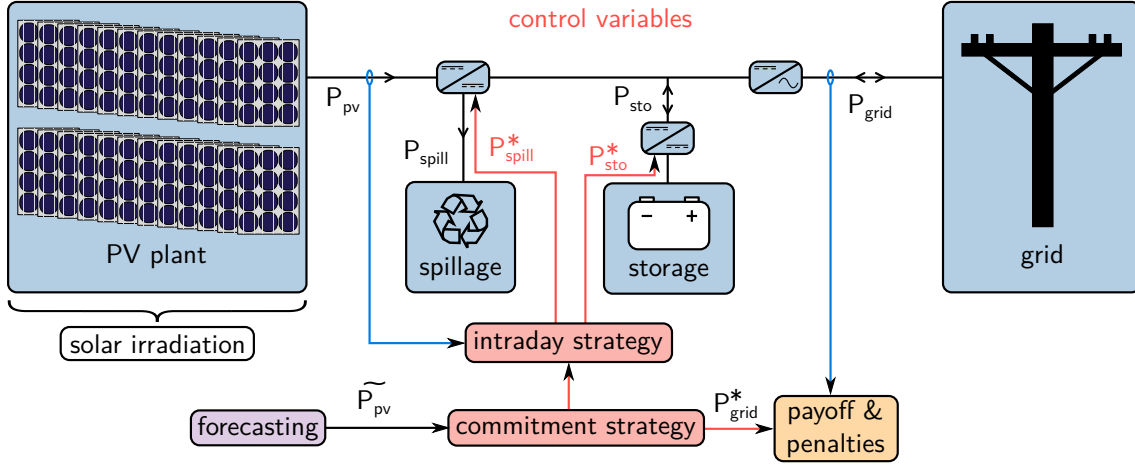


FIGURE 3.2 – Architecture d'un système photovoltaïque-stockage pour garantir un engagement de production

L'équation de Bellman peut être calculée de manière similaire au cas déterministe si ce n'est que l'état futur n'est plus certain. Ceci n'affecte pas l'initialisation à l'horizon $J_K^*(x_K)$, mais intervient lors de la récursion :

$$J_k^*(x_k) = \min_{u_k} \mathbb{E}_w \left\{ \underbrace{c_{inst}(x_k, u_k, w_k)}_{\text{coût instantané}} + \underbrace{J_{k+1}^*(f_{dyn}(x_k, u_k, w_k))}_{\text{coût du futur}} \right\} \quad (3.19)$$

La loi de gestion obtenue μ^* représente alors un résultat encore plus intéressant que précédemment. En effet dans le cas déterministe, l'évolution du vecteur d'état est régie par l'équation dynamique, ce qui rend possible le contrôle en boucle ouverte du système. À partir de l'état initial x_0 , il suffit de lire dans la loi de gestion μ^* la séquence de contrôle optimale $(u_0^*, \dots, u_{K-1}^*)$. L'introduction d'événements aléatoires dans l'équation dynamique réduit drastiquement la pertinence de ce contrôle en boucle ouverte puisque l'évolution de l'état ne peut plus être parfaitement déduite de l'état initial et de la commande. La réalisation des événements aléatoires au fur et à mesure rend le contrôle en boucle fermée bien plus efficace puisque la loi de commande contient les décisions optimales pour toute configuration du vecteur d'état. Elle peut donc être lue à chaque instant k à la lumière des réalisations passées des événements aléatoires $(w_0, w_1, \dots, w_{k-1})$.

Application dans le cas d'un système collaboratif Après avoir présenté l'algorithme de la programmation dynamique dans un cas général, nous allons à présent exprimer le problème de gestion d'un stockage stationnaire associé à une centrale photovoltaïque sous la forme compatible avec son optimisation. L'application de la programmation dynamique au cadre de la gestion d'un stockage associé à une centrale renouvelable a été mise en œuvre au cours des travaux de doctorat de Pierre Haessig [94] dans le cadre d'une centrale éolienne. La figure 3.2 représente la configuration de système collaboratif utilisée pour une centrale photovoltaïque.

La conservation des flux d'énergie y impose :

$$P_{pv} = P_{sto} + P_{spill} + P_{grid} \quad (3.20)$$

L'état du système x est alors constitué de

- la capacité de stockage $E_{sto}^\#$,
- l'état d'énergie de ce stockage SoE ,
- l'erreur de prévision $\Delta P_{pv}(t - \Delta T) = P_{pv} - \widetilde{P_{pv}}$ à l'instant précédent.

La commande u est quant à elle formée de

- la puissance échangée avec la batterie électrochimique P_{sto} ,
- la puissance délestée P_{spill} .

Du point de vue du contrôle de ce système, la puissance délestée est considérée comme retranchée à la puissance photovoltaïque productible P_{pv} . Cependant P_{pv} représente la puissance maximale qui pourrait être produite en plaçant la centrale à son point de puissance maximum. La puissance délestée P_{spill} est donc physiquement une puissance qui ne sera jamais convertie puisque le point de fonctionnement aura été volontairement déplacé — dé-optimisation du *maximum power point tracking*.

Enfin la composante aléatoire w influe ici sur :

- l'erreur de prévision $\Delta P_{pv}(t + \Delta T)$ à l'instant suivant,
- l'état d'énergie à l'instant suivant $SoE(t + \Delta T)$.

Les contraintes du problème sont les suivantes.

$$\text{état d'énergie borné : } SoE \in [0; 1] \quad (3.21)$$

$$\text{puissance de stockage limitée : } P_{sto} \in [P_{sto}^b; P_{sto}^\#] \quad (3.22)$$

$$\text{puissance de délestage limitée : } P_{spill} \in [0; P_{pv}] \quad (3.23)$$

Les limites de la puissance échangée avec le stockage P_{sto}^b et $P_{sto}^\#$ sont ici fixées à l'aide des caractéristiques expérimentales de la cellule Lithium Ion qui ont été utilisées au cours de la section 2.3. Le temps de recharge nominal de cette cellule τ^* étant de 1 h, la puissance échangée est considérée comme devant être inférieure à :

$$P_{sto}^\# = \frac{E_{sto}^\#}{\tau^*} \quad (3.24)$$

La puissance minimale de décharge est considérée comme symétrique par commodité : $P_{sto}^b = -P_{sto}^\#$.

L'attention du lecteur est ici attirée sur le fait que les grandeurs à l'instant courant sont considérées comme connues instantanément. Les composantes aléatoires n'affectent que les événements futurs. Ceci suppose une disponibilité instantanée de l'information ou plutôt que le **délat de propagation de l'information** est très inférieur au pas de temps considéré. Ce choix correspond à une situation de stockage stationnaire où la proximité géographique rend possible une telle communication. Cependant dans un cadre opérationnel, on ne peut considérer comme instantanément connu un événement qui s'est produit à une certaine distance ou bien qui est encore en train de se réaliser. Les décisions en temps réel doivent donc être prises sur la base des connaissances qui ont pu être rassemblées, et qui concernent donc des faits passés. L'influence de ce retard dans la propagation de l'information n'a pas été étudiée plus avant bien que ceci représente une perspective importante pour quantifier la valeur d'un réseau d'information.

L'équation dynamique f_{dyn} du système est composée de la mise à jour de l'état d'énergie SoE et de l'erreur de prévision du productible ΔP_{pv} .

$$SoE(t + \Delta T) = f_{dyn}(SoE(t), E_{sto}^\#, P_{sto}(t)) \quad (3.25)$$

Cette équation dynamique sera tour à tour réalisée selon les différents modèles qui ont été décrits au cours de la section 2.3. Seront successivement mis en œuvre un stockage parfait, un stockage avec pertes et autodécharge, puis un stockage modélisé plus finement sur la base de caractéristiques mesurées d'une cellule Lithium Ion. L'influence de la complexité de ce modèle sur les décisions finales sera présentée au cours de la section 3.2.3. Par ailleurs l'erreur de prévision du productible ΔP_{pv} prend la forme d'une équation stochastique. Là encore les impacts de plusieurs modèles de différentes complexités sur les résultats d'optimisation seront comparés au cours de la section 3.2.3. Le premier modèle pris en compte

3 Co-optimisation d'un stockage stationnaire

sera une répartition uniforme des erreurs de prévision, le second une persistance de ces erreurs, le troisième un modèle $AR(1)$ non homogène — ses paramètres sont donc variants en fonction du temps :

$$\Delta P_{pv}(t) = \Phi \cdot \Delta P_{pv}(t - \Delta T) + w(t) \quad (3.26)$$

Le dernier modèle considéré sera le modèle de Markov caché à 5 états développé au cours de la section 2.2.5.

Les contraintes considérées portent sur les commandes appliquées :

- $P_{sto} \in [P_{sto}^b; P_{sto}^\#]$, la puissance de stockage doit respecter des limites maximale et minimale,
- P_{spill} in $[0; \Delta P_{pv}]$, la puissance délestée est obligatoirement positive et inférieure à l'erreur de prévision.

La fonction coût considérée pour la gestion intra-journalière rassemble les différents aspects présentés section 3.1.1 à l'exception du coût d'investissement qui n'a pas trait à la gestion quotidienne.

$$J = \sum_{t=t_0}^{T-\Delta T} (f_{spill}(t) + f_{mis}(t) + f_{loss}(t) + f_{age}(t)) \quad (3.27)$$

L'équation de Bellman 3.13 en l'absence de coût associé à l'horizon du problème devient donc ici :

$$J_t^*(x_t) = \min_{u_t} \mathbb{E}_w \left\{ \underbrace{f_{spill}(t) + f_{age}(t) + f_{loss}(t) + f_{mis}(t)}_{\text{coût instantané}} + \underbrace{J_{t+\Delta T}^*(f_{dyn}(SoE(t), E_{sto}^\#, P_{sto}(t)))}_{\text{coût du futur}} \right\} \quad (3.28)$$

Le calcul de l'espérance du coût instantané et futur peut être décomposé dans le cas de la gestion d'un stockage. D'une part le coût instantané ne comporte pas de composante aléatoire. D'autre part, le calcul de l'espérance du coût futur doit faire intervenir la probabilité d'évolution des variables d'états ayant un comportement stochastique. Pour mémoire, la capacité du système de stockage est fixée et ne peut pas évoluer d'un instant à l'autre⁸, si ce n'est marginalement du fait de l'endommagement. L'état d'énergie SoE est régi par une équation dynamique qui ne fait pas intervenir *a priori* de composante aléatoire — l'impact d'une telle composante dans l'évolution de l'état d'énergie sera examiné au cours de la section suivante. L'erreur de prévision de production quant à elle n'est pas régie par une équation dynamique mais plutôt par une probabilité d'évolution $\mathbb{P}(\Delta P_{pv}(t + \Delta T) | \Delta P_{pv}(t))$. L'équation précédente est donc reformulée sous sa forme finale :

$$J_t^*(x_t) = \min_{u_t} \underbrace{f_{spill}(t) + f_{age}(t) + f_{loss}(t) + f_{mis}(t)}_{\text{coût instantané}} + \underbrace{\sum_w \mathbb{P}(\Delta P_{pv}(t + \Delta T) | \Delta P_{pv}(t)) \cdot J_{t+\Delta T}^*(f_{dyn}(SoE(t), E_{sto}^\#, P_{sto}(t)))}_{\text{coût du futur}} \quad (3.29)$$

Analyse et utilisation des stratégies de gestion optimales La résolution de l'équation de Bellman pour la gestion optimale d'un stockage d'énergie associé à une centrale photovoltaïque tel qu'il a été défini au cours de cette section conduit à des stratégies décrivant, pour toute configuration des variables d'état, quel est le meilleur contrôle à appliquer. L'espace d'état est ici constitué de la capacité

8. Ce formalisme sera modifié lors du chapitre 4 pour s'adapter aux déplacements des véhicules.

du stockage $E_{sto}^\#$, de son état d'énergie SoE et de l'erreur de prévision de la production ΔP_{pv} . Le vecteur de commande est quant à lui formé de la puissance échangée avec le stockage P_{sto}^* et de la puissance délestée P_{spill}^* . La figure 3.3 représente ces stratégies de gestion lors de la l'initialisation, c'est-à-dire lorsque le coût du futur est encore considéré comme nul. Cette étape est d'une part nécessaire afin d'améliorer de manière itérative les stratégies de gestion — ainsi que cela sera discuté *infra*. D'autre part, elle permet une compréhension intuitive de ces stratégies lorsqu'elles sont encore rudimentaires.

Lecture des lois de gestion obtenues par programmation dynamique stochastique

Les stratégies de gestion décrivent le contrôle optimal pour toute configuration dans l'espace d'état. La figure 3.3 représente ces stratégies pour le cas d'un stockage de 2.6 MWh associé à une centrale photovoltaïque de 2.64 MW. Les stratégies ici représentées ont été obtenues lorsque le coût du futur est encore considéré comme nul. Il s'agit de la première itération lors de la recherche de la valeur finale de l'énergie qui sera décrite au cours de cette section.

Les stratégies de contrôle regroupent les décisions des deux grandeurs de commande : la puissance échangée avec le stockage P_{sto} et la puissance délestée P_{spill} . Les deux graphiques à gauche de la figure 3.3 représentent la puissance stockée, sous la forme d'une surface vue en trois dimensions et d'une projection sous la forme d'une carte de couleurs associée à des courbes iso-puissance. Il en est de même pour la puissance photovoltaïque délestée sur la partie droite de la figure.

Lorsqu'une décision doit être prise au cours du contrôle en temps réel du système, la valeur de son vecteur d'état est construite sur la base de la situation qui est en train de se produire. Les valeurs courantes de l'état d'énergie et de l'erreur de prévision sont donc mesurées, ainsi que la capacité du système de stockage — bien qu'il s'agisse d'une grandeur qui n'est normalement pas sujette à de grandes dynamiques de fluctuations. Les stratégies de gestion sont alors interpolées à la valeur correspondante du vecteur d'état. Par exemple, lorsque l'erreur de prévision est de 1 MW, une batterie dont l'état d'énergie serait de 20% devrait absorber une puissance de 1 MW et aucun productible ne serait délesté. Si son état d'énergie était de 80%, le délestage serait de 500 kW tandis que la puissance stockée serait de 500 kW.

Le comportement décrit par ces stratégies dans le cas où le futur est considéré comme gratuit permet de comprendre les décisions prises pour minimiser le coût lors de l'optimisation. L'erreur de prévision ΔP_{pv} — en ordonnées sur les figures de la partie basse — est compensée parfaitement par la puissance stockée P_{sto}^* tant que l'état d'énergie SoE — en abscisses — le permet. Lorsque le stockage est déjà plein — SoE proche de 1 — et que l'erreur de prévision est toujours positive, la puissance est alors délestée. Cette configuration correspond au coin supérieur droit des cartes de couleur. Dans toutes les autres configurations, délester est soit impossible quand l'erreur de prévision est négative, soit plus coûteux que de stocker.

Utilisation des stratégies en temps réel Les stratégies de gestion décrivant les décisions optimales sur une grille discrétisée de l'espace d'état, leur utilisation pour le contrôle en temps réel consiste en une simple interpolation. À chaque instant où une décision doit être prise — c'est-à-dire à chaque pas de temps dans le cas d'une simulation ou d'un contrôle discret — les valeurs du vecteur d'état sont rassemblées : quelle est la capacité du stockage, quel est l'état d'énergie, quelle est l'erreur de prévision. La politique de gestion peut alors être interpolée au point correspondant. Le coût calculatoire du contrôle en ligne est alors extrêmement limité et est donc tout à fait compatible avec un déploiement opérationnel et avec les contraintes du temps réel.

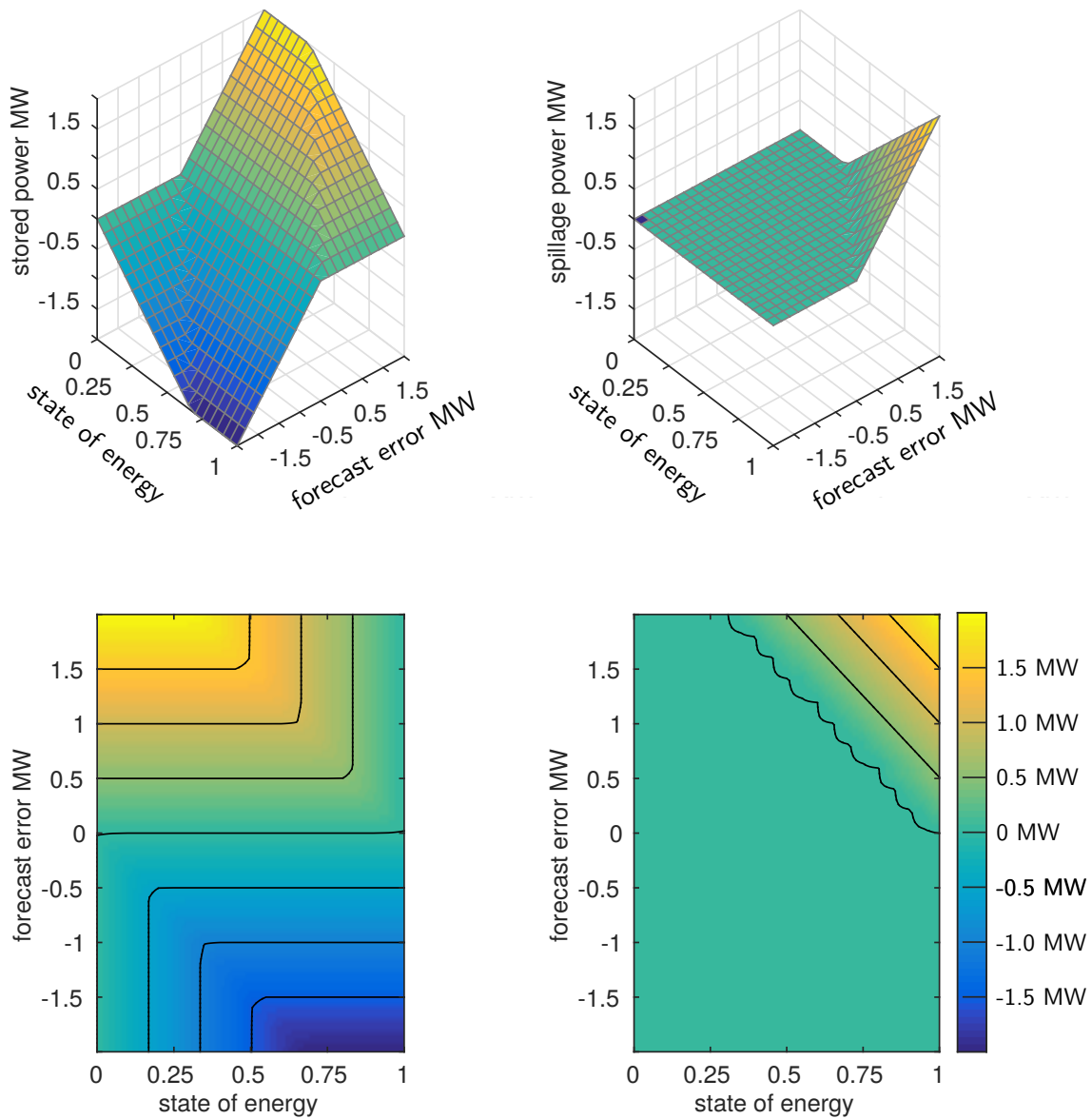


FIGURE 3.3 – Exemple de loi de gestion de la puissance stockée — à gauche — et de la puissance délestée — à droite — un pas de temps avant l’horizon. Le coût du futur est ici considéré comme nul. L’erreur de prévision ΔP_{pv} est alors parfaitement compensée par la puissance stockée P_{sto} autant que le permet l’état d’énergie SoE . Le délestage intervient lorsque l’erreur de prévision est positive $\Delta P_{pv} \geq 0$ et que cette erreur ne peut plus être stockée, puisque SoE est proche de 1.

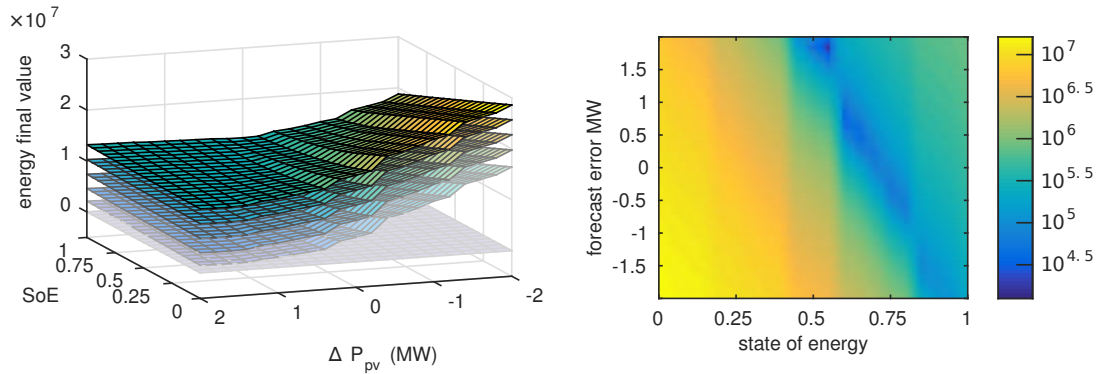


FIGURE 3.4 – À gauche : calcul itératif du coût final – valeur de l'énergie stockée à l'horizon de l'optimisation. À droite : variations du coût final après convergence en échelle logarithmique.

3.2.2 Mise en œuvre de la SDP

Effet de l'horizon d'optimisation, valeur finale de l'énergie L'équation de Bellman, telle qu'elle a été présentée au cours de la section précédente, s'appuie sur un coût final affecté au système à l'horizon de l'optimisation. Dans le cadre de certains problèmes – tel que celui de la recharge des véhicules électriques qui sera présenté chapitre 4 – ce formalisme d'un coût affecté à l'horizon est naturel. Cependant ce n'est pas le cas de la gestion d'un stockage associé à une centrale renouvelable variable. L'exercice étant répété chaque jour, l'état initial du stockage au matin est celui où il a été laissé la veille au soir. Le couplage entre plusieurs journées incite donc à augmenter l'horizon d'optimisation pour prendre en compte le couplage des décisions entre plusieurs journées. Il s'agit donc à première vue d'un problème dont l'horizon temporel devrait être infini.

La première piste permettant de traiter ce problème à horizon infini serait d'augmenter l'horizon d'optimisation jusqu'à ce que l'effet de la situation finale n'ait plus d'influence sur les décisions prises. Une telle démarche est notamment mise en place lors d'un contrôle dit *MPC*, ainsi que cela sera discuté *infra*. Cette démarche d'augmentation de l'horizon d'optimisation peut donner de bons résultats sur certains problèmes stationnaires où il suffit de quelques pas de temps pour atténuer l'effet de la situation finale. Cependant une telle augmentation se traduirait dans le cas présent par l'optimisation de plusieurs journées entières puisque le processus de l'erreur de prévision n'est pas stationnaire mais dépend de l'heure de la journée.

À l'inverse, l'affectation d'un coût final adéquat permet de prendre en compte ce couplage temporel en maintenant un horizon d'optimisation à une journée. Ce coût final permettra de pénaliser les situations qui sont susceptibles de mettre en difficulté l'exercice du lendemain. La forme de ce coût final peut être déterminée de plusieurs manières [16, 94]. Du fait de sa signification historique dans le cadre de la gestion des barrages hydro-électriques, ce problème est souvent désigné comme celui de la **valeur de l'eau**. Elle est ici calculée itérativement en utilisant comme coût final le coût $J_1^*(x)$ obtenu lors de l'itération précédente. La partie gauche de la figure 3.4 représente l'évolution de ce coût final au cours des 6 itérations qui ont été nécessaires jusqu'à la convergence. Le coût final d'abord considéré comme nul évolue jusqu'à atteindre la carte de couleurs représentée dans la partie droite en échelle logarithmique. Trois zones dont les coûts sont très différents peuvent être identifiées.

- La zone des faibles états d'énergie et des erreurs de prévision négatives – en bas à gauche – est associée aux coûts les plus élevés. En effet dans ces configurations, il est impossible de compenser l'erreur de prévision puisque le stockage est vide. Le délestage de productible n'étant pas non plus envisageable, rien ne permet de compenser les coûts engendrés par l'écart au profil d'engagement f_{mis} .

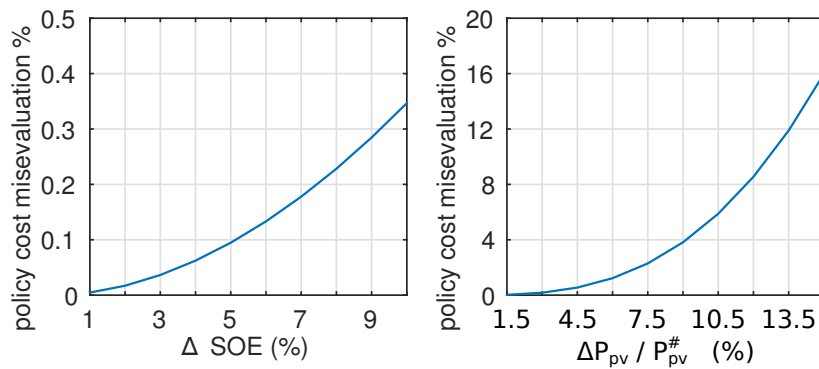


FIGURE 3.5 – Erreurs d’estimation du coût de la stratégie optimale en fonction du pas de discrétisation selon l’état d’énergie SoE – à gauche – et l’erreur de prévision de production ΔP_{pv} – à droite. L’erreur de prévision est normalisée par la puissance crête de la centrale photovoltaïque $P_{pv}^{\#} = 2.64$ MW.

- À l’opposé, lorsque l’état d’énergie est proche de 1 et que l’erreur de prévision est positive – en haut à droite – le coût final est croissant, bien que largement inférieur aux coûts engendrés par l’écart à l’engagement. Ceci est la conséquence du délestage de productible P_{spill} qui est réalisé lorsque le surplus de production ne peut plus être stocké.
- Entre ces deux extrémités, une vallée où le coût final est au plus bas correspond aux situations où la compensation des écarts à l’engagement est possible par le système de stockage. Les seuls coûts engendrés sont donc liés aux pertes et à son vieillissement.

La convergence de la stratégie de gestion en six itérations de ce coût final permet par ailleurs de mettre en évidence la profondeur de l’horizon d’optimisation qui serait pertinente pour ce type de problème.

Effet de la finesse de discrétisation et de l’interpolation La résolution de l’équation de Bellman est opérée dans le cadre de la programmation dynamique stochastique sur une discrétisation de l’espace d’état. Chaque variable d’état x_i est ainsi discrétisée en un ensemble de valeurs \mathbb{X}_i , ces différents ensembles formant ainsi une grille sur laquelle l’équation de Bellman est résolue. Le pas de discrétisation approprié Δx a donc une grande influence sur le temps de calcul ainsi que sur la validité du résultat obtenu. Bien qu’il n’existe pas à notre connaissance de critère permettant de déterminer la finesse de discrétisation adéquate, un pas suffisamment fin pour représenter fidèlement les évolutions des stratégies optimales doit être choisi, sans grever artificiellement les temps de calcul par une précision inutile. Une étude des erreurs commises en fonction du pas de discrétisation est donc ici réalisée.

Le critère choisi pour traduire la fidélité d’une loi de gestion en fonction du pas de discrétisation utilisé est l’erreur d’estimation du coût de la politique optimale J^* . Pour cela, une stratégie de référence est calculée avec un pas de discrétisation raffiné. Les stratégies dont le pas de discrétisation est supérieur seront par la suite interpolées sur cette grille de référence afin de déterminer l’erreur d’estimation. Le lien étroit entre les questions de discrétisation et d’interpolation pour un problème donné apparaît alors clairement. En effet une discrétisation grossière peut donner des résultats très satisfaisants lorsqu’elle est interpolée de manière adéquate avec le problème. Ici nous nous limitons à une interpolation linéaire.

La figure 3.5 représente les erreurs d’estimation du coût de la stratégie optimale en fonction du pas de discrétisation selon l’état d’énergie SoE et l’erreur de prévision de production ΔP_{pv} . Des pas de discrétisation de l’état d’énergie allant jusqu’à 10% sont évalués. Les erreurs d’estimation du coût de la politique optimale sont extrêmement faibles, largement inférieures à 1%. Ceci peut être interprété comme une excellente adéquation entre l’évolution de J^* selon SoE et une interpolation linéaire. La grille de discrétisation peut alors être grandement relâchée puisque l’interpolation linéaire permettra

de capturer les évolutions entre deux points de grille. À l'inverse, le pas de discrétisation selon ΔP_{pv} peut entraîner de très fortes erreurs d'estimation, de l'ordre de 15%. De plus la mise en œuvre d'interpolations polynomiales ne permet pas de réduire significativement cette erreur. L'évolution du coût de la stratégie optimale par rapport à cette grandeur est en effet rendue beaucoup plus complexe par son évolution stochastique et non stationnaire ainsi que nous le développerons dans la section 3.2.3. Il est donc nécessaire de conserver un pas de discrétisation relativement fin, de l'ordre de 8% de la puissance crête pour avoir une représentation fidèle du coût engendré par la stratégie optimale.

Positionnement par rapport à d'autres méthodes de contrôle La programmation dynamique stochastique permet de réaliser le contrôle optimal en boucle fermée d'un système soumis à des phénomènes aléatoires. Sa mise en œuvre se décompose en une modélisation, une optimisation hors ligne et un contrôle en ligne⁹. Une des forces de la méthode SDP est **la simplicité du contrôle en temps réel** puisqu'il se limite à la surveillance des fluctuations du vecteur d'état du système et à l'interpolation d'une stratégie de gestion optimale pour la valeur courante du vecteur d'état.

Ceci est rendu possible grâce à l'énumération de toutes les configurations possibles — sur une grille discrétisée — de ce vecteur d'état, ce qui requiert donc un coût calculatoire important en amont. Cette énumération soulève la principale limite de l'optimisation SDP, à savoir la restriction du nombre de variables d'état. En effet le nombre de configurations à évaluer est multiplié par la taille de chaque ensemble \mathbb{X}_i et augmente donc de manière exponentielle avec le nombre de dimensions à prendre en compte. Ainsi le nombre de dimensions qui peuvent être prises en compte est intrinsèquement limité par les possibilités de calcul. Le consensus actuel considère que des situations comportant entre 4 et 5 variables d'état constituent la limite de ce qui peut être mené à bien par SDP. Cette limitation est couramment désignée sous le nom de **curse of dimensionality — malédiction de la dimension**. La modélisation du système étudié doit donc prendre en compte cette contrainte. Les modèles développés en amont de l'optimisation peuvent donc être aussi complexes que souhaité à la condition qu'ils n'utilisent qu'un nombre restreint de variables d'état.

D'autres méthodes de contrôle sont des alternatives à la SDP.

- Les gestions empiriques, dont les paramètres peuvent éventuellement être optimisés [7, 34], se basent sur l'intuition du concepteur pour proposer une forme de contrôle. La force de ce type de loi réside bien entendu sur leur grande simplicité en ligne et hors ligne. Elles peuvent tout à fait permettre des performances intéressantes voire être identique à une stratégie optimale lorsque le cadre le permet. Cependant elles sont dépendantes de l'intuition du concepteur et sont en règle générale sous-optimales.
- Le contrôle déterministe est largement appliqué dans la littérature pour le contrôle optimal de systèmes, y compris des systèmes de centrales renouvelables variables associées à du stockage [189, 115, 184, 136]. Les composantes aléatoires de ce genre de système ne sont alors pas prises en compte, par exemple en considérant la prévision comme parfaite. Ces approches se basent sur des algorithmes d'optimisation sophistiqués et performants qui permettent de prendre en compte des problèmes complexes et de grande dimension. Les décisions obtenues — optimales vis à vis du cas déterministe — sont néanmoins sous-optimales — voire irréalistes — face au problème réel stochastique. Une solution intermédiaire et largement répandue consiste à calculer une trajectoire de contrôles optimaux qui minimise le coût sur un horizon donné et avec un coût final considéré comme nul. Cette séquence de contrôles correspond alors au cas déterministe et en boucle ouverte. Seule la première — ou les quelques premières — décision(s) de cette séquence est appliquée, puis l'optimisation est recommencée sur la base du nouvel état du système. Le contrôle réalisé est donc déterministe et en boucle

9. L'expression *hors ligne* désigne ici les événements qui ont lieu en amont de l'instant où la décision doit être prise et hors de toute contrainte de temps réel. Par opposition, *en ligne* se rapporte au contrôle à chaque instant d'un système dans sa temporalité.

ouverte, mais fréquemment mis à jour. Outre le fait que le contrôle obtenu est à nouveau sous optimal vis à vis du problème réel, l'optimisation permanente du contrôle sur un horizon relativement lointain pour pouvoir négliger l'influence de l'état final représente un important coût calculatoire. Des compromis de modélisation doivent donc à nouveau être trouvés, cette fois ci pour concilier les contraintes de contrôle en temps réel et le temps de calcul nécessaire à l'optimisation.

Par ailleurs, du fait de ses intéressantes potentialités, de nombreuses extensions ont été proposées à l'algorithme initial de la programmation dynamique pour lever sa restriction aux situations de dimension restreinte. Les travaux de Pereira et Pinto [159, 194] ont tout d'abord permis de l'adapter à la gestion d'un grand nombre de barrages hydro-électriques interdépendants, lorsque les fonctions coût sont linéaires. L'utilisation de l'état dual du problème qui y est exploitée avait d'ailleurs déjà été suggérée par Richard Bellman [14]. La stratégie optimale est alors obtenue de manière itérative à l'aide d'hyperplans fournissant une approximation du coût futur. D'autres méthodes de programmation dynamique approximée sont par ailleurs toujours en cours de développement [88] et permettent d'utiliser les atouts de la programmation dynamique stochastique y compris dans des problèmes de grande dimension. En témoignent les développements originaux qui seront présentés à ce sujet au cours du chapitre 4.

3.2.3 Sensibilité aux différents modèles utilisés

Ainsi que cela a été mis en avant au cours de la présente section 3.2, plusieurs modèles sont nécessaires afin de réaliser l'optimisation des stratégies de gestion. Ce chapitre étant consacré à la gestion et au dimensionnement d'un stockage centralisé et stationnaire, nous discuterons ici l'influence des modélisations utilisées pour décrire l'erreur de prévision de production et le comportement du système de stockage. Le chapitre 4 reviendra sur l'impact du comportement de l'utilisateur dans le cadre d'une flotte de véhicules et d'une optimisation distribuée.

Sensibilité au modèle d'erreur de prévision Le chapitre 2 a permis de présenter les principales difficultés liées à la modélisation de l'erreur de prévision photovoltaïque. Les multiples saisonnalités ainsi que les fluctuations rapides en font un phénomène difficile à modéliser à l'aide des séries temporelles. La présence de trajectoires relativement régulières et homogènes permet à l'inverse de mettre en place un clustering et un modèle de Markov caché. L'influence de ces modélisations sur les stratégies de gestion est l'objet de ce paragraphe. Au cours de la mise en place de l'optimisation par SDP des stratégies de gestion, la quantité $\mathbb{P}(\Delta P_{pv}(t + \Delta T) | \Delta P_{pv}(t))$ intervient dans le calcul de l'espérance du coût futur. Cette probabilité de l'erreur de prévision à venir sachant l'erreur de prévision actuelle prendra ici les formes suivantes, représentées figure 3.6.

Probabilité uniforme $\mathbb{P}(\Delta P_{pv}(t + \Delta T) | \Delta P_{pv}(t)) = \text{constante}$. Cette loi la plus simple qui soit considère que l'événement *erreur de prévision* est absolument indépendant du temps et du passé. Les erreurs sont donc réparties uniformément à chaque instant. Les valeurs limites de cette erreur sont fixées par la puissance crête de la centrale considérée ici $P_{pv}^{\#} = 2.64 \text{ MW}$.

Persistance des erreurs $\mathbb{P}(\Delta P_{pv}(t + \Delta T) | \Delta P_{pv}(t)) = \mathbb{1}_{\Delta P_{pv}(t)}$. La première utilisation possible de l'information *erreur de prévision à l'instant actuel* est de supposer que la situation actuelle est susceptible de perdurer dans les instants à venir. L'erreur de prévision à l'instant suivant est donc supposée comme étant égale à l'erreur de prévision actuelle.

Modèle AR(1) non stationnaire $\mathbb{P}(\Delta P_{pv}(t + \Delta T) | \Delta P_{pv}(t)) = \Phi_t \cdot \Delta P_{pv}(t) + \varepsilon_t$. Le modèle de persistance est ensuite amélioré en prenant en charge une composante aléatoire. L'erreur de prévision à l'instant suivant est supposée être une fraction de l'erreur de prévision actuelle plus un terme aléatoire. Ce modèle de type AR(1) est ici utilisé sous une forme non stationnaire : les paramètres Φ et σ — la variance du terme de bruit blanc — dépendent de l'heure de la journée considérée. Un tel modèle permet un compromis efficace entre sa simplicité et ses performances. Une seule

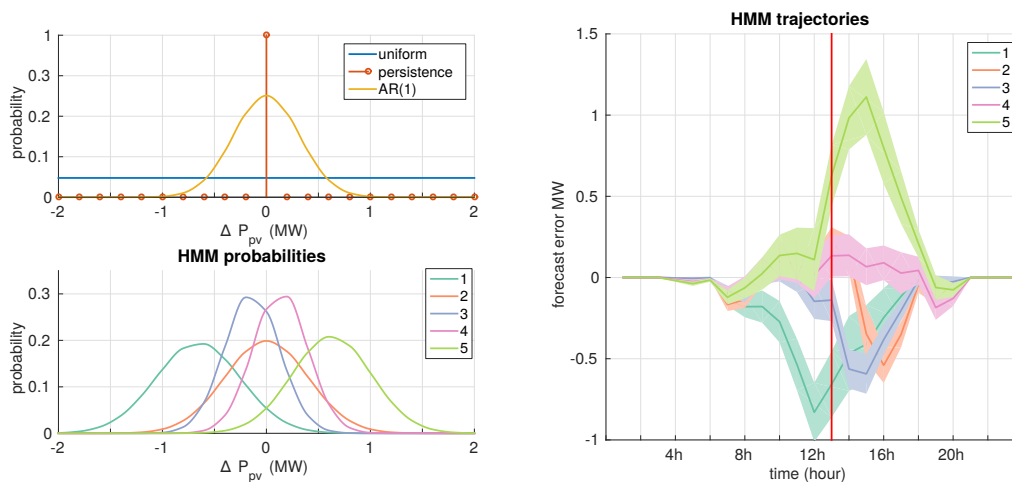


FIGURE 3.6 – Différentes allures des densités de probabilités utilisées pour $\mathbb{P}(\Delta P_{pv}(t + \Delta T) | \Delta P_{pv}(t))$ lorsque l’erreur à l’instant courant est considérée comme nulle $\Delta P_{pv}(t) = 0$. On se place à 12h pour prévoir les erreurs à 13h. Le panneau en haut à gauche représente les probabilités uniforme, par persistance et par un modèle $AR(1)$ non stationnaire. Le panneau en bas à gauche représente les différentes densités de probabilité issues du modèle de Markov HMM caché dont les trajectoires sont indiquées sur le panneau droit de la figure.

grandeur doit être gardée en mémoire mais cependant le comportement prévu est cohérent avec l’heure de la journée.

Modèle de Markov caché $\mathbb{P}(\Delta P_{pv}(t + \Delta T) | \Delta P_{pv}(t), \pi_t) = \mu_t + \varepsilon_t$. Le modèle de Markov caché décrit au cours du chapitre 2 se base sur l’existence d’un état caché π_t déterminant la trajectoire moyenne de l’erreur de prévision au cours d’une journée μ . Une composante aléatoire autour de cette trajectoire moyenne est également présente. Ce modèle nécessite de connaître l’état caché π_t ou à tout le moins une probabilité d’être dans cet état. L’allure de la densité de probabilité issue de ce modèle pourra donc être très différente en fonction de l’état où l’on se place. De plus ce modèle a été identifié sur la base des données du site de Castifao en Haute Corse.

Ces différentes modélisations de l’erreur de prévision sont tour à tour utilisées pour optimiser les stratégies de gestion intra-journalière. La figure 3.7 représente les différentes stratégies obtenues.

- La densité de probabilité uniforme — en haut à gauche figure 3.7 — suppose que l’erreur de prévision à venir peut prendre n’importe quelle valeur. Ce nivellement des scénarii possibles invite à ne pas établir de stratégies de gestion pro-active et à simplement minimiser le coût actuel. La stratégie obtenue, tant en termes de puissance stockée que de productible délesté, est donc très proche de celle illustrée figure 3.3 où le coût du futur n’était pas encore établi. L’erreur de prévision est parfaitement compensée à chaque instant tant que l’état d’énergie de la batterie SoE le permet.
- La modélisation de l’erreur de prévision par persistance — au milieu à gauche figure 3.7 — fait croire que l’erreur constatée actuellement va se prolonger indéfiniment. Cette modélisation qui semble donc en première approche intuitive et relativement fidèle, induit une stratégie absolument immobiliste. En effet puisque la situation future sera — supposée comme — exactement identique à la situation actuelle, il n’y a aucun avantage à agir maintenant plutôt que dans l’avenir. Au contraire la minimisation des pertes et du vieillissement invite à ne pas agir du tout ! La stratégie de gestion basée sur cette modélisation étant de toute évidence inutilisable, elle n’est plus considérée par la suite.
- La modélisation $AR(1)$ — en bas à gauche figure 3.7 — offre un compromis intéressant puisqu’en dépit de sa simplicité, elle permet d’obtenir une stratégie de gestion très cohérente. Lorsque l’état d’énergie SoE le permet, l’erreur de prévision est partiellement compensée afin de ne pas saturer le stockage. De

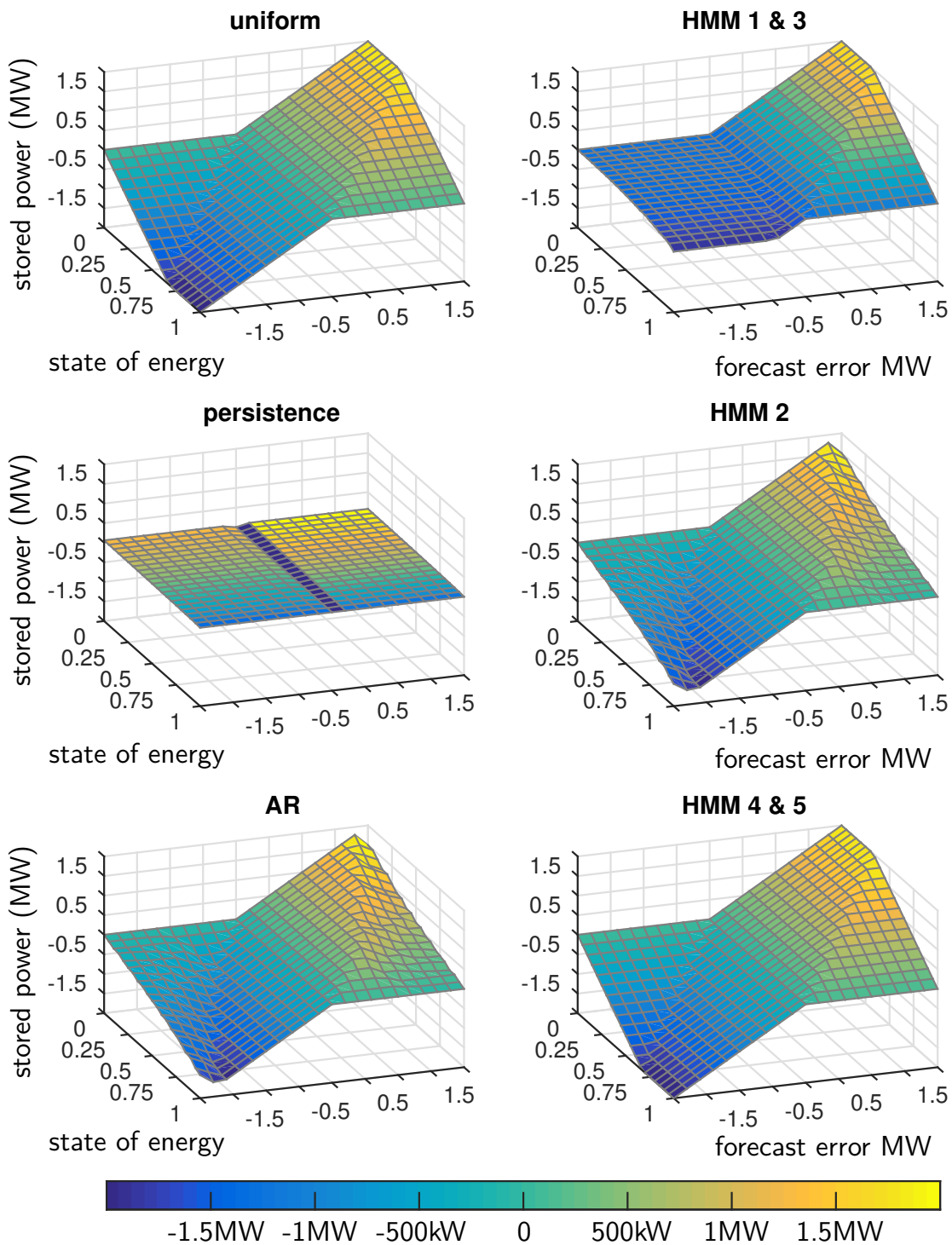


FIGURE 3.7 – Stratégies de gestion de la puissance stockée P_{sto} obtenues par SDP pour différentes modélisations de l'erreur de prévision : répartition uniforme, persistance de l'erreur, modèle auto-régressif AR, modèle de Markov caché HMM comportant une stratégie pour chacun de ses 5 états. La capacité de stockage considérée est de 2.64 MWh et on se place à 12h.

plus les valeurs importantes de l'erreur de prévision, quand elles sont couplées à des états d'énergie défavorables, invitent à largement anticiper le futur en compensant de moins en moins les erreurs. Ceci provient du fait que, puisqu'il est extrêmement probable que l'erreur de prévision persiste dans sa tendance, il faut mieux ménager le vieillissement et les pertes du stockage en étalant sa mise à contribution sur plusieurs pas de temps.

- Le modèle de Markov caché permet de dégager des comportements très différents en fonction de l'état caché π_t considéré. Les états 1 et 3 donnent à anticiper une forte erreur de prévision négative au cours de la journée. Il est donc intéressant, dans le cas de ces erreurs négatives d'échelonner la sollicitation du stockage. Il n'y a par ailleurs aucune possibilité de délester le productible dans ces configurations. À l'inverse, si l'erreur de prévision est positive, ce qui est très peu probable dans ce type d'état, il est intéressant de la compenser aussi bien que possible. Le type de trajectoire 2 est quant à lui plus équilibré et invite donc à une stratégie proche de celle constatée lors d'une modélisation $AR(1)$. Enfin les types 4 et 5 sont plutôt orientés vers une erreur de prévision globalement positive. Les erreurs de prévision négatives peuvent donc être compensées aussi bien que possible puisqu'elle ne dureront probablement pas longtemps. Quand aux erreurs de prévision positives, elles doivent être compensées aussi bien que possible, le délestage de productible prenant le relais lorsque la batterie est saturée.

Les résultats de ces stratégies de gestion sont simulés sur une année, au pas de temps horaire. La figure 3.8 représente un extrait de 20 jours issu de la simulation utilisant le modèle auto-régressif. Une centrale photovoltaïque de 2.64 MW est associée à un stockage, de 2 MWh ou de 5 MWh. L'écart à l'engagement dans ces deux cas est comparé à l'écart "brut", c'est-à-dire avant que la gestion des puissances stockée et délestée ne soit intervenue. Les deux panneaux suivants montrent pour ces deux stockages les allures temporelles de la puissance stockée et de la puissance délestée. Comme attendu, un stockage de plus grande capacité permet de compenser une plus large part des écarts à l'engagement et de moins faire appel au délestage de productible P_{spill} . La question du dimensionnement optimal sera plus largement discutée au cours des sections 3.3 et 4.4.

En considérant un stockage de 5 MWh, les différents coûts des fonctions objectif du problème sont calculés au cours de l'année de simulation. Le tableau 3.1 compare alors les résultats obtenus lorsque différentes modélisations de l'erreur de prévision sont utilisées. Ces coûts sont normalisés par la performance obtenue par le modèle de Markov caché. La répartition des coûts entre les différentes contributions fait remarquer que l'écart à l'engagement représente de très loin la plus grande contribution. Le délestage de productible intervient ensuite, à hauteur d'environ 2% du total. Les coûts engendrés par le vieillissement de la batterie et les pertes sont inférieurs d'un ordre de grandeur. Par ailleurs, on peut remarquer que l'utilisation du modèle de Markov caché, qui a été développé au cours des présents travaux et présenté section 2.2, permet d'améliorer la performance de la gestion d'un stockage de l'ordre de 12% par rapport à l'utilisation d'une stratégie plus basique basée sur une répartition uniforme des erreurs de prévision. L'intérêt de cette modélisation se trouve donc confirmé par son utilisation en contexte de gestion, après les résultats d'*energy scores* prometteurs qu'elle avait montré section 2.2.

TABLE 3.1 – Comparaison des coûts engendrés par différentes lois de gestion

stratégie	uniforme	$AR(1)$	HMM
C_{loss}	0.5	0.5	0.6
C_{age}	3	3	2
C_{spill}	18	18	20
C_{mis}	1105	1067	978
C_{tot}	1127	1088	1000

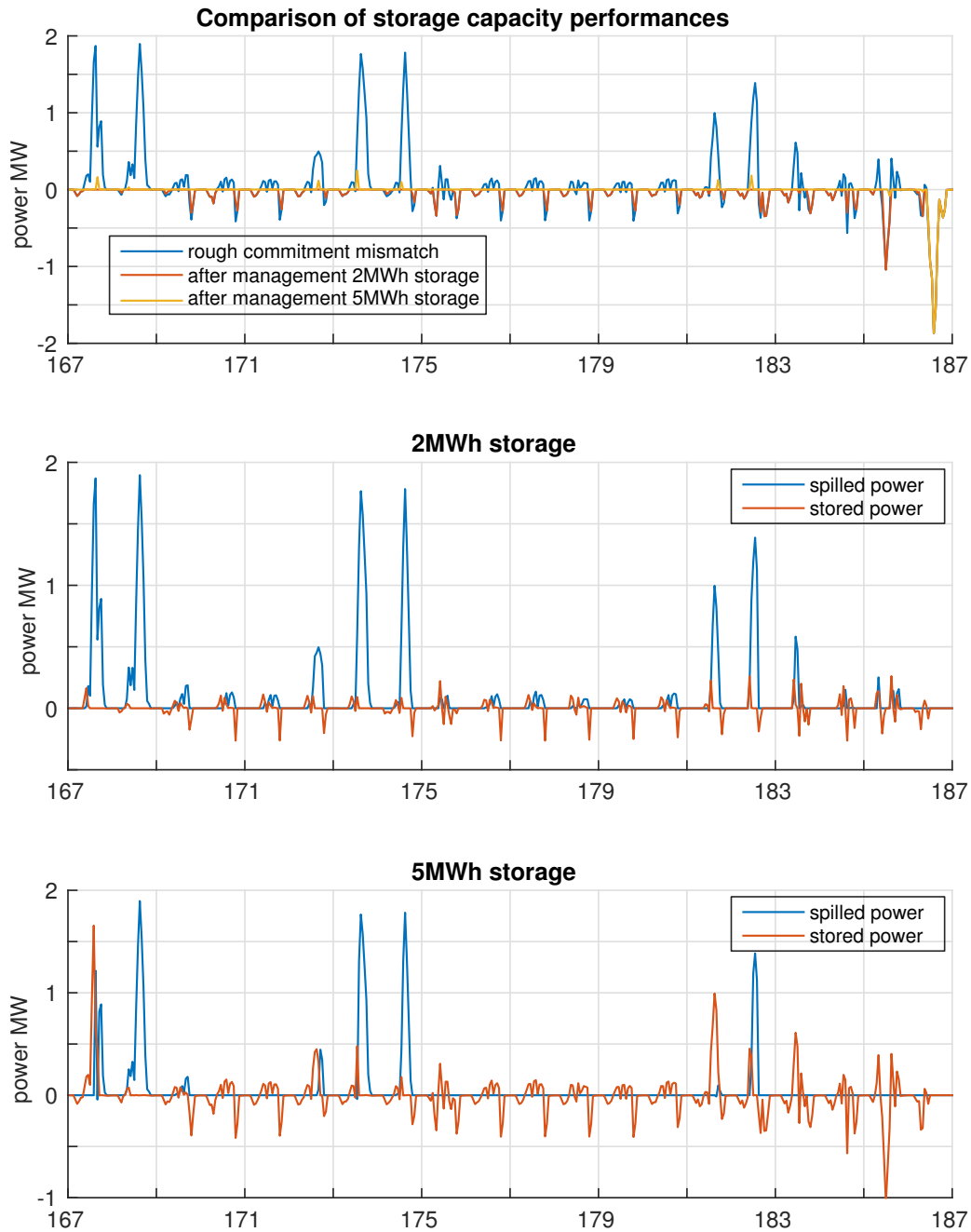


FIGURE 3.8 – Comparaison des décisions de gestion pour deux capacités de stockage distinctes, centrale photovoltaïque de 2.64 MW. En haut : écart à l'engagement final comparé à l'écart brut *i.e.* avant la gestion du stockage et du délestage. Au milieu : puissances stockée et délestée pour un stockage de 2 MWh. En bas : puissances stockée et délestée pour un stockage de 5 MWh. Le modèle d'erreur de prévision est le modèle $AR(1)$.

Sensibilité au modèle de stockage De manière similaire à l'influence de la modélisation utilisée pour décrire l'évolution de l'erreur de prévision de production, une comparaison entre plusieurs modélisations du système de stockage est ici réalisée. Le comportement du système de stockage recouvre dans ces travaux d'une part la modélisation des pertes et donc celle de l'évolution de l'état d'énergie *SoE* dans la batterie. D'autre part des modélisations de l'endommagement en cyclage de cette batterie seront ici comparées¹⁰. La section 2.3 a permis de décrire en détail les informations nécessaires pour la modélisation d'une batterie électrochimique, tant dans son comportement dynamique que dans son endommagement. Cette section présentera donc un abrégé des modèles comparés avant de détailler leurs impacts sur les stratégies de gestion.

Le cas de référence sur lequel ont été basés les résultats présentés *supra* et qui servira ici de comparaison, est défini par :

- une modélisation des pertes définie par l'équation 2.32 et par la prise en compte des pertes provenant de l'auto-décharge. Les pertes sont alors considérées comme variant avec le carré de la puissance échangée, tandis que la batterie perd spontanément une fraction de son état d'énergie courant à chaque pas de temps selon l'équation 2.34.
- une modélisation du vieillissement en cyclage. Cet endommagement est alors modélisé par l'équation 2.38. L'endommagement dépend de la profondeur de décharge selon une loi en puissance.
- une absence de prise en compte du vieillissement calendaire. Le chapitre 4 reviendra sur cet aspect de la modélisation. À ce stade des présents travaux, il est possible de considérer qu'une batterie stationnaire est utilisée avec un système de climatisation [94]. Les variations de température étant donc grandement réduite, la contribution du vieillissement calendaire devient donc une constante dont il est inutile de tenir compte dans un contexte d'optimisation.

Sur la base de cette modélisation de référence, l'impact de trois modifications est étudié.

- La modélisation des pertes est enrichie en se basant sur les relevés expérimentaux réalisés par Yaël Thiaux au cours de ses travaux de thèse [209]. Ces relevés ainsi que la modélisation qui en découle a été présentée au cours de la section 2.3. Elle permet une modélisation bien plus fine des pertes dans une cellule au lithium, prenant notamment en compte l'état d'énergie et des résistances différenciées en charge et en décharge. Cependant une telle modélisation implique un temps de calcul environ 20 fois supérieur à la modélisation de référence.
- L'impact de l'auto-décharge est ensuite investigué. En effet cette composante, bien qu'indéniable et visible sur de longues périodes, semble *a priori* avoir un impact très limité lors de l'utilisation permanente d'un stockage. L'éventualité de ne pas prendre en compte ce phénomène est donc explorée.
- Finalement, la modélisation du vieillissement en cyclage est comparée avec une modélisation plus simple. Cette dernière se base sur une énergie échangée constante au cours de la vie de la batterie, quelle que soit l'amplitude des cycles. Cette hypothèse, bien que relativement valide pour certaines technologies de batteries au plomb, ne reflète que très imparfaitement le vieillissement d'une cellule au lithium. Cependant sa grande simplicité invite à comparer les résultats obtenus avec ceux basés sur une modélisation plus fidèle.

La figure 3.9 représente les modifications subies par la stratégie de contrôle de la puissance stockée en fonction de ces différentes modifications du modèle de stockage. La stratégie de référence est rappelée en haut à droite. Les trois autres surfaces représentent des variations par rapport à cette loi de gestion de référence : $\Delta U = U^* - U_{ref}$.

- L'enrichissement de la modélisation du stockage avec les courbes caractéristiques d'une cellule au lithium induit principalement des modifications lorsque l'état d'énergie *SoE* est proche de 1 et que l'erreur de prévision ΔP_{pv} est négative. En effet la prise en compte des pertes lors d'importantes décharges est améliorée par ce modèle plus fin. La stratégie obtenue invite donc à moins compenser

10. Le chapitre 4 reviendra sur la comparaison de modèles du vieillissement calendaire

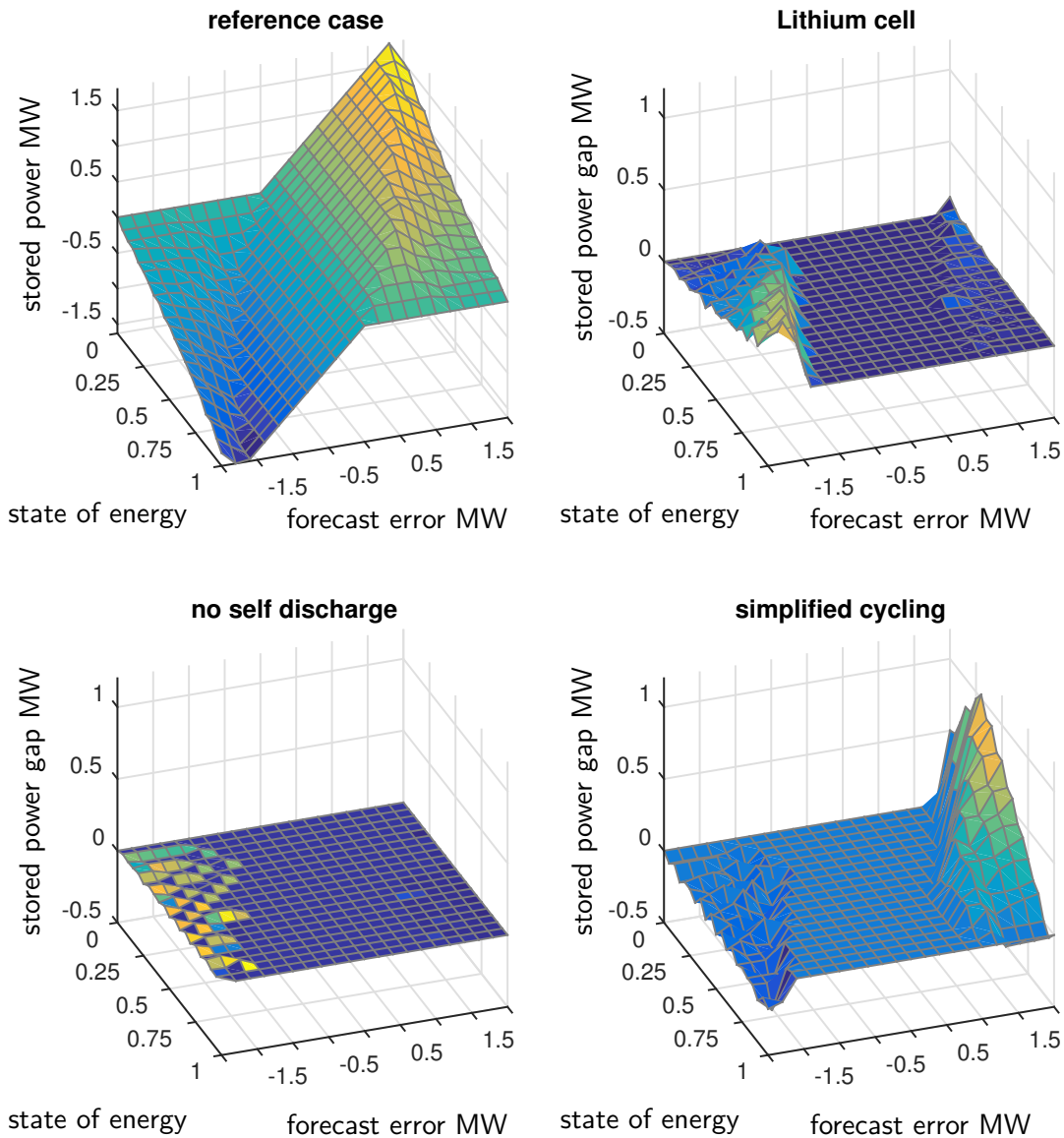


FIGURE 3.9 – Impact du modèle de batterie sur la stratégie de gestion de la puissance stockée. En haut à gauche : stratégie de référence basée sur des pertes quadratiques, de l'auto-décharge, un vieillissement en cyclage dépendant de la profondeur de décharge. En haut à droite : modélisation utilisant des relevés expérimentaux sur une cellule lithium-ion *ceteris paribus*. En bas à gauche : absence d'auto-décharge *ceteris paribus*. En bas à droite : modèle simplifié du vieillissement en cyclage *ceteris paribus*. Les surfaces représentées sont des écarts entre la stratégie de référence et la stratégie obtenue avec le modèle modifié.

les erreurs de prévision lorsque ceci nécessite de fortes puissances de décharge associées à des états d'énergie faible. L'amplitude de cette modification est de l'ordre de 500 kW pour un stockage de 2.64 MWh. Le corollaire de ce comportement ne peut cependant pas être remarqué avec la même amplitude du côté des erreurs de prévision positives, puisque le délestage du productible P_{spill} prend naturellement le relais dans la stratégie de référence.

- Lorsque l'auto-décharge n'est pas prise en compte, la stratégie de référence n'est que marginalement modifiée. Ce paramètre influe extrêmement peu sur les stratégies de gestion qui n'ont pas, dans le cadre du problème de la collaboration entre sources renouvelables variables et stockage, d'intérêt à prendre en compte ce phénomène à long terme qu'est l'auto-décharge.
- Enfin la simplification du modèle de vieillissement en cyclage incite à accentuer encore les sollicitations les plus extrêmes de la batterie. Elle sera donc chargée plus fortement lorsque l'erreur de prévision est très positive. De la même façon elle sera déchargée plus fortement lors des erreurs négatives par rapport à la stratégie de référence. Cette accentuation des sollicitations est tout à fait cohérente avec la modification du modèle utilisé lors de l'optimisation de la stratégie. Un modèle de vieillissement où l'endommagement est linéaire avec la profondeur de décharge — énergie échangée constante — sous estime relativement les dommages causés par les cycles profonds par rapport à un modèle où l'endommagement est représenté par une fonction en puissance de la profondeur de décharge. La stratégie issue du modèle simplifié linéaire incite donc à des décharges profondes et à des recharges complètes.

La modification des modèles utilisés pour l'optimisation des lois de gestion de la puissance délestée et de la puissance stockée entraîne donc une **modification des arbitrages** réalisés entre les différentes fonctions coût. Ces modifications concernent les configurations où les sollicitations sont les plus fortes, c'est-à-dire les grandes erreurs de prévision. Raffiner la modélisation du stockage, tant au niveau de ses pertes que de son vieillissement, pousse à choisir de réduire ces sollicitations extrêmes. Le comportement d'une batterie électrochimique étant largement non linéaire, une meilleure conscience des conséquences de telles sollicitations invite à laisser filer l'écart à l'engagement quand il ne peut plus être raisonnablement compensé.

Modélisation stochastique du système de stockage L'étude des conséquences d'une variation du modèle de stockage sur les stratégies de gestion se poursuit par un changement de paradigme dans le regard porté sur la batterie. Jusqu'ici dans les différents modèles présentés, cette batterie était considérée comme un système déterministe attribuant un résultat à une sollicitation. Le résultat obtenu pouvait potentiellement varier d'un modèle à l'autre et correspondre à des approximations plus ou moins bonnes de la batterie *réelle* — celle qu'aucun modèle ne pourrait traduire — mais il n'en demeurait pas moins que la batterie était considérée comme parfaitement contrôlable. Ce paradigme est cependant régulièrement mis en défaut — ainsi que souligné au cours de la section 2.3 — par la difficulté de réaliser des mesures fiables sur des batteries électrochimiques. La multiplicité des réactions parasites, les temps de relaxation potentiellement longs, les phénomènes complexes de vieillissement, les incertitudes de mesure font qu'il est plus réaliste de considérer que l'on ne dispose pas des *vraies* valeurs de l'état d'énergie et de la capacité utile mais seulement d'*estimations*.

Ce dernier paragraphe, clôturant la section consacrée à l'impact des modèles considérés sur les stratégies de gestion, va donc explorer les conséquences de telles erreurs d'estimation. Nous nous concentrerons sur l'estimation de l'état d'énergie SoE , tout en gardant à l'esprit qu'une analyse similaire pourrait être menée sur la capacité $E_{sto}^{\#}$. L'estimation de l'état d'énergie est définie par :

$$\widetilde{SoE}(t) = SoE(t) + \varepsilon_t \quad (3.30)$$

avec ε_t un bruit blanc de variance σ . Pour cette étude, une seule valeur $\sigma = 5\%$ est considérée. Cet estimateur \widetilde{SoE} remplace l'état d'énergie SoE dans le vecteur d'état du système, l'équation dynamique

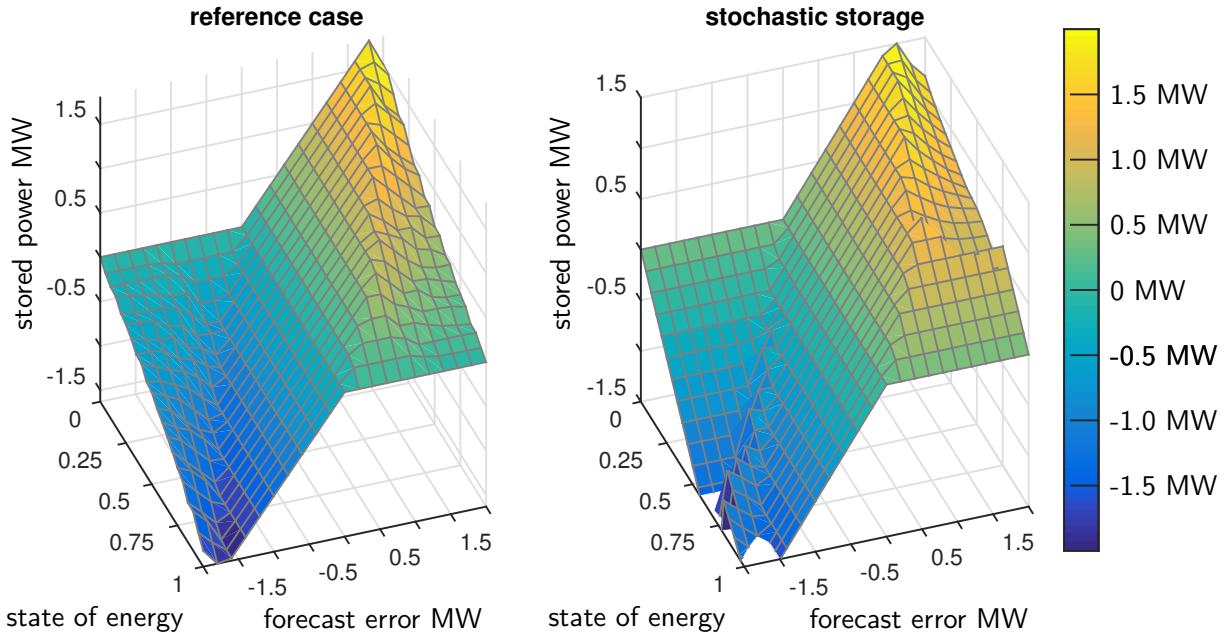


FIGURE 3.10 – Comparaison des lois de gestion obtenues pour la puissance stockée dans le cas de référence et lorsqu'une composante aléatoire est prise en compte dans le comportement du stockage.

associée étant :

$$\begin{aligned}
 \widetilde{SoE}(t + \Delta T) &= SoE(t + \Delta T) + \varepsilon_{t+\Delta T} \\
 &= SoE(t) + \Delta T \cdot \frac{P_{sto}(t) - P_{loss}(t)}{E_{sto}^{\#}} + \varepsilon_{t+\Delta T} \\
 &= \widetilde{SoE}(t) + \Delta T \cdot \frac{P_{sto}(t) - P_{loss}(t)}{E_{sto}^{\#}} + \varepsilon_{t+\Delta T} - \varepsilon_t
 \end{aligned} \tag{3.31}$$

Lorsqu'une telle dynamique est prise en compte dans une simulation temporelle au lieu de la dynamique déterministe, le coût – au sens des fonctions coût utilisées pour l'optimisation – engendré par l'utilisation d'une centrale de 2.64 MW est augmenté de 70%. L'introduction d'une telle dynamique stochastique se révèle donc être catastrophique pour les performances d'une gestion optimisée sur un modèle déterministe.

Cependant il est tout à fait envisageable d'inclure dans l'optimisation des stratégies de stockage la prise en compte d'un comportement stochastique de la batterie. Le cadre de résolution présenté permettant de tenir compte de l'évolution stochastique de l'erreur de prévision de production ΔP_{pv} , il est possible de prendre en charge de manière similaire l'évolution de l'état d'énergie SoE sous la forme d'une probabilité autour d'une valeur moyenne. La résolution de l'équation de Bellman 3.13 devient alors la suivante :

$$\begin{aligned}
 J_t^*(x_t) &= \min_{u_t} \underbrace{f_{spill}(t) + f_{age}(t) + f_{loss}(t) + f_{mis}(t)}_{\text{coût instantané}} + \\
 &\quad \underbrace{\sum_w \mathbb{P}(\Delta P_{pv}(t + \Delta T), SoE(t + \Delta T)) \cdot J_{t+\Delta T}^*}_{\text{coût du futur}}
 \end{aligned} \tag{3.32}$$

L'équation dynamique du système de stockage n'intervient alors plus pour interpoler le coût futur $J_{t+\Delta T}^*$, mais plutôt pour pondérer ce coût futur par une probabilité d'apparition du type :

$$\mathbb{P}(SoE(t + \Delta T) | SoE(t)) \sim \mathcal{N}(SoE(t) + \Delta T \cdot \frac{P_{sto}(t)}{E_{sto}^\#}, \sigma^2) \quad (3.33)$$

La figure 3.10 illustre les modifications qui sont alors apportées à la stratégie de gestion optimale de la puissance stockée. L'effet d'anticipation qui est normalement introduit par la modélisation de l'erreur de prévision est alors largement contrebalancé par l'incertitude autour de l'état du stockage. En effet autant il était pertinent d'anticiper la manière dont l'erreur de prévision allait être compensée sur plusieurs pas de temps lorsque le système de stockage apparaissait comme fiable, autant cette anticipation perd son intérêt lorsque l'on n'est plus sûr de l'état dans lequel le stockage sera au prochain pas de temps. Il est alors plus intéressant d'appliquer une politique sensiblement plus *greedy* et de compenser l'erreur de prévision parfaitement sur une plus large plage de situations.

3.3 Dimensionnement optimal d'un stockage stationnaire

Les travaux présentés jusqu'ici dans le présent chapitre ont proposé quelques méthodes de gestion d'un stockage stationnaire au sein d'un système collaboratif. Cependant la dimension de ce stockage a toujours été considérée comme un paramètre d'entrée, qui était bien évidemment pris en compte afin de tirer le meilleur parti de la situation proposée, mais dont le choix n'a jamais été remis en cause. Or, les services qui peuvent être fournis au système collaboratif sont dépendants de la capacité de stockage, ainsi qu'illustré figure 3.8. La dernière section de ce chapitre est par conséquent consacrée au dimensionnement optimal de ce stockage, en prêtant une attention particulière à l'influence des modèles utilisés [125]. Pour ce faire, plusieurs modèles de vieillissement des batteries seront comparés afin de déterminer leur impact sur la capacité de stockage considérée comme optimale.

3.3.1 Définition d'un problème de dimensionnement

Afin d'étudier la question du dimensionnement optimal d'un système de stockage associé à une centrale renouvelable variable, l'appel d'offre encadrant les installations photovoltaïques dans les zones insulaires françaises [45] est choisi comme cas d'étude [125]. Cet appel d'offre, qui régleme les installations photovoltaïques de puissance supérieure à 250 kW dans les îles non interconnectées, prévoit que le producteur doive communiquer au gestionnaire du réseau insulaire un engagement de production un jour à l'avance¹¹. La forme de cet engagement de production est spécifique puisque celui-ci doit obligatoirement prendre une forme de trapèze au cours de la journée, la puissance injectée sur le réseau devant passer par une période de production constante. Ce palier de puissance doit de plus être inférieur à 40% de la puissance crête de la centrale. De surcroît les variations de puissance le matin et le soir ne peuvent pas être brutales, mais doivent être plus lentes que 6% de la puissance crête par minute. La figure 3.11 représente un exemple de profil d'engagement associé à une trajectoire de production photovoltaïque. Le profil d'engagement est caractérisé par :

- les instants t_1 et t_2 de début et de fin de production constante.
- la valeur $P_{grid}^\#$ de puissance constante au cours de la journée.

Afin d'être en mesure de respecter un tel profil de production, le producteur photovoltaïque doit obligatoirement s'adjoindre une unité de stockage avec laquelle une puissance P_{sto} est échangée. Il peut de plus déléster une partie du productible de sa centrale P_{spill} .

11. Des possibilités de correction de cet engagement sont possibles jusqu'à une heure avant échéance.

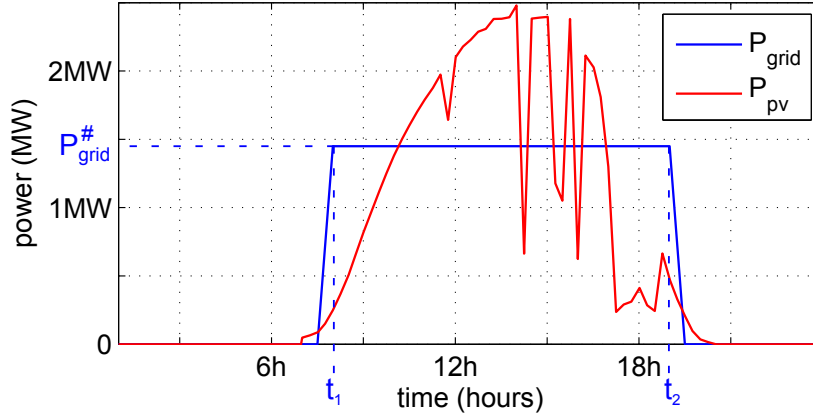


FIGURE 3.11 – Exemple de profil de production photovoltaïque au cours d'une journée et du profil d'engagement trapézoïdal correspondant pour une centrale de $P_{pv}^{\#} = 2.64$ MW. Ce profil d'engagement est caractérisé par les instants t_1 et t_2 ainsi que la puissance $P_{grid}^{\#}$.

Ainsi que mentionné en introduction de ce chapitre, l'étude se focalise dans cette section sur le couplage entre les modèles utilisés et le dimensionnement optimal¹². La gestion est donc considéré – et uniquement dans cette section – comme déterministe, avec l'hypothèse que l'on dispose d'une prévision de production parfaite. Il n'y aura donc pas d'écart à l'engagement, celui-ci étant considéré comme une obligation réglementaire et la production pouvant être parfaitement prévue.

Le critère choisi pour déterminer le dimensionnement optimal d'une capacité de stockage est le bénéfice que ce stockage engendre au cours de sa vie. Le vieillissement du système de stockage étant considéré comme prépondérant devant celui des autres composants d'un système collaboratif, sa durée de vie fixera l'horizon de l'optimisation. La fonction objectif Inc du problème de dimensionnement est fondée comme précédemment sur un critère d'énergie primaire équivalente. La première composante de cette fonction coût est le coût d'investissement dans le système de stockage :

$$C_{sto} = E_{sto}^{\#} \cdot E_{sto}^{emb} \quad (3.34)$$

Ce coût est calculé grâce à l'énergie primaire spécifique nécessaire pour fabriquer la batterie. La valeur $E_{sto}^{emb} = 200$ kWh/kWh est retenue – voire équation 3.5 [141]. Ce coût d'investissement est mis en regard de l'énergie photovoltaïque qu'il permet d'injecter sur le réseau au cours de la vie du système de stockage T_{life} :

$$Inc = E_{pv}^{life} - \frac{E_{spill}^{life}}{\eta_{pv}} - \frac{E_{loss}^{life}}{\eta_{pv}} - E_{sto}^{emb} \cdot E_{sto}^{\#} \quad (3.35)$$

$$E_{pv}^{life} = \Delta T \cdot \sum_{t=0}^{T_{life}} P_{pv} \quad (3.36)$$

$$E_{spill}^{life} = \Delta T \cdot \sum_{t=0}^{T_{life}} P_{spill} \quad (3.37)$$

$$E_{loss}^{life} = \Delta T \cdot \sum_{t=0}^{T_{life}} P_{loss} \quad (3.38)$$

12. Le chapitre 4 reviendra quant à lui sur le couplage entre stratégie de gestion et dimensionnement.

3.3 Dimensionnement optimal d'un stockage stationnaire

avec ΔT le pas de temps. Cette énergie photovoltaïque fournie au réseau est la différence entre le productible E_{pv}^{life} , l'énergie délestée E_{spill}^{life} et l'énergie dissipée E_{loss}^{life} . Ce problème est considéré sur la durée de vie de la batterie T_{life} , définie par son endommagement :

$$T_{life} = \frac{1}{d_{cal} + \sum d_i} \quad (3.39)$$

avec d_{cal} la contribution du vieillissement calendaire et d_i l'endommagement en cyclage qui est causé durant chaque journée. Ainsi que mentionné au cours de la section 2.3.3, le vieillissement calendaire dépend de paramètres comme la température ou l'état d'énergie de la batterie. L'impact de cette composante du vieillissement sur la gestion d'un stockage est relativement faible, ainsi que le chapitre 4 le mettra en évidence. Elle est ici considérée comme constante et déterminée à partir d'une durée de vie maximale fixée à 15 ans, d'où $d_{cal} = 6.7\%$ par an. La question du dimensionnement optimal consiste alors à trouver la capacité $E_{sto}^\#$ qui permet de maximiser cette valeur du stockage au cours de sa vie.

Pour résoudre ce problème de dimensionnement, il est nécessaire, selon le schéma des boucles imbriquées, de déterminer chaque jour la gestion optimale. Celle-ci peut être considérée comme une version instantanée de la question du dimensionnement optimal. À l'échelle d'une journée, le terme de productible photovoltaïque est constant et peut donc être retiré de l'optimisation¹³. La gestion optimale du stockage est alors traduite par le problème suivant :

$$\min_{t_1, t_2, P_{grid}^\#} \sum_t C_{shed}(t) + C_{age}(t) + C_{loss}(t) \quad (3.40)$$

s.t. $\forall t,$

$$P_{pv} = P_{shed} + P_{sto} + P_{grid} \quad (3.41)$$

$$SoE(t + \Delta T) = f_{dyn}(SoE(t), P_{sto}(t)) \quad (3.42)$$

$$0 \leq SoE \leq 1 \quad (3.43)$$

$$P_{sto}^b \leq P_{sto} \leq P_{sto}^\# \quad (3.44)$$

Les différents coûts pris en compte sont similaires à ceux introduits dans la section 3.1.1 et reprennent les composantes du problème de dimensionnement 3.38 mais à l'échelle d'une journée :

- coût du délestage de productible C_{spill}

$$C_{spill} = \frac{E_{spill}}{\eta_{pv}} \quad (3.45)$$

où E_{spill} désigne l'énergie délestée et η_{pv} le rendement sur cycle de vie de la centrale photovoltaïque.

- coût des pertes dans le système de stockage

$$C_{loss} = \frac{E_{loss}}{\eta_{pv}} \quad (3.46)$$

avec E_{loss} l'énergie dissipée.

- coût du vieillissement en cycle du système de stockage

$$C_{age} = d^i \cdot E_{emb}^{sto} \cdot E_{sto}^\# \quad (3.47)$$

où d_i représente l'endommagement élémentaire.

13. À l'échelle du problème de dimensionnement, il dépend de la durée de vie du système, donc devient une variable.

L'enjeu étant au cours de cette section d'interroger le couplage entre le dimensionnement choisi et les modèles utilisés pour traduire le comportement du système, l'attention se concentrera sur la manière de déterminer l'endommagement de la batterie d_i . Ainsi que décrit au cours de la section 2.3.3, ce phénomène est complexe, non linéaire et dépend de multiples variables. En particulier le vieillissement en cyclage peut poser une grande difficulté lors de la résolution d'un problème de gestion. En effet l'endommagement a beau dépendre de manière subtile de grandeurs telles que la température, la puissance appelée, *et cætera*, celles-ci peuvent être considérées à chaque instant et ne nécessitent donc **pas de mémoire**. À l'inverse, le cyclage nécessite de retenir le dernier extremum de l'état d'énergie *SoE* afin de calculer la profondeur d'un demi-cycle de charge ou de décharge *DoD*. Trois modèles de complexité croissante seront donc en compte dans cette section afin de déterminer leur influence sur la décision de dimensionnement. Ces modèles ont été introduits au cours de la section 2.3.3 et sont ici brièvement rappelés.

Énergie échangée constante (modèle 1) : l'endommagement d_i dépend linéairement de la profondeur de décharge *DoD* et donc de la puissance P_{sto} .

$$d_i = \alpha \cdot DoD = \alpha' \cdot P_{sto} \quad (3.48)$$

Profondeur de décharge (modèle 2) : l'endommagement d_i dépend de la profondeur de décharge selon une loi en puissance.

$$d_i = \alpha \cdot DoD^\beta \quad (3.49)$$

Le début du demi-cycle est défini par le précédent instant où la puissance s'est inversée. La profondeur de décharge est donc estimée par rapport à l'état d'énergie à cet instant.

Identification des cycles par Rainflow (modèle 3) : l'endommagement suit la même loi que dans le modèle précédent, mais les cycles sont identifiés par l'algorithme du *rainflow*.

Le cas où aucun vieillissement en cyclage n'est pris en compte sera également considéré à titre de comparaison. La durée de vie sera alors uniquement fixée par le vieillissement calendaire supposé constant et tel que $T_{life} = 15$ ans. Ce non-modèle sera désigné comme le *modèle 0*.

Le problème étant ici placé dans un contexte déterministe, sa résolution est réalisée à l'aide d'une méta-heuristique [56, 199] pour chaque journée au cours d'une période de 2 ans. La question de la valeur de l'énergie stockée à la fin de l'horizon d'optimisation est traitée à l'aide d'une fenêtre glissante de 5 jours. Les engagements optimaux sont déterminés sur toute cette fenêtre, mais seuls les résultats de la première journée sont véritablement appliqués [5]. La capacité de stockage disponible $E_{sto}^\#$ est considérée comme une donnée d'entrée de cette optimisation quotidienne.

La figure 3.12 représente un extrait de 5 jours représentant la puissance produite par la centrale photovoltaïque ainsi que les profils d'engagement optimaux si l'on dispose d'un stockage de 500 kWh ou de 3 MWh. Cet exemple met clairement en lumière le couplage entre l'engagement optimal et la capacité de stockage disponible, de la même manière que la figure 3.8 le faisant dans le cadre d'un engagement de production sans contrainte de forme. L'endommagement de la batterie dépendant de la profondeur de ses cycles de charge et de décharge, une petite batterie vieillira plus vite qu'une grande à sollicitations égales. Sa durée de vie en sera donc raccourcie. La résolution du problème de dimensionnement 3.38 est alors possible.

3.3.2 Couplage entre dimensionnement et modèles utilisés

Afin de déterminer la valeur optimale de la capacité de stockage, la valeur moyenne du bénéfice total *Inc* est calculée sur une série d'un an pour différents ratio $\frac{E_{sto}^\#}{P_{pv}^\#}$. La figure 3.13 représente alors les variations des différents termes de la fonction *Inc*. Les quantités représentées sont normalisées par l'énergie produite par la centrale durant une année E_{pv}^{1year} . Cette quantité représente ce que la centrale

3.3 Dimensionnement optimal d'un stockage stationnaire

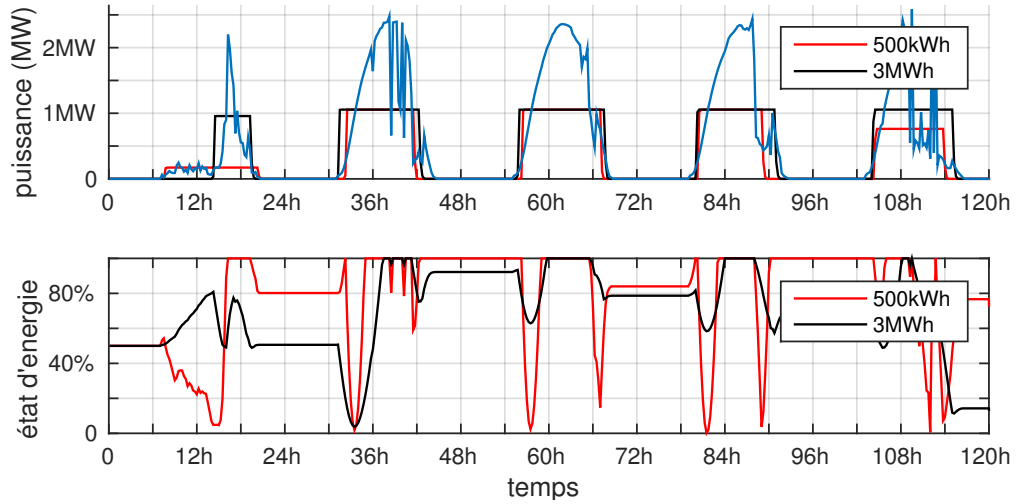


FIGURE 3.12 – En haut : profils de productible et exemples d’engagements optimaux pour une centrale PV de 2.64 MW associée à des stockages de 500 kWh et 3 MWh. En bas : évolution de l’état d’énergie *SoE* dans ces deux cas.

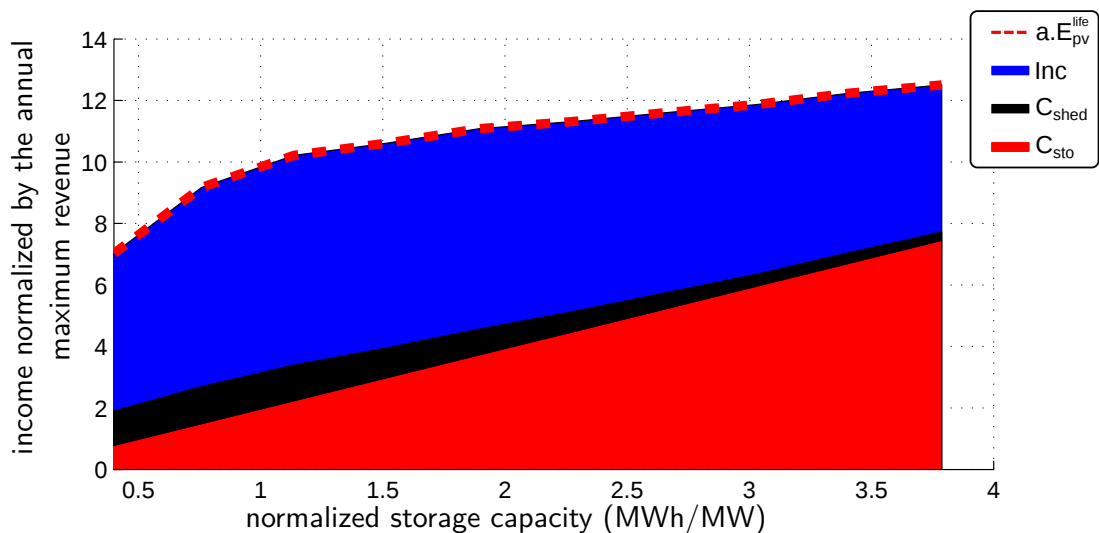


FIGURE 3.13 – Variations des termes de la fonction objectif du dimensionnement *Inc* en fonction de la capacité de stockage normalisée par la puissance crête de la centrale photovoltaïque.

pourrait générer en l'absence de délestage et de contrainte d'engagement. Le modèle de vieillissement en cyclage utilisé est alors le modèle 2.

- Le coût d'investissement dans le système de stockage $C_{sto} = E_{sto}^{emb} \cdot E_{sto}^{\#}$ croît linéairement avec la capacité de stockage – en rouge sur la figure.
- Le coût de l'énergie délestée – en noir – au cours de la vie de la batterie résulte d'un compromis entre deux effets antagonistes. D'une part la quantité de productible délestée chaque jour décroît graduellement avec l'augmentation de la capacité de stockage. D'autre part, la durée de vie s'allongeant avec la taille de la batterie, la durée sur laquelle le délestage est cumulé s'allonge. Il s'avère que le premier de ces deux effets est prépondérant et que le coût total engendré par le délestage diminue avec la capacité de stockage.
- La courbe supérieure – en pointillé rouge – représente les revenus qui auraient pu être générés en l'absence de contrainte d'engagement, c'est-à-dire la quantité E_{pv}^{life} . Ce terme augmente avec la capacité de stockage puisqu'il s'accumule au cours de la durée de vie du système. Toutes choses étant égales par ailleurs, ce terme est le reflet direct de la durée de vie.
- La zone en bleu est donc finalement la quantité Inc qui traduit la différence entre l'énergie produite par la centrale et celle qui est dépensée en délestage ou en investissement dans du stockage.

Cette étude est répétée pour les trois modèles de vieillissement en cyclage, ainsi que pour le modèle 0 ne prenant pas en compte le cyclage. La figure 3.14 représente les variations de la fonction objectif en fonction du dimensionnement de la capacité de stockage pour ces quatre modèles de vieillissement. Un dimensionnement optimum apparaît quel que soit le modèle de vieillissement considéré. De plus, ces modèles présentent des dimensionnements optimaux relativement plats, un doublement de la capacité de stockage pouvant être réalisé tout en restant au dessus de 95% de la performance maximale atteignable. Cependant, les estimations de la rentabilité sont éloignées les unes des autres. En effet, le modèle 1, à énergie échangée constante, surestime l'endommagement par rapport aux modèles 2 et 3. Il est donc logique que la durée de vie annoncée soit plus courte et que donc l'optimum de rentabilité calculé soit moins élevé que pour les deux autres modèles. D'autre part, les modèles 2 et 3 – qui ne diffèrent que par le mode d'identification des demi-cycles de charge-décharge – ont des résultats proches, ce qui semble en cohérence avec le fait que l'endommagement affecté à un demi cycle soit le même. Dans le cas du modèle 0 en l'absence de tout modèle de vieillissement, la durée de vie est donc considérée comme fixe quelles que soient les sollicitations imposées à la batterie. Il en résulte donc une rentabilité prévue par le modèle 0 considérablement plus élevée que lorsqu'un modèle de vieillissement en cyclage est utilisé. De plus, comme aucune pénalisation n'affecte les sollicitations imposées à la batterie, on peut se satisfaire d'une capacité de stockage nettement moins importante.

Le point le plus notable est que les dimensionnements pertinents – permettant une performance supérieure à 95% de la performance d'un dimensionnement optimal – sont extrêmement proches d'un modèle de vieillissement à l'autre. On relève en effet les valeurs suivantes :

- modèle 1 : 1.3 MWh/MW à 2.1 MWh/MW
- modèle 2 : 0.9 MWh/MW à 2.1 MWh/MW
- modèle 3 : 0.8 MWh/MW à 1.9 MWh/MW

L'impact du modèle de vieillissement adopté sur le dimensionnement optimal semble donc limité dans ce cas d'étude. Cependant, en l'absence de tout modèle de vieillissement – modèle 0 – les dimensionnements pertinents sont largement plus restreints : de 0 à 1.5 MWh/MW. Il est nécessaire de signaler que la complexité des modèles 2 et 3 – qui nécessitent l'identification de cycles au sein du profil d'état d'énergie – rend leur évaluation environ 100 fois plus longue que le modèle 1. Ils nécessitent de plus que la valeur du SoE au début du cycle soit gardée en mémoire.

La distribution des cycles de charge-décharge en fonction de leur profondeur DoD est indiquée figure 3.15 pour les 4 cas d'étude. Cette figure se base sur la même série temporelle que celle utilisée pour

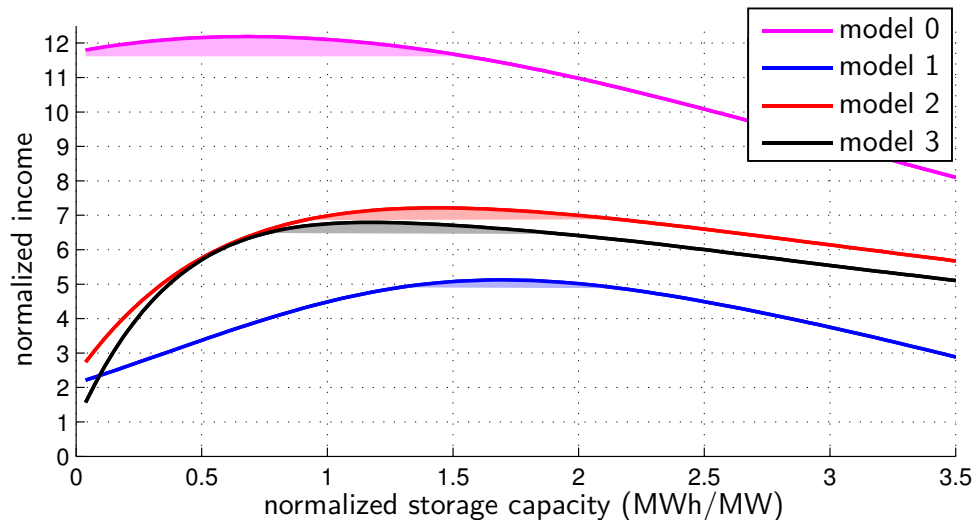


FIGURE 3.14 – Variations de la fonction objectif Inc pour les différents modèles de vieillissement en cyclage. Les zones colorées indiquent les dimensionnements garantissant au moins 95% de la performance maximale. Le modèle 0 ne prend en compte aucun vieillissement en cyclage.

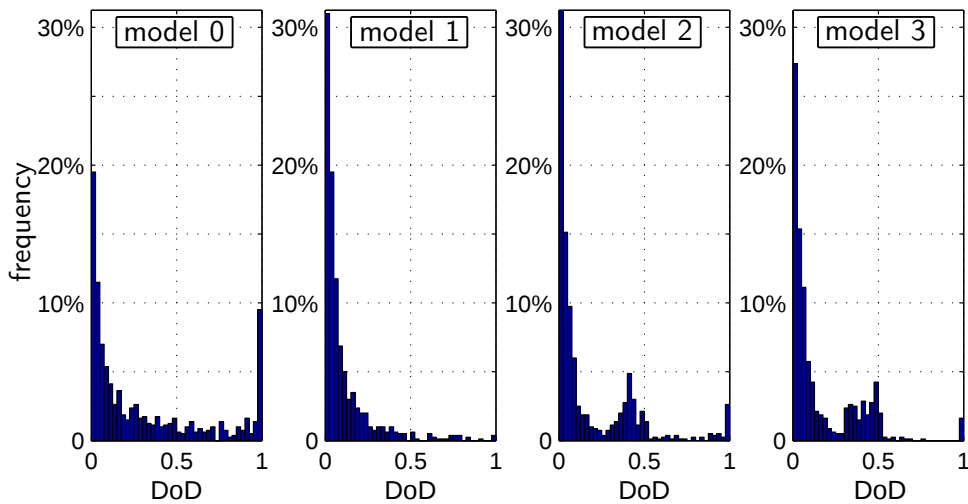


FIGURE 3.15 – Distribution des profondeurs de cycles au cours d'une année en fonction du modèle de vieillissement utilisé pour la gestion d'un stockage. $\frac{E_{sto}^\#}{P_{pv}^\#} = 1.5$

la figure 3.13 : une optimisation de l'engagement de production au cours d'une année. Le dimensionnement choisi ici est de 1.5 MWh/MW, ce qui permet de bonnes performances quel que soit le modèle de vieillissement choisi. En l'absence de prise en compte du modèle de vieillissement en cyclage, on peut remarquer que des cycles de très grande profondeur ne sont pas rares et que la fréquence d'apparition des cycles décroît lentement avec leur profondeur. Introduire un modèle de vieillissement de type énergie échangée constante – modèle 1 – permet de réduire considérablement les cycles profonds. Le modèle 2 introduit une pondération plus réaliste de l'endommagement en fonction de la profondeur des cycles. La figure 2.15 – représentant les dommages en fonction du *doD* pour les modèles 1 et 2 – met alors en évidence que les cycles dont le *DoD* est entre 30% et 50% sont nettement moins pénalisés dans ce modèle que dans le précédent. La conséquence en est que la fréquence d'apparition de cycles ayant de telles profondeurs est accrue. Le modèle 3 introduisant le comptage par *rainflow*, les cycles de très faible amplitude sont moins nombreux alors que le pic de fréquence de cycles "moyens" – $30\% \leq DoD \leq 50\%$ – est encore renforcé. Ceci traduit l'identification de micro-cycles au sein de cycles majeurs.

Bilan du chapitre

Au cours de ce chapitre, la gestion et le dimensionnement d'un stockage stationnaire associé à une centrale photovoltaïque a été étudié. Cette association est traitée à l'aide du formalisme d'un système collaboratif. Il s'agit tout d'abord d'une situation réelle rencontrée par de nombreux producteurs exploitant des centrales renouvelables variables. De plus ce problème de stockage stationnaire permet d'introduire plusieurs méthodes qui seront à nouveau utilisées dans le cas d'une flotte de véhicules au chapitre 4.

L'optimisation de la gestion et du dimensionnement a tout d'abord été présentée. Elle comporte plusieurs objectifs antagonistes, tels que le respect d'un engagement de production, le coût d'investissement dans l'unité de stockage ou encore la minimisation du délestage de productible, des pertes et du vieillissement. Les composantes aléatoires du problème ont été rappelées et prises en compte. Trois questions couplées ont été définies pour le dimensionnement du système, l'engagement de production et la gestion *intraday*.

Cette gestion a par la suite été optimisée à l'aide de la programmation dynamique stochastique. Nous avons alors obtenu des stratégies de gestion qui décrivent la décision optimale dans chaque configuration possible de l'espace d'état. La sensibilité de ces stratégies de gestion aux différents modèles utilisés a ensuite été étudiée. Le modèle de l'erreur de prévision de production a un impact important sur leur allure et sur leurs performances. En effet, l'utilisation du modèle de Markov caché qui a été proposé et présenté au cours du chapitre 2 permet une nette amélioration de la gestion d'un stockage. L'impact des modèles de batterie sur les stratégies de gestion a également été examiné.

Enfin le dimensionnement optimal d'un stockage stationnaire a été réalisé, dans le cas particulier d'une contrainte d'engagement en trapèze — cas de l'appel d'offre des installations photovoltaïques en zones insulaires. La sensibilité de ce dimensionnement vis à vis des modélisations du vieillissement en cyclage a alors été analysée. Ces travaux ont permis de constater que la prise en compte du vieillissement, même *via* une modélisation très simple, permet de significativement améliorer le dimensionnement choisi.

Chapitre 4

Optimisation de la recharge d'une flotte de véhicules

tâcher toujours plutôt à me vaincre que la fortune, et à changer mes désirs que l'ordre du monde

René Descartes, *Discours de la méthode*,
1637

Sommaire

4.1	Recharge globale d'une flotte agrégée	121
4.1.1	Nouvelles composantes aléatoires et modélisations associées	121
4.1.2	Nouveaux intérêts antagonistes	122
4.1.3	Optimisation de la recharge d'une flotte agrégée	123
4.1.4	Influence du comportement de l'utilisateur	127
4.2	Recharge distribuée de chaque véhicule	133
4.2.1	Optimisation distribuée des puissances de recharge individuelles	133
4.2.2	Stratégie de recharge des véhicules	141
4.2.3	Préférences hétérogènes au sein d'une flotte	146
4.3	Limitation des échanges d'information	150
4.4	Dimensionnement optimal d'une flotte de véhicules	155
4.4.1	Définition d'un problème de dimensionnement	156
4.4.2	Couplage dimensionnement-gestion	158
4.4.3	Discussion du modèle économique d'un système collaboratif	162
4.4.4	Impact de la qualité des prévisions utilisées	163

Moduler la puissance de recharge de véhicules électriques pour compenser les erreurs de prévision d'une centrale renouvelable variable permet de valoriser un système existant en évitant un investissement spécifique et élevé dans un stockage dédié. De manière concomitante à la généralisation de ces véhicules, de nombreuses pistes de valorisations sont explorées afin d'accompagner et de renforcer leur intégration dans les systèmes électriques. La présence massive d'unités de stockage sur roues ouvre des perspectives jusque là inexistantes quant à la gestion décentralisée et participative de l'électricité.

Cependant cette diversification des services fournis par les batteries de véhicules électriques entre en compétition avec leur vocation première d'assurer la mobilité de leurs utilisateurs. L'arbitrage entre ces différentes utilisations fait alors appel à des éléments de connaissance et de modélisation de la mobilité des véhicules. De plus les caractéristiques des véhicules électriques sont telles que leur action

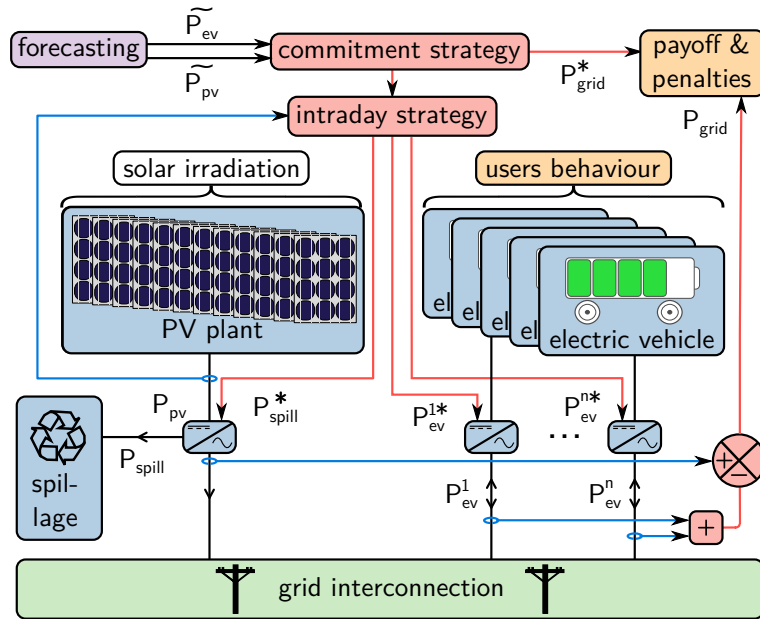


FIGURE 4.1 – Architecture d'un système collaboratif associant une flotte de véhicules électriques et une centrale photovoltaïque pour respecter un engagement de puissance échangée.

ne peut être significative sur les systèmes électriques que sous la forme d'une flotte. De nombreux véhicules sont impliqués dans une action commune. Le nombre de décisions, qui doivent alors être prises à chaque instant et de manière cohérente entre elles, peut donc devenir gigantesque, soulevant d'importantes difficultés quant à leur optimisation avec des moyens de calcul raisonnables et une latence compatible avec le temps réel.

Le présent chapitre est consacré à la collaboration entre une centrale renouvelable variable et une flotte de véhicules électriques, ainsi que résumé figure 4.1. L'enjeu dans le cadre d'un système collaboratif est toujours de respecter un engagement de puissance échangée avec le réseau, portant sur l'ensemble de la production et de la consommation des véhicules. La description de la résolution proposée, qui est ici faite, suit une démarche d'optimisation à deux niveaux – *bi level optimization* – afin de dissocier les discussions et les enjeux liés au comportement global de la flotte et à la situation différenciée de chaque véhicule. La gestion agrégée d'une flotte de véhicules est tout d'abord présentée afin de tirer profit des similarités avec la gestion d'un stockage stationnaire présentée au chapitre précédent. Puis l'optimisation distribuée de la recharge de chaque véhicule est abordée et traitée notamment *via* l'algorithme dit *ADMM* – *Alternating Direction Method of Multipliers* [24]. L'influence des modèles utilisés sur les résultats d'optimisation est ensuite traitée, avec une attention toute particulière à l'élément du système qui est le plus difficilement sujet à une modélisation, c'est-à-dire l'utilisateur du véhicule. Les solutions proposées d'optimisation distribuée reposant sur l'échange d'informations entre les véhicules et un agent central, la question de la valeur de l'information échangée est ensuite posée. En particulier la robustesse des solutions proposées sera étudiée lorsque cet échange d'information est réduit à sa portion congrue. Enfin le dimensionnement d'une flotte de véhicules en regard d'une centrale photovoltaïque est traité dans une démarche de co-optimisation entre le dimensionnement et la gestion.

Remarque : La notion de *flotte de véhicules* désigne dans les présents travaux un ensemble de véhicules qui ont un comportement similaire et peuvent être régis par le même système d'information.

Les véhicules sont ici considérés comme indépendants et les déplacements de chacun d'entre eux sont individualisés par tirage au sort. Le regroupement de ces véhicules distincts et indépendants au sein d'une flotte se traduit néanmoins par l'utilisation d'un modèle stochastique commun pour décrire

leur comportement. Par exemple, l'utilisation d'une seule densité de probabilité permet de générer aléatoirement des scénarii de déplacement uniques tout en ayant une homogénéité du comportement de la flotte d'un point de vue statistique.

Par ailleurs, ces véhicules sont supposés disposer de moyens de recharge pilotables et communicants. On suppose en effet que les véhicules sont en mesure de communiquer à un système d'information des grandeurs telles que la capacité de leur batterie, leur état d'énergie ou le temps durant lequel ils sont supposés rester immobiles. La puissance de recharge peut de plus être inversée volontairement pour décharger ponctuellement la batterie.

4.1 Recharge globale d'une flotte agrégée

La gestion d'une flotte de véhicules considérée comme une unique batterie équivalente est un problème que doivent résoudre les agrégateurs. Ces acteurs regroupent une flotte de véhicules — ou d'autres charges flexibles — afin de constituer une entité de taille suffisante pour fournir des services visibles par les autres acteurs des systèmes électriques. De nombreux travaux sont consacrés dans la littérature à ce type d'agents, que ce soit sur des marchés de l'énergie [216, 18] ou pour des services de régulation de fréquence [98]. La présente section s'inscrit donc au sein d'une communauté scientifique et industrielle très active.

4.1.1 Nouvelles composantes aléatoires et modélisations associées

L'utilisation d'une flotte de véhicules électriques en lieu et place d'un stockage stationnaire ne va pas sans soulever d'importantes difficultés tant du point de vue de l'optimisation de la gestion que de la mise en œuvre opérationnelle. Cette dernière n'est pas à proprement parler dans le périmètre des présents travaux. L'infrastructure de communication avec les véhicules qui est notamment nécessaire afin d'appliquer les propositions développées au cours de ce chapitre ne sera donc pas analysée. Cependant les contraintes opérationnelles ont guidé les choix de méthodes de résolution utilisées. Le coût calculatoire a donc été maintenu aussi faible que possible afin qu'un déploiement effectif ne rencontre pas de difficultés insurmontables à gérer les contraintes de temps réel et d'échanges limités. En particulier l'infrastructure de communication avec les véhicules, qui est dans un premier temps supposée existante, est par la suite réduite à sa portion congrue pour étudier la robustesse des méthodes proposées à des restrictions d'échanges d'information.

Du point de vue de l'optimisation de la gestion, la principale des difficultés levées par l'utilisation d'une flotte de véhicules remplissant la fonction d'un système de stockage est que la disponibilité des véhicules est aléatoire. Ceux-ci ont pour première fonction la mobilité de leur utilisateur. La mise à disposition du véhicule à un gestionnaire du type *système collaboratif*, qui pilote leur puissance de recharge, n'est qu'une utilisation secondaire. Il est donc nécessaire de composer avec la présence aléatoire du véhicule et avec l'état d'énergie initial quand il est connecté à une borne de recharge. Cet état d'énergie initial dépend du trajet qui vient d'être réalisé — qui fixe l'énergie *manquante* dans la batterie.

Des éléments de modélisation d'une flotte de véhicules ont été indiqués au cours du chapitre 2. Ils font en particulier appel aux éléments qui sont rappelés figure 4.2 :

- les probabilités de départ et d'arrivée au cours d'une journée,
- la capacité de la batterie, variant d'un modèle de véhicule à l'autre,
- la distance parcourue au cours d'un trajet, qui fixe l'état d'énergie de la batterie lorsqu'elle devient disponible pour le *système collaboratif*.

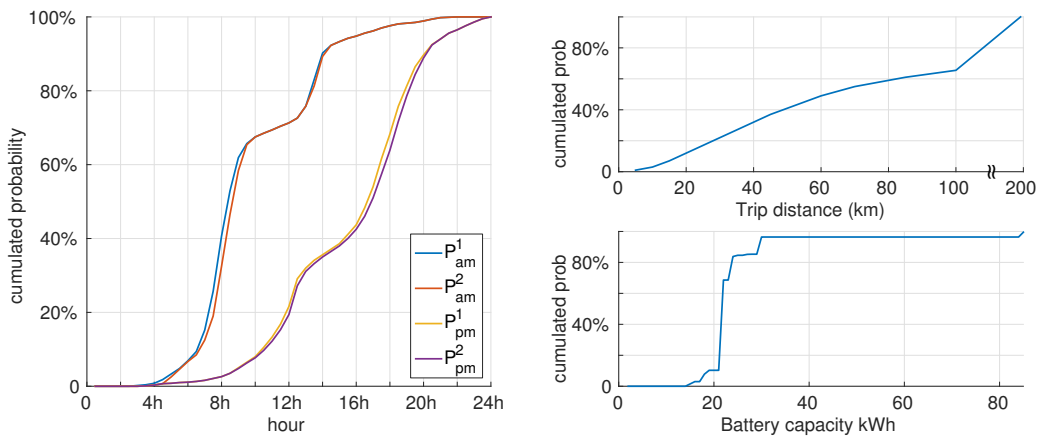


FIGURE 4.2 – Lois de probabilité utilisées pour décrire le comportement d'une flotte de véhicules. À gauche : probabilités d'arrivée et de départ au cours de la journée [42]. À droite en haut : distance parcourue au cours d'un trajet [42]. À droite en bas : capacité de la batterie [41].

Cette modélisation est d'une part nécessaire afin de cerner le comportement global de la flotte — ce qui intervient entre autres lors du calcul de l'engagement optimal. Cependant la gestion du système à chaque pas de temps ne peut pas uniquement reposer sur des modélisations statistiques globales de la flotte. La décision devant finalement être prise concerne la puissance de recharge que *chaque véhicule* doit absorber à *chaque instant*. L'optimisation de la recharge devra donc faire appel à des méthodes capables de s'adapter à des problèmes non seulement de grandes dimensions mais dont la dimension varie.

4.1.2 Nouveaux intérêts antagonistes

Lorsque des véhicules sont impliqués au sein d'un *système collaboratif*, une nouvelle fonction coût doit être ajoutée à celles qui ont été décrites à la section 3.1.1. En effet dans le cadre d'un stockage stationnaire, l'énergie stockée dans la batterie n'avait d'autre valeur que la compensation des erreurs de prévision à venir, puisque le problème était à horizon infini. À l'inverse dans le cas des véhicules, le problème possède un horizon naturel, l'instant où le véhicule redevient mobile et est donc déconnecté du système. De plus l'énergie stockée dans la batterie à cet instant final n'est pas anodine puisque la satisfaction de l'utilisateur en dépend — bien que cette satisfaction soit éminemment difficile à quantifier. Il est donc absolument nécessaire de prendre en compte une nouvelle fonction coût, qui invite à recharger la batterie, autant que possible, pour l'instant de départ du véhicule.

La mobilité de l'utilisateur f_{mob} dépend de l'état d'énergie atteint lorsque l'utilisateur reprend son véhicule.

D'un point de vue d'optimisation, cette fonction coût est traitée de manière similaire aux autres coûts présentés au cours du chapitre 3. Cependant la signification physique de cette fonction est très différente. En effet autant il était envisageable de comparer du délestage de production avec un vieillissement de batterie à l'aide d'un critère comme l'énergie primaire — bien qu'il s'agisse d'ores et déjà d'une importante approximation — ceci devient difficilement soutenable lorsque les quantités envisagées ne peuvent se réduire à des grandeurs comparables. La satisfaction de l'utilisateur ne saurait en aucun cas être commensurable avec les autres services rendus par les systèmes électriques. Afin de dépasser cette incompatibilité entre les fonctions objectives mises en jeu, une première possibilité serait d'imposer un niveau de recharge minimum de la batterie au moment de son départ. Cependant une telle contrainte forte ne donnerait pas la souplesse nécessaire pour établir des compromis équilibrés entre les différents services que la batterie fournit. On préférera donc au cours de ces travaux adopter une valorisation de la mobilité — ou plutôt

une pénalisation de sa restriction — sous une forme générique du type¹ :

$$f_{mob}(SoE) = a \cdot (1 - SoE)^b \quad (4.1)$$

Ce choix permet de s'adapter à plusieurs configurations différentes, dans le même souci de généralité qui a prévalu lors de la définition du problème traité autour des notions d'engagement et de co-optimisation. En particulier, cette formulation peut être adaptée au cas des véhicules hybrides *plug-in* dont la recharge permet une mobilité électrique sur quelques kilomètres avant qu'un moteur thermique ne vienne prolonger l'autonomie, ainsi qu'illustré dans le cas d'étude de la section 4.4. L'énergie manquante dans la batterie se traduira alors par un recours plus rapide à de la mobilité thermique, les termes a et b venant traduire la différence entre les efficacités du puits à la roue associés à ces deux types de mobilité.

Dans le cas des véhicules électriques sans hybridation, une recharge incomplète de la batterie ne dispose cependant pas de palliatif et se traduit immédiatement par une diminution de l'autonomie. La réaction de l'utilisateur à cette réduction de ses déplacements est largement inconnue. Les travaux en cours à notre connaissance se consacrent à l'heure actuelle à comprendre les réactions des utilisateurs lors de leur passage à un véhicule électrique, en particulier la manière dont ils appréhendent l'autonomie réduite par rapport à celle d'un véhicule thermique [76, 175]. L'absence de compréhension fine et l'impossibilité probable de synthétiser les réactions des différents utilisateurs — cette perception étant extrêmement subjective — nous pousse ici à conserver la fonction coût 4.1 de forme très généraliste. Celle-ci ouvrira la voie à une étude de sensibilité étudiant l'influence du comportement de l'usager qui sera présentée au long de ce chapitre.

4.1.3 Optimisation de la recharge d'une flotte agrégée

De manière similaire à la démarche mise en place lors de l'optimisation d'un stockage stationnaire au cours du chapitre 3, la résolution du problème de gestion optimale de la recharge d'une flotte de véhicules est tout d'abord basée sur l'optimisation d'une stratégie de gestion par programmation dynamique stochastique. Cette résolution tire parti des similarités avec la gestion d'un stockage stationnaire pour étendre la résolution proposée au chapitre 3 vers une flotte considérée comme une batterie équivalente et au comportement en partie aléatoire. La sensibilité des résultats aux différents modèles utilisés pour décrire l'usager du véhicule est étudiée. Par la suite au cours de la section 4.2, l'optimisation de la puissance de recharge de chaque véhicule est présentée sous la forme d'un problème de partage et résolu de manière distribuée par l'algorithme d'*Alternating Direction Method of Multipliers* [24].

Description d'un problème d'optimisation L'implication d'une flotte de véhicules, en lieu et place d'un stockage stationnaire, afin de compenser les erreurs de prévision, suit une démarche similaire à la gestion optimale par programmation dynamique stochastique SDP qui a été présentée dans le chapitre précédent. Cette section a donc pour but de présenter l'optimisation de la puissance de recharge totale qui doit être absorbée par l'ensemble d'une flotte. Cette étape permet d'introduire les spécificités liées à l'utilisation des véhicules tout en conservant un formalisme extrêmement proche du problème développé au cours du chapitre 3. La consigne de puissance qui est alors obtenue pour l'ensemble de la flotte pourra par la suite — cf section 4.2.1 — être répartie entre les différents véhicules.

En prenant en compte la fonction coût qui reflète la valorisation de la mobilité, le problème d'optimisation traduisant la gestion de la recharge devient le suivant :

$$\min_{u(t_0), \dots, u(T)} \sum_{t=t_0}^{T-\Delta T} (f_{spill}(t) + f_{mis}(t) + f_{age}(t) + f_{mob}(t)) \quad (4.2)$$

1. Les deux options envisagées se rejoignent du point de vue d'une contrainte relaxée d'un problème d'optimisation. La forme d'une fonction coût a semblé préférable pour améliorer la généralité des travaux et faciliter l'interprétation des résultats.

où u désigne la commande du système, constituée de la puissance de délestage P_{spill} et de la puissance de recharge P_{ev} . Bien que la seule modification entre ce problème et celui du stockage stationnaire, étudié section 3.2, réside dans l'introduction de la fonction coût f_{mob} correspondant à la perte de mobilité des usagers, la résolution en est largement modifiée afin de prendre en compte la généralisation de composantes aléatoires. La capacité agrégée de la flotte ainsi que son état d'énergie sont en effet devenus aléatoire du fait des mouvements des différents véhicules. Le but est alors d'obtenir une stratégie de gestion qui permette non seulement de s'adapter aux évolutions imprévisibles de la disponibilité des véhicules, mais qui de surcroît prenne en compte ces évolutions au cours de l'optimisation de la loi de gestion. La fonction coût f_{mob} pénalisant la non-recharge des véhicules a été définie de manière intuitive pour un seul véhicule. En particulier ce coût est affecté à l'instant de départ du véhicule et correspond à une valeur finale de l'énergie. Dans le cadre d'un horizon fini, il s'agit donc de l'équivalent du coût final qui a dû être déterminé de manière itérative au cours de la section 3.2.2 lorsque l'horizon était infini. Dans le cas d'un véhicule isolé, l'instant auquel cette fonction doit être affectée est naturellement l'instant de départ du véhicule, ce départ permettant de définir intuitivement l'horizon.

Lorsque l'instant de départ du véhicule t_2 est inconnu ou bien connu avec une certaine erreur, cette notion d'horizon et l'affectation du coût final commence cependant à être remise en cause. La probabilité $\mathbb{P}(t = t_2)$ que le véhicule parte à un instant donné est alors nécessaire. Néanmoins dans le cas d'une flotte, cette probabilité est agrégée et devient la probabilité que n véhicules partent à un instant donné. Sachant le nombre de véhicules présents à un instant donné $n_{ev}(t)$, la fonction f_{mob} est affectée selon la probabilité de départ de ces véhicules. Le coût de la mobilité dépend alors de l'espérance qu'un certain nombre de véhicules partent. Le problème précédent 4.2 est alors reformulé dans un cadre stochastique :

$$\min_{u(t_0), \dots, u(T)} \sum_{t=t_0}^{T-\Delta T} \left(f_{spill}(t) + f_{mis}(t) + f_{age}(t) + \mathbb{E}_{n_{ev}^{t+\Delta T}} \left((n_{ev}^{t+\Delta T} - n_{ev}^t) \cdot f_{mob}(t) \right) \right) \quad (4.3)$$

où $\mathbb{E}_{n_{ev}^{t+\Delta T}}$ désigne l'espérance selon le nombre de véhicules présents au prochain pas de temps. Ainsi que lors du chapitre 3, ce problème est soumis à plusieurs contraintes.

$$\text{état d'énergie borné : } SoE \in [0; 1] \quad (4.4)$$

$$\text{puissance de recharge limitée : } P_{ev} \in [P_{ev}^b; P_{ev}^\#] \quad (4.5)$$

$$\text{puissance de délestage limitée : } P_{spill} \in [0; P_{pv}] \quad (4.6)$$

Les limites de la puissance échangée avec les véhicules P_{ev}^b et $P_{ev}^\#$ sont ici encore fixées à l'aide des caractéristiques expérimentales de la cellule Lithium Ion qui ont été utilisées au cours de la section 2.3. Le temps de recharge nominal de cette cellule τ^* étant de 1 h, la puissance échangée est considérée comme devant être inférieure à :

$$P_{ev}^\# = \frac{E_{ev}^\#}{\tau^*} \quad (4.7)$$

La puissance minimale de décharge est considérée comme symétrique par commodité : $P_{ev}^b = -P_{ev}^\#$.

L'horizon, qui était intuitif dans le cas d'un véhicule unique et fixé à l'instant où le véhicule partait, doit ici être déplacé à la fin de la journée, choisie comme référence à laquelle tous les véhicules sont supposés être partis et où la production photovoltaïque est nulle.

Remarque : Le cas d'étude choisi étant une centrale photovoltaïque, les déplacements quotidiens de la flotte sont en adéquation avec la nature diurne de la production. Il est alors inutile de considérer un horizon d'optimisation qui est à la fois supérieur à la constante de temps associée à la flotte de véhicules et à celle de la production. La nuit est donc ici choisie comme horizon, la production étant alors nulle —

donc l'erreur de prévision également. Dans le cas de sources de production moins saisonnières comme l'éolien, cette démarche doit être adaptée et plusieurs configurations sont envisageables. Les véhicules peuvent tout d'abord n'être disponibles que durant la journée, par exemple dans le cas des ombrières de parkings associées à des bâtiments tertiaires. L'horizon placé à minuit reste alors une solution intéressante. Dans le cas contraire, par exemple lorsque des zones résidentielles sont prises en compte ou bien que le périmètre traité est suffisamment large pour qu'une grande variété de comportements émerge, le problème devient à nouveau à horizon infini et peut être résolu dans le même formalisme que lors du chapitre 3.

Résolution par programmation dynamique stochastique Le problème 4.3 est résolu de manière similaire à celui d'un stockage stationnaire par programmation dynamique. L'état du système est alors constitué de trois variables :

- la capacité de stockage totale de la flotte E^\sharp ,
- l'état d'énergie de cette batterie virtuelle et agrégée SoE ,
- l'erreur de prévision de production photovoltaïque $\Delta P_{pv} = P_{pv} - \widetilde{P}_{pv}$

Le choix de ces variables d'état est justifié par leur cohérence avec la description d'une flotte de véhicules. Le nombre de véhicules présents – et la modélisation statistique qui peut en être faite – influe directement sur la capacité de stockage disponible E^\sharp , tandis que la probabilité de distance parcourue par un véhicule détermine son état d'énergie quand il est raccordé à une borne de recharge et donc influe sur l'état d'énergie global de la flotte SoE . La dimension du vecteur d'état reste une contrainte forte comme dans toute résolution par programmation dynamique. La modélisation d'une flotte sous la forme d'une capacité de stockage équivalente et d'un état d'énergie associé permet néanmoins de mener à bien l'optimisation de la puissance totale devant être échangée avec les véhicules de manière satisfaisante et en mettant en évidence la similarité avec le cas d'un stockage stationnaire. La commande du système rassemble, quant à elle, la puissance échangée avec cette flotte P_{ev} et le productible délesté P_{spill} . La puissance totale de recharge de la flotte est constituée de la somme des puissances de recharge de chaque véhicule :

$$P_{ev} = \sum_{i=1}^{N_{ev}} P_{ev}^i \quad (4.8)$$

où P_{ev}^i désigne la puissance de recharge du i^e véhicule. Cependant la différenciation des puissances de recharge véhicule par véhicule n'est pas traitée au niveau de la flotte agrégée, mais plutôt sous la forme d'un problème de partage qui sera abordé au cours de la section 4.2.1.

La résolution de l'équation de Bellman associée au problème 4.3 pourrait alors être la suivante :

$$\text{pas de coût final} \Rightarrow J_T^*(x_T) = 0 \quad (4.9)$$

et $\forall t < T$,

$$J_t^*(x_t) = \min_{P_{ev}, P_{spill}} \mathbb{E}^w \left\{ \underbrace{f_{spill}(t) + f_{age}(t) + f_{mis}(t) + (n_{ev}^{t+\Delta T} - n_{ev}^t) \cdot f_{mob}(t)}_{\text{coût instantané}} + \underbrace{J_{t+\Delta T}^* \left(f_{dyn} \left(SoE(t), E^\sharp, P_{sto}(t) \right) \right)}_{\text{coût du futur}} \right\} \quad (4.10)$$

avec w désignant les processus aléatoires $\Delta P_{pv}^{t+\Delta T}$ et $n_{ev}^{t+\Delta T}$. Cependant et ainsi que souligné au cours du chapitre précédent, l'interpolation du coût futur $J_{t+\Delta T}^*$ nécessite de disposer d'une équation dynamique déterministe du vecteur d'état. L'erreur de prévision ΔP_{pv} a beau être aléatoire, sa probabilité d'évolution peut aisément être prise en compte de manière similaire à ce qui a été présenté au chapitre 3. En revanche, les déplacements aléatoires de véhicules vont introduire d'une part une modification de la capacité disponible $E^\#$ et d'autre part des variations de l'état d'énergie SoE . Ces deux variations seront de plus liées entre elles. La situation est alors similaire à celle abordée à la fin du chapitre 3 où l'on considèrerait une erreur dans l'estimation de l'état d'énergie de la batterie.

L'évolution de la capacité de stockage disponible $E^\#(t + \Delta T)$ dépend directement du nombre de véhicules susceptibles d'être présents. Afin de pondérer correctement le coût du futur dans l'équation 4.10, il est nécessaire de construire la probabilité d'évolution de ce nombre de véhicules et donc de la capacité disponible $\mathbb{P}(E^\#(t + \Delta T))$. Ici encore, l'enjeu des présents travaux est de présenter une décomposition du problème de gestion d'un système collaboratif et d'en proposer une méthode de résolution. Toute modification du contenu de cette modélisation est donc laissée à la liberté du lecteur. Des modélisations auto-régressives sont par exemple envisageable du type : $E^\#(t + \Delta T) = \Phi \cdot E^\# + \varepsilon$ avec ε un bruit gaussien. La modélisation retenue ici consiste simplement en une capacité moyenne disponible au cours de la journée autour de laquelle une densité de probabilité gaussienne est considérée. Cette modélisation ne dépend donc que de l'heure de la journée.

$$\overline{E^\#(t)} \sim \mathcal{N}(\overline{E^\#(t)}, \sigma(t)) \quad (4.11)$$

où $\overline{E^\#}$ et σ sont identifiés sur la base du comportement d'une flotte régie par les distributions présentées figure 4.2.

L'évolution de l'état d'énergie SoE est quant à elle d'une part liée à l'équation dynamique déterministe du système de stockage :

$$SoE^\circ(t + \Delta T) = SoE(t) + \Delta T \cdot \frac{P_{ev}(t)}{E^\#} \quad (4.12)$$

où SoE° désigne l'état d'énergie d'une batterie agrégée juste avant que les mouvements des véhicules en son sein ne soient pris en compte. D'autre part, les déplacements des véhicules introduisent par la suite des flux d'énergie entrant E_{in} et sortant E_{out} . L'énergie présente dans cette batterie agrégée est alors :

$$E(t + \Delta T) = SoE^\circ(t + \Delta T) \cdot E^\#(t) + E_{in} - E_{out} \quad (4.13)$$

Les flux entrants et sortants dépendent d'une part du nombre de véhicules qui arrivent ou repartent et d'autre part de l'état d'énergie de ces véhicules en mouvement. À nouveau des modélisations avancées peuvent être mises en place pour traduire de manière la plus fine possible ces flux. La modélisation ici adoptée suppose que :

- les véhicules entrants sont à un état d'énergie moyen $\overline{SoE} = 38\%$, ce qui correspond au SoE moyen des scenarii de mobilité issu de la densité de probabilité présentée figure 4.2,
- les véhicules sortants sont à l'état d'énergie courant du vecteur d'état.

Dans un contexte de résolution par programmation dynamique, la résolution est opérée sur un ensemble discrétisé de valeurs pour chaque variable d'état. Pour chacune des valeurs considérées pour la capacité de la flotte $E^\# \in [E_1, \dots, E_k]$, la relation 4.13 permet de déduire l'énergie stockée dans l'ensemble des véhicules en prenant en compte leurs déplacements. La valeur correspondante de l'état d'énergie peut donc être obtenue directement en divisant par la valeur considérée de la capacité. Il s'agit donc en définitive de modifier l'équation dynamique de l'état d'énergie en y faisant intervenir la capacité à l'instant suivant :

$$\begin{aligned} SoE(t + \Delta T) &= f_{dyn}(SoE(t), E^\#(t), E^\#(t + \Delta T), P_{ev}(t)) \\ &= \frac{SoE(t) \cdot E^\#(t) + \Delta T \cdot P_{ev}(t) + E_{in} - E_{out}}{E^\#(t + \Delta T)} \end{aligned} \quad (4.14)$$

où E_{in} et E_{out} dépendent également de l'instant t considéré et de la différence entre le nombre de véhicules présents aux instants t et $t + \Delta T$.

La résolution de l'équation de Bellman 4.10 peut alors être modifiée de la manière suivante :

$$J_t^*(x_t) = \min_{P_{ev}, P_{spill}} \underbrace{f_{spill}(t) + f_{age}(t) + f_{mis}(t) + \mathbb{E}_{n_{ev}^{t+\Delta T}} \left\{ (n_{ev}^{t+\Delta T} - n_{ev}^t) \cdot f_{mob}(t) \right\}}_{\text{coût instantané}} + \underbrace{\mathbb{E}_w \left\{ J_{t+\Delta T}^* \left(f_{dyn} \left(SoE_t, E_{ev}^\#, P_{ev}^t \right) \right) \right\}}_{\text{espérance du coût du futur}} \quad (4.15)$$

La figure 4.3 représente des extraits de la stratégie de gestion qui est obtenue par la résolution du problème 4.15. La fonction coût valorisant la mobilité des usagers est alors fixée à $f_{mob}(SoE) = a \cdot (1 - SoE)^b$ avec

- $a = 10 \cdot 10^6$ Wh de manière à ce que la dimension et l'ordre de grandeur de ce coût soient similaires à ceux des autres objectifs²,
- $b = 2$, le *mécontentement* de l'utilisateur varie donc avec le carré de la recharge manquante.

En début de journée – en haut à gauche de la figure – les contraintes de recharge des véhicules sont peu présentes puisque la plupart d'entre eux ne partiront pas avant plusieurs heures. Il est donc possible d'utiliser les batteries comme dans le cadre d'un stockage stationnaire, en compensant les erreurs de prévision aussi largement que le permet la capacité de cette batterie agrégée. On représente ici des extraits correspondants à une flotte d'une capacité totale de 1 MWh. Dans le courant de la matinée – en haut à droite – la décharge des véhicules est progressivement restreinte à des circonstances de plus en plus extrêmes. On peut observer que la stratégie de recharge est très similaire à la précédente lorsque l'erreur de prévision est positive alors que les erreurs de prévision négatives nécessitant une décharge sont moins largement compensées. Par la suite vers le milieu de journée – en bas de la figure – la recharge des véhicules devient une priorité absolue du fait de leur départ prochain. Ici encore la compensation des erreurs de prévision positives est réalisée de la même manière que précédemment puisque cela encourage la recharge des batteries. À l'inverse, les erreurs de prévision négatives ne se traduisent plus que par une légère diminution de la puissance de recharge, toute décharge étant devenue inenvisageable.

4.1.4 Influence du comportement de l'utilisateur

La modélisation choisie pour refléter l'utilisateur du véhicule étant très difficile – si ce n'est impossible – à établir, à vérifier et à confronter aux aspirations de personnes réelles, les présents travaux cherchent principalement à proposer une méthode de résolution qui puisse être aisément adaptée à toute forme de fonction objectif traduisant cette mobilité. Néanmoins sur la base de la modélisation délibérément simple qui a été adoptée comme exemple jusqu'ici, l'impact de quelques paramètres peut être discuté afin de d'établir de premières tendances. En particulier, la différence de nature, entre la mobilité de l'usager et les autres fonctions objectifs mesurables et commensurables entre elles, aiguille, comme indiqué précédemment, vers un cadre de résolution multiobjectif. L'impact de l'exposant de la fonction coût valorisant la mobilité sera ensuite investigué.

Résolution bi-objectif de la gestion d'une flotte de véhicules Dans l'impossibilité de déterminer une pondération adéquate entre les services de mobilité de l'usager d'un côté et de l'autre les services qui peuvent être rendus par les batteries de véhicules, cette pondération est rendue variable afin d'explorer

2. Il s'agit d'une énergie primaire équivalente, ce sont donc des Wh primaires

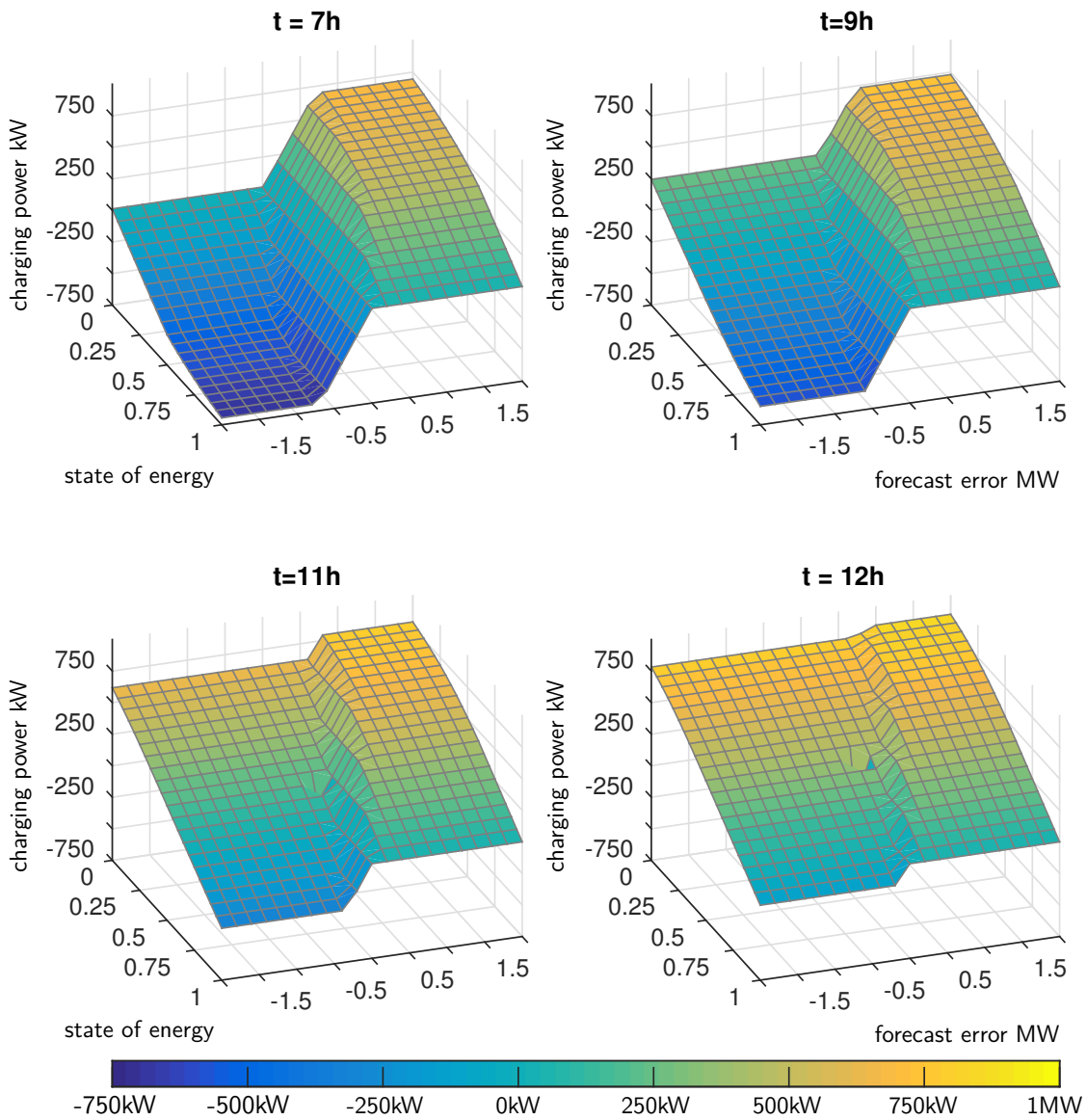


FIGURE 4.3 – Exemples de stratégies de gestion décrivant la puissance devant être absorbée par une flotte de véhicules pour différentes heures de la journée. La compensation de l'erreur de prévision de production est largement réalisée en début de journée avant que la recharge des véhicules ne prenne le pas. $N_{ev} = 50$, $E^{\#} = 1 MWh$, $P_{pv}^{\#} = 2.64 MW$

les compromis qui peuvent être établis entre ces deux objectifs. La différence de nature entre ces deux services appelle en effet à une résolution bi-objectif produisant le front de Pareto des solutions non dominées. Ce résultat peut être traduit comme le meilleur service rendu au système collaboratif qui peut être obtenu à valorisation de la mobilité donnée.

Afin d'explorer les compromis entre mobilité et services au système collaboratif, un coefficient de pondération γ est ajouté au problème 4.3 :

$$\min_{P(t_0), \dots, P(T)} \sum_{t=t_0}^{T-\Delta T} \left((1-\gamma) \cdot (f_{spill}(t) + f_{mis}(t) + f_{age}(t)) + \gamma \cdot \mathbb{E}_{n_{ev}^{t+\Delta T}} \left((n_{ev}^{t+\Delta T} - n_{ev}^t) \cdot f_{mob}(t) \right) \right) \quad (4.16)$$

Les valeurs possibles de ce coefficient sont comprises entre 0 et 1 et la résolution du problème est réalisée pour $\gamma \in 0, \Delta\gamma, \dots, 1$ avec $\Delta\gamma = 0.05$. Une valeur de $\gamma = 1$ traduit un comportement où le véhicule est uniquement focalisé sur sa recharge sans prêter attention à la compensation des écarts à l'engagement. À l'inverse, $\gamma = 0$ reflète le cas où la flotte est exclusivement utilisée pour compenser les écarts sans considérations pour sa mobilité. Ce coefficient a donc pour unique but de pondérer entre elles deux composantes de la fonction objectif.

La figure 4.4 représente des extraits des trajectoires temporelles obtenues pour quatre valeurs de γ . La flotte considérée est alors de 200 véhicules associés à une centrale photovoltaïque de 2.64 MW. L'engagement de production du système collaboratif impliquant des véhicules est déterminé par :

$$P_{grid}^* = \widetilde{P}_{pv} - \widetilde{P}_{ev} \quad (4.17)$$

avec P_{ev} la prévision de la recharge des véhicules, telle que présentée section 2.4. La capacité de stockage totale que représente cette flotte lorsque tous les véhicules sont disponibles est de 4.6 MWh. Dans chaque panneau de la figure, est tout d'abord représenté en bleu l'écart à l'engagement *brut*, c'est-à-dire avant que la gestion du système collaboratif ne cherche à le compenser. Cet écart est donc à l'image des erreurs de prévisions qui ont rendu l'engagement de production imparfait. En rouge l'écart après que le système collaboratif soit entré en action est ensuite représenté. Les actions possibles du système collaboratif sont le délestage de production et la puissance de recharge de la flotte de véhicules. Ces deux grandeurs sont représentées indépendamment pour chacune des pondérations de la valeur de la mobilité représentées. Les valeurs du coefficient de pondération sont choisies à $\gamma = 0, 0.1, 0.2$ et 0.3 . En effet cette plage de valeurs reflète l'essentiel des variations du compromis entre la mobilité et les services rendus au système collaboratif. Au delà, la valorisation de la mobilité est prépondérante par rapport aux autres services qui peuvent être rendus et il n'y a plus d'évolution notable sur les trajectoires observables.

Cette figure permet tout d'abord de constater la manière dont la flotte de véhicules est mise au service de la compensation des écarts à l'engagement lorsqu'elle ne prête aucune attention à ses exigences de mobilité. Le délestage de production permet d'une part de garantir qu'il n'y aura pas d'écart positif, le surplus de production étant alors de préférence délesté. Le pilotage de la puissance échangée avec les batteries — qui ne cherchent alors aucunement à se recharger — permet d'absorber une part importante des erreurs de prévision. Cette compensation devient de plus en plus limitée lorsque les véhicules commencent à prendre en compte leur besoin de mobilité. De plus en plus de productible doit alors être délesté, puisque les véhicules cherchent de moins en moins à absorber ce surplus. D'autre part les écarts à l'engagement négatifs sont de plus en plus marqués puisque les véhicules ne se déchargent plus pour les compenser. Ces effets sont dépendants du dimensionnement du système collaboratif en termes de puissance de l'installation et de nombre de véhicules. La question du dimensionnement optimal sera traitée au cours de la section 4.4.

Les trajectoires de la figure 4.4 sont extraites d'une simulation de 1096 jours sur la base de laquelle sont évaluées les valeurs moyennes des différentes fonctions coûts. La figure 4.5 représente alors le

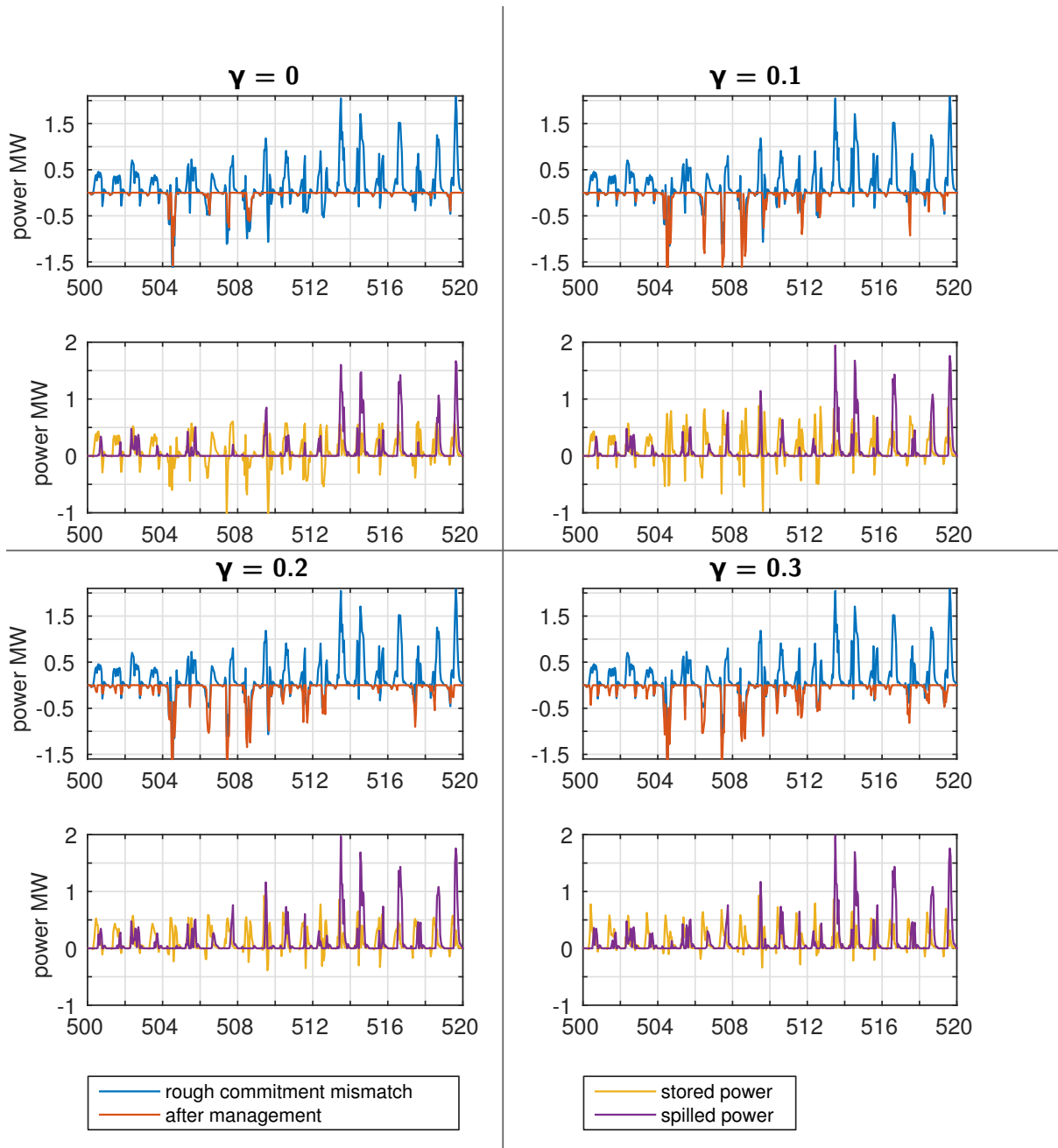


FIGURE 4.4 – Impact de la valorisation de la mobilité sur les compensations de l'écart à l'engagement, exemple sur 20 jours. Les trajectoires temporelles de l'écart à l'engagement avant et après gestion du système collaboratif sont tout d'abord représentée – en bleu et rouge – pour différentes valorisations relatives de la mobilité. Les trajectoires de puissance délestée et de puissance stockée sont représentées pour chacun de ces cas. $\gamma \rightarrow 0$: aucune prise en compte de la mobilité ; $\gamma \rightarrow 1$: seule la mobilité est considérée.

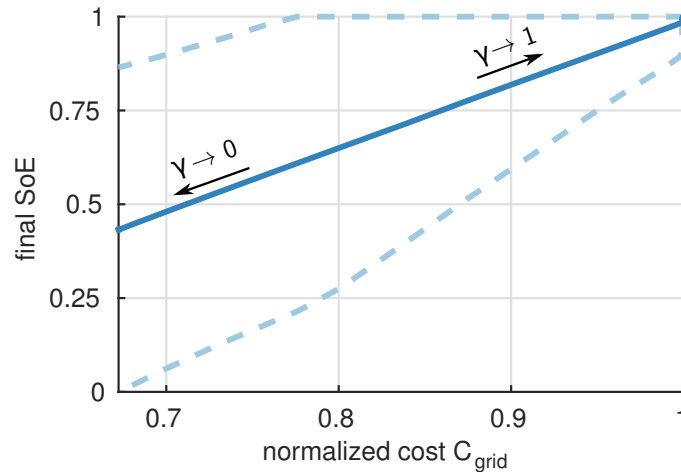


FIGURE 4.5 – Lieu des compromis optimaux – front de Pareto – entre la valorisation de la mobilité de l'utilisateur et les services qui peuvent être rendus au système collaboratif. Le trait plein indique la moyenne de l'état d'énergie à l'instant de départ du véhicule. Les pointillés représentent les premier et neuvième déciles.

lieu des compromis entre l'état d'énergie SoE moyen des véhicules à l'instant de leur départ et le coût moyen des services fournis au système collaboratif – normalisé par sa valeur lorsque les véhicules sont uniquement utilisés pour leur mobilité. Les traits pointillés de la figure 4.5 représentent les quantiles 10% et 90%. La situation idéale serait d'obtenir un SoE aussi proche que possible de 1 et un coût pour le système collaboratif aussi faible que possible – coin supérieur gauche de la figure 4.5. Cette situation idéale n'est évidemment pas atteignable dans ce contexte où les deux aspirations sont contradictoires. Lorsque l'accent est mis sur la mobilité des utilisateurs – $\gamma \rightarrow 1$ – l'état d'énergie des batteries à leur départ est systématiquement égal à 1. À l'inverse, si la mobilité n'est pas prise en compte – $\gamma = 0$ – l'état d'énergie des véhicules peut prendre n'importe quelle valeur, avec une moyenne légèrement inférieure à 0.5. Dans ce cas où tous les efforts sont portés sur la réduction des coûts de délestage, d'écart à l'engagement, de vieillissement et des pertes, une réduction supérieure à 30% peut être constatée dans cet exemple d'une flotte de 200 véhicules associée à la centrale photovoltaïque de 2.64 MW.

L'utilisation des véhicules électriques pour d'autres services que la mobilité de leurs usagers est encore presque exclusivement du domaine de la recherche à l'heure actuelle. Le lieu des compromis optimaux, entre la disponibilité des véhicules et la valeur du service qui peut être rendu en pilotant leur recharge, fournit un élément de quantification de leur valeur. L'utilisation de ce type de résultat ouvre la voie à la création de mécanismes de rémunération appropriés au sein de tels systèmes collaboratifs. Sur la base de la valeur – en termes de réduction des coûts de fonctionnement – que représente une batterie de véhicule associée à une valorisation de sa recharge, le bénéfice qu'en retire le gestionnaire du système peut alors être connu, y compris par le propriétaire de cette batterie. Cette connaissance est à la base de la création de règles de rémunération justes et équitables entre le propriétaire qui met à disposition son véhicule et le gestionnaire du système collaboratif qui en pilote la recharge.

Remarque : Cette étude s'est focalisée sur les compromis entre la mobilité d'un côté et toutes les autres fonctions coûts de l'autre, du fait de la différence de nature très marquée entre ces deux types de considérations. Cependant il serait également intéressant de généraliser cette étude à un cas complètement multi-objectif où chaque fonction coût serait considérée comme un objectif à part entière et absolument non commensurable. Une telle extension de la présente étude à une optimisation multi-objectif complète serait particulièrement adaptée lorsque des acteurs différents sont amenés à supporter

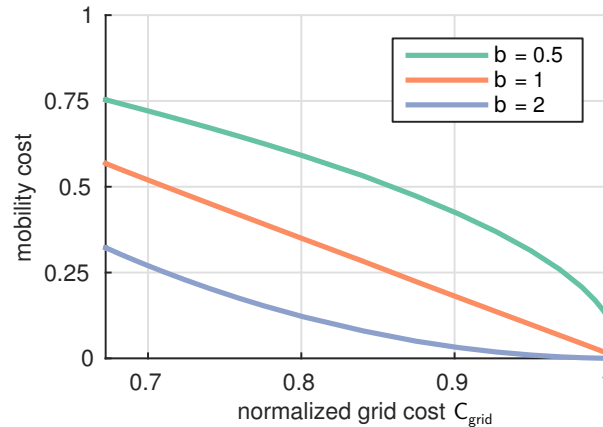


FIGURE 4.6 – Sensibilité du front de Pareto entre coût de mobilité et coût pour le système collaboratif : influence de l'exposant b de la fonction coût $f_{mob}(SoE) = a \cdot (1 - SoE)^b$.

les différents coûts : le producteur paie pour le délestage, l'utilisateur pour les pertes, *et cætera*. La contribution de chacun au sein du système collaboratif serait alors mise en évidence.

Forme de la fonction coût valorisant la mobilité Ainsi que mentionné précédemment, la forme de la fonction objectif valorisant la mobilité ne peut que très difficilement être construite – et encore plus difficilement validée – sur des ressentis d'utilisateurs, par ailleurs très variables. Les résultats précédents ont été obtenus avec une forme

$$f_{mob}(SoE) = a \cdot (1 - SoE)^b \quad (4.1)$$

où $b = 2$. Ce comportement convexe de la satisfaction de l'utilisateur ne peut cependant *a priori* pas être justifié. Quelques valeurs possibles de l'exposant b sont donc testées afin d'explorer la sensibilité à cet exposant du lieu des optimums, représenté figure 4.5. Les nouveaux fronts de Pareto obtenus sont représentés figure 4.6. Les résultats associés aux valeurs $b = 0.5, 1$ et 2 sont représentées sur cette figure dans le plan (coût de mobilité) - (coût des services rendus au système collaboratif). Le coût de mobilité dépendant de l'inverse de l'état d'énergie SoE à l'instant du départ, l'orientation de l'axe des ordonnées est donc inversée par rapport à la figure précédente 4.5. Le lieu idéal – et utopique – de ce plan est donc situé lorsque les coûts de mobilité et de services rendus au système collaboratif sont proches de 0. Les deux coûts sont à nouveau normalisés par leur valeur lorsque toute l'attention est uniquement portée sur chacun d'eux. Le cas linéaire $b = 1$ reflète directement l'inverse du front de Pareto de la figure 4.5. Les deux fronts correspondants aux cas convexe et concave illustrent principalement la difficulté de conclure quand aux compromis entre mobilité et services fournis. En effet le cas d'une mobilité valorisée de manière convexe – $b = 2$ – laisse à penser qu'une réduction importante des coûts de fonctionnement du système collaboratif peut être réalisée sans gêner significativement la mobilité des utilisateurs. *A contrario* le cas d'une fonction concave – $b = 0.5$ – donne à voir une restriction importante de la mobilité avant même que le coût pour le système puisse décroître. Cette étude est donc confrontée à l'impact déterminant de la modélisation adoptée pour la quantification de la satisfaction de l'usager. Pour pallier l'impossibilité de déterminer une forme de fonction acceptable par tous et fidèle aux aspirations de chacun, le problème doit donc être reformulé en une version locale : comment peut on s'adapter aux préférences de chacun des utilisateurs de véhicules présents dans la flotte ? L'enjeu n'est alors plus uniquement de déterminer la décision optimale pour l'ensemble de

la flotte sur la base d'une valorisation générique de la mobilité des véhicules. Il devient également nécessaire de donner à chacun des utilisateurs la possibilité d'exprimer sa préférence individuelle quant à sa mobilité. La méconnaissance de sa fonction coût de mobilité est alors suppléée par la liberté qui lui est donnée de pondérer individuellement cette mobilité par rapport aux autres services rendus par sa batterie. Au cours de la section suivante 4.2, le schéma d'une optimisation distribuée sera tout d'abord présenté pour décliner la consigne de puissance globale sur la flotte à chacun des véhicules. À la suite de quoi, cette question de la valorisation individuelle de la mobilité pour chacun des véhicules sera à nouveau étudiée sous ce nouvel éclairage.

4.2 Recharge distribuée de chaque véhicule

Considérer une flotte de véhicules comme une unique entité agrégée permet de grandement faciliter son intégration dans un système collaboratif, quel que soit son rôle. Ainsi que la section précédente l'a mis en évidence, des stratégies de gestion peuvent être obtenues de manière fortement similaire au cas d'un stockage stationnaire. Cependant la puissance de recharge optimale qui est alors obtenue ne concerne par définition que l'ensemble de la flotte et dépend d'une modélisation unique pour tous les usagers. Il reste donc à décliner cette puissance totale en une consigne de puissance adaptée à l'état de chaque véhicule présent au sein de la flotte. Plusieurs questions resurgissent alors, comme l'adaptabilité à la situation individuelle de chacun des véhicules ou bien la compatibilité avec les contraintes de temps de calcul et d'échange d'information inhérentes à un problème en temps réel.

L'objet de cette section est donc de décliner une consigne de puissance échangée à l'échelle de la flotte en une consigne de recharge individuelle pour chaque véhicule, dépendante de sa situation particulière et qui puisse être efficacement déterminée à chaque pas de temps. Les enjeux de ce problème sont tout d'abord d'appréhender sa grande dimension — intrinsèque à sa nature de flotte — tout en conservant les difficultés déjà abordées de couplage temporel et de caractère aléatoire. Une attention particulière sera portée au coût de calcul et au volume d'informations qui doivent être échangées.

4.2.1 Optimisation distribuée des puissances de recharge individuelles

Le problème de la recharge optimale d'un véhicule électrique est largement évoquée dans la littérature [215, 6, 80, 137, 126]. Les composantes intervenant dans sa description sont identiques à celles déjà évoquées au cours de l'optimisation de la recharge du point de vue d'une flotte agrégée, si ce n'est que les fonctions objectif, qui étaient considérées d'un point de vue statistique auparavant, peuvent maintenant être évaluées de manière individuelle en fonction de l'état de chaque véhicule. Minimiser le coût lié à la recharge d'une flotte de véhicules fait donc intervenir les fonctions objectif suivantes.

La mobilité de l'utilisateur f_{mob} représente la fonction première du véhicule dont la batterie doit être la plus proche possible de la pleine charge lorsque l'utilisateur souhaite repartir. La forme retenue pour cette fonction coût, ainsi qu'elle a été mentionnée dans le cas de l'optimisation de la recharge pour une flotte agrégée, est la suivante :

$$f_{mob}(SoE) = a \cdot (1 - SoE)^b \quad (4.1)$$

avec a et b des paramètres dont l'impact a été évoqué au cours de la section précédente. Les valeurs $a = 10 \cdot 10^6 \text{ Wh}^3$ et $b = 2$ sont ici considérées. L'introduction de préférences individuelles γ_i quant à la pondération de ce terme de mobilité par rapport aux autres grandeurs limitera fortement l'impact de la valeur retenue pour a . Celle-ci est donc relativement arbitraire et reflète principalement des considérations numériques. La fonction coût de mobilité intervient *a priori* à l'instant final du problème lorsque le véhicule repart. Cet instant peut être supposé parfaitement

3. Il s'agit à nouveau d'une énergie primaire équivalente, voir section 4.1.3.

ou partiellement connu pour chaque véhicule. Le coût de la mobilité n'est donc plus envisagé d'un point de vue agrégé et statistique, mais inhérent à la présence de chaque véhicule.

Les pertes dans la batterie f_{loss} interviennent à chacune de ses utilisations aussi bien en recharge qu'en décharge. Ces pertes viennent grever le fonctionnement de la batterie, qui d'une part s'échauffe — ce qui aura un impact sur le vieillissement calendaire — d'autre part gaspille une fraction de l'énergie qui lui était fournie. On adopte pour ce critère une fonction coût identique à celle considérée dans le chapitre 3 pour un stockage stationnaire :

$$f_{loss}(E_{loss}) = \frac{E_{loss}}{\eta_{PV}} \quad (4.18)$$

où E_{loss} désigne l'énergie perdue dans une batterie au cours de la période considérée, η_{PV} est le rendement attendu de la centrale photovoltaïque au cours de son cycle de vie — voir section 4.1.2. L'énergie perdue E_{loss} est quant à elle déterminée à l'aide de la modélisation qui était considérée comme le cas de référence au cours du chapitre précédent et qui a été explicité dans la section 2.3. La puissance dissipée dépend donc du carré de la puissance échangée selon la relation :

$$P_{loss} = \alpha_{dis} \cdot \frac{P_{sto}^{*2}}{P_{sto}^{\#}} \quad (4.19)$$

avec $\alpha_{dis} = 1\%$.

Le vieillissement de la batterie f_{age} intervient à chaque pas de temps, via les contributions du vieillissement en cyclage et du vieillissement calendaire. Le modèle utilisé pour le vieillissement en cyclage ayant été discuté au cours du chapitre 3, un seul modèle est considéré ici pour cette contribution, celui où l'endommagement est représenté par une fonction de la profondeur de décharge telle que :

$$d_{cycl} = \alpha \cdot DoD^{\beta} \quad (4.20)$$

L'impact du vieillissement calendaire sera quant à lui exploré ici, en comparant les stratégies obtenues soit lorsqu'il n'est pas pris en compte, soit lorsqu'il intervient selon le modèle décrit section 2.3 :

$$d_{cal} = \Delta T \cdot e^{-\alpha_{cal} \cdot \theta - \beta_{cal}} \quad (4.21)$$

avec θ la température de la batterie, supérieure à la température ambiante du fait des pertes internes. La somme de ces deux contributions au vieillissement se traduit finalement par la *consommation* d'une fraction du coût investi dans la batterie. Ce coût est ici évalué en énergie primaire — considéré comme un exemple de quantification tout au long de ces travaux.

$$f_{age}(d^i) = d^i \cdot E_{emb}^{ev} \cdot E_{ev}^{\#i} \quad (4.22)$$

où E_{emb}^{ev} désigne l'énergie primaire nécessaire pour fabriquer la batterie d'un véhicule. La valeur de $E_{emb}^{ev} = 200 \text{ kWh/kWh}$ est ici retenue⁴ [141]. $E_{ev}^{\#i}$ désigne quant à elle la capacité de la batterie du i^e véhicule.

Remarque : Le vieillissement en continu d'une batterie électrochimique se traduit par une dégradation progressive de sa capacité et une augmentation de sa résistance interne, qui évoluent donc au cours de la vie du composant. Sa loi de gestion doit alors prendre cette dégradation en compte, la capacité et les pertes n'étant plus similaires à celles d'une batterie neuve. Cette mise à jour de l'état de santé SoA de la batterie est ici prise en compte à chaque fois qu'un véhicule

4. i.e. une batterie de 1 kWh consommera 200 kWh d'énergie primaire équivalente au cours de sa vie.

se connecte à une borne de recharge. On suppose en effet qu'à cet instant il indique sa capacité réelle, amoindrie par rapport à sa capacité nominale.

Problème d'optimisation en grande dimension À l'aide des fonctions objectifs qui ont été rappelées, un problème d'optimisation peut être posé afin de traduire la recharge de n_{ev} véhicules au sein d'une flotte, c'est-à-dire gérés par une intelligence commune, *i.e.*

$$\min_{P_{ev}^{i,t}} \sum_{t=t_0}^T \sum_{i=1}^{n_{ev}} f_{loss}(t) + f_{age}(t) + \mathbb{1}_{t=t_2^i} \cdot f_{mob}(t) \quad (4.23)$$

soumis à une contrainte sur la puissance totale appelée par la flotte qui peut prendre la forme d'une égalité ou bien d'une inégalité :

$$\text{cas d'égalité : } \forall t, \sum_{i=1}^{n_{ev}} P_{ev}(t) = P^*(t) \quad (4.24)$$

$$\text{cas d'inégalité : } \forall t, \sum_{i=1}^{n_{ev}} P_{ev}(t) \leq P^*(t) \quad (4.25)$$

La puissance totale appelée par la flotte peut être soumise à deux types de contraintes afin de traiter deux cas particulièrement significatifs parmi les applications possibles du formalisme de *système collaboratif*.

- La contrainte d'égalité permet d'interfacer l'optimisation de la recharge de chaque véhicule avec une optimisation réalisée d'un point de vue de flotte agrégée. Selon le schéma d'une résolution à deux niveaux — *bi-level optimization* [223, 226, 225] — la puissance totale que la flotte doit échanger est tout d'abord déterminée en regard des autres agents du système collaboratif tels qu'une centrale renouvelable. Dans un second temps, cette consigne de puissance P^* est répartie entre les véhicules suivant le meilleur compromis possible, en respectant une contrainte d'égalité. Ce cas est en relation avec la consigne de puissance à l'échelle de la flotte qui a été déterminée au cours de la section 4.1.
- La contrainte d'inégalité traduit une limite sur la puissance totale que la flotte de véhicules peut appeler. La résolution de la recharge optimale de chaque véhicule d'une flotte sous contrainte d'inégalité traduit en règle générale les situations où la puissance disponible est limitée, du fait par exemple d'une capacité d'interconnexion limitée avec le réseau. Lorsque la consommation des véhicules se superpose à d'autres consommations peu flexibles tout en partageant la même limite de capacité, la puissance maximale que les véhicules peuvent appeler devient d'une part fluctuante, d'autre part potentiellement stochastique. Cette situation mathématiquement proche de la précédente sera illustrée par la section 4.3.

Des configurations de contraintes plus complexes pourraient également être imaginées afin de traduire des contraintes plus fines liées à l'état du réseau en termes de plan de tension par exemple. Le chapitre 5 évoquera quelques unes de ces possibilités comme des perspectives des présents travaux.

Cette optimisation consiste à déterminer les puissances devant être absorbées par chaque véhicule à chaque pas de temps, afin de minimiser un coût multi-temporel, et devant respecter une contrainte faisant intervenir les décisions des autres véhicules. De plus la résolution doit pouvoir être menée dans un contexte où le nombre de véhicules disponibles à chaque instant est susceptible de fluctuer. Chaque véhicule doit donc pouvoir obtenir le meilleur compromis entre la minimisation de ses fonctions coûts propres — sa mobilité, ses pertes, son vieillissement — et sa participation à un objectif global de respect de la contrainte de puissance. Intuitivement, il s'agit donc de différencier les efforts demandés à un

véhicule devant partir dans peu de temps et ceux demandés à un véhicule disposant d'une longue période avant son départ et qui pourra donc offrir une grande flexibilité à moindre coût. On rappelle ici que ce compromis pour chaque véhicule devant être déterminé à chaque pas de temps. Le pas de temps considéré dans ces travaux est $\Delta T = 30$ min ou $\Delta T = 1$ h, mais il est susceptible de descendre à 10 min dans un contexte de gestion de l'énergie, voire largement inférieur si des questions de qualité de l'énergie ou de fonctionnement du réseau doivent être prises en compte. Une attention toute particulière doit être consacrée à l'élaboration d'une méthode de résolution aussi rapide et aussi peu gourmande en ressources de calcul que possible.

La grande dimension de 4.23 rend difficile sa résolution centralisée. En effet centraliser toute l'information — la situation de chacun des véhicules — sur un seul processeur nécessite à la fois du temps et une infrastructure de communication considérable étant donné le volume d'information important qu'il faudrait échanger. De plus il sera nécessaire de résoudre le problème de manière monolithique à chaque pas de temps. Parmi les outils d'optimisation existants, peu d'entre eux seraient alors en mesure de prendre en charge toutes les difficultés inhérentes à la gestion d'une flotte de véhicules. Des outils de programmation linéaire — ou de *Mixed Integer Linear Programming* — seraient très performants vis à vis de la grande dimension de la flotte, mais nécessiteraient de simplifier les fonctions objectif ou bien de les approximer par des comportements linéaires. Les algorithmes de programmation convexe viennent alors à l'esprit, bien que leur convergence dans des situations de grande dimension ne soit pas aussi efficace. De plus, dans chacune de ces deux premières alternatives, le caractère stochastique ne peut le plus souvent être géré que par le recours à des méthodes de Monte Carlo qui se révèlent extrêmement coûteuses en temps de calcul. De nombreuses réalisations possibles des événements futurs sont en effet tirés au sort et pour chacune d'elle une résolution doit être effectuée.

Le schéma de résolution, ici proposé, repose en premier lieu sur un algorithme d'optimisation distribuée, l'*Alternating Direction Method of Multipliers ADMM* [24], qui permet dans un contexte de programmation convexe de résoudre itérativement un ensemble de sous-problèmes convergeant vers l'optimum du problème initial. La résolution de ces sous-problèmes devant être faite un très grand nombre de fois — plusieurs fois pour chaque véhicule de la flotte et pour chaque pas de temps — l'utilisation d'une stratégie de gestion optimisée hors ligne semble particulièrement intéressante. Ceci est rendu possible par la simplicité des sous-problèmes issus de l'ADMM, qui sont alors résolus par programmation dynamique — voire section 4.2.2.

Alternating Direction Method of Multipliers ADMM L'ADMM [24] est une méthode d'optimisation convexe distribuée qui a été développée au cours des années 1970 et qui permet une résolution efficace d'une large palette de problèmes de grande dimension, allant des statistiques à l'apprentissage automatique. Plusieurs travaux ont mis en évidence ses applications potentielles dans le cadre des flottes de véhicules électriques [185, 218]. Elle résulte d'une combinaison entre les méthodes des multiplicateurs et de la descente de gradient. Le premier de ces deux outils issus de l'optimisation convexe permet une simplification des problèmes couplés et sous contrainte en les remplaçant par une recherche de point selle, suivant plusieurs variables indépendantes, et non contraint. La descente de gradient permet quant à elle de résoudre itérativement les problèmes d'optimisation convexe en suivant leur gradient jusqu'à converger vers un minimum — qui peut être local lorsque les fonctions mises en jeu n'excluent pas cette possibilité.

Dans le cas le plus général, l'ADMM s'intéresse aux problèmes de la forme suivante :

$$\begin{aligned} \min_{x,z} \quad & f(x) + g(z) \\ \text{tel que} \quad & Ax + Bz = c \end{aligned} \tag{4.26}$$

où les fonctions f et g sont supposées convexes, les variables $x \in \mathbb{R}^n$ et $z \in \mathbb{R}^m$, les matrices de contraintes $A \in \mathbb{R}^{p \times n}$, $B \in \mathbb{R}^{p \times m}$ et $c \in \mathbb{R}^p$. Le Lagrangien augmenté est alors :

$$L_\rho(x, y, z) = f(x) + g(z) + y^T (Ax + Bz - c) + \frac{\rho}{2} \|Ax + Bz - c\|^2 \quad (4.27)$$

avec y la variable duale et $\rho > 0$. L'algorithme d'ADMM consiste en l'itération des trois étapes suivantes :

$$x^{k+1} := \underset{x}{\operatorname{argmin}} L_\rho(x, z^k, y^k) \quad (4.28)$$

$$z^{k+1} := \underset{z}{\operatorname{argmin}} L_\rho(x^{k+1}, z, y^k) \quad (4.29)$$

$$y^{k+1} := y^k + \rho(Ax^{k+1} + Bz^{k+1} - c) \quad (4.30)$$

Les minimisations suivant x et z sont dissociées — d'où le terme de *Alternating Directions* — puis la variable duale est mise à jour. Dans le cas d'une résolution par la méthode des multiplicateurs, les deux étapes de minimisation n'en seraient plus qu'une, rendant la résolution simultanée selon x et z potentiellement beaucoup plus ardue. Cette forme originelle de l'algorithme ADMM peut être réécrite d'une manière souvent plus facile d'utilisation en recombinaison des termes linéaire et quadratique du Lagrangien augmenté. En notant $r = Ax + Bz - c$, il vient :

$$\begin{aligned} y^T r + \frac{\rho}{2} \|r\|^2 &= \frac{\rho}{2} \|r + \frac{1}{\rho} y\|^2 - \frac{1}{2\rho} \|y\|^2 \\ &= \frac{\rho}{2} \|r + u\|^2 - \frac{\rho}{2} \|u\|^2 \end{aligned} \quad (4.31)$$

avec $u = \frac{1}{\rho} y$ la variable duale réduite. L'algorithme d'ADMM peut alors être ré-écrit sous sa forme réduite :

$$x^{k+1} := \underset{x}{\operatorname{argmin}} \left(f(x) + \frac{\rho}{2} \|Ax + Bz^k - c + u^k\|^2 \right) \quad (4.32)$$

$$z^{k+1} := \underset{z}{\operatorname{argmin}} \left(g(z) + \frac{\rho}{2} \|Ax^{k+1} + Bz - c + u^k\|^2 \right) \quad (4.33)$$

$$u^{k+1} := u^k + Ax^{k+1} + Bz^{k+1} - c \quad (4.34)$$

Les preuves de convergence de cet algorithme ainsi que l'expression de ses critères d'arrêts sont exprimés dans les travaux de Boyd *et al.* [24]. Cette forme générale de l'algorithme ADMM permet de traiter de nombreux problèmes très variés, allant de l'identification distribuée de modèles de grande dimension jusqu'à des cas non convexes. Dans le cas de la gestion d'une flotte de véhicules, cet algorithme peut également intervenir de multiples façons, quelle que soit la configuration envisagée pour le système collaboratif.

Mise en œuvre de l'ADMM pour un problème de partage entre une flotte de véhicules et une centrale renouvelable La collaboration entre une flotte de véhicules et une centrale renouvelable a, au cours des présents travaux, été scindée en deux étapes d'optimisation, la première considérant une flotte agrégée qui pouvait être considérée comme un unique stockage équivalent, la seconde réalisant la répartition optimale de la puissance de recharge entre les véhicules. Cependant ce problème pourrait être posé sous une forme monolithique en regroupant 4.3 et 4.23.

$$\min_{P_{spill}^t, P_{ev}^{i,t}} \sum_{t=t_0}^T f_{spill}(t) + f_{mis}(t) + \sum_{i=1}^{n_{ev}} \left(f_{loss}(t) + f_{age}(t) + \mathbb{1}_{t=t_2^i} \cdot f_{mob}(t) \right) \quad (4.35)$$

Deux types de fonctions coûts peuvent alors être identifiées.

- Certaines dépendent des décisions individuelles de chacun des véhicules comme f_{loss} , f_{age} et f_{mob} . Seules les décisions du i^e véhicule affecteront ces coûts.
- D'autres dépendent de la somme de toutes les puissances de recharge, comme f_{mis} . Chacun des véhicules a alors sa contribution dans la minimisation de ce terme, ce qui introduit le couplage au sein de la flotte et la grande dimension du problème. Il s'agit d'un coût partagé entre tous les véhicules qui y contribuent donc tous à leur mesure.
- Enfin le terme f_{spill} n'est pas couplé avec les autres décisions et peut donc être traité séparément.

On reconnaît alors dans 4.35 la structure d'un problème de partage du type

$$\min_{x_i} \sum_{i=1}^N f_i(x_i) + g\left(\sum_{i=1}^N x_i\right) \quad (4.36)$$

où f_i tient lieu de f_{mob} , f_{loss} et f_{age} , tandis que g prend en compte f_{mis} . L'ADMM permet une résolution efficace des problèmes de ce type sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} \min_{x_i, z_i} \sum_{i=1}^N f_i(x_i) + g\left(\sum_{i=1}^N z_i\right) \\ \text{tel que } \forall i = 1, \dots, N, x_i - z_i = 0 \end{aligned} \quad (4.37)$$

La version réduite de l'ADMM est alors la suivante :

$$x_i^{k+1} := \underset{x_i}{\operatorname{argmin}} \left(f_i(x_i) + \frac{\rho}{2} \|x_i - z_i^k + u_i^k\|^2 \right) \quad (4.38)$$

$$z^{k+1} := \underset{z}{\operatorname{argmin}} \left(g\left(\sum_{i=1}^N z_i\right) + \frac{\rho}{2} \sum_{i=1}^N \|z_i - u_i^k - x_i^{k+1}\|^2 \right) \quad (4.39)$$

$$u_i^{k+1} := u_i^k + x_i^{k+1} - z_i^{k+1} \quad (4.40)$$

Les minimisations suivant chacun des x_i se trouvent alors naturellement dissociées et peuvent être parallélisées. La minimisation suivant z peut de plus être considérablement simplifiée en considérant ce problème comme dépendant de la moyenne \bar{z} des z_i :

$$\begin{aligned} \min_{\bar{z}, z} g(N\bar{z}) + \frac{\rho}{2} \sum_{i=1}^N \|z_i - u_i^k - x_i^{k+1}\|^2 \\ \text{tel que } \bar{z} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i \end{aligned} \quad (4.41)$$

Or 4.41 a une solution connue suivant les z_i pour \bar{z} fixé : $z_i = \bar{z} + u_i^k - \bar{u}^k + x_i^{k+1} - \bar{x}^{k+1}$. D'où la forme définitive de l'ADMM dans le cas d'un problème de partage :

$$x_i^{k+1} := \underset{x_i}{\operatorname{argmin}} \left(f_i(x_i) + \frac{\rho}{2} \|x_i - x_i^k + \bar{x}^k - \bar{z}^k + u^k\|^2 \right) \quad (4.42)$$

$$\bar{z}^{k+1} := \underset{\bar{z}}{\operatorname{argmin}} \left(g(N\bar{z}) + \frac{N\rho}{2} \|\bar{z} - u^k - \bar{x}^{k+1}\|^2 \right) \quad (4.43)$$

$$u^{k+1} := u^k + \bar{x}^{k+1} - \bar{z}^{k+1} \quad (4.44)$$

Pour une flotte de N_{ev} véhicules, cet algorithme prend donc la forme de la résolution de $N_{ev} + 1$ sous-problèmes à chaque itération, dont N_{ev} sont parallélisables. L'ensemble des variables duales a

par ailleurs été remplacé par une seule variable scalaire moyenne u . La minimisation suivant \bar{z} correspond à la résolution du problème agrégé qui a été présentée au cours de la section 4.1. La résolution des sous-problèmes de minimisation selon les x_i sera présentée au cours de la section 4.2.2.

Bien qu'un schéma de résolution à deux niveaux — agrégé puis distribué — ait été préféré au cours de la rédaction de ce manuscrit afin de dissocier les difficultés rencontrées et les discussions autour de l'impact de différents paramètres et modèles, la résolution directe de la collaboration sous la forme d'un problème de partage a également été implémentée et a permis une résolution tout aussi efficace que les implémentations qui sont présentées dans ce manuscrit.

Mise en œuvre de l'ADMM pour un problème de puissance limitée pour la recharge d'une flotte de véhicules Une autre situation fréquemment rencontrée dans le cadre de l'optimisation de la puissance de recharge d'une flotte de véhicules est celle où la puissance électrique qui peut être appelée par la flotte est limitée. Ceci traduit le plus souvent les congestions où les infrastructures du réseau de distribution introduisent une telle limitation. Le problème d'optimisation considéré ne retient alors que les termes directement liés aux décisions individuelles de chacun des véhicules :

$$\begin{aligned} \min_{P_{ev}^{i,t}} \quad & \sum_{t=t_0}^T \sum_{i=1}^{n_{ev}} \left(f_{loss}(t) + f_{age}(t) + \mathbb{1}_{t=t_2^i} \cdot f_{mob}(t) \right) \\ \text{tel que } \quad & \forall t, \sum_{i=1}^{N_{ev}} P_{ev}^{i,t} \leq P^\# \end{aligned} \quad (4.45)$$

Afin de mettre en œuvre l'algorithme ADMM sur 4.23, celui-ci est ré-écrit sous la forme suivante :

$$\min_{P_{ev}^i} \sum_{i=1}^{n_{ev}} f_i(P_{ev}^i) \quad \text{tel que } \quad \forall t, \sum_{i=1}^{N_{ev}} P_{ev}^{i,t} \leq P^\# \quad (4.46)$$

La fonction f_i désigne alors pour chaque véhicule la somme multi-temporelle de ses coûts associés :

$$f_i(P_{ev}^i) := \sum_{t=t_0}^T f_{loss}(t) + f_{age}(t) + \mathbb{1}_{t=t_2^i} \cdot f_{mob}(t) \quad (4.47)$$

Cette évolution de l'écriture est rendue possible puisque, pour une situation initiale donnée, toutes les fonctions coûts mises en jeu pour chaque véhicule — f_{loss} , f_{age} et f_{mob} — dépendent de la suite de contrôle $P_{ev}^i(t)$ qui leur sera appliquée. La question de la répartition des puissances de recharge au sein d'une flotte sous contrainte de puissance maximale appelée prend alors la forme d'un problème d'optimisation convexe sous contrainte de la forme :

$$\begin{aligned} \min_x \quad & f(x) \\ \text{tel que } \quad & x \in C \end{aligned} \quad (4.48)$$

où $x \in \mathbb{R}^n$, f et C étant convexes. Ce dernier est pris en charge par l'ADMM suite à la ré-écriture suivante :

$$\begin{aligned} \min_x \quad & f(x) + g(z) \\ \text{tel que } \quad & x - z = 0 \end{aligned} \quad (4.49)$$

avec g la fonction indicatrice de l'ensemble C . L'algorithme de résolution devient alors :

$$x_i^{k+1} := \underset{x_i}{\operatorname{argmin}} \left(f_i(x_i) + \frac{\rho}{2} \|x_i - z_i^k + u_i^k\|^2 \right) \quad (4.50)$$

$$z^{k+1} := \Pi_C \left(x^{k+1} + u^k \right) \quad (4.51)$$

$$u^{k+1} := u^k + x^{k+1} - z^{k+1} \quad (4.52)$$

avec Π_C la projection euclidienne sur l'ensemble C . Ce cas d'application de l'ADMM à une flotte de véhicules servira de base aux discussions présentées au cours de la section 4.3.

Mise en œuvre de l'ADMM pour un problème de répartition de la puissance de recharge au sein d'une flotte sous contrainte d'égalité Le dernier type d'enjeu pouvant être rencontré dans la gestion d'un système collaboratif et dont la résolution peut être efficacement réalisée à l'aide de l'ADMM concerne la répartition de la puissance de recharge au sein d'une flotte sous une contrainte d'égalité fixant la puissance totale pouvant être appelée. Cette configuration correspond typiquement au cas où une optimisation *bi-level* est mise en place et que donc la recharge optimale a déjà été déterminée pour la flotte agrégée. La situation à résoudre prend alors la forme suivante :

$$\min_{P_{ev}^i} \sum_{i=1}^{n_{ev}} f_i(P_{ev}^i) \quad \text{tel que} \quad \forall t, \sum_{i=1}^{N_{ev}} P_{ev}^{i,t} = P^* \quad (4.53)$$

Ce type de problème est dit d'*optimal exchange* et représente un cas particulier de la famille des problèmes de partage. Il décrit la meilleure répartition des ressources qui puisse être faite entre des agents devant minimiser leurs coûts individuels. La forme particulière l'*optimal exchange* permet une résolution aisée qui peut être déduite de plusieurs manières en simplifiant les résolutions précédentes faites dans le cadre des problèmes de partage ou de contrainte convexe. Par exemple, l'ensemble $C = \{x \in \mathbb{R}^{n \cdot N} | x_1 + \dots + x_N = 0\}$ qui décrit ici la contrainte se traduit par un projecteur imposant que z soit nul, d'où l'algorithme de résolution suivant :

$$x_i^{k+1} := \underset{x_i}{\operatorname{argmin}} \left(f_i(x_i) + \frac{\rho}{2} \|x_i - x_i^k + \bar{x}^k + u^k - \frac{P^*}{n_{ev}}\|^2 \right) \quad (4.54)$$

$$u^{k+1} := u^k + \bar{x}^{k+1} \quad (4.55)$$

On peut remarquer que dans ce dernier cas d'application, la structure du problème simplifie l'algorithme d'ADMM au point qu'il devient semblable à celui de la méthode des multiplicateurs originelle.

Conclusion sur l'ADMM pour l'optimisation d'un système collaboratif L'*Alternating Direction Method of Multiplier* est un algorithme d'optimisation distribuée puissant et modulable qui peut être aisément adapté à plusieurs des configurations de gestion optimale qui surviennent dans le cadre de la gestion d'une flotte de véhicules. L'ADMM propose alors une décomposition du problème initial de grande dimension en un ensemble de problèmes plus simples — correspondant à chacun des véhicules individuellement — accompagné par une mise à jour d'une variable duale par descente de gradient. La résolution itérative du problème initial par cet algorithme permet la convergence en un nombre d'itérations raisonnable — de l'ordre de 50 dans les cas rencontrés — ainsi que cela sera illustré dans la suite de ce chapitre. La variété des situations issues de la gestion d'énergie et qui peuvent être efficacement traitées à l'aide de l'ADMM ne se limite pas aux configurations présentées ici mais peut également recouvrir des cas plus larges. En particulier la prise en compte d'une modélisation du réseau reliant les différents agents d'un système collaboratif pourrait être à l'avenir prise en charge afin de vérifier la faisabilité de la solution envisagée du point de vue des contraintes de fonctionnement du réseau — plan de tension, capacité des lignes et des producteurs. De surcroît l'ajout d'un terme de régularisation au problème de partage évoqué *supra* permettrait de traduire les pertes occasionnées lors du transport. Le chapitre 5 reviendra sur ces possibilités de développements futurs.

Bien que l'ADMM propose une décomposition puissante de la gestion d'une flotte de grande dimension en une multitude de problèmes plus simples, cet algorithme laisse ouverte la question de la résolution de ces problèmes locaux associés à chaque véhicule.

4.2.2 Stratégie de recharge des véhicules

L'utilisation d'un algorithme de programmation distribuée tel que l'ADMM pour orchestrer la recharge d'une flotte de véhicules permet de scinder la difficulté du problème — liée à sa taille et à son caractère aléatoire — en une multitude de problèmes individuels reliés par la mise à jour d'une variable duale. La minimisation qui doit être résolue au niveau de chaque véhicule est alors la suivante :

$$\min_{P_{ev}^{i,t}} \sum_{t=t_0}^T f_{loss}(t) + f_{age}(t) + \mathbb{1}_{t=t_2} \cdot f_{mob}(t) + \frac{\rho}{2} \|P_{ev}^{i,t} - \lambda_i^t\|^2 \quad (4.56)$$

pour de multiples configurations possibles, aussi bien pour la situation physique du véhicule que pour la valeur du signal λ issus de l'ADMM. La grandeur λ est ici introduite pour représenter de manière générique les différentes configurations d'ADMM qui ont été illustrées au cours de la section précédente.

$$\lambda = \begin{cases} P_i^k - \bar{P}^k + \bar{z}^k - u_k & \text{pour un problème de partage} \\ z_i^k - u_i^k & \text{pour une contrainte d'inégalité} \\ P_i^k - \bar{P}^k - u_k + \frac{P^*}{N} & \text{pour un problème d'optimal exchange} \end{cases} \quad (4.57)$$

Bien que ce problème ait été restreint à un seul véhicule, il présente encore quelques difficultés notables, de part son couplage temporel et l'introduction de signaux λ , qui ne peuvent pas être parfaitement connus à moins d'avoir d'ores et déjà résolu la gestion optimale à l'échelle de la flotte. La démarche ici proposée consiste donc à considérer les signaux λ comme des grandeurs aléatoires sur lesquelles peut être identifié un modèle stochastique donnant des éléments d'information sur les possibles évolutions. Cette démarche est directement issue des stratégies de gestion qui ont été mises en place au cours de ces travaux pour compenser des erreurs de prévision aléatoires. L'idée de remplacer la dynamique d'un signal par un processus stochastique est également largement présente dans les domaines de programmation dynamique approximée — par exemple *Dual Approximate Dynamic Programming* [11]. Une telle approximation permet d'introduire un découplage temporel. La résolution du problème de partage à chaque instant est alors faite sur la base d'une information complète des données actuelles et approximée de la situation future.

De plus, le grand nombre de résolutions de 4.56 qui seront nécessaires — plusieurs itérations pour chaque véhicule et pour chaque pas de temps — renforce l'intérêt de l'optimisation hors ligne d'une stratégie de gestion décrivant les contrôles optimaux pour chaque configuration possible d'un vecteur d'état. Une résolution par programmation dynamique est donc choisie pour l'optimisation de la recharge d'un véhicule dans un contexte d'ADMM.

Afin de pouvoir prendre en compte toutes les configurations qu'un véhicule puisse rencontrer, son vecteur d'état x_t se compose des valeurs suivantes.

La capacité de stockage $E_{ev}^\#$ du véhicule : tous les véhicules n'ayant pas une batterie de même capacité, cette valeur intervient nécessairement pour prendre en charge des flottes hétérogènes.

L'état d'énergie SoE_{ev} : de manière similaire aux cas de gestion d'un stockage associé à une source renouvelable, l'état d'énergie est une grandeur incontournable.

La durée restante avant le départ τ : contrairement aux résolutions par programmation dynamique précédentes, le temps n'intervient pas dans ce problème sous la forme d'une heure de la journée, mais plutôt comme la durée pendant laquelle le véhicule va rester disponible avant de repartir. Le lien entre cette durée τ , l'instant de départ du véhicule t_2 et l'heure de la journée est alors évident :

$$\tau = t_2 - t \quad (4.58)$$

Le signal provenant de l'ADMM λ : afin d'assurer la coordination entre la résolution du problème local 4.56 et celui de la flotte 4.3, il est nécessaire de prendre en compte les valeurs de l'état dual et

des itérations précédentes pour permettre la convergence de l'ADMM. L'évolution dans le temps de ce signal ne pouvant pas être connue de manière déterministe, il nécessite de se placer dans un cadre de résolution stochastique faisant intervenir sa probabilité d'évolution

$$\mathbb{P}(\lambda_{t+\Delta T} = \lambda^i | \lambda_t) \quad (4.59)$$

où λ^i désigne une des valeurs de la grille discrétisant l'espace d'état et sur laquelle la programmation dynamique est réalisée. Remplacer la dynamique de ce signal par un processus stochastique engendre nécessairement une approximation. Celle-ci peut être progressivement réduite en optimisant une stratégie de gestion sur la base d'une modélisation simpliste de la dynamique de λ puis en appliquant la stratégie obtenue lors d'une simulation. Le modèle stochastique de λ peut alors être enrichi et à nouveau identifié.

Par ailleurs, les contraintes qui interviennent sur ce problème de recharge optimale sont les suivantes.

Puissance échangée bornée : la puissance que la batterie peut échanger est bornée par la puissance de son chargeur.

$$P_{ev} \in [P_{ev}^b; P_{ev}^\#] \quad (4.60)$$

Par commodité, on considérera par la suite que la puissance maximale en décharge est identique à celle en charge $P_{ev}^b = -P_{ev}^\#$. Cette puissance limite de la batterie est fixée sous la forme d'une constante de temps nécessaire à la pleine recharge de la batterie :

$$P_{ev}^\# = \frac{E^\#}{\tau^*} \quad (4.61)$$

où τ^* désigne ce temps de recharge nominal, ici fixé à 1 h.

État d'énergie borné : l'énergie qui peut être stockée dans la batterie est par définition borné. L'état d'énergie doit donc rester compris entre 0 et 1.

$$SoE \in [0; 1] \quad (4.62)$$

Ces bornes sur l'état se traduisent au cours de l'optimisation par une contrainte sur la commande applicable au système en fonction de son état courant :

$$\max(P_{ev}^b, \frac{-SoE \cdot E^\#}{\Delta T}) \leq P_{ev} \leq \min(P_{ev}^\#, \frac{(1 - SoE) \cdot E^\#}{\Delta T}) \quad (4.63)$$

État d'énergie initial : la situation initiale du problème SoE_0 est déterminée par l'utilisation que l'utilisateur a fait de son véhicule avant de le raccorder. La distance du dernier trajet semble le meilleur indicateur pour déterminer SoE_0 . Lorsqu'un véhicule est considéré indépendamment des autres, cet état initial est subi et doit être pris en compte lors de la résolution.

L'équation de Bellman du problème d'optimisation contraint ainsi défini est résolue sur une grille issue de la discrétisation de l'espace d'état. Le coût final est issu de la fonction encourageant la recharge de la batterie afin de garantir la mobilité de l'utilisateur :

$$J_{\tau=0}^*(x_0) = f_{mob}(SoE) \quad (4.64)$$

La résolution remonte alors dans le temps $\forall \tau > 0$,

$$J_\tau^*(x_\tau) = \min_{P_{ev}} \underbrace{f_{loss}(P_{ev}) + f_{age}(P_{ev}) + \frac{\rho}{2} \|P_{ev} - \lambda\|^2}_{\text{coût instantané}} + \underbrace{\mathbb{E}_{\lambda_{t+\Delta T}} [J_{\tau-\Delta T}^*(f_{dyn}(SoE(t), E_{ev}^\#, P_{ev}(t)))]}_{\text{coût du futur}} \quad (4.65)$$

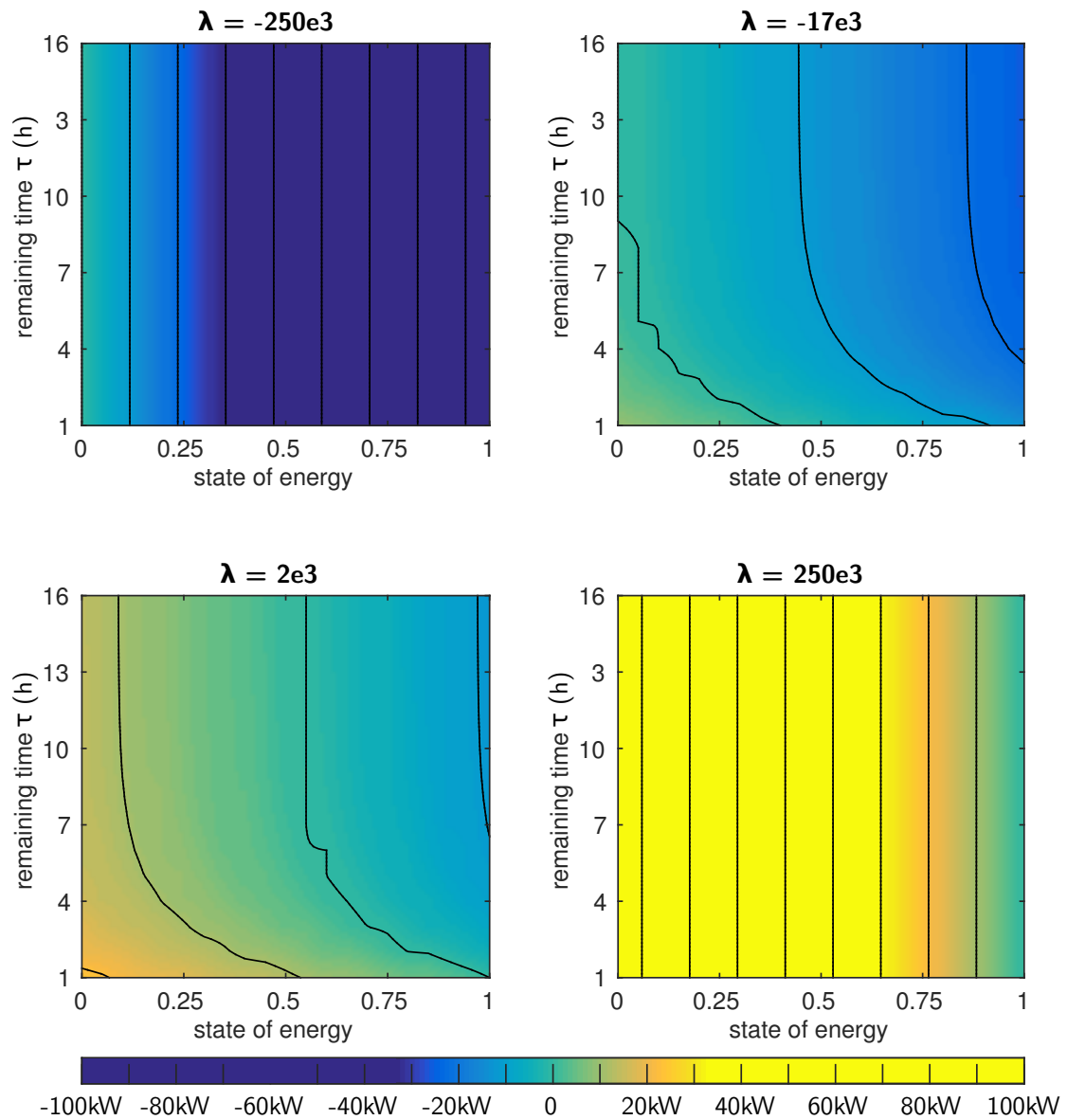


FIGURE 4.7 – Extraits de la stratégie de gestion de la recharge d'un véhicule pour différentes valeurs de la variable d'état λ . Ces stratégies sont représentées dans le plan état d'énergie SoE – temps de recharge restant τ pour $E^{\#} = 85$ kWh.

La résolution de cette équation est réalisée avec⁵ $\rho = 10^{-5}$. Des extraits de la stratégie de gestion obtenue sont représentés figure 4.7. Ces extraits sont représentés pour une valeur de capacité donnée — $E^\# = 85 \text{ kWh}$ — et pour quelques valeurs de la variable d'état λ . La puissance de recharge optimale est alors représentée dans le plan état d'énergie *SoE* en abscisse et temps de recharge restant τ en ordonnées. Les courbes iso-puissance sont également indiquées. Le premier panneau de la figure 4.7 — en haut à gauche — correspond au cas où le signal λ encourage très fortement la décharge de la batterie. La stratégie de gestion étant optimisée sur une grille discrétisant l'espace d'état, une valeur extrême — $\lambda \geq -250 \cdot 10^3$ — est incluse dans la grille afin de prendre en compte le cas où le signal λ est prépondérant devant toute autre considération hormis les puissances limites. Ce premier panneau illustre donc une situation où la stratégie de recharge consiste à décharger la batterie autant que l'état d'énergie *SoE* le permet. De manière similaire, une valeur extrême et positive — $\lambda = 250 \cdot 10^3$ — est incluse dans la stratégie de gestion pour traduire le cas où la recharge l'emporte devant toute autre considération. Deux situations intermédiaires sont également représentées. Lorsque $\lambda = -17 \cdot 10^3$, le terme issu de l'ADMM dans 4.56 est d'un ordre de grandeur similaire aux autres fonctions objectif. On peut donc observer une stratégie qui, bien que provoquant globalement une décharge de la batterie, différencie les situations. Lorsque la batterie est chargée et dispose encore de beaucoup de temps avant le départ du véhicule — en haut à droite — la décharge est significativement plus forte que lorsqu'elle est peu chargée et que le véhicule est proche de l'instant de départ — en bas à gauche. Un signal λ quelque peu supérieur — $\lambda = 2 \cdot 10^3$ — provoquera un comportement similaire mais où les puissances de recharge sont globalement positives.

L'utilisation de ces stratégies de recharge optimale, pour résoudre à chaque pas de temps le problème d'échange optimal, est représentée figure 4.8. À partir d'une consigne de puissance totale issue de l'optimisation à l'échelle de la flotte — présentée section 4.1 — chaque véhicule contribue à respecter ce profil global en fonction de son état individuel. Le premier panneau de la figure 4.8 représente ainsi la consigne de puissance totale, issue de l'extrait présenté figure 4.4 dans le cas où $\gamma = 0.3$. L'ensemble des trajectoires de recharge pour une flotte de 200 véhicules est représenté dans le second panneau. L'hétérogénéité de ces trajectoires est manifeste. Certains des véhicules sont en mesure de se décharger ponctuellement dans le seul but de faciliter la recharge de leurs homologues, la puissance totale de consigne restant positive. Le dernier panneau de cette figure représente l'évolution du signal prix issu de la résolution itérative de l'ADMM à chaque pas de temps. Ce signal prix y est la variable duale du problème 4.56, relié à sa valeur réduite u par

$$y = \rho \cdot u \tag{4.66}$$

Le rapprochement entre ce signal prix et les stratégies de gestion présentées figure 4.7 est de plus rendu délicat du fait qu'il n'intervient pas seul dans la définition du signal $\lambda = P_i^k - \bar{P}^k - u_k + \frac{P^*}{N}$ avec P^* la puissance de consigne et N le nombre de véhicules présent à cet instant — donc la dimension du problème. Les circonstances de recharge des véhicules correspondent donc globalement à des signaux prix négatifs — le véhicule est alors rémunéré pour stocker. Les valeurs représentées dans le dernier panneau de la figure 4.8 sont donc le plus clair du temps négatives. Lorsque de nombreux véhicules sont présents comme en milieu de journée et que la consigne s'inverse brutalement, une augmentation du prix restant dans les valeurs négatives suffit en règle générale à respecter cette consigne. Les pics importants sur le signal prix, devenant parfois largement positif, sont plutôt rencontrés en début ou en fin de journée. En effet à ces instants peu de véhicules sont disponibles pour le système. Il leur faut donc consentir à d'importants efforts pour respecter la consigne de puissance puisque, par effet d'échantillonnage, il n'y a pas parmi eux de batterie disposée à consentir facilement à se décharger.

5. Le choix de cette valeur repose sur un compromis entre la vitesse de convergence de l'algorithme d'ADMM, la gamme de valeurs balayées par le signal λ et l'amplitude des autres fonctions coûts.

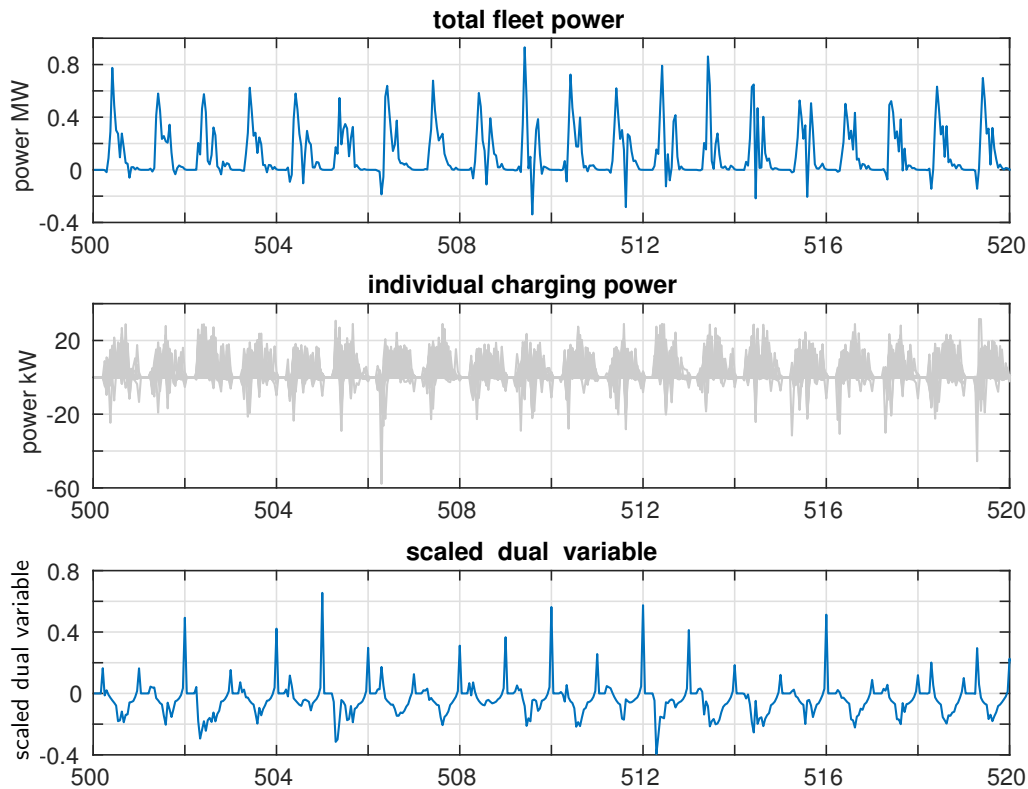


FIGURE 4.8 – Exemple de trajectoires temporelles lorsque la consigne de puissance totale au niveau de la flotte agrégée est distribuée pour chaque véhicule individuellement. En haut : consigne de puissance totale. Au milieu : ensemble des trajectoires de puissance de recharge pour chacun des 200 véhicules de la flotte. En bas : signal prix généré par l’ADMM. La consigne de puissance totale correspond au cas $\gamma = 0.3$ de la figure 4.4

Prise en compte du vieillissement calendaire L’impact du vieillissement calendaire sur la gestion de la recharge des batteries est le dernier élément, intervenant dans la modélisation de l’endommagement, qui doit être discuté. Il est ici considéré comme dépendant uniquement de la température des batteries via la relation :

$$d_{cal} = \Delta T \cdot e^{-\alpha \cdot T - \beta} \quad (4.67)$$

ainsi que défini au cours du chapitre 2. L’élévation en température est reliée aux pertes de la batterie via un modèle thermique. Celui-ci est ici considéré en régime permanent avec une résistance thermique de $6^\circ\text{C}/\text{kW}$. Cette valeur est choisie comme un ordre de grandeur cohérent avec les gammes de puissance actuellement utilisées pour la recharge des véhicules. Elle ne s’appuie cependant pas sur un relevé effectué sur une batterie particulière. Une telle grandeur est de plus sujette à des variations d’un modèle à l’autre.

La modification de la stratégie de recharge lorsque le vieillissement calendaire est pris en compte est illustrée figure 4.9. Le panneau gauche de cette figure représente un extrait de la stratégie obtenue pour une capacité $E^{\#} = 85 \text{ kWh}$ et un signal $\lambda = 1$. L’allure de cette stratégie de recharge est alors largement similaire à celles qui peuvent être observées figure 4.7. Le panneau droit de la figure 4.9 représente donc les différences entre cette stratégie prenant en compte le vieillissement calendaire et les stratégies de référence. Les écarts entre ces deux stratégies sont deux ordres de grandeurs inférieurs aux puissances de recharge, une modification de l’ordre de 100 W pouvant être constatée sur 10 kW de puissance nominale. Ces écarts très faibles sont d’ailleurs aux limites des valeurs seuils utilisées pour

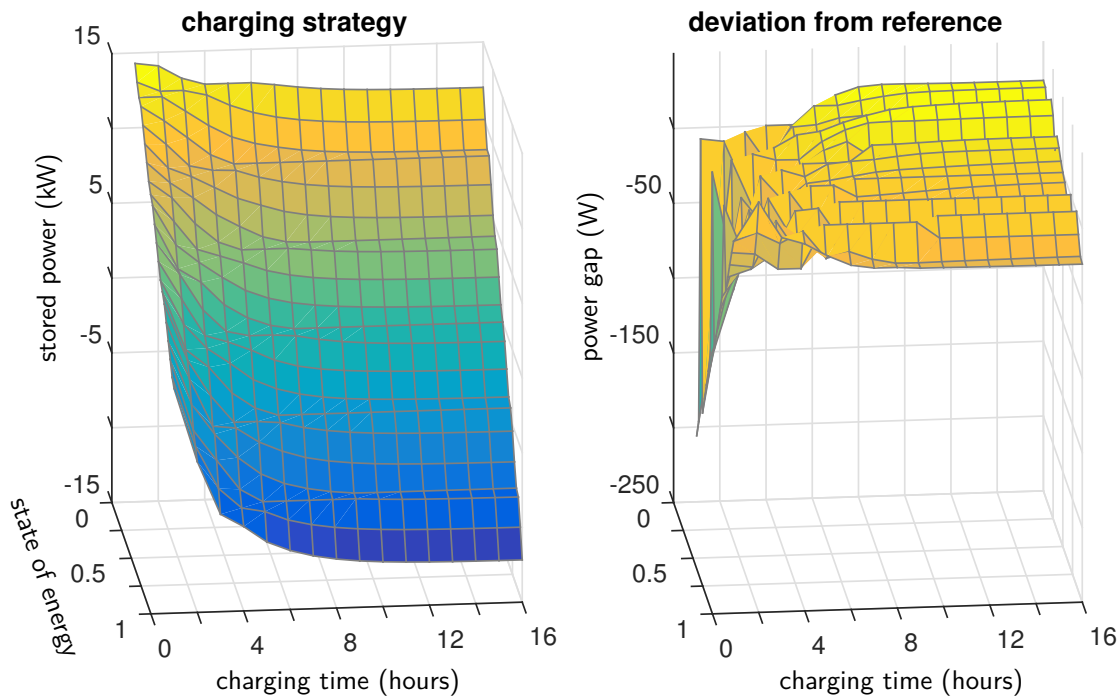


FIGURE 4.9 – Modification de la stratégie de recharge par la prise en compte du vieillissement calendaire. À gauche : extrait de la stratégie de recharge pour $E^{\#} = 85$ kWh et $\lambda = 1$. À droite : différence entre la stratégie de référence et celle obtenue en prenant en compte le vieillissement calendaire.

valider la convergence des résultats lors de l'optimisation des stratégies de gestion. Un bruit peut donc être observé sur les écarts introduits par le vieillissement calendaire puisqu'ils se situent aux limites de ces critères de convergence.

4.2.3 Préférences hétérogènes au sein d'une flotte

Ainsi que la section 4.1 l'a indiqué, la valeur que donne un utilisateur à sa mobilité — donc à la recharge de son véhicule — est une grandeur éminemment difficile à quantifier. De surcroît, quand bien même une quantification en serait disponible, la viabilité d'un résultat qui serait basé sur celle-ci serait hypothéquée du fait de la grande hétérogénéité des comportements et des aspirations des utilisateurs. Les compromis entre mobilité et services rendus par les batteries qui ont été obtenus au cours de la section 4.1 éclairent la valeur de cette mobilité en la mettant en regard des coûts qu'elle permet d'économiser. Il s'agit donc d'un élément d'information précieux aussi bien du point de vue du gestionnaire d'un système collaboratif que d'un propriétaire de véhicule électrique. Il convient néanmoins de noter que l'approche bi-objectif y est présentée de manière globale au niveau d'une flotte. Cette approche a permis d'étudier de manière efficace les compromis liés à la valeur de la mobilité. Cependant les préférences des utilisateurs quant à leur mobilité sont propres à chaque individu et à chaque situation [71]. Donner une valorisation de la recharge au niveau d'une flotte est indispensable pour la mettre en regard des autres fonctions objectifs du système collaboratif. Toutefois cette valorisation au niveau de la flotte est issue de l'agrégation des préférences individuelles de chacun des véhicules. Chaque utilisateur est susceptible de quantifier la valeur de sa mobilité de manière individuelle et à chacun de ses trajets.

La possibilité de différencier les recharges des véhicules au sein d'une flotte a déjà été abordée au cours de cette section. Différencier également les préférences quant à la valorisation de la recharge est une étape supplémentaire en ce sens, afin de laisser à chacun des usagers d'une flotte la possibilité de moduler ses priorités. Autant l'étude bi-objectif de la section 4.1 avait pour but de donner une valeur à

la flexibilité apportée par l'utilisateur du véhicule, l'enjeu devient ici de s'adapter aux préférences hétérogènes et individuelles au sein d'une flotte. Le schéma d'optimisation distribuée couplé à une stratégie de recharge obtenue par programmation dynamique stochastique, qui a été présenté précédemment, est donc enrichi afin de prendre en compte ces préférences.

De manière similaire à l'approche bi-objectif de la section 3.1, un coefficient γ_i est introduit afin de pondérer les différents termes du problème d'optimisation 4.56 :

$$\min_{P_{ev}^{i,t}} \sum_{t=t_0}^T (1 - \gamma_i) \cdot (f_{loss}(t) + f_{age}(t)) + \underbrace{\gamma_i \cdot \mathbb{1}_{t=t_2^i} \cdot f_{mob}(t)}_{\text{coût de mobilité}} + \frac{\rho}{2} \|P_{ev}^{i,t} - \lambda_i^t\|^2 \quad (4.68)$$

La résolution de ce problème est alors réalisée de manière similaire par programmation dynamique stochastique, si ce n'est que le paramètre γ_i devient une des composantes du vecteur d'état caractérisant le véhicule au même titre que sa capacité, son état d'énergie, la durée de sa recharge ou le signal issu de l'ADMM λ . L'équation de Bellman est alors la suivante :

$$J_{\tau=0}^*(x_0) = \gamma_i \cdot f_{mob}(SoE) \quad (4.69)$$

$$\forall \tau > 0, J_{\tau}^*(x_{\tau}) = \min_{P_{ev}} \underbrace{(1 - \gamma_i) \cdot (f_{loss}(P_{ev}) + f_{age}(P_{ev})) + \frac{\rho}{2} \|P_{ev} - \lambda\|^2}_{\text{coût instantané}} + \underbrace{\mathbb{E}_{\lambda_{t+\Delta T}} \left[J_{\tau-\Delta T}^* \left(f_{dyn} \left(SoE(t), E_{ev}^{\#}, P_{ev}(t) \right) \right) \right]}_{\text{coût du futur}} \quad (4.70)$$

Des extraits de la stratégie de recharge, qui est alors obtenue, sont présentés figure 4.10. Lorsque $\gamma_i = 0$ – en haut à gauche – aucune valeur n'est donc donnée à la recharge de la batterie à l'instant du départ. La stratégie de recharge est donc plutôt uniforme, différenciant très peu les différentes situations entre elles. La sensibilité de la stratégie par rapport à λ est en revanche très importante, puisque ce terme devient très facilement prépondérant. Lorsque ce terme de mobilité est non nul – $\gamma_i > 0$ – les situations d'une batterie peu chargée et proche de son instant de départ sont caractérisées par une recharge de plus en plus importante. La situation où toute l'attention est mise sur la mobilité – $\gamma_i = 1$ – est une stratégie de recharge complète à l'instant du départ. La puissance de recharge est adaptée de manière à ce que le véhicule soit totalement rechargé à son instant de départ quelle que soit la situation dans laquelle il se trouve.

L'introduction d'une telle différence entre les attitudes des différents véhicules au sein d'une flotte se répercute nécessairement sur la convergence de l'algorithme d'ADMM et sur les prix de l'énergie obtenus. L'optimisation distribuée présentée précédemment était déjà en mesure de différencier les efforts demandés aux véhicules en fonction de leur situation – temps restant, état d'énergie, *et cætera*. En revanche, les efforts ne sont plus équitablement répartis entre les véhicules. Là où les différences entre les efforts consentis étaient uniquement justifiés par la situation d'un véhicule, elles proviennent à présent principalement des différences d'attitude entre eux, certains étant prêts à réduire leur exigence de mobilité tandis que d'autres sont considérés comme intransigeants.

Les lois de gestion obtenues sont utilisées pour simuler le comportement d'une flotte de 200 véhicules pendant 1096 jours. Les préférences individuelles γ_i sont générées aléatoirement selon une loi uniforme entre 0 et 1 pour chaque véhicule et pour chaque journée. L'évolution des signaux prix au cours de ces 3 ans est indiquée sur la partie gauche de la figure 4.11. Les quantiles 1%, 5%, 20%, 40%, 60%, 80%, 95%, 99% sont représentés sur cette figure. De manière similaire à ce qui pouvait être observé sur la figure 4.8 – les préférences des utilisateurs étaient alors homogènes – les prix sont généralement négatifs au cours de la journée et présentent des pics en début et en fin de journée, lorsque les véhicules disponibles se raréfient. La valeur maximale de la variable duale qui a pu être constatée au cours de cette simulation

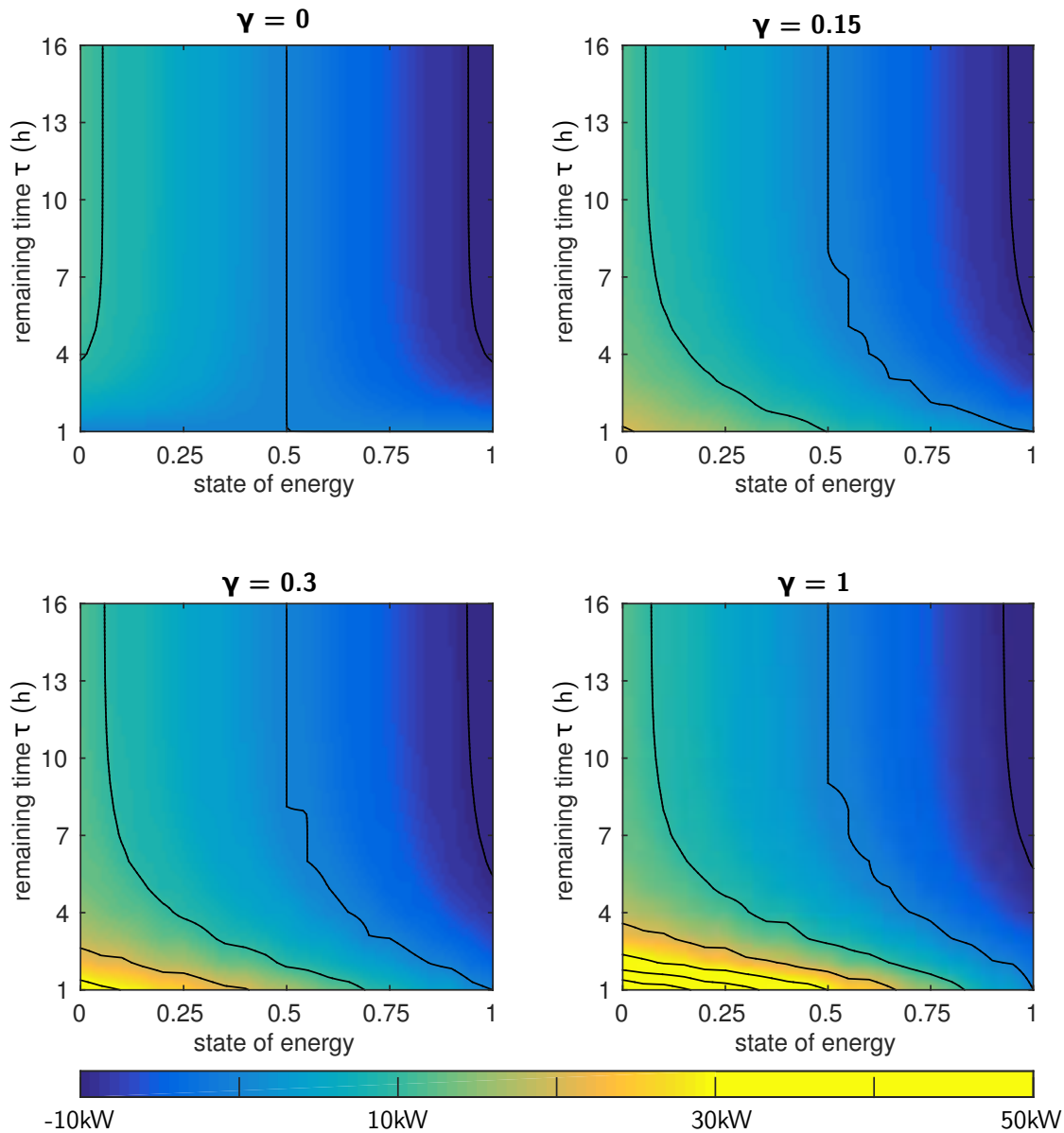


FIGURE 4.10 – Extraits de la stratégie de gestion de la recharge d'un véhicule pour différentes valorisations relatives de sa mobilité γ_i . Ces stratégies sont représentées dans le plan état d'énergie SoE – temps de recharge restant τ pour $E^{\#} = 85$ kWh et $\lambda = 1$.

de 1096 jours atteint 8 kWh/kWh⁶. Seules deux trajectoires culminant à de telles valeurs, la figure 4.11 se concentre sur les valeurs capturant l'essentiel des variations.

Le problème d'échange optimal qui est résolu au cours de cette simulation fournit une seule variable duale, y – ou $u = \frac{y}{\rho}$ sous sa forme réduite – qui est interprétée comme le prix de l'énergie à un instant donné. Bien que ce prix soit fixé par les actions et les attitudes de l'ensemble des véhicules, il est déterminé de manière unique, si bien qu'un véhicule donnant beaucoup de prix à sa recharge n'est pas *a priori* différenciable d'un véhicule offrant de la flexibilité au système collaboratif. Cependant la

6. Le prix de l'énergie s'exprime ici en kWh d'énergie primaire par kWh d'électricité finale, afin d'être homogène avec les autres fonctions coûts utilisées.

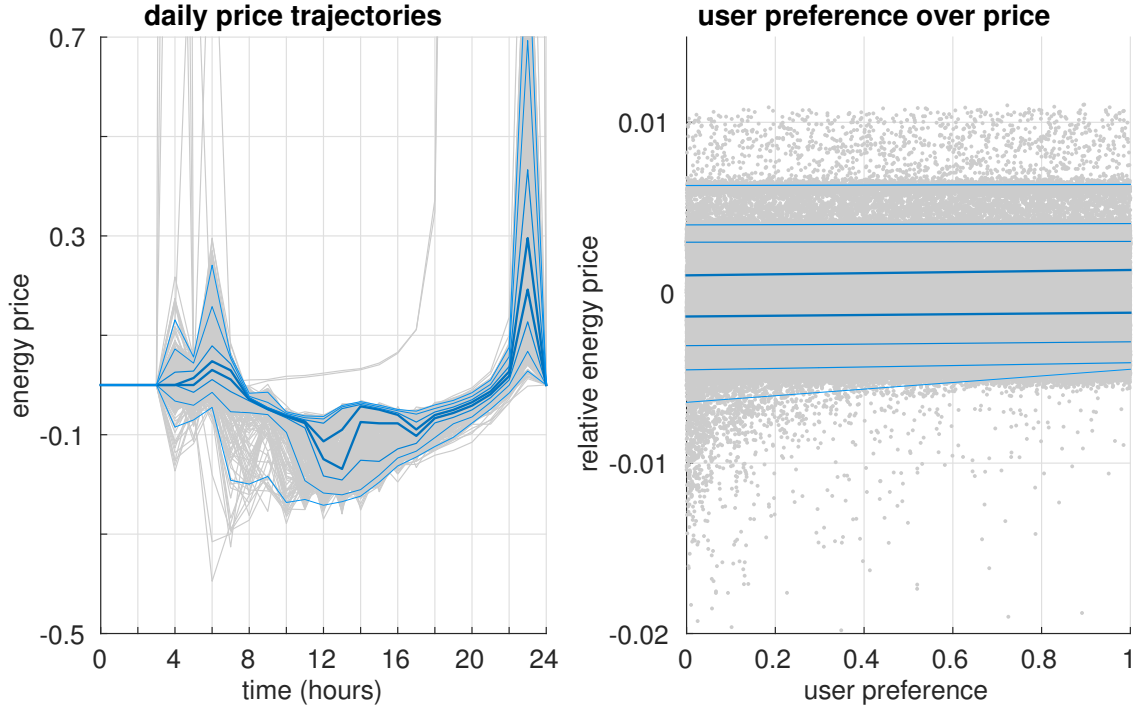


FIGURE 4.11 – Prix de l'énergie lorsque les véhicules déclarent individuellement la valorisation de leur mobilité. À droite : trajectoires quotidiennes des prix observés. À gauche : régression de quantiles entre les prix différenciés et la valorisation γ_i déclarée par les véhicules. Les quantiles 1%, 5%, 20%, 40%, 60%, 80%, 95%, 99% sont représentés.

résolution du problème d'échange optimal à l'aide du formalisme proposé par l'ADMM offre tout de même une manière de différencier ces contributions afin de garantir l'équité entre tous les véhicules [9]. En effet la résolution du problème d'échange optimal sous sa forme réduite – celle qui a été utilisée et implémentée au cours de ces travaux – est ainsi formulée :

$$x_i^{k+1} := \underset{x_i}{\operatorname{argmin}} \left(f_i(x_i) + \frac{\rho}{2} \|x_i - x_i^k + \bar{x}^k + u^k - \frac{P^*}{n_{ev}}\|^2 \right) \quad (4.71)$$

$$u^{k+1} := u^k + \bar{x}^{k+1} \quad (4.72)$$

Cet algorithme de résolution peut également être posé dans sa forme non réduite avec la variable duale $y = \rho \cdot u$:

$$x_i^{k+1} := \underset{x_i}{\operatorname{argmin}} \left(f_i(x_i) + y^{kT} \cdot x_i + \frac{\rho}{2} \|x_i - (x_i^k - \bar{x}^k) - \frac{P^*}{n_{ev}}\|^2 \right) \quad (4.73)$$

$$y^{k+1} := y^k + \rho \cdot \bar{x}^{k+1} \quad (4.74)$$

avec T l'opérateur de transposition matricielle. La variable duale y prend alors naturellement sa signification de prix, tandis qu'un second terme apparaît, venant pénaliser l'écart entre la décision prise dans le cadre d'un sous-problème et la décision moyenne prise au niveau de la flotte. Cette forme de l'algorithme d'ADMM, très similaire au principe du tâtonnement à la Walras, permet donc *a posteriori* de reconstruire les différences de comportement entre les véhicules. Ce *prix relatif* payé par chacun des véhicules à chaque instant est représenté sur le panneau droit de la figure 4.11 en fonction des préférences exprimées par les véhicules. Les quantiles 1%, 5%, 20%, 40%, 60%, 80%, 95%, 99% sont également tracés. Une dispersion importante de ces prix relatifs peut tout d'abord être remarquée. Elle est en

grande partie indépendante des préférences γ_i exprimées par l'utilisateur. Cette dispersion reflète les nombreux paramètres qui différencient fortement les véhicules entre eux et qui ne sont pas apparents dans cette figure. En effet toutes les situations rencontrées par les 200 véhicules présents dans cette simulation de 1096 jours sont ici uniquement éclairées selon l'angle des préférences de l'usager. Les états d'énergie, les temps de recharge très variables expliquent donc une grande part de cette variabilité non explicable par les préférences γ_i . Les quantiles représentés permettent de constater une légère tendance à l'augmentation quand les préférences valorisent plus fortement la mobilité — $\gamma_i \rightarrow 1$. Cependant l'effet le plus remarquable porte sur les comportements très éloignés du comportement moyen. En effet le respect de la consigne de puissance globale par la flotte de véhicules repose le plus clair du temps par le comportement de quelques véhicules qui sont en mesure de modifier très fortement leur programme de recharge pour que la consigne puisse être respectée. Ces modifications importantes peuvent survenir aussi bien positivement que négativement. Il est alors notable que la préférence exprimée par l'utilisateur γ_i a un fort impact sur le quantile 1%. Les véhicules s'éloignant largement et négativement du comportement moyen sont obligatoirement parmi ceux qui offrent le plus de flexibilité via un γ_i proche de 0.

Donner à l'utilisateur la possibilité de différencier ses préférences quant à la valeur de sa recharge ouvre de nombreuses possibilités quand au développement de l'utilisation des véhicules pour rendre d'autres services que la mobilité. En effet ceci offre une grande flexibilité à l'usager qui peut alors naturellement différencier les situations où sa mobilité lui semble absolument indispensable des situations où elle est accessoire — pas de déplacements prévus ce jour là, absence, *et cætera*. L'acceptabilité, du point de vue de l'utilisateur, des différents services pour lesquels sa batterie pourrait être utilisée devrait être largement renforcée si l'usager dispose de ce levier lui donnant le pouvoir de soustraire son véhicule à tout service auxiliaire en cas de nécessité.

De plus il est possible de reconstruire la contribution de chacun des véhicules au fonctionnement de la flotte et donc de différencier les comportements apportant beaucoup de flexibilité au système collaboratif de ceux qui le contraignent par une mobilité intransigeante. Cette différenciation ouvre donc la possibilité de différencier les prix — positifs ou négatifs — entre chacun des véhicules impliqués dans la flotte. L'espérance du prix payé par chacun serait alors identique et uniquement biaisée par les préférences exprimées.

4.3 Limitation des échanges d'information

L'optimisation de la recharge d'une flotte de véhicules nécessite d'une part la connaissance de nombreuses informations, et d'autre part la possibilité de centraliser cette information, ou à tout le moins, d'échanger des signaux lorsque la résolution est réalisée de manière distribuée. La possibilité de centraliser l'information sur un unique processeur a précédemment été évoquée au cours de ces travaux pour en souligner la difficulté, tant en matière de volume qui doit alors être échangée, qu'en ressources qui doivent être disponibles pour résoudre un problème d'optimisation sur la base d'autant d'éléments. La structure de la recharge optimale d'une flotte de véhicules incite donc à mettre en œuvre des méthodes d'optimisation distribuée, ainsi que nous l'avons décrit dans le présent chapitre. Bien que de telles méthodes présentent d'indéniables avantages par leur capacité à scinder le problème global en des problèmes plus simples et pouvant être résolus sur la base de sous-ensembles de l'information globale, leur implémentation n'en repose pas moins sur l'échange de signaux. Cet échange prenant généralement la forme de *questions-réponses* : quelle décisions les acteurs prennent ils pour une certaine valeur d'un signal prix ? Cet échange de signaux prix d'un côté, et d'actions de la part des différents agents d'autre part, est répété durant plusieurs itérations jusqu'à la convergence.

Bien que ce seul échange de signaux représente une grande réduction des besoins de communication en regard des solutions centralisées, la faisabilité de cet échange n'est néanmoins pas acquise dans des contextes opérationnels où la flotte de véhicules est potentiellement dispersée, où des déci-

sions doivent être prises en temps réel, où certaines communications peuvent être perdues en cas de défaillance d'un capteur ou d'un émetteur, *et cætera*. Cette section a donc pour but de proposer quelques éléments d'étude quant à la robustesse des méthodes de résolution proposées vis à vis des limitations dans les échanges d'information. Dans le but de centrer cette discussion sur les enjeux liés à la flotte de véhicules et d'illustrer la modularité des méthodes de résolution proposées, les discussions autour de la valeur des informations échangées seront réalisées dans le cas où une flotte de véhicules doit respecter une contrainte de puissance maximale. Après avoir présenté la résolution de ce problème à l'aide des méthodes précédemment décrites dans ce chapitre, cette résolution sera adaptée à un cas où il n'est pas possible de connaître à l'avance les décisions des véhicules. Ceci est alors pallié par l'actualisation de la variable duale à une fréquence plus élevée que lors des problèmes précédents, sans pouvoir garantir le respect de la contrainte de puissance dans toutes les circonstances.

Définition d'un problème de recharge sous contrainte de puissance maximale Le problème de recharge optimale d'une flotte de véhicules sous contrainte de puissance maximale a été brièvement présenté au cours de la section 4.2 comme une des situations sur lesquelles la méthode de résolution proposée pouvait être appliquée. Ce problème prend alors la forme suivante :

$$\begin{aligned} \min_{P_{ev}^{i,t}} \quad & \sum_{t=t_0}^T \sum_{i=1}^{n_{ev}} (f_{loss}(t) + f_{age}(t) + \mathbb{1}_{t=t_2^i} \cdot f_{mob}(t)) \\ \text{tel que } \forall t, \quad & \sum_{i=1}^{N_{ev}} P_{ev}^{i,t} \leq P^\# \end{aligned} \quad (4.75)$$

Il s'agit de minimiser les coûts liés aux pertes f_{loss} et au vieillissement f_{age} des batteries mais également ceux liés à la mobilité des utilisateurs f_{mob} . Ce dernier coût apparaissant à l'instant où l'utilisateur souhaite reprendre son véhicule, il est affecté au seul moment du départ t_2 . Ces coûts à minimiser concernent l'ensemble d'une flotte comprenant n_{ev} véhicules et doivent prendre en compte la temporalité du problème venant d'une part des instants d'arrivée et de départ de chacun des véhicules et d'autre part du couplage entre les différents instants causé par l'inertie de ces systèmes de stockage. Le problème est ici considéré sous une contrainte de puissance maximale que l'ensemble de la flotte ne peut dépasser. Ce type de contrainte correspond typiquement aux cas où les infrastructures du réseau de distribution ne seraient pas en mesure de supporter une puissance supérieure à leur puissance nominale.

Le cas d'étude créé ici consiste en une flotte de 100 véhicules placée dans une poche de distribution alimentée par un transformateur de puissance nominale $P_{transfo} = 100$ kW. La consommation des foyers présents dans cette poche de distribution est supposée être à l'image de la consommation à l'échelle de la France⁷. Les données de consommation P_{conso} retenues sont donc issues de l'outil *Eco2mix* du gestionnaire du réseau de transport français RTE pendant l'année 2015 au pas de 30 min [180]. La puissance maximale du problème 4.75 est donc :

$$P^\# = P_{transfo} - P_{conso} \quad (4.76)$$

Cette puissance maximale peut donc être vue comme le *reste à consommer*, la frange de puissance qui reste disponible pour les véhicules une fois que les consommations non flexibles ont été satisfaites. Le comportement des véhicules — capacités des batteries, état d'énergie à leur arrivée, heure d'arrivée et de départ — sont générées aléatoirement sur la base des distributions présentées figure 2.17.

7. Cette hypothèse est fortement irréaliste, la consommation à l'échelle du pays incluant des consommations très diverses — industrie, domestique, tertiaire, ... — qui génère des motifs temporels dans l'évolution de la consommation qui ne peuvent pas être retrouvés à l'échelle d'un quartier. Cependant l'enjeu est ici principalement de construire un problème générique à l'aide de données facilement accessibles. Le peu de réalisme des consommations ne limite donc pas la pertinence du *problème jouet* proposé.

Résolution sans limite d'informations échangées La résolution de ce problème peut dans un premier temps être réalisée ainsi que décrit au cours de la section 4.2 à l'aide d'un problème d'optimisation convexe sous contrainte. Ce problème se ramène à la forme suivante :

$$\min_{P_{ev}^i} \sum_{i=1}^{n_{ev}} f_i(P_{ev}^i) \quad \text{tel que} \quad \forall t, \sum_{i=1}^{N_{ev}} P_{ev}^{i,t} \leq P^\# \quad (4.77)$$

La fonction f_i désigne alors pour chaque véhicule la somme multi-temporelle de ses coûts associés :

$$f_i(P_{ev}^i) := \sum_{t=t_0}^T f_{loss}(t) + f_{age}(t) + \mathbb{1}_{t=t_2^i} \cdot f_{mob}(t) \quad (4.78)$$

Cette évolution de l'écriture est rendue possible puisque, pour une situation initiale donnée, toutes les fonctions coûts mises en jeu pour chaque véhicule – f_{loss} , f_{age} et f_{mob} – dépendent de la suite de contrôle $P_{ev}^i(t)$ qui lui seront appliquées. Ce problème est pris en charge par l'ADMM suite à la ré-écriture suivante :

$$\begin{aligned} & \min_x f(x) + g(z) \\ & \text{tel que } x - z = 0 \end{aligned} \quad (4.79)$$

avec g la fonction indicatrice de l'ensemble C . L'algorithme de résolution devient alors :

$$x_i^{k+1} := \underset{x_i}{\operatorname{argmin}} \left(f_i(x_i) + \frac{\rho}{2} \|x_i - z_i^k + u_i^k\|^2 \right) \quad (4.80)$$

$$z^{k+1} := \Pi_C \left(x^{k+1} + u^k \right) \quad (4.81)$$

$$u^{k+1} := u^k + x^{k+1} - z^{k+1} \quad (4.82)$$

avec Π_C la projection euclidienne sur l'ensemble C . La résolution des problèmes locaux de minimisation selon les x_i est réalisée grâce aux stratégies de gestion qui ont été obtenues par programmation dynamique stochastique. Cette résolution introduit alors l'approximation que l'évolution de la variable duale u au cours du temps est remplacée par un processus stochastique.

La résolution du problème de recharge sous contrainte de puissance 4.75 est alors réalisée à chaque pas de temps sur la base des scénarii de mobilité générés aléatoirement pour les 100 véhicules pendant une année. La figure 4.12 représente un extrait des profils de puissance obtenus. Le premier panneau de cette figure représente en rouge la limite de puissance pour l'ensemble de la flotte au cours d'une semaine. En bleu est représentée la puissance totale que les véhicules consomment pour leur recharge. Les déplacements des véhicules étant considérés ici comme diurnes⁸, la puissance de recharge qui est naturellement appelée en début et en fin de journée n'atteint pas la puissance limite. Trop peu de véhicules sont alors présents pour activer cette contrainte. En milieu de journée, les véhicules restreignent leur puissance de recharge afin de suivre le profil de puissance limite. Ceci se reflète directement sur les variations de la variable duale réduite u du problème, représentée dans le second panneau de la figure 4.12. Ce prix de l'énergie est nul lorsque la contrainte n'est pas active. Dès que celle-ci est activée, sa valeur reflète les efforts qui doivent être consentis par les véhicules. La première journée de cet extrait est donc celle où la puissance est la plus rare, tandis que la flotte de véhicules n'a pas à restreindre lourdement sa puissance de recharge pour respecter la contrainte durant le 5^e jour de l'extrait. Cette restriction des puissances de recharge est finalement observable dans le troisième panneau de la figure 4.12 où les profils de recharge des différents véhicules sont représentés. Les plus fortes valeurs de la variable duale sont accompagnées de décharges temporaires des véhicules en mesure de le tolérer.

8. Cette présence des véhicules uniquement pendant les journées provient de la filiation de cette étude avec les développements précédents tournés vers l'association avec une centrale photovoltaïque. Cependant il serait tout à fait envisageable de modifier la manière dont les scénarii de mobilité sont générés afin de prendre en compte des flottes allant et venant tout au long d'une journée.

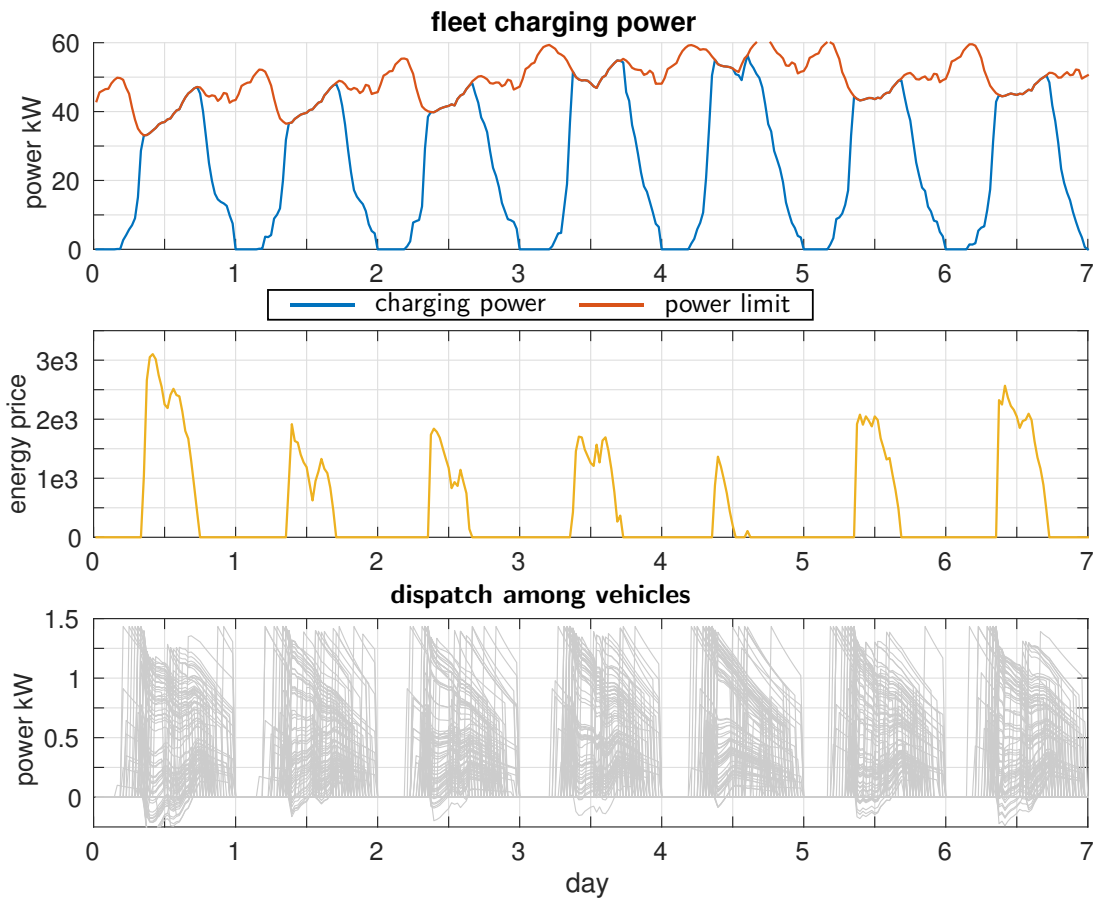


FIGURE 4.12 – Exemples de trajectoires temporelles de la recharge d'une flotte soumise à une contrainte de puissance maximale. En haut : puissance totale appelée par la flotte et puissance limite. Au milieu : variations de la variable duale du problème – signal prix. En bas : ensemble des trajectoires des recharges pour chacun des véhicules.

Résolution avec limite d'échanges d'information Sur la base de la résolution précédente, l'échange d'information est à présent réduit à seulement deux signaux :

- la valeur de la consommation totale des véhicules. Cette information peut être naturellement accessible dans le cas d'une poche de distribution comme considéré ici. Une mesure de puissance consommée au niveau du poste d'alimentation permettra de déterminer celle-ci avec la résolution temporelle nécessaire.
- la valeur de la variable duale u . Celle-ci peut être mise à jour dès que la consommation de la flotte est connue et qu'elle a été le cas échéant projetée sur l'espace respectant la contrainte de puissance. La nouvelle valeur est alors communiquée à tous les véhicules. Ce cadre de résolution pourrait correspondre dans un système opérationnel où des signaux sont émis vers tous les agents [36]. Le réseau électrique lui-même peut alors être utilisé pour communiquer une valeur à intervalle régulier sur les bandes de fréquence qui sont allouées aux signaux de contrôle tels que les signaux heures pleines – heures creuses.

Dans ce contexte d'échanges d'information limités, le choix de ces deux grandeurs répond à la fois à une faisabilité technique et un contenu suffisant pour qu'une résolution – détériorée par rapport au cas sans contrainte d'échange – puisse être menée à bien. La démarche mise en œuvre consiste alors à

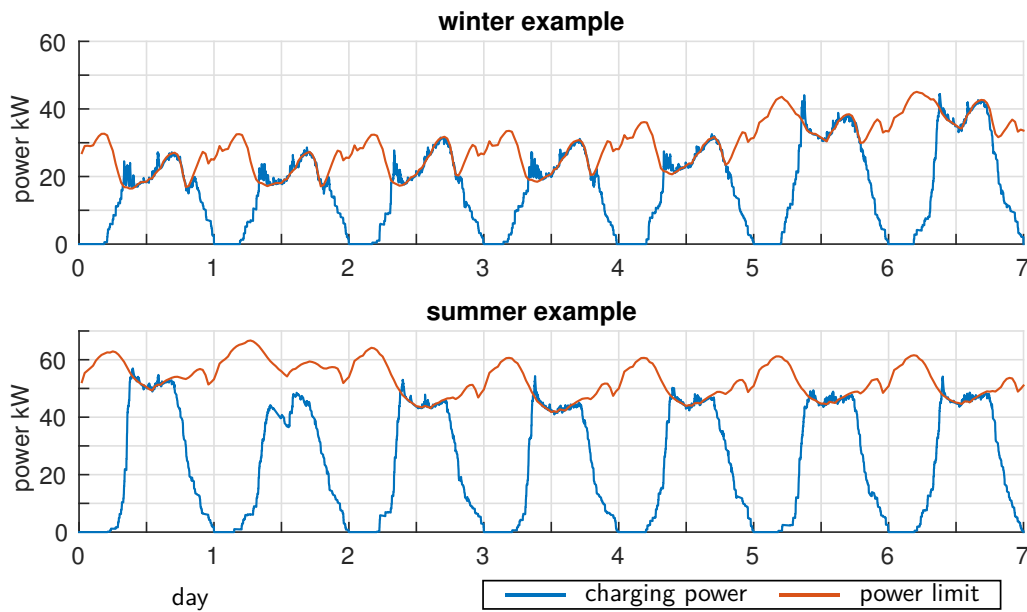


FIGURE 4.13 – Exemples de trajectoires temporelles de la recharge d'une flotte soumise à une contrainte de puissance maximale lorsque l'échange d'information est limité. En haut : semaine hivernale, la limite de puissance dont disposent les véhicules est alors restreinte par les autres consommations. En bas : semaine estivale, les véhicules disposent alors d'une plus grande plage de puissance.

remplacer les itérations de l'algorithme d'optimisation distribuée par des échanges réels de puissance. À chaque pas de temps, les actions suivantes sont réalisées.

- Les véhicules décident de leur puissance de recharge sur la base de la valeur prise par la variable duale au pas de temps précédent. Ils appliquent immédiatement cette puissance de recharge.
- La puissance consommée par l'ensemble de la flotte est alors mesurée et comparée avec la limite de puissance. Celle-ci peut potentiellement ne pas être respectée.
- La nouvelle valeur de la variable duale est calculée et communiquée aux véhicules.

Cette résolution est similaire à celle qui est faite à chaque pas de temps lors d'une résolution par ADMM si ce n'est que les échanges, qui étaient auparavant des échanges d'information jusqu'à la convergence vers une solution respectant la contrainte, sont remplacés par des échanges de puissance réelle. Le pas de temps adopté pour une simulation dans le cas d'échange limité est par conséquent raffiné par rapport au cas non contraint. On choisit ici une valeur de $\Delta T = 1$ min au lieu des 30 min précédemment.

Un extrait de cette simulation est représenté figure 4.13. Deux semaines sont représentées. Celle du panneau supérieur est hivernale et restreignant donc la puissance disponible pour la recharge des véhicules à sa portion congrue. Celle du panneau inférieur a été choisie en été lorsque les véhicules ont une plus grande liberté de consommation. Les violations de la contrainte les plus importantes sont constatées lorsque celle-ci vient d'être activée. Ceci est cohérent avec le fait que cette activation s'accompagne des variations les plus brusques dans la valeur de la variable duale. Par la suite, les fluctuations de cette variable duale étant plus lentes, les violations de la contrainte sont plus limitées bien qu'elles soient toujours présentes.

Cette simulation réalisée sur une année permet de constater que la contrainte de puissance maximale est violée 12% du temps. La figure 4.14 représente la répartition de ces violations. Cette répartition peut être approximée à une décroissance exponentielle des violations avec leur amplitude dont l'expression serait :

$$N_{over} = a \cdot e^{b \cdot P} \quad (4.83)$$

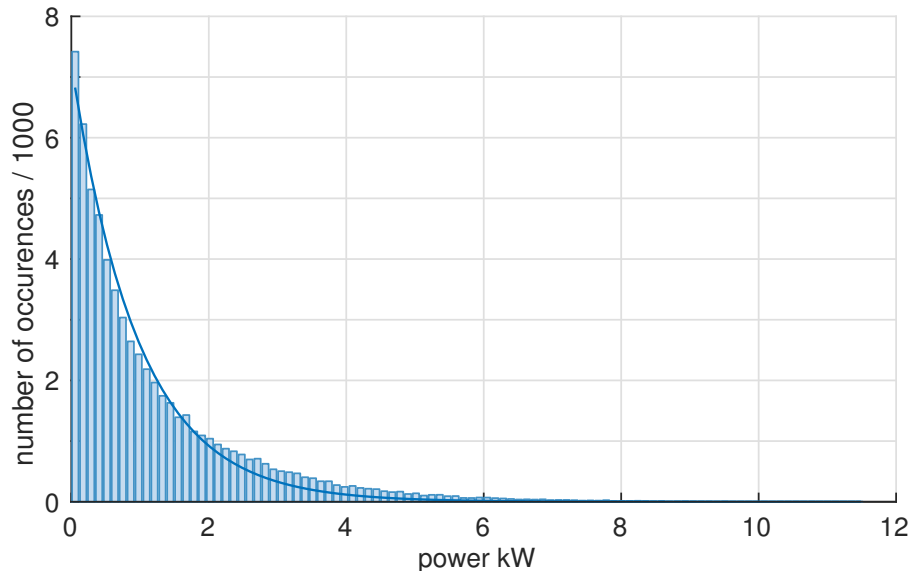


FIGURE 4.14 – Répartition des violations de la contrainte de puissance maximale. Une décroissance exponentielle $a \cdot e^{b \cdot x}$ est identifiée avec $a = 7.2 \cdot 10^3$ et $b = -10^{-3}$.

avec $a = 7.2 \cdot 10^3$ et $b = -10^{-3}$.

Le problème d'étude construit pour explorer la robustesse et la viabilité des solutions proposées ouvre donc plusieurs perspectives.

- La recharge d'une flotte de véhicules à l'aide de l'échange de quelques signaux est possible à condition que des écarts puissent être tolérés autour de la consigne de puissance totale. Ces écarts engendreront des pertes additionnelles ou bien des détériorations accélérées des composants. Ces surcoûts seront à mettre en regard du coût engendré par le déploiement d'une infrastructure de communication permettant de respecter les contraintes imposées à la flotte. C'est donc la question de la valeur de l'information au sein d'un système qui est explorée.
- Le comportement des agents d'un système électrique face à un signal prix a été gardé le plus simple possible. Les véhicules ne réalisent aucune anticipation ou ne prennent aucune marge vis à vis de la valeur qui leur est communiquée. Enrichir les stratégies de gestion pour qu'elles prennent en compte un coût supplémentaire et stochastique lié à la violation d'une contrainte globale permettrait de réduire ces violations de contraintes en renforçant l'intelligence de chacun des agents du système.

4.4 Dimensionnement optimal d'une flotte de véhicules

Les travaux présentés jusqu'ici dans le présent chapitre ont proposé quelques méthodes de gestion de la recharge d'une flotte de véhicules au sein d'un système collaboratif dans des contextes différents. L'accent a alors été mis sur les difficultés inhérentes à la gestion de cet objet hétéroclite et éparse qu'est une flotte. Cependant la dimension de cette flotte — ou du stockage qu'elle représente — a toujours été considérée comme un paramètre d'entrée, qui était bien évidemment pris en compte afin de tirer le meilleur parti de la situation proposée, mais dont le choix n'a jamais été remis en cause. Il est cependant naturel, ainsi que souligné au cours du chapitre 3, que les services qui peuvent être rendus par un système de stockage soient liés à la taille de ce dernier. De surcroît les performances atteintes par ce système de stockage sont également dépendantes de la méthode de gestion qui est utilisée pour le piloter. Il est donc crucial, lorsque l'on en vient à étudier le dimensionnement optimal d'un stockage, de prendre en compte son couplage avec sa gestion, afin de faire un choix de dimensionnement éclairé. Ainsi que cela sera illustré par la présente section, l'utilisation d'une loi de gestion irréaliste lors du choix d'un

dimensionnement peut conduire à une grave erreur d'estimation de ses performances futures, et donc à un choix de dimensionnement sous-optimal, voire contre productif.

La dernière section de ce chapitre est par conséquent consacrée au dimensionnement optimal de cette flotte au sein d'un système collaboratif [124]. L'idée fondatrice de la présente section sera donc une fois encore de prendre en compte l'interaction entre la stratégie de gestion d'un système et son dimensionnement optimal. Pour ce faire, le cas d'un système collaboratif associant une flotte de véhicules hybrides plug-in avec une centrale photovoltaïque sera étudié. Trois méthodes de gestion seront définies et comparées, la première étant une simple règle empirique, la seconde utilisant les méthodes présentées au cours de ce chapitre 4, la dernière supposant une prévision parfaite. Les variations des différentes fonctions coûts en fonction de la capacité du stockage seront comparées pour ces trois méthodes de gestion. Finalement, les choix de dimensionnement d'une flotte de véhicules en regard d'une centrale photovoltaïque seront discutés en fonction des modèles économiques choisis. Le couplage entre ce dimensionnement optimal et les données utilisées telles que les prévisions météorologiques sera également abordé.

4.4.1 Définition d'un problème de dimensionnement

Le problème de dimensionnement d'une flotte de véhicules se distingue du dimensionnement d'un stockage fixe qui a été présenté au cours de la section 3.3. En effet celui-ci n'avait pas à prendre en compte les fonctions coûts liées à la recharge et à la mobilité des véhicules. Le présent chapitre a introduit ces fonctions et les a incluses dans la gestion quotidienne de la recharge de la flotte, en mettant l'accent sur les comportements individuels des utilisateurs. Le cas d'étude construit pour cette dernière section se focalise quant à lui sur la situation des véhicules hybrides *plug in*. En effet, ainsi que mentionné au début de ce mémoire, ceux-ci peuvent être gérés au sein du même formalisme, seule la capacité de leurs batteries étant différente. Nous retiendrons ici la valeur de 10 kWh par batterie comme un ordre de grandeur typique⁹. Ce cas d'étude sera donc l'occasion de mettre en évidence les possibilités d'adaptation du formalisme proposé.

Les fonctions coûts intervenant dans le problème de dimensionnement sont en partie identiques à celles déjà utilisées au cours des chapitres 3 et 4 :

- le délestage de production $C_{spill} = \frac{E_{spill}}{\eta_{pv}}$,
- le vieillissement des batteries $C_{age} = d_i \cdot E_{ev}^\# \cdot E_{sto}^{emb}$,
- l'écart à l'engagement $C_{mis} = \frac{E_{mis}}{\eta_{EU}}$.

À l'inverse de l'étude de cas consacrée au dimensionnement d'un stockage stationnaire — section 3.3 — le problème n'est pas ici considéré comme déterministe, puisque l'enjeu est précisément de mettre en œuvre des méthodes de gestion stochastiques. L'engagement de production n'est donc pas systématiquement respecté et le terme C_{mis} intervient.

La dernière composante du problème de dimensionnement est la mobilité des véhicules. Puisque l'on se place ici dans le cas d'hybrides plug-in, la fonction valorisant leur mobilité est exprimée à l'aide des efficacités du réservoir à la roue — *tank to wheel* — des mobilités électriques et thermiques¹⁰ :

$$\eta_{therm}^{t2w} = 1.5 \text{ km/kWh} \quad \text{consommation de } 7 \text{ L/100km et } PCI = 9.8 \text{ kWh/L} \quad (4.84)$$

$$\eta_{elec}^{t2w} = 5 \text{ km/kWh} \quad \text{Tesla S : 500 km annoncés pour 90 kWh} \quad (4.85)$$

9. Cas de la Toyota Prius plug-in par exemple

10. Pouvoir Calorifique Inférieur

Les efficacités du puits au réservoir – *well to tank* – sont quant à elles le ratio entre énergie finale et énergie primaire¹¹ :

$$\eta_{therm}^{w2t} = 0.9 \text{ kWh/kWh} \quad \text{raffinage et extraction du pétrole brut [102]} \quad (4.86)$$

$$\eta_{elec}^{w2t} = 4 \text{ kWh/kWh} \quad \text{énergie produite par la centrale photovoltaïque} \quad (4.87)$$

L'efficacité du puits à la roue – *well to wheel* – est le produit des deux précédentes : $\eta^{w2w} = \eta^{w2t} \cdot \eta^{t2w}$. On suppose que l'utilisateur d'un véhicule effectue chaque jour un trajet de distance D , plus long que l'autonomie du véhicule hybride plug-in en mode électrique. Si la batterie est intégralement chargée, ce trajet consomme une énergie primaire de D/η_{elec}^{w2w} . Si elle est tout à fait vide, l'énergie consommée est de D/η_{therm}^{w2w} . D'où la fonction coût suivante :

$$C_{ev} = \underbrace{SoE \cdot \frac{D}{\eta_{elec}^{w2w}}}_{C_{charg}} + (1 - SoE) \cdot \underbrace{\frac{D}{\eta_{therm}^{w2w}}}_{C_{mob}} \quad (4.88)$$

Deux contributions sont identifiables dans cette fonction. La première C_{charg} correspond au coût en énergie primaire de la recharge électrique du véhicule. La seconde en est le pendant thermique et représente une surconsommation d'énergie primaire. La distance D est choisie égale à l'autonomie du véhicule en mode électrique $E^\#/\eta_{elec}^{t2w}$.

La gestion intraday du système se traduit alors par le problème d'optimisation :

$$C^*(N_{ev}) = \min_{P_{ev}, P_{spill}} \sum_t C_{mis}(t) + C_{shed}(t) + \sum_{i=1}^{N_{ev}} \left(C_{age}(t) + \mathbb{1}_{t=t_2^i} (C_{charg}^i + C_{mob}^i) \right) \quad (4.89)$$

La différenciation entre les coûts liés à la recharge électrique des véhicules et les coûts liés à leur recharge incomplète rend ce problème à première vue distinct de celui qui a été traité au cours des sections 4.2 et 4.3. Cependant comme la fonction coût C_{ev} est de la forme

$$C_{ev} = x \cdot SoE + y \cdot (1 - SoE) \quad (4.90)$$

$$= (y - x) \cdot (1 - SoE) - x \quad (4.91)$$

$$(4.92)$$

elle peut être remise sous une forme similaire à la fonction $C_{mob} = a \cdot (1 - SoE)^b$ qui était précédemment utilisée – avec $b = 1$ et $a = \frac{D}{\eta_{therm}^{w2w}} - \frac{D}{\eta_{elec}^{w2w}}$ – le terme constant x n'intervenant pas lors de la recherche d'un optimum.

Le problème du dimensionnement optimal consiste alors à trouver le nombre de véhicules adéquat pour réduire le plus possible les coûts du système par rapport à une situation sans véhicule :

$$\max_{N_{ev}} C^*(0) - C^*(N_{ev}) \quad (4.93)$$

Remarque : Le problème qui est ici posé se distingue du cas stationnaire examiné section 3.3 de plusieurs manières. D'une part, les véhicules n'appartenant pas au producteur photovoltaïque, il n'y a pas de coût d'investissement dans les batteries. Celui-ci est remplacé par le coût de la recharge des véhicules. D'autre part, l'horizon n'est plus fixé à la durée de vie du stockage, puisque les véhicules vont et viennent. Leur utilisation pour la mobilité des usagers rend d'ailleurs impossible de déterminer leur durée de vie en n'observant que leur recharge. Le problème est donc considéré sur une durée arbitraire, ici fixée à un an.

11. L'unité est donc kWh finaux par kWh primaire.

4.4.2 Couplage dimensionnement-gestion

Afin de mettre en évidence le couplage entre la gestion d'un stockage et son dimensionnement optimal, trois lois de gestion sont implémentées puis comparées.

Règle empirique : la recharge des véhicules est gérée de manière empirique. La loi de gestion est alors choisie de manière aussi simple que possible. Elle consiste à moduler la puissance de recharge pour compenser parfaitement l'écart à l'engagement, dans des limites de faisabilité. Ces dernières sont d'une part la puissance nominale des chargeurs, et d'autre part la recharge complète à l'heure de départ. Aucune anticipation des erreurs de prévision n'est présente, ni aucune restriction de la mobilité électrique des véhicules.

Stratégie optimale avec une information incomplète : la recharge des véhicules est réalisée à l'aide d'une loi de gestion optimisée par programmation dynamique stochastique. La modélisation utilisée pour les erreurs de prévision de production est le modèle de Markov caché décrit au cours de la section 2.2 et déjà utilisé dans les chapitres 3 et 4. Ce cas traduit la meilleure décision qui peut être prise dans une situation d'incertitude.

Stratégie optimale avec une information complète : afin de déterminer les gains maximaux qui pourraient résulter d'une collaboration, le cas d'une information parfaite est finalement considéré. L'engagement de production P_{grid}^* est toujours déterminé la veille sur la base de prévisions imparfaites ainsi que dans le cas des autres lois de gestion. Cependant, on suppose qu'une prévision parfaite de la production à venir est disponible au matin du jour considéré. Le problème de gestion peut alors être résolu dans un contexte déterministe, ici par l'algorithme du point intérieur [117]. Bien que ce cas soit irréaliste puisqu'il se base sur une information qui ne peut être complètement accessible, il représente par là même l'asymptote qu'une loi de gestion aussi efficace soit elle ne pourrait dépasser.

Ces lois de gestion sont appliquées à une flotte au comportement déterministe. Les véhicules sont supposés arriver à 9 h avec un état d'énergie initial $SoE^0 = 40\%$ et repartir à 18 h. Afin d'évaluer la valeur ajoutée d'une collaboration entre la centrale et les véhicules, on considère une situation de référence sans collaboration où les véhicules se rechargent à puissance constante jusqu'à la pleine charge tout au long de leur stationnement. Le seul degré de liberté est alors le délestage de productible. La figure 4.15 illustre ces différentes lois de gestion sur un échantillon de 6 jours où une flotte de capacité totale de 5 MWh est associée à une centrale de 2.64 MW.

- Le panneau en haut à gauche décrit la situation de référence sans collaboration entre les véhicules et la centrale photovoltaïque. Il est composé de 3 figures. La première représente le productible photovoltaïque P_{pv} — en bleu — et la prévision qui en était faite un jour à l'avance \widetilde{P}_{pv} . La puissance de recharge des véhicules P_{ev} suit alors un profil constant ainsi que montré sur la seconde figure, tandis que le délestage de production P_{spill} permet de ne pas dépasser l'engagement de production P_{grid}^* . Celui-ci est représenté dans la troisième figure du panneau — en rouge — avec la puissance qui est effectivement échangée P_{grid} .
- Le panneau en haut à droite représente les profils de puissance simulés au cours des mêmes journées lorsque la recharge des batteries est géré par la règle empirique. Le productible photovoltaïque et sa prévision étant identiques au cas précédent, la première figure du panneau est remplacée par les variations de l'énergie stockée dans les véhicules. La puissance de recharge est alors modulée au début de la journée pour compenser parfaitement les écarts à l'engagement dans les limites des chargeurs. En fin de journée, la recharge devient prioritaire et les véhicules consomment alors souvent à leur puissance maximale.
- Le panneau en bas à gauche illustre la stratégie de recharge optimale des batteries obtenue par programmation dynamique stochastique. Cette stratégie a souvent recourt à une recharge incomplète des batteries afin de mieux compenser les écarts à l'engagement. Les deux gestions précédentes ne permettaient pas ce degré de liberté.

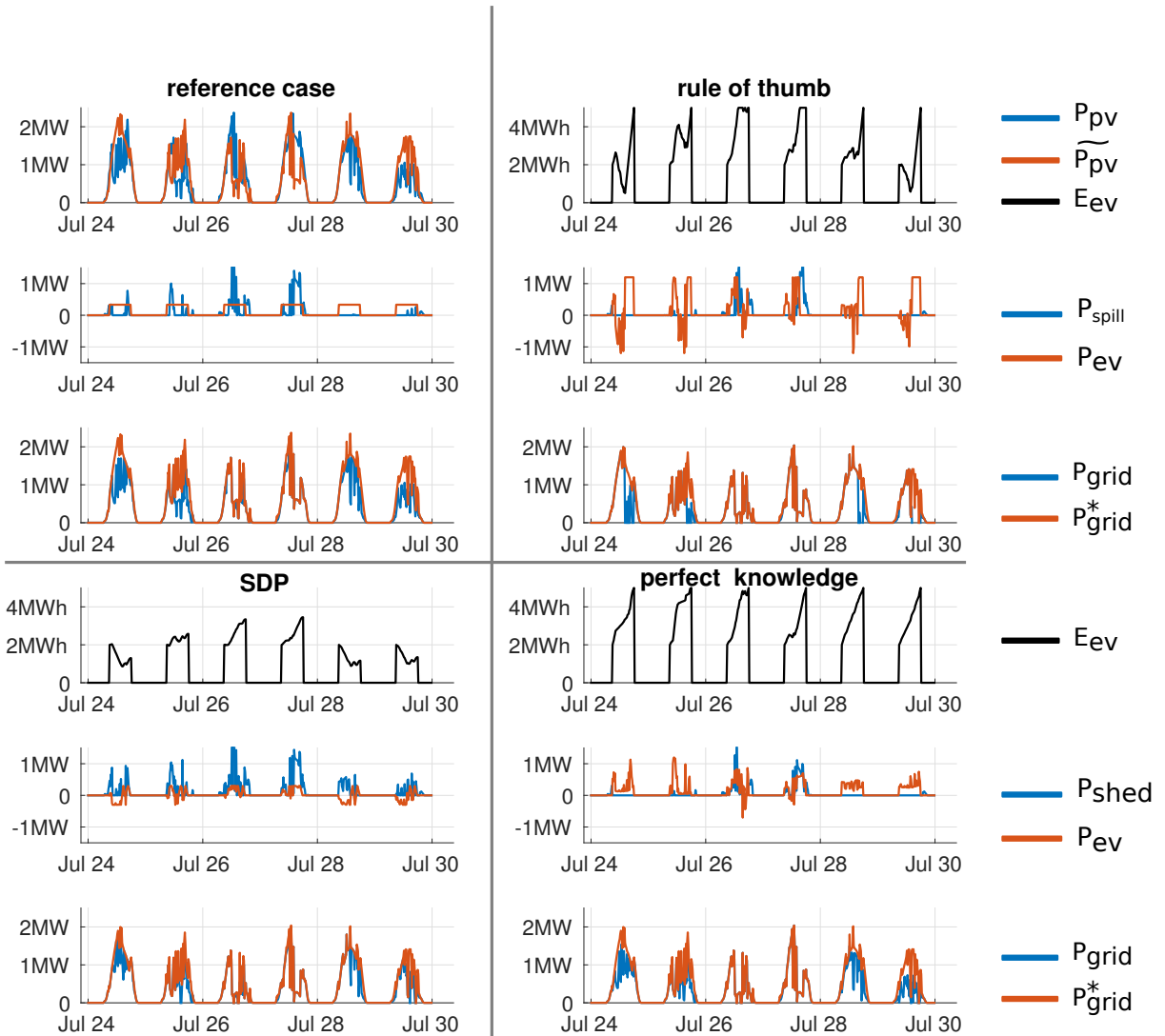


FIGURE 4.15 – Comparaison des trois lois de gestion considérées sur un échantillon de 6 jours. Panneau en haut à gauche : situation de référence sans collaboration entre véhicules et centrale. Panneau en haut à droite : recharge des véhicules gérée par une règle empirique. Panneau en bas à gauche : recharge gérée par programmation dynamique stochastique. Panneau en bas à droite : recharge optimale supposant une prévision parfaite. $P_{pv}^{\#} = 2.64 \text{ MW}$, $\sum E_{ev}^{\#} = 5 \text{ MWh}$.

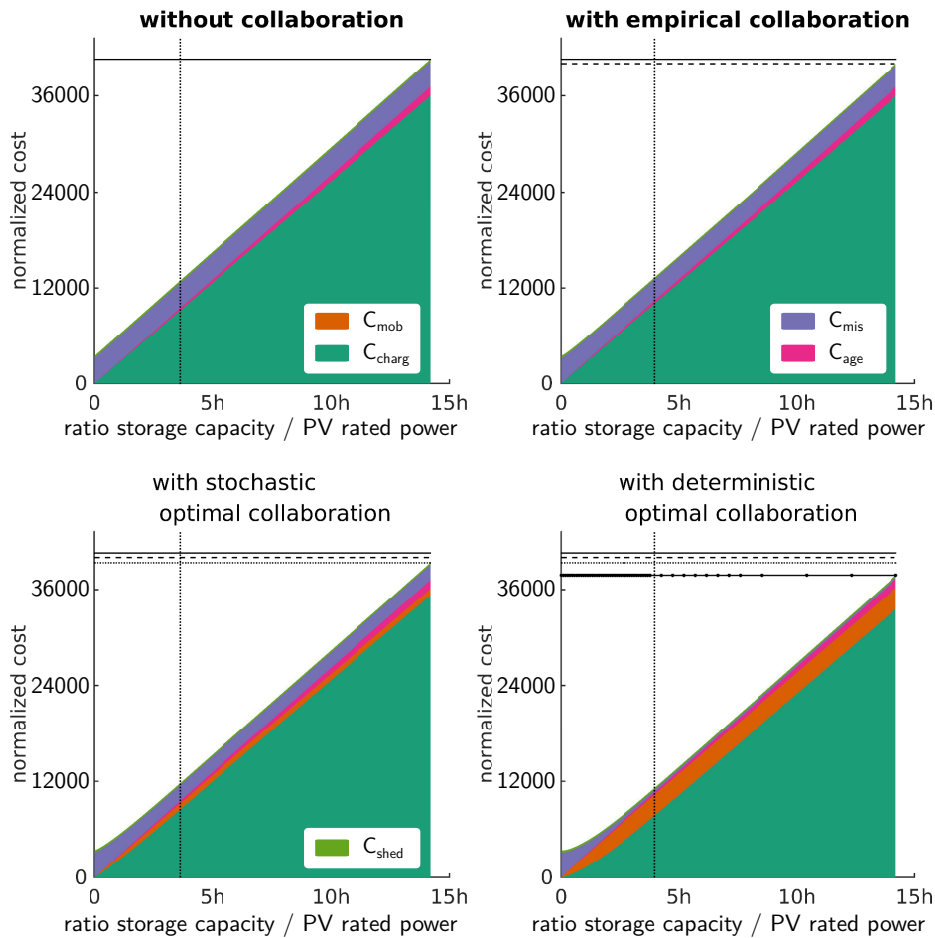


FIGURE 4.16 – Comparaison pour trois lois de gestion de l'évolution des différents coûts en fonction du ratio capacité de stockage de la flotte de véhicules sur puissance de la centrale. Le trait vertical correspond à la parité entre la production de la centrale et les besoins en recharge de la flotte. Les traits verticaux permettent de comparer les différents coûts totaux entre les lois de gestion.

- Enfin le panneau en bas à droite représente les profils optimaux quand on suppose une connaissance parfaite de la production à venir. L'état d'énergie final des batteries est alors très proche de 1, bien que les batteries ne soient pas systématiquement complètement rechargées.

De manière similaire à la démarche mise en œuvre au cours de la section 3.3, ces lois de gestion sont utilisées pour simuler une période d'un an. Les différents coûts sont estimés au cours de cette période pour chacune des lois de gestion implémentées et sont représentés figure 4.16. La taille de la flotte est exprimée comme le ratio entre sa capacité totale de stockage et la puissance de la centrale photovoltaïque. Elle est donc homogène à la durée quotidienne durant laquelle la centrale devrait produire à puissance nominale pour recharge complètement la flotte. Les données de production utilisées provenant de la centrale de Castifao¹², la production quotidienne est en moyenne de 4 h à équivalent pleine puissance. Le trait vertical sur la figure 4.16 représente alors la parité entre cette production et la consommation de la flotte. Les coûts représentés en ordonnée sont normalisés par la consommation d'énergie primaire

12. voir annexe A pour une description des jeux de données utilisés

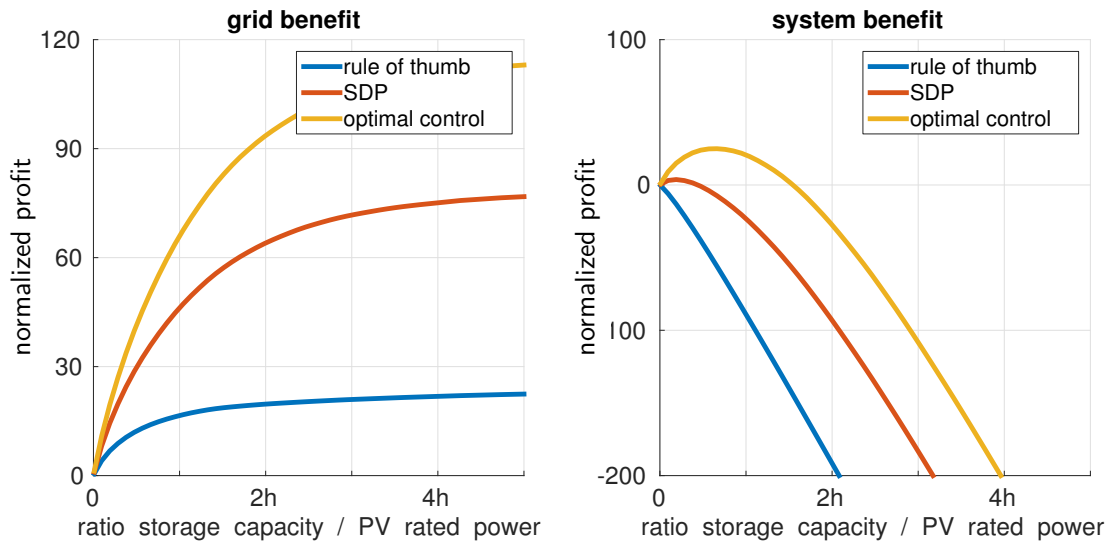


FIGURE 4.17 – Bénéfices apportés par une collaboration entre une flotte de véhicules et une centrale photovoltaïque, pour trois lois de gestion et pour deux modèles économiques différents. À gauche : bénéfice global pour le système électrique. À droite : bénéfice pour un producteur devant payer la recharge des véhicules.

équivalente à la recharge électrique d'une batterie de 10 kWh, soit 2.5 kWh. Les coûts liés à la recharge de la flotte sont prépondérants quelle que soit la loi de gestion considérée.

- Dans la situation de référence – en haut à gauche – les coûts provenant du vieillissement augmentent de manière linéaire avec la taille de la flotte, puisque les batteries se rechargent sous puissance constante. L'endommagement élémentaire est donc identique sur chacune des batteries et seule la capacité totale influe donc sur le coût global du vieillissement. Comme il n'y a pas de collaboration avec la centrale photovoltaïque, les coûts liés à l'écart à l'engagement et au délestage sont constants.
- La répartition des coûts lorsque la flotte est gérée par une règle empirique – en haut à droite – est très proche de la situation de référence. Il s'agit en effet d'une règle très simple où aucun compromis n'est fait avec la mobilité. Les coûts de recharge C_{charg} sont donc identiques. L'endommagement C_{age} est légèrement augmenté – trop légèrement pour être visible sur la figure 4.16 – du fait de l'ajout de nouveaux cycles pour absorber des écarts à l'engagement. Cependant ceci est compensé par une légère réduction des coûts C_{shed} et C_{mis} .
- Les stratégies de gestion optimales – en bas à gauche avec une information imparfaite et en bas à droite avec une information parfaite – permettent tout d'abord des compromis avec la mobilité électrique des véhicules $C_{mob} \neq 0$. Ceci permet une réduction significative du délestage et des écarts à l'engagement et donc une diminution du coût total.

L'écart entre le coût total sans collaboration et le coût total pour chacune des lois de gestion est représenté sur la partie gauche de la figure 4.17. Il s'agit donc du bénéfice qui peut être obtenu grâce à une collaboration. La taille de la flotte est à nouveau exprimée par sa capacité de stockage normalisée par la puissance crête de la centrale photovoltaïque. Il apparaît alors que la collaboration est bénéfique quelle que soit la taille de la flotte de véhicules et quelle que soit la loi de gestion, même empirique. Ainsi une loi de gestion qui ne suppose aucune connaissance de l'erreur de prévision de production peut améliorer l'intégration de sources renouvelables variables tout en assurant une mobilité soutenable. Naturellement, des lois de gestion plus avancées permettent de renforcer cette intégration. De plus, le bénéfice existe pour toute taille de flotte. La collaboration est donc fructueuse dans tous les cas de figure. Cependant lorsque le nombre de véhicules devient important, la compensation de l'écart à l'engagement

que les véhicules peuvent réaliser a déjà été assurée et il n'y a plus d'amélioration à espérer lorsque la flotte grandit encore. Dans le présent cas d'étude, cette situation se manifeste lorsque la flotte nécessite aux alentours de 5 h de pleine production de la centrale pour être rechargée. On est alors aux alentours de l'équilibre entre ce que la centrale produit et ce que la flotte consomme.

4.4.3 Discussion du modèle économique d'un système collaboratif

La figure 4.17 permet de comparer deux modèles économiques distincts [83]. Ceux-ci correspondent à des combinaisons différentes des coûts qui ont été présentés figure 4.16.

Cas d'un responsable d'équilibre Le premier des deux modèles économiques considérés ici est le cas d'un agent devant fournir les consommations électriques au sein d'un périmètre. Ce cas peut être considéré comme celui d'un responsable d'équilibre. Le recours à une production photovoltaïque lui permet tout d'abord de disposer de productions efficaces, permettant de fournir la consommation des véhicules à moindre coût — il s'agit d'un coût environnemental dans ce le présent cas d'étude. Par ailleurs, les véhicules électriques sont supposés être présents dans son périmètre, il devrait donc assurer leur recharge, collaboration ou non. Enfin ce type d'agent doit compenser les écarts entre production et consommation par le recours à d'autres centrales de son portfolio ou par des achats sur le marché de l'énergie, faute de quoi il s'expose à des pénalités.

Un tel agent doit donc supporter l'ensemble des coûts qui ont été définis au cours de cette section. Introduire une collaboration entre productions renouvelables variables et consommation flexibles revient alors à comparer le coût total du problème sans collaboration avec le coût total du problème lorsque la collaboration est appliquée. Il s'agit donc du cas représenté à gauche de la figure 4.17. Introduire une collaboration pour ce type d'agent a systématiquement un impact positif sur ses coûts de fonctionnement. Même une loi de gestion très simple lui permet de tirer profit des complémentarités entre producteurs et consommateurs. Ainsi que mentionné précédemment, ce bénéfice converge vers une asymptote lorsqu'on ajoute indéfiniment des véhicules.

Cas comparable à une centrale virtuelle Le second modèle économique examiné est celui d'un producteur photovoltaïque devant vendre sa production et étant soumis à des pénalités si il n'est pas en mesure d'honorer les volumes auxquels il s'était engagé. Afin d'atténuer ses pénalités — *i.e.* ses erreurs de prévision — il s'associe à des utilisateurs de véhicules qui lui donnent le contrôle de leurs puissances de recharge. En contrepartie, on suppose ici que c'est au producteur photovoltaïque de supporter l'intégralité des coûts de recharge. Ce type d'association présente donc des similarités avec une centrale virtuelle. Le stockage est cependant ici globalement un consommateur, qui représente donc un coût. Il s'agit dans ces conditions de s'associer des véhicules tant que leur flexibilité permet des gains supérieurs à ce que coûte leur recharge.

La partie droite de la figure 4.17 illustre ce modèle économique dans le cas des trois lois de gestion présentées précédemment. Les coûts de recharge augmentant globalement de manière linéaire avec la taille de la flotte, toutes lois de gestion suivent la même pente lorsque le nombre de véhicules augmente. Dans ces situations, la collaboration a déjà fourni ce qui était possible pour compenser le délestage de productible et les écarts à l'engagement. Il est alors contre-productif d'ajouter de nouveaux véhicules dans le système, puisqu'ils sont uniquement des consommateurs qu'il faut recharger. À l'inverse, lorsque les véhicules sont peu nombreux, la collaboration peut avoir un effet positif, mais dépendant fortement de la loi de gestion. En effet, lorsqu'une connaissance parfaite est supposée — cas fabuleusement favorable — le bénéfice maximal qui est issu de la collaboration est atteint pour une flotte de 500 kWh/MW. C'est à dire, dans le cas d'une centrale de 2.64 MW produisant chaque jour en moyenne 4 h à équivalent pleine puissance, une flotte représentant une capacité totale de 1.3 MWh. Dans le cas des hybrides plug-in considéré au cours de cette section 4.4, ceci représente donc une flotte

d'environ 150 véhicules¹³. Cependant associer une flotte à un producteur photovoltaïque serait nuisible lorsqu'une loi de gestion rudimentaire est utilisée. En effet celle-ci ne permet pas de tirer suffisamment profit de leur flexibilité pour compenser les coûts engendrés par la recharge.

4.4.4 Impact de la qualité des prévisions utilisées

Cette section consacrée au dimensionnement d'une flotte de véhicules associée à une centrale photovoltaïque se conclue en revenant sur la question de la qualité de la prévision de production. Il ne s'agit pas ici d'étudier la structure des erreurs de prévision photovoltaïque, ainsi que ce fut le cas précédemment au cours de ce manuscrit, mais bien de comparer les dimensionnements optimaux lorsque différents flux de prévision, plus ou moins performants, sont utilisés.

Trois sources de prévision sont donc considérées.

Prévision par persistance : la première et la plus simple des prévisions considérées est la persistance.

La production photovoltaïque mesurée au cours d'une journée est alors utilisée comme prévision pour le lendemain. Cette prévision extrêmement simple constitue souvent une référence qui nécessite beaucoup de savoir faire pour être surpassée par une autre méthode. Elle permet de plus à tout à chacun de générer sa propre prévision en fonction de ses mesures, indépendamment d'un service météorologique.

Prévision du modèle AROME, Météo France : la deuxième prévision qui est considérée est celle du modèle AROME de Météo France. Cette prévision a été utilisée à de nombreuses reprises au cours des présents travaux, en particulier pour construire le modèle de Markov caché décrivant les trajectoires d'erreur d'irradiance, modèle qui est à nouveau utilisé au cours de cette section.

Prévision parfaite : afin de déterminer le comportement asymptotique vers lequel amèneraient de futures améliorations de prévisions météorologiques, le cas d'une prévision parfaite est enfin considéré. La production photovoltaïque du lendemain est alors supposée parfaitement connue.

Ces trois prévisions servent à établir l'engagement de production du système collaboratif pour le lendemain. La gestion au cours de la journée est ici faite par la loi de gestion basée sur une connaissance parfaite qui a été présentée et utilisée au cours de cette section. Le cas d'un agent comparable à une centrale virtuelle est choisi pour servir de cadre à cette étude, puisqu'il s'est avéré que ce cas était le plus sensible aux lois de gestion utilisées. La figure 4.18 représente alors les variations des bénéfices retirés de la collaboration, pour les trois types de prévision considérés.

Le cas d'une prévision provenant du modèle AROME est identique à celui de la figure 4.17. On retrouve donc une zone où la flexibilité apportée par les véhicules a un effet bénéfique en compensant les écarts à l'engagement. Puis lorsque les véhicules deviennent trop nombreux, leurs besoins de recharge l'emportent sur les bénéfices de leur flexibilité. Dans le cas d'une prévision faite par persistance – et donc de qualité inférieure à celle issue d'un modèle *NWP* – les erreurs de prévision de production engendrent des écarts à l'engagement importants. La flexibilité apportée par les véhicules est donc bien plus bénéfique quelle que soit la taille de la flotte. Ceci se traduit de plus par une taille optimale largement supérieure. En effet, pour compenser des écarts de production plus importants, une capacité de stockage supérieure est nécessaire. À titre indicatif, là où une flotte de 100 véhicules hybrides était associée à une centrale de 2.64 MW lorsque la prévision provenait du modèle *Arome*, le double est maintenant nécessaire, soit 1 MWh/MW. Enfin, le cas d'une prévision parfaite rend toute collaboration contre-productive, puisqu'il n'y a pas d'écart à compenser. En effet l'utilisation d'une prévision parfaite un jour à l'avance permet de déterminer l'engagement de production idéal, que la centrale respectera naturellement. Seul le coût de la recharge des véhicules apparaît alors.

Parmi les trois types de prévision utilisées au cours de cette étude de cas, seule la prévision fournie par Météo France peut être considérée comme réaliste, aucune centrale renouvelable n'utilisant la persistance, pas plus que l'on ne dispose d'une prévision parfaite. Le principal enseignement de cette étude

13. sur la base d'une batterie de 10 kWh pour un hybride plug in, cas de la Toyota Prius rechargeable

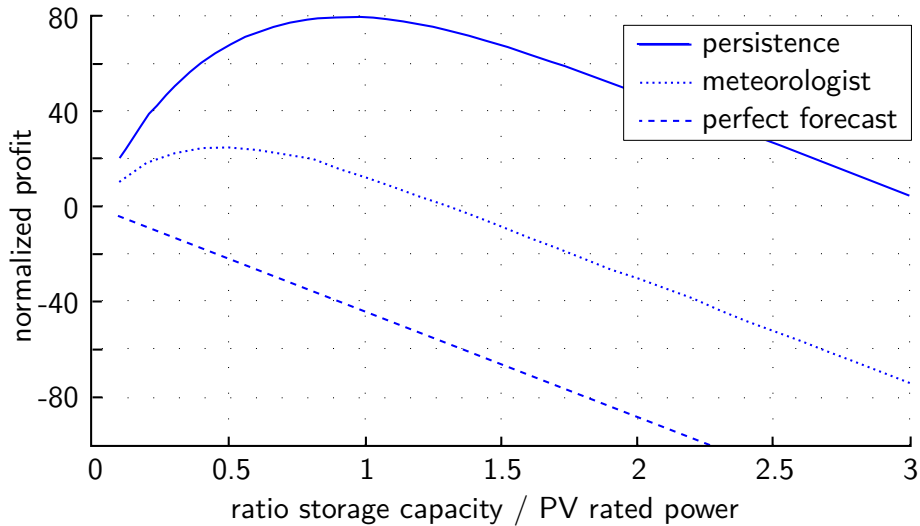


FIGURE 4.18 – Comparaison des bénéfices apportés par l'association d'une flotte de véhicules et d'une centrale photovoltaïque pour différentes prévisions de production.

réside donc dans la mise en évidence du lien entre qualité de la prévision et dimensionnement optimal d'un stockage ou d'une charge flexible. Une centrale située dans des lieux où la prévision est difficile, du fait des conditions géographiques locales, devra donc être associée à des moyens de flexibilité plus importants qu'une centrale où l'on peut disposer d'une prévision précise et fiable. La question du dimensionnement optimal se révèle donc être une question tout aussi locale que celle d'une modélisation des erreurs de prévision.

Bilan du chapitre

Ce chapitre a été consacré à la gestion et au dimensionnement d'une flotte de véhicules. Le critère d'énergie primaire équivalente a ici encore été utilisé ainsi que depuis le début des présents travaux. Dans un premier temps, cette flotte a été considérée comme une batterie équivalente agrégée, cherchant à compenser les écarts à l'engagement au sein d'un système collaboratif. Après avoir présenté l'optimisation de sa stratégie de gestion par programmation dynamique stochastique, nous avons étudié l'influence de la flexibilité de l'utilisateur sur le service qui pouvait être rendu en contrôlant la recharge de sa batterie.

Dans une seconde partie, la consigne de puissance obtenue pour l'ensemble de la flotte a été déclinée pour chaque véhicule. Les recharges optimales sont alors différenciées individuellement en fonction de l'état d'énergie, de la capacité et de la durée restante avant le départ. La résolution proposée repose sur l'algorithme d'optimisation distribuée ADMM ainsi que sur la programmation dynamique. Les préférences des usagers ont alors pu être également prises en compte de manière individuelle. Chaque utilisateur déclarant son niveau de flexibilité, les puissances de recharge sont réparties de manière équitable.

Par la suite, nous nous sommes intéressés à la robustesse des méthodes de résolution proposées dans un contexte où les échanges d'information sont limités. Le cas d'étude consistait alors en une flotte cherchant à respecter une contrainte de puissance maximale. Seule la puissance totale consommée pouvait être mesurée tandis qu'un signal prix était diffusé de manière globale à tous les véhicules. Bien que les stratégies de gestion n'aient pas été adaptées à ce cas d'échanges limités, la contrainte de puissance est globalement prise en compte, l'amplitude des dépassements décroissant de manière exponentielle. Les méthodes proposées semblent donc largement en mesure de s'adapter à des contextes où les échanges d'information sont très limités.

Enfin le dimensionnement optimal d'une flotte par rapport à une centrale photovoltaïque a été étudié. Trois lois de gestion ont été comparées afin de souligner les couplages entre loi de gestion et dimensionnement optimal selon une approche de co-optimisation. Deux modèles économiques distincts ont également été analysés. Lorsqu'un acteur doit supporter tous les coûts liés à la gestion d'un système électrique, il fut montré que la collaboration entre le producteur et la flotte permet une amélioration de l'efficacité globale dans toutes les circonstances. En revanche, lorsque les gains engendrés par la flexibilité des véhicules sont mis en regard des coûts liés à leur recharge, il devient nécessaire de dimensionner la flotte avec attention. Une loi de gestion performante doit de plus être appliquée, faute de quoi il est impossible de rentabiliser la collaboration quelle que soit la taille de la flotte.

Chapitre 5

Conclusions et perspectives

De sorte que ce qu'il a trouvé, il ne l'a pas encore, c'est encore à chercher, la trouvaille est ce qui appelle d'autres recherches

Maurice Merleau Ponty, *L'œil et l'esprit*,
1961

Sommaire

5.1 Bilan des travaux présentés	167
5.2 Prolongements possibles	170
5.3 Perspectives	172

Au terme de ce manuscrit, ce dernier chapitre vise tout d'abord à proposer un bilan des travaux présentés. Ce bilan se décompose en un résumé des études effectuées, avant de revenir sur les contributions les plus significatives. Par la suite, nous proposons quelques prolongements possibles à court et moyen termes. Enfin le mémoire se referme — et s'ouvre tout à la fois — sur les perspectives et enjeux qui nous semblent fondamentaux dans la poursuite de cette thématique.

5.1 Bilan des travaux présentés

Résumé des travaux

La généralisation au sein des systèmes électriques de centrales variables et de consommations flexibles pose une multitude de questions protéiformes mais reposant *in fine* sur des problématiques similaires et faisant intervenir des méthodes de résolution semblables. C'est pourquoi un formalisme commun et modulable a été proposé au cours de ces travaux sous le terme de **système collaboratif**. Ce cadre de résolution générique a ensuite été appliqué à un cas d'étude composé de l'association d'une centrale photovoltaïque et d'une flotte de véhicules électriques devant respecter ensemble un engagement de puissance échangée avec le réseau. Il doit être considéré comme un support cristallisant beaucoup des questions posées par la transition énergétique et qui peut être librement adapté à d'autres sources variables ou d'autres charges flexibles.

Ce formalisme, défini au cours du chapitre 1, permet d'introduire les différents objectifs antagonistes qui co-existent dans les systèmes électriques. **Le vieillissement des composants** — principalement des stockages électrochimiques — **les pertes, l'énergie délestée, les coûts de recharge et les coûts d'écart à l'engagement** ont ainsi été introduits.

La gestion d'un système de stockage — qu'il soit effectivement un stockage *stricto sensu* ou bien une charge pilotable — nécessite de faire interagir entre eux plusieurs problèmes ayant des échéances distinctes. Les questions de couplage entre la gestion instantanée et celle du dimensionnement en sont une illustration. L'approche de **co-optimisation des différents problèmes** permet de souligner cette difficulté à chaque fois qu'elle surgit et de tenter de la prendre en compte.

La question de la co-optimisation a de plus pris une seconde forme au cours de ces travaux en interrogeant l'impact des modèles utilisés sur les décisions finales. En effet l'utilisation et la conception du système collaboratif nécessitent des modèles de connaissances de plusieurs phénomènes — entrées du système ou composants internes — qui sont décrits au chapitre 2. Des modélisations de divers niveaux de complexité ont donc été mises en place afin d'évaluer l'impact de la précision des modèles sur les décisions de gestion et de dimensionnement. Le comportement de la centrale photovoltaïque, l'erreur de prévision de la production, le comportement des batteries — vieillissement et comportement dynamique — et les déplacements des véhicules ont été étudiés. Les modèles les plus fins pour chacun des composants intervenant dans une optimisation ne peuvent en effet pas systématiquement être pris en charge, au risque de placer le problème au-delà de toute résolution possible. La question des modèles de complexité adaptée a donc été explorée. En particulier, il a été constaté que la prise en compte de modèles de vieillissements relativement simples conduisait à des résultats très proches de ceux qui peuvent être obtenus à l'aide de modèles beaucoup plus complexes [125].

Le chapitre 3 a été consacré à la gestion et au dimensionnement d'un stockage stationnaire associé à une centrale photovoltaïque. Ce problème comporte plusieurs objectifs antagonistes, tels que le respect d'un engagement de production, la minimisation du délestage de productible, des pertes, du vieillissement, ou encore le coût d'investissement dans l'unité de stockage. La gestion a été optimisée à l'aide de la programmation dynamique stochastique. La sensibilité de ces stratégies de gestion aux différents modèles utilisés a ensuite été étudiée. Le dimensionnement optimal d'un stockage stationnaire a été présenté en prenant en compte sa loi de gestion, dans le cas particulier d'une contrainte d'engagement en trapèze. La sensibilité de ce dimensionnement vis à vis des modélisations du vieillissement en cyclage a alors été analysé.

Le cas d'une flotte de véhicules a été traité au cours du chapitre 4. Après avoir considéré cette flotte sous l'angle d'une batterie équivalente agrégée, la consigne de puissance globale a été déclinée pour chaque véhicule individuellement en fonction de son état. La résolution proposée repose sur l'algorithme d'optimisation distribuée ADMM ainsi que sur la programmation dynamique. Les préférences des usagers ont alors pu être également prises en compte de manière individuelle. Chaque utilisateur déclarant son niveau de flexibilité, les puissances de recharge sont réparties de manière équitable. Nous nous sommes ensuite intéressés à la robustesse de méthodes de résolution proposées dans un contexte où les échanges d'information sont limités. Le cas d'étude consistait alors en une flotte cherchant à respecter une contrainte de puissance maximale alors qu'un signal prix était diffusé de manière globale à tous les véhicules. Enfin le dimensionnement optimal d'une flotte par rapport à une centrale photovoltaïque a été étudié, à nouveau le couplant à sa loi de gestion. Deux modèles économiques distincts ont été analysés, en comparant trois lois de gestion de complexité différentes. Lorsqu'un acteur doit supporter tous les coûts liés à la gestion d'un système électrique, il fut montré que la collaboration entre le producteur et la flotte permet une amélioration de l'efficacité globale dans toutes les circonstances. En revanche, lorsque les gains engendrés par la flexibilité des véhicules sont mis en regard des coûts liés à leur recharge, il devient nécessaire de dimensionner la flotte avec attention. Une loi de gestion performante doit de plus être appliquée, faute de quoi il est impossible de rentabiliser la collaboration.

Principales contributions

Quelques contributions présentées au cours de ce manuscrit nécessitent un développement spécifique.

Modélisation des erreurs de prévision d'irradiance Lors de la gestion d'un stockage d'énergie visant à compenser une erreur de prévision, la question de la caractérisation de ces erreurs et en particulier de leur structure temporelle est cruciale. Dans le cas d'une production photovoltaïque, cette question est peu explorée et est rendue complexe par d'importantes saisonnalités auxquelles le phénomène est sujet. De plus les dépendances multiples vis à vis d'autres grandeurs météorologiques créent des formes particulières d'erreur de prévision qui se sont avérées difficiles à capturer à l'aide de modèles de séries temporelles. C'est pourquoi un formalisme de Markov caché a été proposé afin de modéliser les erreurs de prévision au cours d'une journée. Le jeu de données utilisé décrivait trois ans d'irradiance mesurée et prévue, ainsi que plusieurs autres variables météorologiques.

Ce formalisme s'appuie tout d'abord sur l'émergence de trajectoires typiques que décrit l'erreur de prévision au cours d'une journée. Le lien entre ces classes de trajectoires et d'autres grandeurs météorologiques est cependant ténu puisque l'apprentissage automatique des conditions météorologiques permettant de reconnaître une classe d'erreur ne s'est pas révélé prometteur. Cette difficulté semble cohérente avec l'utilisation de prévisions issues du modèle AROME — Météo France — qui sont d'excellente qualité. Une modélisation stochastique des transitions de classes d'un jour à l'autre a donc été mise en place. Ce formalisme d'une chaîne de Markov caché permet d'une part d'anticiper les formes d'erreur probables un jour à l'avance, et peut donc permettre d'améliorer la stratégie d'engagement de production. D'autre part les probabilités de lissage — décrivant les probabilités d'appartenance à chaque classe de la journée en cours — sont en mesure d'intégrer naturellement l'arrivée de nouvelles informations au fur et à mesure que les erreurs de prévision sont révélées pendant la journée. La stratégie de gestion d'un stockage peut donc être adaptée à chaque pas de temps en fonction des valeurs prises par l'erreur de prévision depuis le matin.

Optimisation distribuée et hétérogène de la recharge d'une flotte de véhicules La recharge optimale d'une flotte de véhicules est un problème stochastique de grande dimension et qui présente un couplage temporel du fait de l'équation dynamique de ses batteries. Une résolution adaptable a été proposée et présentée pour ce type de problème. Celle-ci fait appel à un algorithme d'optimisation distribuée, *Alternating Direction Method of Multipliers*, qui tire profit de la structure d'une flotte pour décomposer le problème de gestion en autant de sous-problèmes liés à chaque véhicule. Un problème maître considérant la flotte uniquement comme une batterie unique agrégée assure quant à lui la coordination de ces sous problèmes entre eux afin de respecter une contrainte globale ou bien de prendre en compte un coût partagé par toute la flotte. La résolution de ce problème maître ainsi que des sous-problèmes liés à chaque véhicule fait alors appel à la programmation dynamique stochastique. Des stratégies de gestion sont optimisées hors ligne et décrivent les meilleures décisions dans toutes les configurations possibles d'un espace d'état. La résolution sous forme de stratégies de gestion permet en particulier de résoudre simultanément toutes les configurations dans lesquelles les véhicules d'une flotte sont susceptibles de se trouver. Le contrôle en temps réel du système repose alors simplement sur l'interpolation de ces stratégies de gestion. Ces stratégies découlent de la résolution de l'équation de Bellman qui considère que la variable duale du problème est décrite par un processus stochastique qui peut lui-même être identifié itérativement sur la base de précédentes simulations.

Cette méthode de résolution permet de laisser chaque sous-problème, lié à un seul véhicule, indiquer quelle est sa décision optimale. Il s'agit alors du compromis entre les coûts individuels du véhicule et les coûts de *coordination* créés par la variable duale du problème. Cette méthode de résolution permet alors de donner aux utilisateurs des véhicules la liberté de choisir la valeur de leur mobilité. Si chaque utilisateur indique quelle est la pondération qu'il désire entre la fonction récompensant sa mobilité et les autres fonctions coûts, il est possible de prendre en compte ces préférences en répartissant de manière équitable les efforts entre les véhicules offrant une grande flexibilité et ceux nécessitant une recharge prioritaire. La prise en compte des préférences individuelles de chacun des utilisateurs est tout d'abord un outil pour améliorer l'acceptabilité d'un système collaboratif du point de vue de l'utilisateur de vé-

hicule. Ses aspirations de mobilité peuvent être prise en compte à chaque trajet en lui donnant un levier important sur la gestion de sa recharge. La question centrale de la valeur de la mobilité face à d'autres objectifs ne peut être résolue à l'échelle d'une flotte du fait de l'hétérogénéité des comportements et des aspirations des différents usagers. Cette question est donc transférée directement à l'usager qui déclare ses préférences. La résolution distribuée du problème permet alors de les prendre en compte et d'identifier les services qui sont rendus par les véhicules, c'est-à-dire de différencier les prix entre les véhicules en fonction de la flexibilité au système collaboratif.

Échanges d'information limités L'omniprésence d'informations échangées au sein des réseaux électriques est la caractéristique fondatrice de la thématique des *smart grids*. Cet échange d'information représente néanmoins des besoins d'infrastructures spécifiques. De surcroît, la thématique de la fiabilité de l'information et des délais nécessaires à sa transmission est ce faisant ouverte. La résolution proposée pour la recharge d'une flotte de véhicules nécessitant des échanges d'informations entre chaque véhicule et un agent centralisateur, ces questions sont cruciales pour la viabilité des travaux présentés. C'est pourquoi la section 4.3 a tenté de transposer cette résolution dans un cas où les échanges d'information sont limités au minimum. Seule la variable duale est supposée être communiquée à tous les véhicules. En retour la consommation totale de la flotte est mesurée — cas d'une poche de distribution alimentant un quartier. Sur ce cas d'étude, la robustesse de la méthode de résolution a pu être mise en évidence sur un critère de respect d'une contrainte de puissance limite variable dans le temps. Bien que les stratégies de gestion des véhicules n'aient pas été modifiées pour prendre en compte l'absence d'échange d'information, la flotte de véhicules parvient à suivre le profil de puissance limite malgré des dépassements temporaires. La distribution statistique de ces dépassements suit une loi exponentielle. La possibilité d'optimiser la recharge d'une flotte de véhicules à l'aide de deux signaux qui peuvent être aisément mesurés ou communiqués a donc été mise en évidence.

5.2 Prolongements possibles

Dans la continuité des travaux qui ont été ici présentés, plusieurs études seraient envisageables à court et moyen terme afin de compléter et de renforcer les résultats obtenus.

Co-optimisation de l'engagement de production Au cours de ces travaux, peu d'attention a été consacrée à la question de l'engagement de production qui a systématiquement été considéré comme égal aux prévisions de production, à laquelle la prévision de puissance consommée par les véhicules était soustraite le cas échéant. La question de l'engagement optimal est largement traitée sous la forme du problème d'*optimal bid* dans un contexte de marché de l'énergie [164, 82]. L'ajout de cet élément au sein des stratégies de gestion qui ont été développées permettrait de compléter la démarche de co-optimisation mise en place en considérant le triptyque dimensionnement-engagement-gestion.

Par ailleurs, un seul producteur renouvelable variable a été considéré au cours des présents travaux. Ce choix se justifie par le fait que plusieurs producteurs peuvent également être considérés d'un point de vue agrégé en conservant le même formalisme. Cependant les producteurs peuvent être de nature distribuée, tout comme l'est une flotte de véhicules, par exemple dans le cas des installations photovoltaïques domestiques en toiture. Les questions d'optimisation distribuée, qui ont été traitées pour la recharge optimale des véhicules, se transposent alors aux producteurs. De plus l'engagement de production doit également être fait de manière distribuée, chaque producteur ayant une part de l'information nécessaire pour déterminer l'engagement global.

Enrichissement des modèles de stockage Le comportement des batteries électrochimiques est extrêmement complexe, en particulier leurs mécanismes de dégradation. Il dépend de nombreux paramètres ainsi que souligné dans la section 2.3 mais également au cours des chapitres 3 et 4. Les modélisa-

tions qui peuvent en être proposées sont donc généralement partielles et simplifiées. Afin de continuer à investiguer l'impact de ces modélisations sur les décisions de gestion et de dimensionnement, des modèles plus riches pourraient être introduits, et les résultats d'optimisation évalués en regard de leur complexité.

- En particulier les puissances limites que les batteries peuvent échanger *via leurs chargeurs* ont ici été considérées comme constantes alors qu'elles sont dépendantes de l'état d'énergie de la batterie [93]. De plus l'état de vieillissement *SoA* provoque une augmentation progressive de la résistance interne et réduit la puissance maximale. Ceci inviterait donc à exprimer les contraintes sur la puissance de recharge du type

$$f^b(\text{SoE}, \text{SoA}) \leq P_{ev} \leq f^\#(\text{SoE}, \text{SoA}) \quad (5.1)$$

à l'aide de fonctions f^b et $f^\#$ plus complexes que celles qui ont été mises en œuvre ici.

- Par ailleurs le vieillissement des batteries — qui est ici modélisé de plusieurs manières afin de déterminer leur durée de vie — se traduit par des dégradations progressives de la résistance interne et de la capacité [174]. La valeur de ces paramètres évolue donc au cours de la vie du composant. Cette évolution peut être aisément prise en compte dans les présents travaux puisque la capacité d'un véhicule est découverte à son arrivée et sa connexion à une borne de recharge. La capacité utile de la batterie, correspondant à sa capacité nominale à laquelle se soustrait l'endommagement, est donc prise en compte à chaque déplacement. Cette approche pourrait être améliorée en prenant en compte à chaque pas de temps les dégradations subies par les batteries, plutôt qu'en ne les actualisant qu'à chaque déplacement.

Traitement local des conditions météorologiques Au cours de ces travaux, les données de production issues d'une centrale photovoltaïque en Corse ont été utilisées. Elles ont été confrontées aux conditions météorologiques qui étaient disponibles auprès de Météo France sur les points les plus proches de la grille du modèle AROME. Ce jeu de données a servi de base pour les études présentées mais n'a malheureusement pas pu être exploité pour interroger la transformation d'une prévision de conditions météorologiques à une prévision de production malgré quelques travaux préliminaires [211]. Ce passage nécessite tout d'abord de transporter la prévision du point de grille jusqu'à la véritable position de la centrale. Les mesures accessibles concernant le rayonnement dans un plan horizontal, en déduire le rayonnement capté par la centrale nécessite une prise en compte des influences des rayonnements directs et diffus. Par la suite des questions restent en suspens, notamment quant à la transitivité entre la modélisation de l'erreur de prévision météorologique et la modélisation de la centrale. Est-il similaire :

- de modéliser les erreurs de prévision d'irradiance puis de leur appliquer le modèle de production d'une centrale photovoltaïque,
- d'appliquer le modèle de la centrale sur les prévisions d'irradiance puis de construire un modèle d'erreur de prévision sur la production photovoltaïque ?

La corrélation des erreurs de prévision entre plusieurs grandeurs telles qu'irradiance, température, *et cætera* risque de rendre les résultats issus de ces deux démarches très différents.

Modélisation dynamique des variables duales et échanges d'information limités L'optimisation distribuée des puissances de recharge d'une flotte de véhicules, qui a été utilisée au cours du chapitre 4, remplace l'évolution temporelle de la variable duale du problème par un processus stochastique [11, 194]. L'impact de cette approximation sur les résultats obtenus n'a tout d'abord pas pu être vérifié. Par ailleurs, la robustesse de cette approximation dépend largement du processus stochastique utilisé au cours de la résolution. Là encore bien peu de modèles ont été explorés. Il serait donc intéressant de réitérer cette démarche en enrichissant les descriptions utilisées pour les évolutions de la variable duale et en identifiant de manière répétée leurs variations sur les simulations temporelles obtenues.

Les stratégies de gestion pourraient également être modifiées pour prendre en compte le contexte d'échanges d'information limités. Dans le cas d'une contrainte de puissance maximale, la probabilité de dépassement de la contrainte peut être exprimée en fonction de la valeur de la variable duale. Le coût d'un dépassement pourrait donc être intégré dans l'équation de Bellman sous la forme de l'espérance d'un coût futur conditionné par la valeur actuelle de la variable duale.

Préférences de mobilité Ainsi que décrit au cours de la section 4.2, la recharge incomplète des véhicules représente un coût que l'on suppose de la forme $C_{mob} = a \cdot (1 - SoE)^b$. Imposer les mêmes paramètres a et b à tous les utilisateurs présents au sein d'une flotte semble cependant illusoire. C'est pourquoi il a été envisagé de donner à chaque utilisateur de véhicule la possibilité de fixer lui-même chaque jour la valeur de la recharge de sa batterie. Ceci semble un moyen important pour améliorer l'acceptabilité de dispositifs utilisant les batteries de véhicules pour d'autres services que la mobilité. Cependant lors de la présentation des travaux consacrés aux préférences hétérogènes au sein d'une flotte, les préférences qui étaient déclarées par les usagers ne concernaient que le facteur de pondération a , c'est-à-dire l'amplitude de cette fonction et non son facteur de forme b . Il serait donc possible de prolonger cette étude des préférences distribuées en donnant aux utilisateurs la possibilité de fixer non seulement l'amplitude de leur fonction de mobilité, mais également sa forme. Ceci s'inscrirait en cohérence avec le constat qu'il n'a pas, à l'heure actuelle et à notre connaissance, de possibilité de construire une quantification de la valeur que les utilisateurs donnent à leur mobilité. La seule voie ouverte est alors, nous semble-t-il, de confier à l'utilisateur le soin de déclarer cette valeur pour chaque situation et d'être en mesure de prendre en compte ses choix. Ceci ouvrirait de plus la voie à une étude d'un point de vue des sciences humaines et sociales.

Valeur de la prévision et de la modélisation de son erreur Pour un gestionnaire de centrale renouvelable soumis à une contrainte de prévision de sa production, la question de la valeur de la prévision qui lui est fournie ne peut pas être tranchée directement par un critère tel que l'erreur moyenne ou la vraisemblance dans le cas d'une prévision probabiliste. En effet cette erreur de prévision se traduira non seulement par de potentielles pénalisations, mais est également couplée avec le dimensionnement de stockage — qu'il s'agisse d'une authentique unité de stockage ainsi que montré au cours de la section 3.3 ou bien que cela se traduise par la taille d'une flotte de véhicules comme dans la section 4.4. Évaluer la valeur d'une prévision fait donc appel à la manière dont la prévision est utilisée pour la gestion et pour le dimensionnement. Cette question a déjà été soulevée au cours des présents travaux de doctorat [123], mais également dans d'autres travaux tels que ceux de Michiorri *et al.* [142].

Cependant, la question de la valeur de la prévision se dédouble et en a fait apparaître une seconde au cours du chapitre 3. Les dispositifs de stockage cherchant à compenser les erreurs de prévision, leur gestion se base sur une modélisation de ces erreurs. Quelle peut alors être la valeur de la prévision et de sa modélisation ? Les résultats de la section 3.2 ont mis en évidence qu'une modélisation fine de ces erreurs de prévision pouvait permettre d'améliorer de manière sensible la gestion d'un stockage. La co-optimisation des lois de gestion, issues de tels modèles, et du dimensionnement d'un stockage reste donc une question ouverte.

5.3 Perspectives

Les travaux ici présentés ouvrent également des questions et des perspectives plus vastes.

Modèle d'erreur de prévision La modélisation qui a été proposée pour les erreurs de prévision de production photovoltaïque se révèle très prometteuse et a d'ores et déjà montré sa pertinence au vu des résultats ici présentés. Beaucoup de questions restent cependant en suspens afin d'en tirer tout le potentiel. Parmi celles-ci se trouve le nombre de types de trajectoires qui sont pertinents, puisqu'il

n'a ici été étudié qu'à l'aide d'un *energy score* alors que d'autres métriques pourraient être pertinentes comme les scores de Brier ou l'utilisation de variogrammes. Par ailleurs, les états du modèle de Markov caché gagneraient probablement à prendre en compte d'autres co-variables météorologiques telles que l'évolution de température au cours d'une journée, les conditions de vents *et cætera*. Ces grandeurs, qui sont présentes dans les travaux basés sur des types de temps [77, 3], faciliteraient l'établissement de liens entre erreurs de prévisions d'irradiance et conditions météorologiques. Les pré-traitements appliqués aux données jouent également un rôle important dans les résultats obtenus et méritent d'être discutés en fonction de l'application visée. Dans un contexte d'énergie où il n'était pas pertinent de mettre le milieu de journée — où l'essentiel de la production photovoltaïque se concentre — sur le même plan que les heures de pénombre, aucune désaisonnalisation à l'aide d'un modèle ciel clair n'a été utilisée. Ajouter ce pré-traitement serait une étape nécessaire afin de renforcer le caractère générique de cet outil.

L'identification des paramètres du modèle de Markov caché a ici été réalisée à l'aide de l'algorithme EM — *Expectation-Maximization*. Malgré sa modularité, ce dernier impose de proposer une structure de modèle à même de capturer tous les comportements du processus d'une façon monolithique. À l'inverse, mettre en place une identification en ligne du modèle par *reinforcement learning* [204, 121] pourrait permettre de traduire plus naturellement les évolutions long terme du comportement de l'erreur de prévision.

Enfin le fait de transposer la modélisation proposée sur d'autres jeux de données afin de vérifier les similitudes des résultats constituerait un précieux complément de validation. Rien ne permet pour l'heure d'estimer si les trajectoires typiques obtenues sont susceptibles d'être similaires d'un site à l'autre ou bien si elles ne sont valables que localement.

Vérification de l'optimalité des résultats L'optimisation de la recharge d'une flotte de véhicules a été au cœur de ces travaux. Des méthodes et des résultats ont été présentés afin de déterminer la meilleure décision possible dans un contexte stochastique. Bien que l'optimalité de ces résultats s'appuie sur des preuves mathématiques, elle reste conditionnée à la manière dont le problème a été posé, aux paramètres et aux modélisations internes utilisées au cours de la résolution, *et cætera*. Tous ces éléments créent une distance entre le problème qui est posé et résolu — dont on peut démontrer l'optimalité de la solution proposée — et le problème *réel*, infiniment plus complexe car composé d'éléments qui ne peuvent pas être traduits dans un problème d'optimisation. L'introduction de modèles stochastiques au sein de cette résolution renforce également l'enjeu de cette question. En effet les méthodes d'optimisation stochastique permettent de garantir que la décision proposée est la meilleure au regard de l'information disponible à un instant donné. Encore faut-il s'assurer que cette information disponible est correctement et intégralement prise en compte par les modèles construits pour la résolution. La vérification et la validation de la pertinence des résultats obtenus dans une situation réelle reste à ce stade une voie ouverte et qui n'a pas été explorée au cours de ces travaux.

Fiabilité imparfaite des agents et de l'information Un système collaboratif implique par nature une coopération entre plusieurs agents des systèmes électriques allant des producteurs renouvelables variables aux consommateurs flexibles en passant par le gestionnaire du réseau électrique. Cependant une telle coopération, si elle est mise en œuvre opérationnellement, rencontrera nécessairement des situations où l'un de ces agents fera défaut au système, par exemple du fait d'une défaillance technique ou d'une latence dans les transmissions d'information. Il peut tout d'abord s'agir d'une défaillance d'un composant, se traduisant par la disparition d'un ou de plusieurs véhicules. La question des défaillances ou des latences dans la transmission de l'information est également un point crucial quant à la robustesse des schémas de gestion proposés dans des situations réelles. Le contrôle robuste des micro-réseaux est un champ très actif de la littérature, aussi bien à l'aide d'optimisation hors ligne [172] que d'outils décentralisés, [73, 40]. Ces travaux ouvrent des pistes de travail pour intégrer, dans les stratégies de

gestion qui ont été développées, la possibilité d'une défaillance, aussi bien du côté du producteur renouvelable et du véhicule, qu'au niveau de la connexion avec le réseau électrique.

Prise en compte des contraintes réseau L'objectif qui a été choisi pour illustrer les méthodes de gestion d'un système collaboratif était ici d'améliorer la prévisibilité à la fois de la production des centrales renouvelables et de la consommation des véhicules électriques. Ainsi que le chapitre 1 l'a souligné, cet objectif n'est qu'une des possibilités d'une telle collaboration. Le chapitre 4 a d'ailleurs utilisé comme illustration un cas où seule la flotte de véhicules cherchait à respecter une contrainte de puissance limite. Ce type de mise en œuvre ouvre la voie à des prises en compte plus poussées des contraintes de fonctionnement issues du réseau électrique, et plus largement aux services réseaux. Une large partie des travaux consacrés à la gestion des flottes de véhicules électriques s'inscrit en effet dans la thématique du *demand side management*. Les enjeux consistent alors en la prise en compte des contraintes issues du fonctionnement des réseaux de distribution [203], en la participation à de l'effacement de pointes de consommation, en la fourniture de services auxiliaires [200, 119] ou au respect des plans de tension [58]. L'ajout de ce type d'enjeux au sein des stratégies de gestion développées ici ouvrirait à ces travaux de nouveaux champs d'application.

Modèles économiques à développer La quantification des différents intérêts coexistants au sein du système collaboratif utilisé au cours de ces travaux a été principalement faite à l'aide de critères environnementaux tels que l'énergie primaire consommée. Bien que la quantification de ces critères soit délicate — et que le critère d'énergie primaire ne permette pas de refléter la diversité des impacts sur l'environnement — ce point de vue a été privilégié face à des critères purement économiques du fait de l'absence pour l'heure de modèles économiques viables. Différents acteurs économiques utilisent ou sont actuellement à la recherche de mécanismes proches d'un système collaboratif. Cependant leur viabilité dépend de réglementations très spécifiques, par exemple dans le cas des zones insulaires en France [43, 47], ou bien de règles de marché très évolutives, comme pour les centrales virtuelles vendant leur production sur les marchés de l'énergie [112]. Certains acteurs n'ont pas encore réussi à faire éclore un modèle économique viable, comme c'est le cas à notre connaissance des agrégateurs voulant monnayer une flexibilité de consommation. C'est pourquoi les études de dimensionnement réalisées au cours du chapitre 4 ont discuté quelques modèles économiques sur la base d'un critère non économique comme l'énergie primaire sur cycle de vie. L'élaboration de réglementations ou de tarifications qui assureraient que des systèmes collaboratifs puissent apporter des éléments de réponse pertinents dans un contexte de transition énergétique est une piste de recherche très vaste. La création de nouveaux mécanismes de marché encourageant le rapprochement direct entre des producteurs et des consommateurs — marchés de l'énergie *peer to peer* [70] — pourrait être une tentative en ce sens à condition d'y inclure des réglementations reflétant le coût — environnemental et économique — de fonctionnement d'un tel système d'énergie électrique.

Sociologie de la mobilité et de l'énergie L'attitude des utilisateurs vis à vis de leur mobilité électrique a été une préoccupation centrale de ces travaux. La valeur qu'ils donnent aux services que leur rend l'électricité — mobilité, chauffage, électroménager, *et cætera* — est dans un contexte de *demand side management* une thématique majeure, puisque la volonté de consommation des utilisateurs n'est plus aussi souveraine qu'elle l'a été. Elle se voit comparée avec les coûts qu'elle engendre et les gains qui pourraient être faits si cette volonté impérieuse se trouvait modulée par quelques flexibilités. Le rôle des utilisateurs de l'électricité évolue donc, y compris par la recherche de nouveaux modèles économiques comme indiqué au paragraphe précédent. Cependant ce rôle est difficile à cerner tant le comportement des usagers vis à vis de l'électricité est peu rationnel. Les demandes de consommation sont encore aujourd'hui très peu flexibles et les consommateurs semblent parfois prêts à acheter leur énergie quel que soit son prix instantané et de manière irrationnelle. Les travaux consacrés au rapport des utilisateurs à

leur consommation d'électricité sont à notre connaissance extrêmement rares. Prendre en compte leurs aspirations semble donc dans ce contexte à la fois une nécessité absolue et une gageure hautement incertaine.

Rationalité limitée des agents La dernière piste que nous souhaitons évoquer comme une perspective ouverte par les présents travaux concerne également le comportement des utilisateurs de l'électricité et interroge la rationalité de leurs décisions. En effet tous les développements présentés ici ainsi que la plupart des travaux de la littérature s'appuient sur l'hypothèse de comportements rationnels de la part des différents agents. Les comportements des acteurs participant à un marché sont donc sensés être rationnels, tout comme les véhicules cherchant entre eux le compromis d'un problème de partage ou d'échange optimal. Cependant il est certain que le comportement d'utilisateurs réels d'électricité ne correspond pas à de telles hypothèses — du moins quand un contrôleur automatique n'est pas inséré entre leurs désirs et la consommation réelle. En ce sens, le comportement des utilisateurs n'est pas totalement rationnel, ou du moins il obéit à des motivations qui ne sont pas visibles avec les informations dont dispose un gestionnaire de système électrique. Le contrôle distribué de charges flexibles pourrait donc faire intervenir les travaux consacrés à la rationalité limitée [170] afin de mieux refléter la réalité des comportements. Quelques travaux dans le domaine des *smart grids* commencent à aller dans ce sens [122].

Annexe A

Description des données utilisées

Les travaux présentés dans le présent manuscrit n'ont été possibles que grâce à plusieurs jeux de données. C'est pourquoi cette annexe en propose une description ainsi qu'un aperçu des études où ils ont été utilisés.

A.1 Production d'une centrale photovoltaïque

La société Langa, du groupe New World Energy et basée à La Mézière à proximité de Rennes, construit et exploite des centrales photovoltaïques. Dans le cadre d'un partenariat avec le laboratoire SATIE, l'entreprise nous a donné accès aux mesures effectuées sur la centrale de Corsica Verde, située à Castifao en Haute Corse, entre mai 2012 et septembre 2014. La puissance crête de cette centrale est de 2.64 MW pour une surface de 17600 m² de panneaux.

Les mesures sont réalisées à des pas de temps de 15 min sur la majeure partie de la série. Entre août et septembre 2012, ce pas de temps est ramené à 30 min puis à 5 min entre octobre et novembre 2012. Les données présentent deux interruptions, de 15 jours en juin 2013 et de 10 jours en juillet 2013.

Le jeu de données comprend :

- la mesure de la production électrique de la centrale,
- la mesure de l'irradiance dans le plan horizontal en un point de la centrale,
- la mesure de la température d'un module photovoltaïque en fonctionnement.

Ce jeu de données a tout d'abord permis de présenter une modélisation de centrale photovoltaïque au cours de la section 2.1. Les séries temporelles de production qui ont été utilisées dans les chapitres 3 et 4 en sont également issues, ainsi qu'illustré figures 3.12 et 4.15 par exemple.



FIGURE A.1 – Centrale de Corsica Verde, Castifao, Haute Corse, 2.64 MW.

A.2 Données et prévisions météorologiques

Le centre Météo France de Saint Jacques de la Lande, en particulier en la personne de Franck Baraer, est également partenaire des présents travaux auxquels il a apporté des jeux de données précieux et de grande qualité. La période considérée va du 1^{er} janvier 2011 au 31 décembre 2013, ce qui permet de les mettre largement en regard des données mesurées de la centrale de Castifao.

Un premier jeu de données concerne un point de grille du modèle AROME de coordonnées (42.5N, 9.1E), pour lequel on dispose de données réalisées et de prévisions. Ce point de grille est le plus proche de la centrale, de coordonnées (42.51N, 9.15E). Les mesures comportent la température, le vent, les précipitations, l'humidité et l'irradiance, au pas de temps horaire. Les prévisions concernent la température et l'irradiance. Elles ont un pas de temps de 3 heures et un horizon d'une journée. Ce jeu de données a permis de développer les premières étapes de la modélisation des erreurs de prévision, les séries temporelles et l'identification de trajectoires type au cours de la section 2.2. Il a également été utilisé lors de la vérification des liens entre trajectoire type d'erreur de prévision d'irradiance et co-variables.

Un second jeu de données porte sur deux points de grille, de coordonnées (42.5N,9E) et (42.5N,9.25E), et consiste en des prévisions d'ensemble. 35 scenarii sont présents pour l'irradiance et la température. Ces données sont issues des runs de simulations effectués quotidiennement à 6 h et 18 h. Ils comportent tout d'abord des prévisions à pas de 3 h jusqu'à 54 h d'horizon, puis des prévisions allant jusqu'à 108 h par pas de 6 h. Ce jeu de données a permis de consolider les classes de trajectoires et d'établir le modèle de Markov caché. La dispersion des scenarii a de plus été utilisée comme une des co-variables permettant de reconnaître le type de trajectoire.

Les travaux réalisés ne tirent pas profit de toutes les possibilités offertes par des données d'une telle richesse. À titre d'exemples de développements qui ont été évoqués sans être menés à bien, nous pouvons tout d'abord citer l'utilisation des co-variables météorologiques pour enrichir le modèle de Markov caché décrivant les classes de trajectoires. L'utilisation des prévisions à long terme qui sont incluses dans les prévisions d'ensemble permettraient d'ajuster les décisions au fur et à mesure que la prévision se rapproche et gagne en fiabilité.

Bibliographie

- [1] P. AILLIOT, V. MONBET. “Markov-switching autoregressive models for wind time series”. *Environmental Modelling & Software*, 30, 92–101. 2012.
- [2] P. AILLIOT, V. MONBET, M. PREVOSTO. “An autoregressive model with time-varying coefficients for wind fields”. *Environmetrics*, 17(2), 107–117. 2006.
- [3] P. AILLIOT, C. THOMPSON, P. THOMSON. “Space–time modelling of precipitation by using a hidden Markov model and censored Gaussian distributions”. *Journal of the Royal Statistical Society : Series C (Applied Statistics)*, 58(3), 405–426. 2009.
- [4] M. H. ALBADI, E. F. EL-SAADANY. “Demand Response in Electricity Markets : An Overview”. *2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting*, pp. 1–5. 2007.
- [5] M. ARNOLD, G. ANDERSSON. “Model predictive control of energy storage including uncertain forecasts”. In *Power Systems Computation Conference (PSCC), Stockholm, Sweden*. 2011.
- [6] I. ATZENI, L. G. ORDÓÑEZ, G. SCUTARI, D. P. PALOMAR, J. R. FONOLLOSA. “Demand-side management via distributed energy generation and storage optimization”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 4(2), 866–876. 2013.
- [7] J. AUBRY, P. BYDŁOWSKI, B. MULTON, H. BEN AHMED, B. BORGARINO. “Energy Storage System Sizing for Smoothing Power Generation of Direct Wave Energy Converters”. In *3rd International Conference on Ocean Energy*. 2010.
- [8] P. BACHER, H. MADSEN, H. A. NIELSEN. “Online short-term solar power forecasting”. *Solar Energy*, 83(10), 1772–1783. 2009.
- [9] Z. BAHARLOUEI, M. HASHEMI, H. NARIMANI, H. MOHSENIAN-RAD. “Achieving optimality and fairness in autonomous demand response : Benchmarks and billing mechanisms”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 4(2), 968–975. 2013.
- [10] M. BALMER, K. AXHAUSEN, K. NAGEL. “Agent-based demand-modeling framework for large-scale microsimulations”. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, (1985), 125–134. 2006.
- [11] K. BARTY, P. CARPENTIER, P. GIRARDEAU. “Decomposition of large-scale stochastic optimal control problems”. *RAIRO-Operations Research*, 44(3), 167–183. 2010.
- [12] S. BASHASH, S. J. MOURA, J. C. FORMAN, H. K. FATHY. “Plug-in hybrid electric vehicle charge pattern optimization for energy cost and battery longevity”. *Journal of Power Sources*, 196, 541–549. 2011.
- [13] R. BELLMAN. “The theory of dynamic programming”. *Summer meeting of the American Mathematical Society*, p. 550. 1954.

- [14] R. BELLMAN. “Dynamic Programming and Lagrange Multipliers.” *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 42(10), 767–769. 1956.
- [15] D. P. BERTSEKAS. “Dynamic programming and stochastic control”. 1976.
- [16] D. P. BERTSEKAS. *Dynamic programming and optimal control*, volume 1. Athena Scientific Belmont, MA. 1995.
- [17] R. J. BESSA, M. A. MATOS. “The role of an aggregator agent for EV in the electricity market”. *7th Mediterranean Conference and Exhibition on Power Generation, Transmission, Distribution and Energy Conversion (MedPower 2010)*, (November), 123–131. 2010.
- [18] R. J. BESSA, M. A. MATOS, F. J. SOARES, J. A. P. LOPES. “Optimized bidding of a EV aggregation agent in the electricity market”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(1), 443–452. 2012.
- [19] J. BESSAC. *On the construction of stochastic generators of wind conditions offshore Brittany*. Ph.D. thesis, Université Rennes 1. 2014.
- [20] C. BINDING, D. GANTENBEIN, B. JANSEN, O. SUNDSTROM, P. B. ANDERSEN, F. MARRA, B. POULSEN, C. TRÆHOLT. “Electric vehicle fleet integration in the Danish EDISON project-a virtual power plant on the island of Bornholm”. *2010 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, pp. 1–8. 2010.
- [21] H. BINDNER, T. CRONIN, P. LUNDSAGER, J. F. MANWELL, U. ABDULWAHID, I. BARING-GOULD. “Lifetime Modelling of Lead Acid Batteries”. Technical report, Risø National Laboratory. 2005.
- [22] R. E. BIRD, R. L. HULSTROM. “A Simplified Clear Sky Model for Direct and Diffuse Insolation on Horizontal Surfaces”. *Contract*, p. 46. 1981.
- [23] F. BOUFFARD, F. D. GALIANA. “Stochastic Security for Operations Planning with Significant Wind Power Generation France”. *IEEE Transactions on Power Systems*, 23(2), 306–316. 2008.
- [24] S. BOYD, N. PARIKH, B. P. E CHU, J. ECKSTEIN. “Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers”. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 3(1), 1–122. 2010.
- [25] J. BRADY, M. O’MAHONY. “Modelling charging profiles of electric vehicles based on real-world electric vehicle charging data”. *Sustainable Cities and Society*. 2016.
- [26] M. BRAUN, K. BUDENBENDER, D. MAGNOR, A. JOSSEN. “Photovoltaic self-consumption in Germany : using lithium-ion storage to increase self-consumed photovoltaic energy”. In *24th European Photovoltaic Solar Energy Conference (PVSEC), Hamburg, Germany*. 2009.
- [27] L. BREIMAN. “Random Forests”. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. 2001.
- [28] P. BROCKWELL, R. DAVIS. “Time series : theory and methods”. *Springer series in statistics*. 1991.
- [29] M. BROUSSELY, S. HERREYRE, P. BIENSAN, P. KASZTEJNA, K. NECHEV, R. J. STANIEWICZ. “Aging mechanism in Li ion cells and calendar life predictions”. *Journal of Power Sources*, 97-98, 13–21. 2001.
- [30] R. CALDON, A. PATRIA, R. TURRI. “Optimisation algorithm for a virtual power plant operation”. *Universities Power Engineering Conference*, 3, 1058–1062 vol. 2. 2004.
- [31] D. CALLAWAY, I. HISKENS. “Achieving Controllability of Electric Loads”. *Proceedings of the IEEE*, 99(1), 184–199. 2011.

- [32] M. CASTILLO-CAGIGAL, A. GUTIÉRREZ, F. MONASTERIO-HUELIN, E. CAAMAÑO-MARTÍN, D. MASA, J. JIMÉNEZ-LEUBE. “A semi-distributed electric demand-side management system with PV generation for self-consumption enhancement”. *Energy Conversion and Management*, 52(7), 2659–2666. 2011.
- [33] P. CAUMON. “Batteries de véhicule électrique : en route pour une seconde vie stationnaire”. Technical report, Ambassade de France à Washington. 2011.
- [34] S. CAUX, W. HANKACHE, M. FADEL, D. HISSEL. “On-line fuzzy energy management for hybrid fuel cell systems”. *International Journal of Hydrogen Energy*, 35(5), 2134–2143. 2010.
- [35] C. CHEN, S. DUAN, T. CAI, B. LIU. “Online 24-h solar power forecasting based on weather type classification using artificial neural network”. *Solar Energy*, 85(11), 2856–2870. 2011.
- [36] K. CHRISTAKOU, D.-C. TOMOZEI, M. BAHRAMIPANAH, J.-Y. LE BOUDEC, M. PAOLONE. “Primary voltage control in active distribution networks via broadcast signals : The case of distributed storage”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(5), 2314–2325. 2014.
- [37] C. CLASTRES, T. T. HA PHAM, F. WURTZ, S. BACHA. “Ancillary services and optimal household energy management with photovoltaic production”. *Energy*, 35(1), 55–64. 2010.
- [38] K. CLEMENT-NYNS, E. HAESSEN, J. DRIESEN. “The impact of charging plug-in hybrid electric vehicles on a residential distribution grid”. *IEEE Transactions on Power Systems*, 25(1), 371–380. 2010.
- [39] P. CODANI, M. PETIT, Y. PEREZ. “Participation of an electric vehicle fleet to primary frequency control in France”. *International Journal of Electric and Hybrid Vehicles*, 7(3), 233–249. 2015.
- [40] C. M. COLSON, M. H. NEHRIR. “Comprehensive real-time microgrid power management and control with distributed agents”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 4(1), 617–627. 2013.
- [41] COMITÉ DES CONSTRUCTEURS FRANÇAIS D’AUTOMOBILES. “Tableau de bord automobile”. Technical report. 2015.
- [42] COMMISSARIAT GÉNÉRAL AU DÉVELOPPEMENT DURABLE. “Les véhicules électriques en perspective, Analyse coûts-avantages et demande potentielle”. 2011.
- [43] COMMISSION DE RÉGULATION DE L’ÉNERGIE. “Cahier des charges de l’appel d’offres n° 332689-2010-FR portant sur des installations éoliennes terrestres de production d’électricité en Corse, Guadeloupe, Guyane, Martinique, à La Réunion, à Saint-Barthélemy et à Saint-Martin”. pp. 1–43. 2010.
- [44] COMMISSION DE RÉGULATION DE L’ÉNERGIE. “Cahier des charges de l’appel d’offres portant sur la réalisation et l’exploitation d’installations de production d’électricité à partir de l’énergie solaire d’une puissance supérieure à 250 kWc”. 2011.
- [45] COMMISSION DE RÉGULATION DE L’ÉNERGIE. “Cahier des charges de l’appel d’offres portant sur la réalisation et l’exploitation d’installations de production d’électricité à partir de l’énergie solaire d’une puissance supérieure à 250 kWc, Dispositions administratives”. pp. 1–58. 2013.
- [46] COMMISSION DE RÉGULATION DE L’ÉNERGIE. “Délibération de la Commission de régulation de l’énergie du 28 mai 2014 portant avis sur le projet de règles du mécanisme d’obligation de capacité prévu par le Décret no 2012-1405 du 14 décembre 2012 relatif à la contribution des fournisseurs à la sécurité”. Technical report. 2014.

- [47] COMMISSION DE RÉGULATION DE L'ÉNERGIE. "Cahier des charges de l'appel d'offres portant sur la réalisation et l'exploitation d'installations de production d'électricité à partir de techniques de conversion du rayonnement solaire d'une puissance supérieure à 100kWc et situées dans les zones non interconnectées". 2015.
- [48] L. CUO, T. C. PAGANO, Q. J. WANG. "A Review of Quantitative Precipitation Forecasts and Their Use in Short- to Medium-Range Streamflow Forecasting". *Journal of Hydrometeorology*, 12(5), 713–728. 2011.
- [49] D. DALLINGER, D. KRAMPE, M. WIETSCHL. "Vehicle-to-grid regulation reserves based on a dynamic simulation of mobility behavior". *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2(2), 302–313. 2011.
- [50] X.-L. DANG, M. PETIT, P. CODANI. "Energy optimization in an Eco-district with Electric Vehicles smart charging". In *PowerTech, 2015 IEEE Eindhoven*, pp. 1–6. IEEE. 2015.
- [51] I. DAUBECHIES. "The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis". *Information Theory, IEEE Transactions on*, 36(5), 961–1005. 1990.
- [52] M. DAVIS. "Distributed resource electric power systems offer significant advantages over central station generation and T & D power systems. I". *IEEE Power Engineering Society Summer Meeting*, 1, 62–69. 2002.
- [53] M. DAVIS. "Distributed resource electric power systems offer significant advantages over central station generation and T & D power systems. II". *IEEE Power Engineering Society Summer Meeting*, 1, 62–69. 2002.
- [54] C. DE JONGHE, B. F. HOBBS, R. BELMANS. "Optimal generation mix with short-term demand response and wind penetration". *IEEE Transactions on Power Systems*, 27(2), 830–839. 2012.
- [55] P. E. DE MELLO, N. LU, Y. MAKAROV. "An optimized autoregressive forecast error generator for wind and load uncertainty study". *Wind Energy*, 14, 967–976. 2011.
- [56] K. DEB. *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*, volume 16. John Wiley & Sons. 2001.
- [57] V. DEBUSSCHERE. *Contributions méthodologiques à l'éco-conception des convertisseurs électromagnétiques d'énergie*. Ph.D. thesis, ENS Cachan. 2010.
- [58] S. DEILAMI, A. S. MASOUM, P. S. MOSES, M. A. S. MASOUM. "Real-Time Coordination of Plug-In Electric Vehicle Charging in Smart Grids to Minimize Power Losses and Improve Voltage Profile". *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2(3), 456–467. 2011.
- [59] E. DELARUE, C. D. JONGHE, R. BELMANS, W. D'HAESELEER. "Applying portfolio theory to the electricity sector : Energy versus power". *Energy Economics*, 33(1), 12–23. 2011.
- [60] P. DENHOLM, E. ELA, B. KIRBY, M. MILLIGAN. "The Role of Energy Storage with Renewable Electricity Generation". Technical report, NREL. 2010.
- [61] J. DEROME, G. BRUNET, A. PLANTE, N. GAGNON, G. J. BOER, F. W. ZWIERS, S. J. LAMBERT, J. SHENG, H. RITCHIE. "Seasonal predictions based on two dynamical models". *Atmosphere-Ocean*, 39(4), 485–501. 2001.
- [62] H. M. DIAGNE, M. DAVID, P. LAURET, J. BOLAND. "Solar irradiation forecasting : state-of-the-art and proposition for future developments for small-scale insular grids". *World Renewable Energy Forum 2012*, pp. 1–8. 2012.

- [63] F. DÍAZ-GONZÁLEZ, A. SUMPER, O. GOMIS-BELLMUNT, R. VILLAFÁFILA-ROBLES. “A review of energy storage technologies for wind power applications”. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(4), 2154–2171. 2012.
- [64] K. DIELMANN, A. V. D. VELDEN. “Virtual power plants (VPP) - a new perspective for energy generation ?” *Proceedings of the 9th International Scientific and Practical Conference of Students, Post-graduates Modern Techniques and Technologies, 2003. MTT 2003.*, pp. 2–4. 2003.
- [65] I. DROVTAR, A. ROSIN, M. LANDSBERG, J. KILTER. “Large scale electric vehicle integration and its impact on the Estonian power system”. *2013 IEEE Grenoble Conference*, pp. 1–6. 2013.
- [66] R. DURBIN, S. EDDY, A. KROGH, G. MITCHISON. “Biological Sequence Analysis : Probabilistic Models of Proteins and Nucleic Acids”. *Analysis*, p. 356. 1998.
- [67] H. DUTRIEUX, G. DELILLE, B. FRANCOIS. “Assessing the impacts of distribution grid planning rules on the integration of renewable energy sources”. In *PowerTech, 2015 IEEE Eindhoven*, pp. 1–6. IEEE. 2015.
- [68] D. U. EBERLE, D. R. VON HELMOLT. “Sustainable transportation based on electric vehicle concepts : a brief overview”. *Energy & Environmental Science*, 3(6), 689. 2010.
- [69] M. ECKER, J. B. GERSCHLER, J. VOGEL, S. KÄBITZ, F. HUST, P. DECHENT, D. U. SAUER. “Development of a lifetime prediction model for lithium-ion batteries based on extended accelerated aging test data”. *Journal of Power Sources*, 215, 248–257. 2012.
- [70] L. EINAV, C. FARRONATO, J. LEVIN. “Peer-to-peer markets”. Technical report, National Bureau of Economic Research. 2015.
- [71] C. EKSIN, H. DELİÇ, A. RIBEIRO. “Demand response management in smart grids with heterogeneous consumer preferences”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(6), 3082–3094. 2015.
- [72] EPEXSPOT. “Annual Report 2014”. Technical report. 2014.
- [73] A. H. ETEMADI, E. J. DAVISON, R. IRAVANI. “A decentralized robust control strategy for multi-DER microgrids—Part I : Fundamental concepts”. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 27(4), 1843–1853. 2012.
- [74] H. FATHY, J. REYER, P. PAPALAMBROS, A. ULSOV. “On the coupling between the plant and controller optimization problems”. *Proceedings of the 2001 American Control Conference*, 3, 1864–1869. 2001.
- [75] M. FOLLET, H. TRAORÉ, C. SPEC-DERECHI. “Modélisation des erreurs de prévisions au sein d’un système collaboratif centrale photovoltaïque et véhicules électriques”. Technical report, ENSAI. 2014.
- [76] T. FRANKE, I. NEUMANN, F. BÜHLER, P. COCRON, J. F. KREMS. “Experiencing Range in an Electric Vehicle : Understanding Psychological Barriers”. *Applied Psychology*, 61(3), 368–391. 2012.
- [77] C. FRANZKE, D. CROMMELIN, A. FISCHER, A. J. MAJDA. “A hidden Markov model perspective on regimes and metastability in atmospheric flows”. *Journal of Climate*, 21(8), 1740–1757. 2008.
- [78] V. FTHENAKIS, H. KIM, R. FRISCHKNECHT. “Life cycle inventories and life cycle assessment of photovoltaic systems”. *International Energy Agency (IEA) PVPS Task*, 12, 1–63. 2011.
- [79] K. R. GABRIEL, J. NEUMANN. “A Markov chain model for daily rainfall occurrence at Tel Aviv”. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 88(375), 90–95. 1962.

- [80] L. GAN, U. TOPCU, S. H. LOW. “Optimal decentralized protocol for electric vehicle charging”. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(2), 940–951. 2013.
- [81] L. GAO, S. LIU, R. A. DOUGAL. “Dynamic lithium-ion battery model for system simulation”. *IEEE transactions on components and packaging technologies*, 25(3), 495–505. 2002.
- [82] J. GARCÍA-GONZÁLEZ, D. LA MUELA, R. M. RUIZ, L. M. SANTOS, A. M. GONZÁLEZ. “Stochastic joint optimization of wind generation and pumped-storage units in an electricity market”. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 23(2), 460–468. 2008.
- [83] N. GAST, J.-Y. LE BOUDEC, A. PROUTIERE, D.-C. TOMOZEI. “Impact of storage on the efficiency and prices in real-time electricity markets”. In *Proceedings of the fourth international conference on Future energy systems*, pp. 15–26. ACM. 2013.
- [84] N. GAST, D.-C. TOMOZEI, J.-Y. LE BOUDEC. “Optimal generation and storage scheduling in the presence of renewable forecast uncertainties”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(3), 1328–1339. 2014.
- [85] C. GELLINGS. “The concept of demand-side management for electric utilities”. *Proceedings of the IEEE*, 73(10), 1468–1470. 1985.
- [86] C. W. GELLINGS, J. H. CHAMBERLIN. *Demand-side management : concepts and methods*. The Fairmont Press Inc., Lilburn, GA. 1987.
- [87] A. GERROSSIER, P. PINSON. “Very short-term solar power forecasting with hidden regimes”. *submitted*. 2015.
- [88] P. GIRARDEAU, V. LECLERE, A. B. PHILPOTT. “On the Convergence of Decomposition Methods for Multistage Stochastic Convex Programs”. *Mathematics of Operations Research*, 40(1), 130–145. 2014.
- [89] M. E. GLAVIN, P. K. W. CHAN, S. ARMSTRONG, W. G. HURLEY. “A stand-alone photovoltaic supercapacitor battery hybrid energy storage system”. *2008 13th International Power Electronics and Motion Control Conference, EPE-PEMC 2008*, pp. 1688–1695. 2008.
- [90] T. GNEITING, A. E. RAFTERY. “Strictly Proper Scoring Rules, Prediction, and Estimation”. *Journal of the American Statistical Association*, 102(477), 359–378. 2007.
- [91] S. GOTTWALT, W. KETTER, C. BLOCK, J. COLLINS, C. WEINHARDT. “Demand side management—A simulation of household behavior under variable prices”. *Energy Policy*, 39(12), 8163–8174. 2011.
- [92] R. GRASSLAND, A. TEMPLE. “Stochastic Simulation of Daily Precipitation, Temperature, and Solar Radiation”. *Water Resources Research*, 17(1), 182–190. 1981.
- [93] D. GUASCH, S. SILVESTRE. “Dynamic battery model for photovoltaic applications”. *Progress in Photovoltaics : Research and applications*, 11(3), 193–206. 2003.
- [94] P. HAESSIG. *Dimensionnement & gestion d'un stockage d'énergie pour l'atténuation des incertitudes de production éolienne*. Ph.D. thesis. 2014.
- [95] P. HAESSIG, T. KOVALTCHOUK, B. MULTON, H. BEN AHMED, S. LASCAUD. “Computing an Optimal Control Policy for an Energy Storage”. In *6th European Conference on Python in Science (EuroSciPy 2013), Brussels, Belgium*, pp. 51–58. 2013.

- [96] P. HAESSIG, B. MULTON, H. BEN AHMED, S. LASCAUD. “Quelle importance du choix de la loi de gestion pour dimensionner un système de stockage d’énergie ?” In *Symposium de Génie Électrique 2014*. Cachan. 2014.
- [97] P. HAESSIG, B. MULTON, H. BEN AHMED, S. LASCAUD, P. BONDON. “Energy storage sizing for wind power : impact of the autocorrelation of day-ahead forecast errors”. *Wind Energy*, 18(1), 43–57. 2015.
- [98] S. HAN, S. HAN, K. SEZAKI. “Development of an optimal vehicle-to-grid aggregator for frequency regulation”. *IEEE Transactions on smart grid*, 1(1), 65–72. 2010.
- [99] S. HAN, S. HAN, K. SEZAKI. “Economic assessment on V2G frequency regulation regarding the battery degradation”. In *2012 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT)*, pp. 1–6. IEEE. 2012.
- [100] G. HECHME-DOUKOPOULOS, S. BRIGNOL-CHAROUSSET, J. MALICK, C. LEMARÉCHAL. “The short-term electricity production management problem at EDF”. *Optima Newsletter - Mathematical Optimization Society*, 84, 2–6. 2010.
- [101] D. HEINEMANN, E. LORENZ, M. GIRODO. “Forecasting of solar radiation”. *Solar Energy Resource Management for Electricity Generation from Local Level to Global Scale*, (chapter 2), 83–94. 2006.
- [102] M. P. HEKKERT, F. H. HENDRIKS, A. P. FAAIJ, M. L. NEELIS. “Natural gas as an alternative to crude oil in automotive fuel chains well-to-wheel analysis and transition strategy development”. *Energy Policy*, 33(5), 579–594. 2005.
- [103] R. HOCHREITER, G. PFLUG, D. WOZABAL. “Multi-stage stochastic electricity portfolio optimization in liberalized energy markets”. *System modeling and optimization*. 2006.
- [104] A. HOKE, A. BRISSETTE, D. MAKSIMOVIĆ, A. PRATT, K. SMITH. “Electric vehicle charge optimization including effects of lithium-ion battery degradation”. In *2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, pp. 1–8. IEEE. 2011.
- [105] A. HOKE, A. BRISSETTE, K. SMITH, A. PRATT, D. MAKSIMOVIC. “Accounting for lithium-ion battery degradation in electric vehicle charging optimization”. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2(3), 691–700. 2014.
- [106] IEA. “Demand response in liberalized electricity markets”. Technical report, International Energy Agency. 2003.
- [107] INTERNATIONAL ENERGY AGENCY. “Global EV Outlook : Understanding the Electric Vehicle Landscape to 2020”. Technical Report April. 2013.
- [108] R. ITTEN, R. FRISCHKNECHT, M. STUCKI, P. SCHERRER, I. PSI. “Life cycle inventories of electricity mixes and grid”. 2012.
- [109] JÄGER-WALDAU, ARNULF. “PV Status Report 2014”. Technical report, European Commission. 2014.
- [110] B. JANSEN, C. BINDING, O. SUNDSTROM, D. GANTENBEIN. “Architecture and Communication of an Electric Vehicle Virtual Power Plant”. *2010 First IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, pp. 149–154. 2010.
- [111] P. JOSKOW. “Lessons learned from electricity market liberalization”. *The Energy Journal*, pp. 9–42. 2008.

- [112] E. G. KARDAKOS, C. K. SIMOGLU, A. G. BAKIRTZIS. “Optimal offering strategy of a virtual power plant : A stochastic bi-level approach”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 7(2), 794–806. 2016.
- [113] W. KEMPTON, J. TOMIĆ. “Vehicle-to-grid power fundamentals : Calculating capacity and net revenue”. *Journal of Power Sources*, 144(1), 268–279. 2005.
- [114] W. KEMPTON, J. TOMIĆ. “Vehicle-to-grid power implementation : From stabilizing the grid to supporting large-scale renewable energy”. *Journal of Power Sources*, 144, 280–294. 2005.
- [115] M. KHALID, A. V. SAVKIN. “A model predictive control approach to the problem of wind power smoothing with controlled battery storage”. *Renewable Energy*, 35(7), 1520–1526. 2010.
- [116] J.-Y. KIM, J.-H. JEON, S.-K. KIM, C. CHO, J. H. PARK, H.-M. KIM, K.-Y. NAM. “Cooperative control strategy of energy storage system and microsources for stabilizing the microgrid during islanded operation”. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 25(12), 3037–3048. 2010.
- [117] S.-J. KIM, K. KOH, M. LUSTIG, S. BOYD, D. GORINEVSKY. “An interior-point method for large-scale-regularized least squares”. *IEEE journal of selected topics in signal processing*, 1(4), 606–617. 2007.
- [118] B. KIRBY, E. HIRST. “Load as a resource in providing ancillary services”. *American Power Conference*. 1999.
- [119] K. KNEZOVIĆ, M. MARINELLI, P. CODANI, Y. PEREZ. “Distribution grid services and flexibility provision by electric vehicles : A review of options”. In *Power Engineering Conference (UPEC), 2015 50th International Universities*, pp. 1–6. IEEE. 2015.
- [120] T. KOVALTCHOUK. *Contributions à la co-optimisation contrôle-dimensionnement sur cycle de vie sous contrainte réseau des houlogénérateurs directs*. Ph.D. thesis, École normale supérieure de Cachan-ENS Cachan. 2015.
- [121] E. KUZNETSOVA, Y.-F. LI, C. RUIZ, E. ZIO, G. AULT, K. BELL. “Reinforcement learning for microgrid energy management”. *Energy*, 59, 133–146. 2013.
- [122] H. LE CADRE, J.-S. BEDO. “Dealing with uncertainty in the smart grid : A learning game approach”. *Computer Networks*, 103, 15–32. 2016.
- [123] R. LE GOFF LATIMIER, T. KOVALTCHOUK, H. BEN AHMED, B. MULTON. “Preliminary sizing of a collaborative system : Photovoltaic power plant and electric vehicle fleet”. In *Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER), 2014 Ninth International Conference on*, pp. 1–9. IEEE. 2014.
- [124] R. LE GOFF LATIMIER, B. MULTON, H. BEN AHMED. “Impact of the management strategy on the sizing of a collaborative system : Photovoltaic plant–electric vehicle fleet, under uncertainty”. *COMPEL : The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering*, 34(6), 1807–1824. 2015.
- [125] R. LE GOFF LATIMIER, B. MULTON, H. BEN AHMED, M. ACQUITTER. “Cooptimisation de l’engagement de production et de la capacité de stockage associée à une ferme photovoltaïque, prenant en compte le vieillissement de la batterie”. In *Symposium de Génie Électrique 2014*. 2014.
- [126] R. LE GOFF LATIMIER, B. MULTON, H. BEN AHMED, F. BARAER, M. ACQUITTER. “Stochastic optimization of an Electric Vehicle Fleet Charging with Uncertain Photovoltaic Production”. In *2015 International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, pp. 721–726. IEEE. 2015.

- [127] LEGIFRANCE. “Décret n° 2012-1405 du 14 décembre 2012 relatif à la contribution des fournisseurs à la sécurité d’approvisionnement en électricité et portant création d’un mécanisme d’obligation de capacité dans le secteur de l’électricité”. 2012.
- [128] N. LEGRAND. “Modele Multiphysique Et Methodes D’Analyse in-Situ, Non Destructives, Qualitatives Et Quantitatives De Diverses Sources De Vieillessement D’Accumulateurs Lithium-Ion”. *Thèse*. 2013.
- [129] A. LIKAS, N. VLASSIS, J. J. VERBEEK. “The global k-means clustering algorithm”. *Pattern recognition*, 36(2), 451–461. 2003.
- [130] M. LIPPERT, C. JEUFFRAIN, S. LASCAUD, P. RIOUAL. “Making the Sun Reliable with Li-Ion Energy Storage : Solar PV Energy management for large PV power plants on isolated islands.” In *25th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition / 5th World Conference on Photovoltaic Energy Conversion, 6-10 September 2010, Valencia, Spain MAKING*, pp. 3812–3820. 2010.
- [131] C. LOWERY, M. O’MALLEY. “Impact of wind forecast error statistics upon unit commitment”. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 3(4), 760–768. 2012.
- [132] L. LU, X. HAN, J. LI, J. HUA, M. OUYANG. “A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles”. *Journal of Power Sources*, 226, 272–288. 2013.
- [133] H. LUND, W. KEMPTON. “Integration of renewable energy into the transport and electricity sectors through V2G”. *Energy policy*, 36(9), 3578–3587. 2008.
- [134] B. LUNZ, Z. YAN, J. B. GERSCHLER, D. U. SAUER. “Influence of plug-in hybrid electric vehicle charging strategies on charging and battery degradation costs”. *Energy Policy*, 46, 511–519. 2012.
- [135] R. LUTHANDER, J. WIDÉN, D. NILSSON, J. PALM. “Photovoltaic self-consumption in buildings : A review”. *Applied Energy*, 142, 80–94. 2015.
- [136] Y. MA, F. BORRELLI, B. HENCEY, B. COFFEY, S. BENGEE, P. HAVES. “Model Predictive Control for the Operation of Building Cooling Systems”. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 20(3), 796–803. 2012.
- [137] Z. MA, D. S. CALLAWAY, I. A. HISKENS. “Decentralized charging control of large populations of plug-in electric vehicles”. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 21(1), 67–78. 2013.
- [138] P. MANDAL, S. T. S. MADHIRA, A. U. HAQUE, J. MENG, R. L. PINEDA. “Forecasting Power Output of Solar Photovoltaic System Using Wavelet Transform and Artificial Intelligence Techniques”. *Procedia Computer Science*, 12(915), 332–337. 2012.
- [139] L. MARTIN, L. F. ZARZALEJO, J. POLO, A. NAVARRO, R. MARCHANTE, M. CONY. “Prediction of global solar irradiance based on time series analysis : Application to solar thermal power plants energy production planning”. *Solar Energy*, 84(10), 1772–1781. 2010.
- [140] E. MASHHOUR, S. M. MOGHADDAS-TAFRESHI. “Bidding Strategy of Virtual Power Plant for Participating in Energy and Spinning Reserve Markets—Part I : Problem Formulation”. *IEEE Transactions on Power Systems*, 26(2), 949–956. 2011.
- [141] M. C. MCMANUS. “Environmental consequences of the use of batteries in low carbon systems : The impact of battery production”. *Applied Energy*, 93, 288–295. 2012.
- [142] A. MICHIORRI, A. BOSSAVY, G. KARINIOTAKIS, R. GIRARD. “Impact of PV forecasts uncertainty in batteries management in microgrids”. In *PowerTech (POWERTECH), 2013 IEEE Grenoble*, pp. 1–6. IEEE. 2013.

- [143] MINISTÈRE DE L'ÉCOLOGIE DU DÉVELOPPEMENT DURABLE ET DE L'ÉNERGIE. "Arrêté du 22 janvier 2015 définissant les règles du mécanisme de capacité". 2015.
- [144] A. H. MOHSENIAN-RAD, V. W. S. WONG, J. JATSKEVICH, R. SCHOBBER, A. LEON-GARCIA. "Autonomous demand-side management based on game-theoretic energy consumption scheduling for the future smart grid". *IEEE Transactions on Smart Grid*, 1(3), 320–331. 2010.
- [145] A. MOLINA-GARCÍA, F. BOUFFARD, D. S. KIRSCHEN. "Decentralized demand-side contribution to primary frequency control". *IEEE Transactions on Power Systems*, 26(1), 411–419. 2011.
- [146] V. MONBET, P. AILLIOT, M. PREVOSTO. "Survey of stochastic models for wind and sea state time series". *Probabilistic Engineering Mechanics*, 22(2), 113–126. 2007.
- [147] J. MONGKOLTANATAS, D. RIU, X. LEPIVERT. "Energy storage design for primary frequency control for islanding micro grid". In *IECON 2012-38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 5643–5649. IEEE. 2012.
- [148] É. MONNOT, Y. REBOURS, S. STERPU. "Réglage de la fréquence dans un environnement libéralisé : pratique en France". *Techniques de l'ingénieur*. 2010.
- [149] P. S. MOURA, A. T. DE ALMEIDA. "Multi-objective optimization of a mixed renewable system with demand-side management". *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(5), 1461–1468. 2010.
- [150] P. S. MOURA, A. T. DE ALMEIDA. "The role of demand-side management in the grid integration of wind power". *Applied Energy*, 87(8), 2581–2588. 2010.
- [151] B. MULTON, Y. THIAUX, H. BEN AHMED. "Consommation d'énergie, ressources énergétiques et place de l'électricité". *Techniques de l'ingénieur*. 2011.
- [152] A. H. MURPHY. "What is a good forecast? An essay on the nature of goodness in weather forecasting". *Weather and Forecasting*, 8(2), 281–293. 1993.
- [153] V. NORÉN. "Modelling Power Spikes with Inhomogeneous Markov-Switching Models". 2013.
- [154] D. A. NOTTER, M. GAUCH, R. WIDMER, P. WÄGER, A. STAMP, R. ZAH, H. J. ALTHAUS. "Contribution of Li-ion batteries to the environmental impact of electric vehicles". *Environmental Science and Technology*, 44(17), 6550–6556. 2010.
- [155] C. ORDOUDIS, P. PINSON, M. ZUGNO, J. M. MORALES. "Stochastic unit commitment via progressive hedging – extensive analysis of solutions methods". In *PowerTech, 2015 IEEE Eindhoven*, pp. 1–6. IEEE. 2015.
- [156] P. PALENSKY, D. DIETRICH. "Demand Side Management : Demand Response, Intelligent Energy Systems, and Smart Loads". *Industrial Informatics, IEEE Transactions on*, 7(3), 381–388. 2011.
- [157] C. PAOLI, C. VOYANT, M. MUSELLI, M. NIVET. "Forecasting of preprocessed daily solar radiation time series using neural networks". *Solar Energy*, 84(12), 2146–2160. 2010.
- [158] H. T. C. PEDRO, C. F. M. COIMBRA. "Assessment of forecasting techniques for solar power production with no exogenous inputs". *Solar Energy*, 86(7), 2017–2028. 2012.
- [159] M. V. F. PEREIRA, L. M. V. G. PINTO. "Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning". *Mathematical Programming*, 52(1-3), 359–375. 1991.
- [160] S. B. PETERSON, J. APT, J. WHITACRE. "Lithium-ion battery cell degradation resulting from realistic vehicle and vehicle-to-grid utilization". *Journal of Power Sources*, 195(8), 2385–2392. 2010.

- [161] L. PIeltaIN FERNÁNDEZ, T. GÓMEZ SAN ROMÁN, R. COSSENT, C. MATEO DOMINGO, P. FRÍAS. “Assessment of the impact of plug-in electric vehicles on distribution networks”. *IEEE Transactions on Power Systems*, 26(1), 206–213. 2011.
- [162] A. PINA, C. SILVA, P. FERRÃO. “The impact of demand side management strategies in the penetration of renewable electricity”. *Energy*, 41(1), 128–137. 2012.
- [163] P. PINSON. “Renewables in Electricity Markets”. Technical University of Denmark. 2015.
- [164] P. PINSON, C. CHEVALLIER, G. N. KARINIOTAKIS. “Trading Wind Generation From Short-Term Probabilistic Forecasts of Wind Power”. *IEEE Transactions on Power Systems*, 22(3), 1148–1156. 2007.
- [165] P. PINSON, L. E. A. CHRISTENSEN, H. MADSEN. “Fluctuations of offshore wind generation - Statistical modelling”. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 96(12), 2327–2347. 2008.
- [166] P. PINSON, R. GIRARD. “Evaluating the quality of scenarios of short-term wind power generation”. *Applied Energy*, 96(0), 12–20. 2012.
- [167] P. PINSON, G. PAPAETHYMIU, B. KLÖCKL, J. VERBOOMEN. “Dynamic sizing of energy storage for hedging wind power forecast uncertainty”. *2009 IEEE Power and Energy Society General Meeting, PES '09*, pp. 1–8. 2009.
- [168] V. POP, H. J. BERGVELD, J. H. G. OP HET VELD, P. P. L. REGTIEN, D. DANILOV, P. H. L. NOTTEN. “Modeling Battery Behavior for Accurate State-of-Charge Indication”. *Journal of The Electrochemical Society*, 153(11), A2013–A2022. 2006.
- [169] D. PUDJIANTO, C. RAMSAY, G. STRBAC. “Virtual power plant and system integration of distributed energy resources”. *Renewable Power Generation, IET*, 1(1), 10–16. 2007.
- [170] P. PURANAM, N. STIEGLITZ, M. OSMAN, M. M. PILLUTLA. “Modelling bounded rationality in organizations : Progress and prospects”. *The Academy of Management Annals*, 9(1), 337–392. 2015.
- [171] G. PUTRUS, A. SUWANAPINGKARL, D. JOHNSTON, E. BENTLEY, M. NARAYANA. “Impact of Electric Vehicles on Power Distribution Networks”. (September), 7–11. 2009.
- [172] K. RAHBAR, J. XU, R. ZHANG. “Real-time energy storage management for renewable integration in microgrid : An off-line optimization approach”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(1), 124–134. 2015.
- [173] S. RAHMAN, G. B. SHRESTHA. “An investigation into the impact of electric vehicle load on the electric utility distribution system”. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 8(2), 591–597. 1993.
- [174] P. RAMADASS, B. HARAN, R. WHITE, B. N. POPOV. “Mathematical modeling of the capacity fade of Li-ion cells”. *Journal of Power Sources*, 123(2), 230–240. 2003.
- [175] N. RAUH, T. FRANKE, J. F. KREMS. “Understanding the impact of electric vehicle driving experience on range anxiety”. *Human Factors : The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*. 2014.
- [176] Y. REN, P. SUGANTHAN, N. SRIKANTH. “Ensemble methods for wind and solar power forecasting—A state-of-the-art review”. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 50, 82–91. 2015.
- [177] RÉSEAU DE TRANSPORT D’ÉLECTRICITÉ. “Mémento de la sûreté du système électrique”. Technical report. 2004.

- [178] RÉSEAU DE TRANSPORT D'ÉLECTRICITÉ. "BILAN ELECTRIQUE 2012 & PERSPECTIVES 2013 EN REGION BRETAGNE". Technical report. 2013.
- [179] RÉSEAU DE TRANSPORT D'ÉLECTRICITÉ. "Bilan previsionnel de l'équilibre offre-demande d'électricite en France". 2014.
- [180] RÉSEAU DE TRANSPORT D'ÉLECTRICITÉ. "Eco2mix, donnees de l'annee 2015". <http://www.rte-france.com/fr/eco2mix/eco2mix-consommation>. 2015. Online ; accessed 2015-12-31.
- [181] RÉSEAU DE TRANSPORT D'ÉLECTRICITÉ. "Règles relatives au dispositif de Responsable d'Equilibre". Technical report, Réseau de Transport d'Electricité. 2015.
- [182] J. REYER, H. FATHY, P. PAPALAMBROS, A.G.ULSOY. "Comparison of Combined Embodiment Design and Control Optimization Strategies Using Optimality Conditions". In *Proceedings of the 2001 ASME Design Engineering Technical Conferences*, pp. 1–10. ASME Pittsburgh, PA. New York. 2001.
- [183] J. A. REYER, P. Y. PAPALAMBROS. "Combined Optimal Design and Control With Application to an Electric DC Motor". *Journal of Mechanical Design*, 124(2), 183–191. 2002.
- [184] Y. RIFFONNEAU, S. BACHA, F. BARRUEL, S. PLOIX. "Optimal Power Flow Management for Grid Connected PV Systems With Batteries". *IEEE Trans. Sustain. Energy*, 2(3), 309–320. 2011.
- [185] J. RIVERA, P. WOLFRUM, S. HIRCHE, C. GOEBEL, H.-A. JACOBSEN. "Alternating direction method of multipliers for decentralized electric vehicle charging control". In *52nd IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 6960–6965. IEEE. 2013.
- [186] V. ROBU, R. KOTA, G. CHALKIADAKIS, A. ROGERS, N. JENNINGS. "Cooperative virtual power plant formation using scoring rules". *Twenty-Sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, (2007), 370–376. 2012.
- [187] M. ROUAUD. "Probabilités, statistiques et analyses multicritères". 2012.
- [188] I. RYCHLIK. "A new definition of the rainflow cycle counting method". *International Journal of Fatigue*, 9(2), 119–121. 1987.
- [189] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. "Predictive control of a complex district heating network". In *IEEE Conference on Decision and Control*, volume 44, p. 7372. Citeseer. 2005.
- [190] D. U. SAUER, H. WENZL. "Comparison of different approaches for lifetime prediction of electrochemical systems—Using lead-acid batteries as example". *Journal of Power Sources*, 176(2), 534–546. 2008.
- [191] Y. SEITY, P. BROUSSEAU, S. MALARDEL, G. HELLO, P. BÉNARD, F. BOUTTIER, C. LAC, V. MASSON. "The AROME-France Convective-Scale Operational Model". *Monthly Weather Review*, 139(3), 976–991. 2011.
- [192] L. SERRAO, S. ONORI. "Optimal energy management of hybrid electric vehicles including battery aging". In *2011 American Control Conference*, pp. 2125–2130. 2011.
- [193] S. SHAO, M. PIPATTANASOMPORN, S. RAHMAN. "Grid integration of electric vehicles and demand response with customer choice". *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(1), 543–550. 2012.
- [194] A. SHAPIRO. "Analysis of stochastic dual dynamic programming method". *European Journal of Operational Research*, 209(1), 63–72. 2011.

- [195] J. A. SHORT, D. G. INFELD, L. L. FRERIS. "Stabilization of grid frequency through dynamic demand control". *IEEE Transactions on Power Systems*, 22(3), 1284–1293. 2007.
- [196] A. SLAOU. "Électricité photovoltaïque - Principes". *Techniques de l'ingénieur*. 2013.
- [197] J. SOARES, N. BORGES, M. A. F. GHAZVINI, Z. VALE, P. DE MOURA OLIVEIRA. "Scenario generation for electric vehicles' uncertain behavior in a smart city environment". *Energy*, 111, 664–675. 2016.
- [198] S. S. SOMAN, H. ZAREIPOUR, O. MALIK, P. MANDAL. "A review of wind power and wind speed forecasting methods with different time horizons". *North {American} {Power} {Symposium} ({NAPS}), 2010*, pp. 1–8. 2010.
- [199] A. SOROUDI, R. CAIRE, N. HADJSAID, M. EHSAN. "Probabilistic dynamic multi-objective model for renewable and non-renewable distributed generation planning". *IET Generation Transmission and Distribution*, 5(11), 1173. 2011.
- [200] E. SORTOMME, M. A. EL-SHARKAWI. "Optimal scheduling of vehicle-to-grid energy and ancillary services". *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(1), 351–359. 2012.
- [201] P. SOTKIEWICZ, J. VIGNOLO. "Nodal pricing for distribution networks : efficient pricing for efficiency enhancing DG". *IEEE Transactions on Power Systems*, 21(2), 1013–1014. 2006.
- [202] J. R. STEDINGER, B. F. SULE, D. LOUCKS. "Stochastic dynamic programming models for reservoir operation optimization". *Water Resources Research*, 20(11), 1499. 1984.
- [203] O. SUNDSTRÖM, C. BINDING. "Flexible charging optimization for electric vehicles considering distribution grid constraints". *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(1), 26–37. 2012.
- [204] R. S. SUTTON, A. G. BARTO. *Reinforcement learning : An introduction*. MIT press. 1998.
- [205] B. P. SWAMINATHAN, V. DEBUSSCHERE, R. CAIRE. "A Dynamic Programming Based Approach to Day-Ahead Operational Cost Reduction for DSOs". In *CIREN 2015-The 23rd International Conference on Electricity Distribution*. 2015.
- [206] M. TAKAGI, Y. IWAFUNE, K. YAMAJI, H. YAMAMOTO, K. OKANO, R. HIWATARI, T. IKEYA. "Economic Value of PV Energy Storage Using Batteries of Battery-Switch Stations". *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 4(1), 164–173. 2013.
- [207] J. W. TAYLOR. "Using Weather Ensemble Predictions in Electricity Demand Forecasting Using Weather Ensemble Predictions in Electricity Demand Forecasting". *International Journal of Forecasting*, 19(1), 57–70. 2003.
- [208] THE BOSTON CONSULTING GROUP. "Batteries for Electric Cars, Challenges, Opportunities, and the Outlook to 2020". Technical Report 1. 2010.
- [209] Y. THIAUX. *Optimisation des profils de consommation pour minimiser les coûts économique et énergétique sur cycle de vie des systèmes photovoltaïques autonomes et hybrides Évaluation du potentiel de la technologie Li-ion*. Ph.D. thesis, École normale supérieure de Cachan-ENS Cachan. 2010.
- [210] J. TOMIĆ, W. KEMPTON. "Using fleets of electric-drive vehicles for grid support". *Journal of Power Sources*, 168(2), 459–468. 2007.
- [211] TRAUILLÉ BENJAMIN, H. MATTHIAS, G. QUENTIN. "Construction d'une prévision de production photovoltaïque". Technical report, ENS Rennes. 2015.
- [212] E. TRÉLAT. *Contrôle optimal : théorie et applications*. Paris 6. 2011.

- [213] A. TUOHY, P. MEIBOM, E. DENNY, M. O'MALLEY. "Unit commitment for systems with significant wind penetration". *IEEE Transactions on Power Systems*, 24(2), 592–601. 2009.
- [214] H. TURKER, S. BACHA, D. CHATROUX. "Impact of plug-in hybrid electric vehicles (phevs) on the french electric grid". In *2010 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT Europe)*, pp. 1–8. IEEE. 2010.
- [215] M. G. VAYÁ, G. ANDERSSON. "Centralized and decentralized approaches to smart charging of plug-in vehicles". In *2012 IEEE power and energy society general meeting*, pp. 1–8. IEEE. 2012.
- [216] M. G. VAYÁ, G. ANDERSSON. "Optimal bidding strategy of a plug-in electric vehicle aggregator in day-ahead electricity markets under uncertainty". *IEEE Transactions on Power Systems*, 30(5), 2375–2385. 2015.
- [217] M. G. VAYÁ, G. ANDERSSON. "Plug-in electric vehicle charging approaches : Centralized versus decentralized and strategic versus cooperative". In *PowerTech, 2015 IEEE Eindhoven*, pp. 1–6. IEEE. 2015.
- [218] M. G. VAYÁ, G. ANDERSSON, S. BOYD. "Decentralized control of plug-in electric vehicles under driving uncertainty". In *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies, Europe*, pp. 1–6. IEEE. 2014.
- [219] C. VENU, Y. RIFFONNEAU, S. BACHA, Y. BAGHZOUZ. "Battery storage system sizing in distribution feeders with distributed photovoltaic systems". In *PowerTech, 2009 IEEE Bucharest*, pp. 1–5. IEEE. 2009.
- [220] S. VERGURA, G. ACCIANI, V. AMORUSO, G. E. PATRONO, F. VACCA. "Descriptive and inferential statistics for supervising and monitoring the operation of PV plants". *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 56(11), 4456–4464. 2009.
- [221] C. WANG, S. MEMBER, M. H. NEHRIR. "Power Management of a Stand-Alone Wind / Photovoltaic / Fuel Cell Energy System". *Energy*, 23(3), 957–967. 2008.
- [222] J. WIDÉN, N. CARPMAN, V. CASTELLUCCI, D. LINGFORS, J. OLAUSON, F. REMOUIT, M. BERGKVIST, M. GRABBE, R. WATERS. "Variability assessment and forecasting of renewables : A review for solar, wind, wave and tidal resources". *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 44, 356–375. 2015.
- [223] D. WU, D. C. ALIPRANTIS, L. YING. "Load scheduling and dispatch for aggregators of plug-in electric vehicles". *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(1), 368–376. 2012.
- [224] S. YAKOWITZ. "Dynamic programming applications in water resources". *Water Resources Research*, 18(4), 673–696. 1982.
- [225] W. YAO, J. ZHAO, F. WEN, Y. XUE, G. LEDWICH. "A hierarchical decomposition approach for coordinated dispatch of plug-in electric vehicles". *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(3), 2768–2778. 2013.
- [226] W. YAO, J. ZHAO, F. WEN, Y. XUE, J. XIN. "A charging and discharging dispatching strategy for electric vehicles based on bi-level optimization". *Automation of Electric Power Systems*, 11, 007. 2012.
- [227] R. YAZAMI, Y. F. REYNIER. "Mechanism of self-discharge in graphite-lithium anode". *Electrochimica Acta*, 47(8), 1217–1223. 2002.

- [228] A. YONA, T. SENJYU, T. FUNABSHI, H. SEKINE. “Application of Neural Network to 24-hours-Ahead Generating Power Forecasting for PV System”. *IEEE Transactions on Power and Energy*, 128(1), 33–39. 2008.
- [229] S. YOU, C. TRÆHOLT, B. POULSEN. “A market-based virtual power plant”. In *Clean Electrical Power, 2009 International Conference on*, pp. 460–465. IEEE. 2009.
- [230] H. ZHANG, A. DAVIGNY, J. SPROOTEN, B. ROBYNS, F. COLAS, Y. POSTE. “Energy management strategy for commercial buildings integrating pv and storage systems”. In *Sustainability in Energy and Buildings*, pp. 177–190. Springer. 2012.

Titre : Gestion et dimensionnement d'une flotte de véhicules électriques associée à une centrale photovoltaïque : co-optimisation stochastique et distribuée

Mots clés : Énergie photovoltaïque, Flotte de véhicules électriques, Erreurs de prévision météorologiques, Programmation dynamique stochastique, Optimisation distribuée, Dimensionnement de stockage

Résumé : Les consommations d'électricité flexibles et les producteurs imparfaitement contrôlables présentent des complémentarités permettant d'améliorer leur intégration dans les systèmes électriques. La collaboration entre une flotte de véhicules électriques et une centrale photovoltaïque vise ici à respecter une contrainte d'engagement de puissance échangée avec le réseau. Ce problème est multi-temporel du fait de la présence de batteries, stochastique à cause de la disponibilité des véhicules et des erreurs de prévision, et enfin de grande dimension puisqu'à l'échelle d'une flotte entière.

La modélisation du comportement et du vieillissement des batteries Li-ion est discutée. Par ailleurs, un modèle de Markov caché original est développé afin de capturer les structures temporelles de l'erreur de prévision de production. Cette étude est fondée sur des données réelles de production d'une centrale et les prévisions correspondantes.

La recharge optimale d'une flotte de véhicules agrégée en une batterie équivalente est résolue par programmation dynamique stochastique. Les lois de gestion obtenues sont discutées vis à vis des modélisations choisies pour l'erreur de prévision et le comportement des batteries. Le vieillissement des batteries est traduit par plusieurs modèles, dont on examine les conséquences sur le dimensionnement optimal.

Enfin la puissance de recharge optimale pour chacun des véhicules de la flotte est déduite par optimisation distribuée — Alternating Direction Method of Multipliers — et programmation dynamique. Au sein d'une flotte, les préférences individuelles sont alors prises en compte. Le cas d'une limitation des échanges d'information possibles entre les véhicules est investigué. Le dimensionnement optimal entre une flotte et une centrale est finalement analysé pour plusieurs modèles économiques envisageables. L'interaction entre dimensionnement et gestion est traitée à l'aide d'une co-optimisation.

Title : Management and sizing of an electric vehicle fleet associated to a photovoltaic plant : stochastic and distributed co-optimization

Keywords : Photovoltaic power, Electric vehicle fleet, Forecast errors, Stochastic Dynamic Programming, Distributed optimisation, Energy storage sizing

Abstract : Flexible electricity consumers and intermittent renewable producers present synergies which could foster their integration into power systems. Here the collaboration between an electric vehicle fleet and a photovoltaic plant aims at complying with a commitment constraint over the exchanges with the grid. Due to battery inertia, this problem falls into the multi-time-step category. Both the random availability of vehicles and the forecast errors make this problem stochastic. Moreover, the problem is spread across an entire fleet.

Before resolving the problem, the dynamic behavior and aging of Lithium-Ion batteries are modeled. Furthermore, an original hidden Markov model is proposed and developed for the purpose of handling temporal structures of the photovoltaic forecast error. This analysis is based on production data from a real plant and associated forecasts.

An electric vehicle fleet is then considered as an equivalent aggregated battery. Its optimal charging po-

wer is determined using stochastic dynamic programming. The resulting management strategies are assessed with respect to models describing the production forecast error or battery behavior. Battery aging is described by several models, which serve to discuss the effects on the optimal sizing.

Thereafter, the optimal charging power for each vehicle in a fleet is deduced by means of distributed optimization, i.e. the Alternating Direction Method of Multipliers, and dynamic programming. Special attention is paid to the individual mobility priorities of vehicles users. We also investigate a situation with limited information exchanges. Lastly, the optimal sizing of an electric vehicle fleet, associated with a photovoltaic plant, is considered from the perspective of several possible economic models. The coupling between sizing and daily management is addressed by introducing a co-optimization framework.