



HAL
open science

Méthodologie d'optimisation du dimensionnement et de la gestion de l'énergie d'un véhicule à hydrogène : Application à un véhicule de compétition automobile

Essolizam Planté

► To cite this version:

Essolizam Planté. Méthodologie d'optimisation du dimensionnement et de la gestion de l'énergie d'un véhicule à hydrogène : Application à un véhicule de compétition automobile. Automatique. INSA de Lyon, 2023. Français. NNT : 2023ISAL0115 . tel-04690883

HAL Id: tel-04690883

<https://theses.hal.science/tel-04690883v1>

Submitted on 6 Sep 2024

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.



N° d'ordre NNT : 2023ISAL0115

THÈSE de DOCTORAT DE L'INSA LYON,
membre de l'Université de Lyon

Ecole Doctorale N°160
Electronique, Electrotechnique et Automatique (E.E.A.)

Spécialité/discipline de doctorat : Automatique

Soutenue publiquement le 20/12/2023, par :

Essolizam Alexandre PLANTÉ

Méthodologie d'optimisation du dimensionnement et de la gestion de l'énergie d'un véhicule à hydrogène :

Application à un véhicule de compétition automobile

Devant le jury composé de :

PERA, Marie-Cécile	Professeure des Universités	FCLAB, Université de Franche-Comté	Présidente & Examinatrice
MOREAU, Xavier	Professeur des Universités	IMS, Université de Bordeaux	Examinateur
GERBAUD, Laurent	Professeur des Universités	G2ELAB, Université Grenoble Alpes	Rapporteur
ROBOAM, Xavier	Directeur de Recherche CNRS	LAPLACE, Université de Toulouse	Rapporteur
BIDEAUX, Eric	Professeur des Universités	AMPERE, INSA Lyon	Directeur
DELHOMMAIS, Mylène	Ingénieure de Recherche	CEA Grenoble	Co-encadrante
GERARD, Mathias	Directeur de Recherche CEA	CEA Grenoble	Co-encadrant
CHATROUX, Daniel	Ingénieur	CEA Grenoble	Invité
MOINE, Jules	Ingénieur	INOCEL	Invité

Département FEDORA – INSA Lyon - Ecoles Doctorales

SIGLE	ECOLE DOCTORALE	NOM ET COORDONNEES DU RESPONSABLE
ED 206 CHIMIE	<u>CHIMIE DE LYON</u> https://www.edchimie-lyon.fr Sec. : Renée EL MELHEM Bât. Blaise PASCAL, 3e étage secretariat@edchimie-lyon.fr	M. Stéphane DANIELE C2P2-CPE LYON-UMR 5265 Bâtiment F308, BP 2077 43 Boulevard du 11 novembre 1918 69616 Villeurbanne directeur@edchimie-lyon.fr
ED 341 E2M2	<u>ÉVOLUTION, ÉCOSYSTÈME, MICROBIOLOGIE, MODÉLISATION</u> http://e2m2.universite-lyon.fr Sec. : Bénédicte LANZA Bât. Atrium, UCB Lyon 1 Tél : 04.72.44.83.62 secretariat.e2m2@univ-lyon1.fr	Mme Sandrine CHARLES Université Claude Bernard Lyon 1 UFR Biosciences Bâtiment Mendel 43, boulevard du 11 Novembre 1918 69622 Villeurbanne CEDEX e2m2.codir@listes.univ-lyon1.fr
ED 205 EDISS	<u>INTERDISCIPLINAIRE SCIENCES-SANTÉ</u> http://ediss.universite-lyon.fr Sec. : Bénédicte LANZA Bât. Atrium, UCB Lyon 1 Tél : 04.72.44.83.62 secretariat.ediss@univ-lyon1.fr	Mme Sylvie RICARD-BLUM Laboratoire ICBMS - UMR 5246 CNRS - Université Lyon 1 Bâtiment Raulin - 2ème étage Nord 43 Boulevard du 11 novembre 1918 69622 Villeurbanne Cedex Tél : +33(0)4 72 44 82 32 sylvie.ricard-blum@univ-lyon1.fr
ED 34 EDML	<u>MATÉRIAUX DE LYON</u> http://ed34.universite-lyon.fr Sec. : Yann DE ORDENANA Tél : 04.72.18.62.44 yann.de-ordenana@ec-lyon.fr	M. Stéphane BENAYOUN Ecole Centrale de Lyon Laboratoire LTDS 36 avenue Guy de Collongue 69134 Ecully CEDEX Tél : 04.72.18.64.37 stephane.benayoun@ec-lyon.fr
ED 160 EEA	<u>ÉLECTRONIQUE, ÉLECTROTECHNIQUE, AUTOMATIQUE</u> https://edeea.universite-lyon.fr Sec. : Philomène TRECCOURT Bâtiment Direction INSA Lyon Tél : 04.72.43.71.70 secretariat.edeea@insa-lyon.fr	M. Philippe DELACHARTRE INSA LYON Laboratoire CREATIS Bâtiment Blaise Pascal, 7 avenue Jean Capelle 69621 Villeurbanne CEDEX Tél : 04.72.43.88.63 philippe.delachartre@insa-lyon.fr
ED 512 INFOMATHS	<u>INFORMATIQUE ET MATHÉMATIQUES</u> http://edinfomaths.universite-lyon.fr Sec. : Renée EL MELHEM Bât. Blaise PASCAL, 3e étage Tél : 04.72.43.80.46 infomaths@univ-lyon1.fr	M. Hamamache KHEDDOUCI Université Claude Bernard Lyon 1 Bât. Nautibus 43, Boulevard du 11 novembre 1918 69 622 Villeurbanne Cedex France Tél : 04.72.44.83.69 direction.infomaths@listes.univ-lyon1.fr
ED 162 MEGA	<u>MÉCANIQUE, ÉNERGÉTIQUE, GÉNIE CIVIL, ACOUSTIQUE</u> http://edmega.universite-lyon.fr Sec. : Philomène TRECCOURT Tél : 04.72.43.71.70 Bâtiment Direction INSA Lyon mega@insa-lyon.fr	M. Etienne PARIZET INSA Lyon Laboratoire LVA Bâtiment St. Exupéry 25 bis av. Jean Capelle 69621 Villeurbanne CEDEX etienne.parizet@insa-lyon.fr
ED 483 ScSo	<u>ScSo¹</u> https://edsciencessociales.universite-lyon.fr Sec. : Mélina FAVETON Tél : 04.78.69.77.79 melina.faveton@univ-lyon2.fr	M. Bruno MILLY (INSA : J.Y. TOUSSAINT) Univ. Lyon 2 Campus Berges du Rhône 18, quai Claude Bernard 69365 LYON CEDEX 07 Bureau BEL 319 bruno.milly@univ-lyon2.fr

1. ScSo : Histoire, Géographie, Aménagement, Urbanisme, Archéologie, Science politique, Sociologie, Anthropologie

Remerciements

Cette thèse conduite conjointement entre le CEA de Grenoble et le laboratoire Ampère à l'INSA Lyon est le fruit de la contribution de plusieurs acteurs à qui je souhaite adresser mes profondes gratitudes.

Je tiens en premier lieu à remercier Mme Marie-Cécile PERA d'avoir présidé le jury de cette thèse. Mes remerciements vont ensuite à Laurent GERBAUD et Xavier ROBOAM pour avoir accepté relire ce document. Non seulement leurs pertinentes remarques, interrogations et suggestions ont fortement contribué à améliorer la qualité de ce manuscrit, mais aussi m'ont aidé en tant que jeune chercheur à me remettre en cause et à acquérir une certaine maturité scientifique. Il en est de même pour Xavier MOREAU, animateur du groupe de travail Automatique et Transports Terrestres (ATT) dans lequel j'ai eu l'opportunité de présenter de nombreuses fois mes travaux lors des sessions conjointes de la SAGIP et du GDR MACS. Merci aux invités Daniel CHATROUX, expert batterie et électronique de puissance et Jules MOINE, ingénieur de l'entreprise INOCEL qui a bien voulu me laisser jouer avec leurs données.

Les nombreuses contributions scientifiques apportées par cette thèse n'auraient certainement pas eu lieu sans l'accompagnement au quotidien de la spéciale équipe d'encadrement pluridisciplinaire, inspirante et dynamique : nos débats n'auront pas été vains et auront permis de toucher de nombreux aspects liés à l'électrification des transports. Je remercie Éric BIDEAUX, directeur de cette thèse pour ses conseils, sa disponibilité et sa pensée critique. Merci à Mylène DELHOMMAIS, encadrante principale de cette thèse pour sa proximité et qui m'a accompagné au cours de cette belle aventure : nous aurions eu de belles idées même si nous n'avons pas eu le temps de tout tester. Enfin, j'adresse ma reconnaissance à Mathias GERARD pour son accompagnement tout au long de mon passage au CEA.

Ces trois années de recherche m'ont permis de rencontrer et d'échanger avec des personnes formidables qui ont contribué à la réussite de mon aventure en tant que doctorant. Je souhaiterais leur adresser dans ce paragraphe mes vives reconnaissances. Une mention spéciale à Benoît BENDA, aidant de l'ombre sans qui la résolution des problèmes d'optimisation aurait été plus complexe pour faute de solveur et de machine de calcul. Je remercie également David et Pascal d'avoir accepté partager leurs nombreuses connaissances respectivement en programmation Python et modélisation système pile. Je n'oublie pas non plus tous les ingénieurs et chercheurs de l'INES à Chambéry avec qui j'ai entretenu des échanges très fructueux au cours des différents ateliers d'optimisation.

Au-delà des aspects scientifiques, j'ai pu compter au cours de ces trois années de

thèse sur des environnements de travail chaleureux et de bonne ambiance entretenus par les membres du DEHT à Grenoble et du laboratoire Ampère à l'INSA Lyon. Toute ma gratitude va à l'équipe des non-permanents du LAEH avec qui les conversations et activités extra-professionnelles m'auront apporté un regain de motivation pendant les périodes difficiles de la thèse. Comment ne pas mentionner Julien, mon co-bureau et bientôt expert sécurité batteries et Alek, mordu des cartes électroniques : votre duo incontournable, vos idées de brevets et création de startup me manquent déjà ! À Laura, Véronique, Houda et Joelle, merci pour votre assistance dans la planification de tous mes déplacements effectués en France et partout ailleurs.

Enfin, je souhaiterais clôturer cette section en remerciant ma famille qui, malgré la distance, a toujours su m'encourager dans mes projets et me soutenir dans les moments compliqués. Ce manuscrit dont je vous fais la dédicace est le fruit de la rigueur, de la passion du travail et de la curiosité que vous m'avez inculquées.

Résumé :

Les systèmes hybrides embarqués qui possèdent plusieurs sources d'énergie sont une alternative pour la transition écologique dans le secteur des transports. En contrepartie, ils sont complexes à dimensionner : il y a notamment une forte dépendance entre conception/choix des composants et loi de gestion de l'énergie pour assurer le fonctionnement nominal des composants du système et garantir une gestion d'énergie optimale. En effet, la complexité du problème à résoudre croît rapidement avec le nombre de composants dans le système : les méthodes d'optimisation classiques connaissent très rapidement des limites face au nombre croissant de variables de décision et la complexité des modèles. Il devient donc nécessaire d'élaborer de nouvelles démarches pour pré-dimensionner de tels systèmes. L'état de l'art met en exergue la nécessité de bien poser le problème, de reformuler ou d'adapter différentes parties de ce problème et enfin de s'appuyer sur l'hybridation des différentes techniques d'optimisation.

Dans ce travail, nous avons donc relevé deux défis. Le premier est relatif au développement d'une méthodologie pour l'optimisation couplée du dimensionnement et de la gestion de l'énergie étant donné l'usage. Le deuxième concerne l'application : non-conventionnelle, elle s'intéresse à un véhicule de compétition automobile pour lequel on ne recherche pas la consommation minimale mais la puissance massique maximale tout en garantissant l'achèvement de la mission dans un temps minimum. Ce type d'usage s'illustre par des transitoires de puissance demandée de grande amplitude à haute fréquence.

Nous proposons donc dans ce travail différentes méthodes d'adaptation et de reformulation des éléments clés du problème afin d'aboutir à une démarche d'optimisation bi-niveau (dimensionnement et commande) qui permet de traiter des problèmes multi-objectifs. Cette contribution permet d'aboutir à des temps de calcul réduits mais néanmoins garantissant une vaste exploration de l'espace de recherche et une bonne optimisation de la gestion de l'énergie sur une mission représentative. Cette approche appliquée au véhicule de compétition automobile permet de souligner tout l'intérêt et la pertinence de nos propositions pour apporter une aide à la conception des Systèmes d'Énergie Électriques Embarqués.

Mots-clés : véhicule à hydrogène, pré-dimensionnement par optimisation, gestion d'énergie optimale, optimisation combinatoire, optimisation multi-critères.

Abstract :

On-board hybrid systems with multiple energy sources are an alternative for the ecological transition in the transportation sector. On the other hand, they are complex to size : there is obviously a strong dependence between the design or choice of components, and energy management control law to ensure nominal operation of system components and guarantee optimal energy distribution. Indeed, the complexity of the problem to be solved increases rapidly with the number of components in the system : conventional optimization methods quickly reach their limits while facing huge increase of the number of decision variables and the complexity of the models. It is therefore necessary to develop new approaches to achieve a preliminary design such systems. The state of the art highlights the need to define the problem properly, to reformulate or adapt different parts of the problem and, finally, to rely on the hybridization of different optimization techniques.

In this work, we have taken up two challenges. The first relates to the development of a methodology for the coupled optimization of components sizing and energy management for a specific use. The second concerns the application : unconventional, it is dedicated to a motor racing vehicle for which the aim is not to minimize fuel consumption but maximize power-to-weight ratio, while guaranteeing completion of the mission in minimum time. This type of application is characterized by high amplitude and high frequency power transients.

We propose here various methods for adapting and reformulating the main aspects of the problem, in order to achieve a bi-level optimization approach (sizing and optimal control) dealing with multi-objective problems. This contribution makes it possible to achieve reduced computation times, while guaranteeing a wide exploration of the search space and efficient optimization of energy management on a representative mission profile. This approach, applied to a racing vehicle, highlights the interest and relevance of our proposals as a contribution to the design of on-board electrical energy systems.

Index terms : fuel cell vehicle, optimization based preliminary design, optimal energy management, combinatorial optimization, multi-criteria optimization.

Table des matières

Table des figures	x
Liste des tableaux	xiv
Liste des acronymes	xv
Nomenclature	xvii
Introduction générale	1
I Etat de l’art et positionnement de la thèse	7
1 Vue générale sur les systèmes énergétiques multi-sources embarqués	9
1.1 Les systèmes énergétiques multi-sources embarqués	10
1.1.1 Définition	10
1.1.2 Les systèmes énergétiques thermique-électrique	11
1.1.3 Les systèmes hybrides de stockage d’énergie	12
1.1.4 Les systèmes énergétiques embarqués à hydrogène	13
1.2 Problématiques liées à la conception et au pilotage des systèmes énergétiques embarqués	17
1.2.1 L’optimisation des composants	17
1.2.2 L’optimisation du système	18
1.2.3 L’optimisation du service	20
1.2.4 Synthèse sur la conception et le pilotage des SEMSE	20
1.3 Conclusion	21
2 Méthodes, algorithmes et solveurs pour l’optimisation du pré-dimensionnement appliqué à la mobilité électrique hybride	23
2.1 Le pré-dimensionnement dans la mobilité électrique hybride	24
2.1.1 Définition et positionnement dans un projet	24
2.1.2 Pré-dimensionnement par optimisation des systèmes hybrides multi-sources	25
2.2 L’optimisation et ses domaines d’application	26
2.3 La modélisation pour l’optimisation	27
2.3.1 Approches générales	27
2.3.2 Classification des problèmes et méthodes d’optimisation	28

2.4	Etat-de-l'art des méthodes de dimensionnement de composants par optimisation	30
2.5	Etat-de-l'art des lois de gestion d'énergie	32
2.5.1	Etat-de-l'art des lois de gestion d'énergie hors-ligne	32
2.5.2	Etat-de-l'art des lois de gestion d'énergie en-ligne	32
2.6	Etat de l'art de l'optimisation couplée du dimensionnement et du contrôle des flux de puissance	33
2.6.1	Les stratégies séquentielles et itératives	34
2.6.2	Les stratégies imbriquées	35
2.6.3	Les stratégies simultanées	37
2.6.4	Conclusion sur la résolution des problèmes couplés	38
2.7	Quelques outils	38
2.8	Conclusion	39
3	Description du cas d'étude de la thèse	41
3.1	Définition du besoin	42
3.2	Le véhicule de compétition automobile, une application non conventionnelle	43
3.2.1	Description de l'application	43
3.2.2	Les données de la mission	44
3.3	Modélisation du véhicule et de sa propulsion électrique	45
3.3.1	Description du cahier de charge du véhicule électrique	45
3.3.2	Profil de puissance du véhicule électrique	46
3.3.3	Etude du profil de l'étape considérée	48
3.4	Etude d'architecture du système	50
3.5	Orientation des travaux de thèse	53
3.5.1	Les verrous scientifiques et techniques	53
3.5.2	Description des objectifs	53
3.6	Conclusion	54
II	Commande énergétique optimale de la chaîne de traction hybride	55
4	Modélisation énergétique des composants et choix de la méthode d'optimisation	57
4.1	Description de la démarche scientifique	58
4.2	Le système pile à combustible et son convertisseur	59
4.2.1	Description générale et technologies	59
4.2.2	Réponse électrique de la pile PEMFC	62
4.2.3	Variables de décision et limites de fonctionnement	63
4.3	Le système de stockage d'énergie	67
4.3.1	Généralités sur l'accumulateur lithium-ion	67
4.3.2	Modélisation et limites de fonctionnement	68
4.3.3	Problématique de stabilisation de tension	70
4.4	Description et choix de la méthode de commande optimale	72
4.4.1	La programmation dynamique (DP)	73
4.4.2	Le principe du minimum de Pontryagin (PMP)	74

4.4.3	L'approche combinatoire	77
4.4.4	Comparaison des trois méthodes	80
4.5	Conclusion	81
5	Formulation et résolution du problème de commande hors-ligne	83
5.1	Formulation du problème d'optimisation	84
5.1.1	Description et formulation mathématique du problème	84
5.1.2	Modélisation du problème sous forme combinatoire	85
5.2	Problèmes d'optimisation de grande taille et adaptation des approches combinatoires pour leur résolution	90
5.2.1	Limites des approches combinatoires	90
5.2.2	Résolution du problème d'optimisation par approche fréquentielle	91
5.2.3	Introduction des contraintes flottantes sur les variables d'état de la batterie	95
5.3	Validation de la méthode	97
5.3.1	Commande énergétique optimale du système avec un dimensionnement fixé	97
5.3.2	Présentation des résultats d'optimisation	99
5.3.3	Analyse et interprétation des résultats	101
5.3.4	Influence des paramètres de la commande sur la fonction objectif et le temps de calcul	106
5.4	Conclusion du chapitre et de la partie	109
III	Dimensionnement optimal des sources de la chaîne énergétique	111
6	Méthodologie du dimensionnement incluant la commande optimale	113
6.1	Description du problème de dimensionnement	114
6.1.1	Dimensionnement du système pile à combustible	114
6.1.2	Dimensionnement du système de stockage d'énergie	118
6.1.3	Formulation mathématique du problème couplé	119
6.2	Analyse et choix de la méthode de dimensionnement	121
6.2.1	Exploration exhaustive ou "brut force"	122
6.2.2	Méthodes d'optimisation pour problèmes multi-objectifs	123
6.3	Adaptation de la commande optimale au problème de dimensionnement	125
6.3.1	Ré-écriture du problème en fonction de la puissance pile	125
6.3.2	Approximation linéaire par morceaux de la consommation d'hydrogène	127
6.4	Adaptation du profil de puissance au problème de dimensionnement	130
6.4.1	Réduction de la durée du profil de puissance	131
6.4.2	Réduction des instants du profil de puissance	132
6.4.3	Synthèse sur la réduction du profil de puissance	134
6.5	Présentation de la méthode générale de résolution du problème couplé	134
6.6	Conclusion	135

7	Résolution couplée des problèmes de dimensionnement et de commande optimale	137
7.1	Présentation des outils et paramètres de résolution	138
7.1.1	Matériel et outils	138
7.1.2	Paramètres du dimensionnement	139
7.1.3	Paramètres de réglage du NSGA-II	140
7.2	Dimensionnement et commande optimale sur profil basse fréquence	141
7.3	Dimensionnement et commande optimale sur profil à pas de temps variable	143
7.3.1	Résultats et étude de convergence	143
7.3.2	Analyse des résultats à l'échelle du système	145
7.3.3	Analyse des résultats à l'échelle des composants	147
7.3.4	Comparaison de quelques dimensionnements	150
7.4	Validation des dimensionnements optimaux retenus	153
7.4.1	Analyse des répartitions de puissance du système	153
7.4.2	Analyse des résultats de commande à l'échelle du système pile	154
7.4.3	Analyse des résultats de commande à l'échelle de la batterie	157
7.4.4	Synthèse	159
7.5	Conclusion	160
	Conclusion générale et perspectives	161
	Annexes	167
A	Méthode d'évaluation de la tension du bus DC	169
A.1	Illustration du problème implicite de gestion de tension du bus DC	170
A.2	Erreurs d'estimation de la tension du bus	171
A.2.1	Sur profil longue durée avec forte puissance	171
A.2.2	Sur profil moyen avec puissance modérée	172
A.2.3	Analyse et synthèse	173
B	Formulation combinatoire des problèmes de commande à pas de temps variable	175
B.1	Problème de commande avec le courant pile	176
B.2	Problème de commande avec la puissance pile	178
B.3	Comparaison des résultats de commande avec le courant et la puissance pile	180
	Bibliographie	183

Table des figures

1	Illustration du périmètre de la thèse	2
1.1	Classification fonctionnelle des composants d'un système énergétique embarqué	11
1.2	Classification fonctionnelle des véhicules hybrides thermique-électrique (figure à finaliser)	12
1.3	Tendances du marché et de l'utilisation des batteries lithium-ion pour différents secteurs de l'électricité [Hans Eric Melin, 2018]	13
1.4	Diagramme de Ragone des stockages électrochimiques [Multon et al., 2013]	13
1.5	Systèmes hybrides de stockage d'énergie	14
1.6	Hybridation directe entre la pile à combustible et le système de stockage d'énergie	14
1.7	Hybridation passive du stockage d'énergie à la pile à combustible	15
1.8	Hybridation passive de la pile à combustible	15
1.9	Hybridation rigide entre la pile à combustible et le système de stockage d'énergie	16
1.10	Statistiques des travaux dédiés au dimensionnement des composants de SEMSE [WOS, 2023]	17
1.11	Objectifs généraux et critères d'évaluation de performances de la gestion énergétique	18
1.12	Consommation de carburant en fonction de l'architecture, de la gestion énergétique et du cycle de roulage [Gan et al., 2018]	20
1.13	Aperçu général des problématiques de conception et de pilotage des SEMSE	21
2.1	Cycle en V de conception d'un système énergétique embarqué incluant la phase de pré-dimensionnement	24
2.2	Etapes du pré-dimensionnement par optimisation	25
2.3	Caractéristiques générales des problèmes d'optimisation	27
2.4	Comparaison des approches directes et inverses pour l'optimisation des SEMSE	28
2.5	Illustration de fonction convexe	28
2.6	Illustration de fonction non convexe	29
2.7	Stratégie de couplage séquentielle	34
2.8	Stratégie de couplage itérative	34
2.9	Architecture des stratégies imbriquées	36
2.10	Architecture de la stratégie simultanée	37
3.1	Positionnement du besoin de la thèse et définition de ses interactions	42
3.2	Le Dakar 2020 en images	43

3.3	Données de la mission à réaliser	44
3.4	Modèle du véhicule et de sa propulsion électrique	45
3.5	Consignes en couple, vitesse et puissance des moteurs du véhicule électrique	47
3.6	Illustration des différentes zones du circuit	48
3.7	Architecture générale du véhicule électrique	50
4.1	Illustration de la démarche scientifique	58
4.2	Architecture générale du système pile à combustible	60
4.3	Architecture simplifiée d'un convertisseur boost	61
4.4	Technologies des semi-conducteurs et leur évolution	61
4.5	Description du fonctionnement d'une cellule PEMFC [Krista Martin, 2016]	62
4.6	Exemple d'évolution de la tension d'une cellule en fonction de la densité de courant	63
4.7	Exemple d'évolution de la densité de puissance d'une cellule en fonction de la densité de courant	64
4.8	Forme linéaire et quadratique du débit d'hydrogène en fonction du courant et de la puissance pile	65
4.9	Consommation des auxiliaires de la pile	66
4.10	Forme des rendements de la pile et de son convertisseur	67
4.11	Composition et fonctionnement d'une cellule de batterie au lithium [Corno et al., 2015]	68
4.12	Evolution des matériaux utilisés dans les batteries lithium-ion [Korthauer, 2018]	68
4.13	Modèle électrique source de tension et résistance série d'une cellule de batterie	69
4.14	Exemple de cartographies de rendement du groupe onduleur-moteur d'un bus électrique [Ritari et al., 2020]	71
4.15	Caractéristiques électriques de deux cellules de technologie différente	72
4.16	Principe de discrétisation de la programmation dynamique	74
4.17	Résolution du problème d'allocation de tâche par la méthode brute force	79
4.18	Résolution du problème d'allocation de tâche par la méthode de branch&bound	80
5.1	Taille des matrices de contraintes du problème d'optimisation de commande énergétique	91
5.2	Erreurs relatives entre les énergies du profil réel et celles en basse fréquence	92
5.3	Profil de puissance réel versus profil de puissance basse fréquence pour $\Delta T = 5s$	93
5.4	Méthode de résolution séquentielle du problème d'optimisation de la commande énergétique	95
5.5	Proportion en espace mémoire des contraintes des états de la batterie dans le problème d'optimisation	96
5.6	Technique d'évaluation conditionnelle de l'état d'énergie de la batterie	96
5.7	Procédure d'introduction conditionnelle des contraintes de bornage des états de la batterie	97
5.8	Commande optimale sur le profil basse fréquence	99
5.9	Commande optimale sur le profil réel	100
5.10	Commande optimale sur le profil réel (zoom sur zones de piste)	101
5.11	Commande optimale sur le profil réel (zoom sur zones de dunes)	102

5.12	Commande optimale sur le profil réel (zoom sur zones mixtes)	103
5.13	Commande optimale sur le profil réel (zoom sur zones à limitation de vitesse)	104
5.14	Evolution des performance d’optimisation et de la fonction objectif en fonction de la longueur des fenêtres	106
5.15	Taille et temps de calcul nécessaire pour la résolution d’un problème d’optimisation sur une séquence	107
5.16	Répartition des erreurs relatives entre les trajectoires de SoE du profil réel et du profil basse fréquence	108
5.17	Energie utile de la batterie pour différentes longueurs des séquences	109
6.1	Configuration du stack de pile	115
6.2	Masse et volume des réservoirs d’hydrogène [Hexagon Purus, 2023]	116
6.3	Estimation de la densité de puissance du convertisseur DC-DC (pu :per unit) [Delhommiais et al., 2017]	117
6.4	Configuration du pack batterie	119
6.5	Illustration d’un front de Pareto pour un problème d’optimisation bi-objectif	122
6.6	Principe des algorithmes évolutionnaires	124
6.7	Impact de la discrétisation uniforme de la puissance pile sur la consommation d’hydrogène	127
6.8	Illustration de l’erreur entre une fonction quadratique et son approximation linéaire	128
6.9	Résultats de discrétisation non-uniforme de la puissance pile en fonction du nombre de segments	129
6.10	Evolution de l’erreur quadratique en fonction du nombre de segments	130
6.11	Profil de puissance de durée réduite	131
6.12	Illustration des allures basse fréquence et pas de temps variable sur le profil de durée réduite	133
6.13	Structure détaillée de l’optimisation bi-niveaux	134
7.1	Front de Pareto du dimensionnement avec le profil basse fréquence	141
7.2	Diagramme de répartition des individus pour le dimensionnement avec le profil basse fréquence	142
7.3	Front de Pareto du dimensionnement avec le profil à pas de temps variable	143
7.4	Evolution du nombre d’individus solution en fonction du nombre de générations	144
7.5	Evolution du temps de résolution du problème de commande en fonction de la discrétisation	144
7.6	Diagramme de répartition des individus pour le dimensionnement avec le profil à pas de temps variable “vstep” (en rouge) superposé à celui du profil basse fréquence “bf” (en bleu)	145
7.7	Puissances et énergies des différents résultats du dimensionnement	146
7.8	Analyse des résultats du dimensionnement à l’échelle du système pile	148
7.9	Analyse des résultats du dimensionnement à l’échelle de la batterie	149
7.10	Ratios de masse des différents composants du système énergétique	149
7.11	Identification des trois solutions de dimensionnement à étudier	150
7.12	Répartition générale des énergies et puissance en fonction du dimensionnement	151

7.13	Taux d'hybridation en puissance et énergie du système pile et de la batterie	152
7.14	Répartition des masses des différents composants optimisés	152
7.15	Répartition optimale de puissance sur le profil entier	153
7.16	Courbes de tension et de courant de la pile	155
7.17	Consommation cumulée d'hydrogène sur la totalité du profil	156
7.18	Points de fonctionnement et rendements des systèmes piles	156
7.19	Courbes de tension et de courant de la batterie	158
7.20	Evolution de l'état d'énergie des différentes batteries	158
A.1	Illustration du calcul implicite de la tension	170
A.2	Caractéristiques des cellules typées puissance (A) et énergie (B).	171
A.3	Evaluation de la tension du bus DC pour le cas du véhicule électrique de course	172
A.4	Evaluation de la tension du bus DC pour le cas du véhicule électrique à usage personnel.	172
B.1	Comparaisons des états du système pour un choix respectif du courant pile et de la puissance pile comme variable de commande	180

Liste des tableaux

2.1	Benchmark des solveurs frequemment utilisés dans le domaine énergétique	40
3.1	Hypothèses de départ du véhicule électrique	46
3.2	Description détaillée des différentes zones du circuit.	49
3.3	Définition des variables de décision et des paramètres généraux	51
4.1	Comparaison des différentes technologies de pile à combustible et leur type d'application [Yue et al., 2021]	59
4.2	Tableau des coûts d'affectation de tâche aux différents ouvriers	78
4.3	Comparaison des méthodes d'optimisation pour la gestion énergétique optimale	80
5.1	Formulation mathématique du problème d'optimisation de commande énergétique	85
5.2	Taille des différentes matrices de contraintes du problème d'optimisation	90
5.3	Paramètres non-optimaux de dimensionnement du système	98
5.4	Paramètres de réglage d'optimisation et données générales des profils de puissance	98
5.5	Tableau comparatif des résultats de commande optimale sur profil basse fréquence et profil réel	105
6.1	Comparaison des profils de durée réduite basse fréquence et à pas de temps variable	133
7.1	Paramètres des composants utilisés pour le dimensionnement	139
7.2	Intervalles de recherche des variables de dimensionnement	140
7.3	Paramètres de conception des trois dimensionnements étudiés	151
7.4	Synthèse des résultats de commande optimale sur les trois dimensionnements retenus	159

Liste des acronymes

SEMSE	Systèmes Energétiques Multi-Sources Embarqués
PEMFC	Polymer Exchange Membrane Fuel Cell
PAC	Pile à Combustible
VEH	Véhicule Electrique Hybride
MILP	Mixt Integer Linear Programming
RNA	Réseaux de Neurones Artificiels
PMP	Minimum/Maximum Pontryagin Principle
MPC	Model Predictive Control
GA	Genetic Algorithms
NSGA	Non-Sorted Genetic Algorithms
ECMS	Equivalent Consumption Minimization Strategy
SHSE	Système Hybride de Stockage d'Energie
PSO	Particle Swarm Optimization
SA	Simulated Annealing
RB	Rule Based
DP	Dynamic Programming
SQP	Sequential Quadratic Programming
DIRECT	DIviding RECTangles
FL	Fuzzy Logic
WLTP	Worldwide harmonized Light vehicles Test Procedure
BMS	Battery Management System

Nomenclature

Constantes générales

\mathcal{M}_{H_2}	Masse molaire du dihydrogène
ρ	Densité de l'air
F	Constante de Faraday
g_{\top}	Accélération gravitationnelle terrestre
PCI_{H_2}	Pouvoir calorifique inférieur de l'hydrogène

Ensembles

\mathbb{N}	Ensemble des entiers naturels
\mathbb{R}	Ensemble des nombres réels
\mathcal{X}	Espace de recherche de la variable de décision x

Optimisation

h	Horizon d'optimisation
ξ	Variable de décision discrète
n_u	Nombre d'éléments du vecteur de variable de décision
n_{seq}	Nombre total de fenêtres d'optimisation
seq	Fenêtre d'optimisation
x	Vecteur de variable de décision d'un problème d'optimisation
x_{pms}	Variable de décision de commande hors-ligne
x_{sizing}	Variable de décision du dimensionnement

Véhicule

η_{gear}	Rendement de la chaîne de transmission
η_{mot}	Rendement du moteur électrique
Γ_0	Couple à la roue du véhicule de référence

NOMENCLATURE

Γ_{max}^{mot}	Couple maximal du moteur électrique
Γ_{mot}	Couple du moteur électrique
Γ_{wheel}	Couple à la roue du véhicule
ν	Coefficient d'échelle de rapport entre la surface frontale et la masse du véhicule
ω_{max}^{mot}	Vitesse angulaire maximale du moteur électrique
ω_{mot}	Vitesse angulaire du moteur électrique
ω_{wheel}	Vitesse angulaire à la roue du véhicule
ϕ	Angle d'inclinaison de la route
r_{wheel}	Rayon de la roue
τ_E	Taux d'hybridation en énergie
τ_P	Taux d'hybridation en puissance
a	Accélération du véhicule
A_0	Surface frontale du véhicule de référence
A_{veh}	Surface frontale du véhicule
C_d	Coefficient de trainée aérodynamique du véhicule
C_r	Coefficient de résistance au roulement du véhicule
d_{max}	Autonomie en distance parcourue du véhicule
$E_{FCEV_{total}}$	Energie du SEMSE
Ed_{FCEV}	Densité massique d'énergie du SEMSE
m_0	Masse du véhicule de référence
$M_{FCEV_{elec}}$	Masse du SEMSE
$M_{FCEV_{max}}$	Masse maximale du SEMSE
m_{veh}	Masse du véhicule
P_{elec}	Puissance électrique demandée par le moteur
P_{mec}^{mot}	Puissance mécanique en bout d'arbre du moteur électrique
Pd_{FCEV}	Densité massique de puissance du SEMSE
U_{DC}	Tension du bus DC
U_{max}^{DC}	Limite supérieure de la tension du bus DC
U_{max}^{mot}	Limite supérieure de la tension de l'onduleur
U_{min}^{DC}	Limite inférieure de la tension du bus DC
U_{min}^{mot}	Limite inférieure de la tension de l'onduleur

v	Vitesse du véhicule
v_{max}	Vitesse maximale du véhicule
Profil de puissance	
α	Coefficient de sous-échantillonnage
ΔT	Pas de temps du profil basse fréquence
Δt	Pas de temps du profil réel
\wp	Profil de puissance
bf	Basse fréquence
$E(\wp)$	Energie du profil de puissance \wp
Ndt	Nombre d'instants considérés
$vstep$	variable step (Pas de temps variable)

Pile à Combustible

$M_{FC_{stack}}$	Masse du stack
η_{FC}	Rendement du système pile à combustible
P_{tank}	Pression du réservoir d'hydrogène
d_{FC}	Dynamique maximale de montée en puissance de la pile
ρA_{AME}	Masse surfacique de l'AME
ρA_{PB}	Masse surfacique des plaques bipolaires
A_{FC}	Surface active de l'AME
a_S	Ratio entre surface active et surface totale des plaques
E_{max}^{FC}	Energie maximale embarquée
h_r	Humidité relative
I_{FC}	Courant de la pile
J_{FC}	Densité de courant
J_{max}^{FC}	Densité de courant maximal de la pile
J_{min}^{FC}	Densité de courant minimal de la pile
M_{AME}	Masse des AME
M_{H_2}	Masse d'hydrogène embarquée
$M_{H_2_{tank}}$	Masse du réservoir d'hydrogène plein
m_{H_2}	Masse d'hydrogène consommée
M_{PB}	Masse des plaques bipolaires
M_{PT}	Masse des plaques terminales

NOMENCLATURE

N_{FC}	Nombre de cellules du stack
$P_{FC_{aux}}$	Puissance des auxiliaires
$P_{FC_{brut}}$	Puissance brute de la pile
$P_{FC_{comp}}$	Puissance du moto-compresseur
$P_{FC_{net}}$	Puissance nette de la pile
$P_{FC_{pump}}$	Puissance de la pompe de refroidissement
P_{FC}	Puissance du stack
p_{H_2}	Pression partielle anodique
P_{max}^{FC}	Puissance maximale du stack
P_{min}^{FC}	Puissance minimale du stack
p_{O_2}	Pression partielle cathodique
$P_{out_{DC}}$	Puissance pile en aval du convertisseur
$Pd_{FC_{cell}}$	Densité de puissance d'une cellule
q_{H_2}	Débit d'hydrogène de la pile
q_{O_2}	Débit d'oxygène de la pile
$S_{P_{total}}$	Surface totale des plaques
st_{H_2}	Stœchiométrie anodique de la pile
st_{O_2}	Stœchiométrie cathodique de la pile
T	Température
U_{FC}	Tension du stack
$V_{FC_{cell}}$	Tension d'une cellule de pile

Batterie

ϵ_{SoE}	Ecart toléré d'état d'énergie final
η_{BAT}	Rendement du pack de batterie
λ_{casing}	Ratio de masse cellules-casing
C_{rate}^{charge}	Capacité de charge maximal
$C_{rate}^{decharge}$	Capacité de décharge maximal
E_{BAT}	Energie maximale du pack de batterie
E_u^{BAT}	Energie utile du pack de batterie
$I_{BAT_{nom}}$	Courant nominal de la batterie
I_{BAT}	Courant du pack de batterie
I_{max}^{charge}	Courant maximal de charge

XX

$I_{max}^{decharge}$	Courant maximal de décharge
$m_{BAT_{cell}}$	Masse d'une cellule
M_{BAT}	Masse du pack de batterie
N_p	Nombre de branches en parallèle
N_s	Nombre de cellules en série
$P_{BAT_{pertes}}$	Puissance dissipée par effet Joule
P_{BAT}	Puissance du pack de batterie
P_{max}^{BAT}	Puissance maximale de décharge du pack
P_{min}^{BAT}	Puissance maximale de charge du pack
Q_{BAT}	Capacité maximale du pack de batterie
Q_{cell}	Capacité d'une cellule
R_{BAT}	Résistance interne du pack
R_{cell}	Résistance interne de la cellule
SoC	Etat de charge de la batterie
SoC^{ref}	Etat de charge correspondant à la capacité utile
SoC_{max}	Limite supérieure de l'état de charge
SoC_{min}	Limite inférieure de l'état de charge
SoE	Etat de d'énergie de la batterie
SoE^{target}	Valeur finale de l'état d'énergie
SoE_{max}	Limite supérieure de l'état d'énergie
SoE_{min}	Limite inférieure de l'état d'énergie
U_{BAT}	Tension du pack de batterie
U_{oc}	Tension en circuit ouvert du pack
$V_{oc_{cell}}$	Tension en circuit ouvert d'une cellule
Convertisseur	
η_{conv}	Rendement du convertisseur
M_{conv}	Masse du convertisseur (hors refroidissement)
$P_{conv_{max}}^{ref}$	Puissance maximale du convertisseur de référence
$P_{d_{conv}}^{design}$	Densité de puissance du convertisseur à choisir
$P_{d_{conv}}^{ref}$	Densité de puissance du convertisseur de référence
$U_{conv_{max}}^{HS}$	Limite supérieure de tension en aval du convertisseur
$U_{conv_{max}}^{LS}$	Limite supérieure de tension en amont du convertisseur
$U_{conv_{min}}^{HS}$	Limite inférieure de tension en aval du convertisseur
$U_{conv_{min}}^{LS}$	Limite inférieure de tension en amont du convertisseur

Introduction générale

“Pour faire du pain croustillant pour exactement quatre personnes affamées, il faut 500 grammes de farine de blé (T45 ou bio de préférence), 300 millilitres d’eau, un sachet de levure boulangère, et deux cuillères à café de sel. Pour la préparation, pétrir pendant 10 minutes la farine initialement mélangée à de la levure et de l’eau, y ajouter du sel, puis laisser reposer la pâte pendant une heure et demie dans un four préchauffé à 50 degrés. Enfin, pour la cuisson, former des boules qu’il faudra faire reposer de nouveau pendant 30 minutes, puis cuire à 250 degrés pendant 25 minutes.”

Rassurez-vous, ce manuscrit de thèse portant sur les méthodes de pré-dimensionnement des systèmes hybrides mutli-sources embarqués incluant la commande optimale n’a pas pour vocation de proposer des recettes gourmandes. Et pourtant, ce que vous découvrirez dans ce document s’apparente bien à l’élaboration d’une recette : celle qui permettra de trouver les bonnes proportions de composants (les ingrédients), d’étudier leurs architectures (le mode d’association des éléments), et leur usage ou commande (les modes de cuisson) pour obtenir le système qui répond à des critères de performances attendus (le pain qui croustille et rassasie !)

Il n’est plus à démontrer l’existence du changement climatique et l’impact qu’a le secteur des transports sur ce dernier. Politiciens et scientifiques mènent ces dernières décennies des actions pour freiner les émissions de gaz à effet de serre et le taux grandissant de pollution que connaît la planète. L’automobile apparaît aujourd’hui comme l’un des secteurs émettant le plus de particules polluantes et de substances nocives. Le Centre interprofessionnel technique d’études de la pollution atmosphérique dans son rapport Secten [Citepa, 2019] affirmait que “ les transports sont la première source de gaz à effet de serre en France métropolitaine (29,7 % des émissions en équivalent CO₂ en 2017), devant l’industrie et le secteur tertiaire (25,8 %) ou l’agriculture (18,9 %)”. L’introduction de nouvelles normes comme le RDE (Real Drive Emissions) ainsi que les techniques de développement des filtres à particules, l’amélioration des catalyseurs d’oxydation tout comme la réduction de la vitesse et de la taille du moteur thermique ne suffisent plus pour corriger l’impact des véhicules sur l’environnement. Chose suprenante, le rapport de cette année [Citepa, 2023] montre que cette part de pollution occasionnée par les transports peine à chuter malgré une électrification de plus en plus croissante du parc automobile.

Loin de releguer au second plan l’enjeu environnemental, les principales limitations qui freinent l’émergence des véhicules électriques et hybrides sont d’ordre techniques. Les voitures électriques pressenties pour être une alternative aux solutions thermiques présentent encore de nombreuses faiblesses. Même si elles connaissent des améliorations, elles

souffrent d'un temps de recharge élevé pour ce qui est de la batterie. Cette dernière suscite d'ailleurs de nombreuses polémiques tant sur sa production qui bouleverse l'équilibre de l'écosystème que ses aspects sécuritaires et recyclage en fin de vie. L'hydrogène peine également à s'affirmer à cause des difficultés liées à sa production et son stockage. Il n'est donc pas surprenant que les véhicules électrifiés soient plus lourds, onéreux et nécessitent d'être optimisés pour devenir compétitifs.

Le problème traité dans cette thèse est celui lié à la conception de ces systèmes énergétiques dont le dimensionnement et le pilotage dépendent fortement des composants embarqués et de l'application, c'est-à-dire de l'usage. L'hybridation du système pile à combustible avec des batteries est une solution prometteuse qui exige des études en conception préliminaire afin de prendre en compte les limites de chaque source et les contraintes introduites par leur association.

Le travail réalisé vise à apporter une contribution à l'élaboration d'outils de prédimensionnement, recherche initiée dans les travaux effectués par [Fonseca, 2013], [Chauvin, 2015] et [Huin, 2021]. Le but de cette thèse dont le périmètre d'action est illustré à la Figure 1 est de proposer une méthodologie qui permette d'élaborer un dimensionnement optimal des composants du système énergétique étudié en considérant une répartition optimale des flux d'énergie tout au long du cycle d'usage. Par opposition à la commande embarquée qui utilise des techniques d'anticipation à horizon limité (par exemple MPC) pour faire piloter les différents flux d'énergie, la commande hors-ligne vise à déterminer les répartitions optimales de puissance et d'énergie qui satisfont aux contraintes générales du système et garantissent la réalisation de la mission par la conception réalisée.

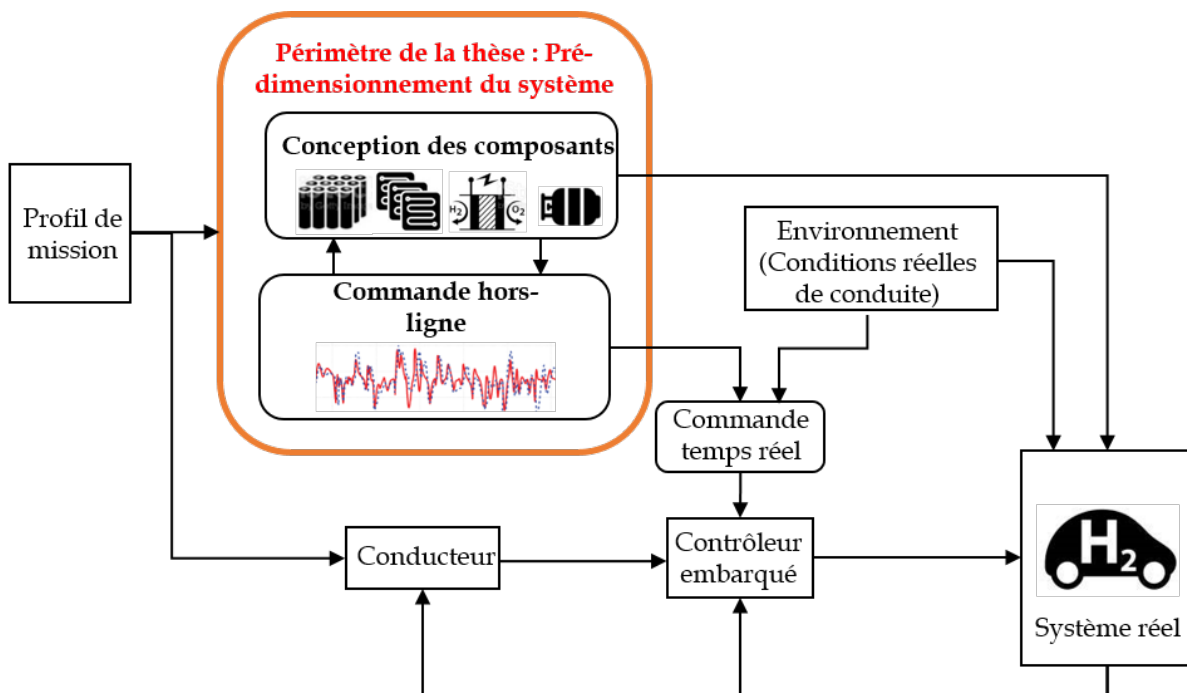


FIGURE 1 – Illustration du périmètre de la thèse

Nous relèverons deux principaux défis dans ce travail de thèse qui est présenté dans ce document. Le premier est relatif à l'utilisation des méthodes d'optimisation aussi bien à l'échelle du dimensionnement que celle de la commande. En effet, force sera de constater

dans l'état de l'art que la résolution des problèmes couplés fait généralement recours à des méthodes ne reposant pas sur des principes d'optimisation : il s'agit bien souvent d'une recherche exhaustive pour déterminer le dimensionnement et de règles expertes pour gérer la répartition de puissance. La convergence vers une solution optimale est quant à elle garantie par l'hybridation de différentes méthodes. Le deuxième défi sera celui de s'attaquer à une application non-conventionnelle : un véhicule de course. Celui-ci a la particularité d'avoir des demandes de puissance irrégulières et difficile à approximer par des profils moyens. Les limitations rencontrées nous conduiront à trouver des techniques d'adaptation des formulations existantes pour pallier les problèmes induits par l'explosion du temps de calcul et de l'espace mémoire nécessaire pour traiter ce type de problème et d'usage.

Trois parties concentrent l'essentiel du travail réalisé au cours de ces années de thèse. La première est intitulée "Etat de l'art et positionnement de la thèse" et propose un passage en revue des systèmes énergétiques embarqués existants avec les méthodes d'optimisation utilisées pour leur conception préliminaire et leur commande. Elle est subdivisée en trois chapitres.

Le Chapitre 1 est dédié aux généralités sur les systèmes énergétiques multi-sources embarqués. Sa finalité est de bien définir au préalable l'objet d'étude qu'est le véhicule électrifié en général et de soulever les différentes problématiques liées à sa conception, son pilotage et son usage. Une attention particulière est accordée aux véhicules à hydrogène dont la technologie se prêtera le mieux à l'application retenue. Le Chapitre 2 résume l'état de l'art réalisé sur les méthodes, algorithmes et solveurs d'optimisation utilisés pour le pré-dimensionnement des systèmes destinés à la mobilité électrique hybride. Le premier volet de ce chapitre a pour finalité de procurer à tout novice un guide d'usage des outils d'optimisation et la place qu'occupe cette branche des mathématiques appliquées dans un projet d'étude et de réalisation de système énergétique. Le deuxième volet de ce chapitre s'intéressera ensuite à la description des méthodes couramment utilisées et des stratégies employées pour coupler les deux aspects indissociables que sont le dimensionnement et la commande, et qui seront traités tout au long du manuscrit. En effet, le choix ou le calcul des paramètres de conception des composants (dimensionnement) et la gestion des flux d'énergie (commande optimale) sont intimement couplés dans ces problèmes. Pour clôturer la première partie, le Chapitre 3 présentera l'application retenue et les avancées techniques attendues.

La deuxième partie traite de façon isolée le problème de la gestion énergétique optimale de la chaîne de traction hybride composée du système pile à combustible et du stockage d'énergie électrochimique. Constituée des Chapitres 4 et 5, cette partie aura pour terme clé la modélisation : aussi bien du fonctionnement des composants que du problème d'optimisation pour garantir leur commande optimale et satisfaire la mission qui leur sera assignée.

Le Chapitre 4 abordera les sujets de la modélisation énergétique des composants et le choix de la méthode d'optimisation. Après une description du comportement électrique des composants constituant le système, une étude comparative des solutions candidates à l'élaboration de la méthode de commande sera réalisée. Le Chapitre 5 est quant-à-lui intitulé "Formulation et résolution du problème de commande hors-ligne" et décrira les techniques développées pour résoudre le problème formulé. Le besoin d'élaborer tout d'abord une méthode d'optimisation de commande hors-ligne et ce, en se fixant un di-

mensionnement à priori naîtra de la nécessité de valider l'efficacité des algorithmes de résolution retenus. Les critères d'optimalité, de temps et de mémoire de calcul seront évalués car ceux-ci impacteront le dimensionnement réalisé dans la dernière partie.

La partie 3 clôt ce manuscrit et présente la formulation et la résolution du problème couplé de dimensionnement des composants et de commande optimale associée. Le Chapitre 6 décrira le problème de dimensionnement et proposera des adaptations de la méthode d'optimisation de la commande hors-ligne et du profil de puissance pour réduire de manière significative les temps de calcul de la méthodologie proposée. Pour finir, le Chapitre 7 présentera les résultats de dimensionnements optimaux réalisés, leur analyse et leur validation à l'aide de la commande optimale élaborée. Une conclusion et des pistes d'améliorations clôtureront ce document.

Contributions scientifiques

— en congrès national

- “Adaptation de la programmation linéaire pour la gestion de puissance sur de longs cycles,” Journée annuelles du GDR SEEDS, Conférence des Jeunes Chercheurs en Génie Electrique (JCGE), Croisic, France, 2022 ; **(Oral)**
- “Adaptation de la commande optimale pour le dimensionnement des systèmes énergétiques embarqués,” 1er Congrès Annuel de la Société Française d’Automatique de Génie Industriel et de Productique (SAGIP), Marseille, France, 2023 ; **(Oral)**

— en conférences internationales avec comité de lecture

- [Planté et al., 2021] E. Planté, M. Delhommais, E. Bideaux, M. Gérard and D. Chatroux, "Interest and method to evaluate the evolution of the DC bus voltage in a hybrid system during the preliminary design by optimization," 2021 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), Gijon, Spain, pp. 1-6 ; **(Oral)**
- [Planté et al., 2022] E. Planté, E. Bideaux, M. Delhommais and M. Gérard, "Large Size Optimization Problem for Power Management in a Fuel Cell Electric Race Car Using Combinatorial Approach," IECON 2022 – 48th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Brussels, Belgium, pp. 1-6 ; **(Oral)**
- [Planté et al., 2023b] E. Planté, M. Delhommais, E. Bideaux and M. Gérard, "Optimal Components Sizing and Power Management for a Fuel Cell Electric Race Car Using a Bi-level Strategy," 2023 IEEE 32nd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), Espoo, Finland, pp. 1-6 ; **(Oral)**
- [Planté et al., 2023a] E. Planté, E. Bideaux, M. Delhommais and M. Gérard, "Offline Power Management Strategy for Fuel Cell Electric Race Car Sizing Using Bi-Level Optimization Based Methodology," 2023 9th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT), Rome, Italy, pp. 1-6. **(Oral)**

— en revue internationale avec comité de lecture

- En cours de rédaction

Première partie

Etat de l'art et positionnement de la thèse

Vue générale sur les systèmes énergétiques multi-sources embarqués

Sommaire

1.1	Les systèmes énergétiques multi-sources embarqués	10
1.1.1	Définition	10
1.1.2	Les systèmes énergétiques thermique-électrique	11
1.1.3	Les systèmes hybrides de stockage d'énergie	12
1.1.4	Les systèmes énergétiques embarqués à hydrogène	13
1.2	Problématiques liées à la conception et au pilotage des systèmes éner- gétiques embarqués	17
1.2.1	L'optimisation des composants	17
1.2.2	L'optimisation du système	18
1.2.3	L'optimisation du service	20
1.2.4	Synthèse sur la conception et le pilotage des SEMSE	20
1.3	Conclusion	21

L'électrification de plus en plus croissante du secteur des transports devient un impératif et sert à la mobilité, à l'exécution de tâches ou à la fourniture de services. Embarquer de l'énergie fait apparaître de nombreuses problématiques, notamment celles de faire plus avec le moins de ressources, idéal recherché dans la conception et le pilotage des systèmes énergétiques. Pour répondre à de nombreuses exigences telles-que les délais, les coûts et performances, faire de simples calculs ne suffit plus. Afin de faire face à la complexité des opérations, la taille des données à traiter et au nombre de variables à prendre en compte, il est possible de recourir à l'optimisation. Ce chapitre présente dans un premier temps des généralités sur les systèmes énergétiques multi-sources embarqués (SEMSE). Il traite ensuite les différentes architectures rencontrées dans l'état de l'art pour le secteur des transports. Après une description détaillée des objectifs visés lors de la conception et du pilotage de ces systèmes, des généralités sur le vocabulaire et les applications de l'optimisation seront introduites. Cette dernière se veut être un outil mathématique que l'on peut adapter aux problèmes rencontrés.

1.1 Les systèmes énergétiques multi-sources embarqués

1.1.1 Définition

Un SEMSE désigne un couplage de différents vecteurs énergétiques dont la finalité est d'augmenter la flexibilité du système et d'améliorer son efficacité [Blaud et al., 2020]. Adaptée à la production et à la consommation d'énergie à une échelle généralement locale, l'association de plusieurs sources d'énergie vise principalement à réduire les émissions de particules et de CO_2 des sources d'énergie thermique, de pallier le caractère intermittent des sources d'énergie renouvelables introduites, d'augmenter la flexibilité du système énergétique et de minimiser les coûts [Mancarella, 2014].

L'adjectif embarqué se réfère à la notion de portabilité. Il suppose donc un ensemble compact ou non, capable d'être intégré dans un système dont la mission nécessite généralement une certaine autonomie d'énergie. Les SEMSE sont souvent constitués de composants remplissant trois types de fonctions (confère Figure 1.1). La première fonction est la production d'énergie. Elle est assurée par des sources d'énergie d'origines diverses (fossiles ou renouvelables), et différents types de stockages qui sont généralement des systèmes réversibles. La deuxième fonction est la conversion d'énergie, réalisée à travers des interfaces qui permettent de convertir l'énergie de sa forme initiale à sa forme d'usage. La troisième fonction est le service ou la consommation qui regroupe l'alimentation des actionneurs pour la production de mouvement, de chaleur ou de froid. Les composants associés à cette fonction peuvent également assurer la réalisation de tâches secondaires comme l'alimentation de capteurs, de cartes électroniques etc...

Les systèmes énergétiques électriques embarqués et hybrides sont étudiés, conçus et améliorés notamment dans le secteur des transports [Yang, 2008]. Que ce soit pour des applications terrestres, maritimes ou aéronautiques, leur principal rôle est de fournir de l'énergie à la création du mouvement. Les paragraphes suivants s'intéresseront aux chaînes de traction hybrides thermique-électrique dans une moindre mesure, aux systèmes de stockage hybride, puis principalement aux systèmes électriques multi-sources à pile à

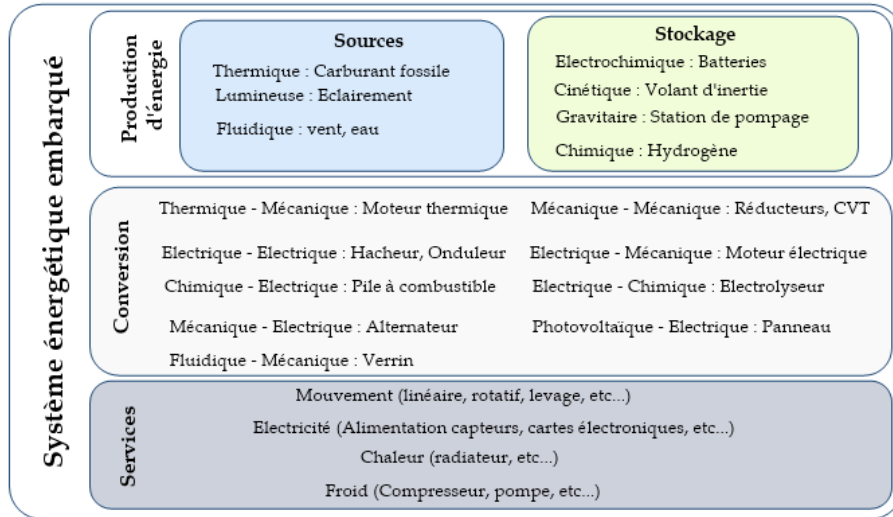


FIGURE 1.1 – Classification fonctionnelle des composants d'un système énergétique embarqué

combustible qui feront l'objet d'étude dans ces travaux de thèse.

1.1.2 Les systèmes énergétiques thermique-électrique

Les architectures des véhicules thermiques hybrides sont regroupées en trois catégories par [M. Sabri et al., 2016, Guzzella and Sciarretta, 2013] : série, parallèle et série-parallèle. Ces différentes architectures décrivent les modes de couplage des flux d'énergie et de puissance entre les parties mécanique et électrique.

Toyota, avec la Prius reste l'un des précurseurs majeurs pour les véhicules hybrides. Son modèle de 2004 intégrait une batterie NiMh de 1.3 kWh et une transmission continuellement variable dans une architecture série-parallèle [Vinot et al., 2008]. Depuis lors, le thermique hybride a connu de nombreuses évolutions. Les véhicules présentent des moteurs thermiques de plus en plus réduits, et un système de stockage dont la capacité est de plus en plus importante. Un indicateur généralement utilisé dans la classification des systèmes énergétiques multi-sources est le taux d'hybridation τ exprimé selon l'équation 1.1

$$\tau_{P_{S_i}} = \frac{P_{max}^{S_i}}{\sum_{i=1}^{N_{sources}} (P_{max}^{S_i})}, \quad (1.1)$$

où $\tau_{P_{S_i}}$ est le taux d'hybridation suivant le critère de puissance de la i -ème source S_i , $P_{max}^{S_i}$ sa puissance nominale, et $N_{sources}$ le nombre de sources embarquées dans le système énergétique. Cet indicateur, couplé avec l'énergie totale du stockage embarqué, permet de distinguer sur le plan fonctionnel les véhicules hybrides. Cette classification est illustrée à la Figure 1.2 et est inspirée des travaux dans [Xue et al., 2020, Guzzella and Sciarretta, 2013, Tie and Tan, 2013]

Cette classification permet de scinder les véhicules hybrides en deux catégories principales. La première, avec un taux d'hybridation inférieur à 50% et une capacité de stockage inférieure à 2 kWh, est réservée pour des fonctions d'arrêt-démarrage et de récupération d'énergie à petite échelle. La deuxième catégorie qui regroupe la seconde moitié permet,

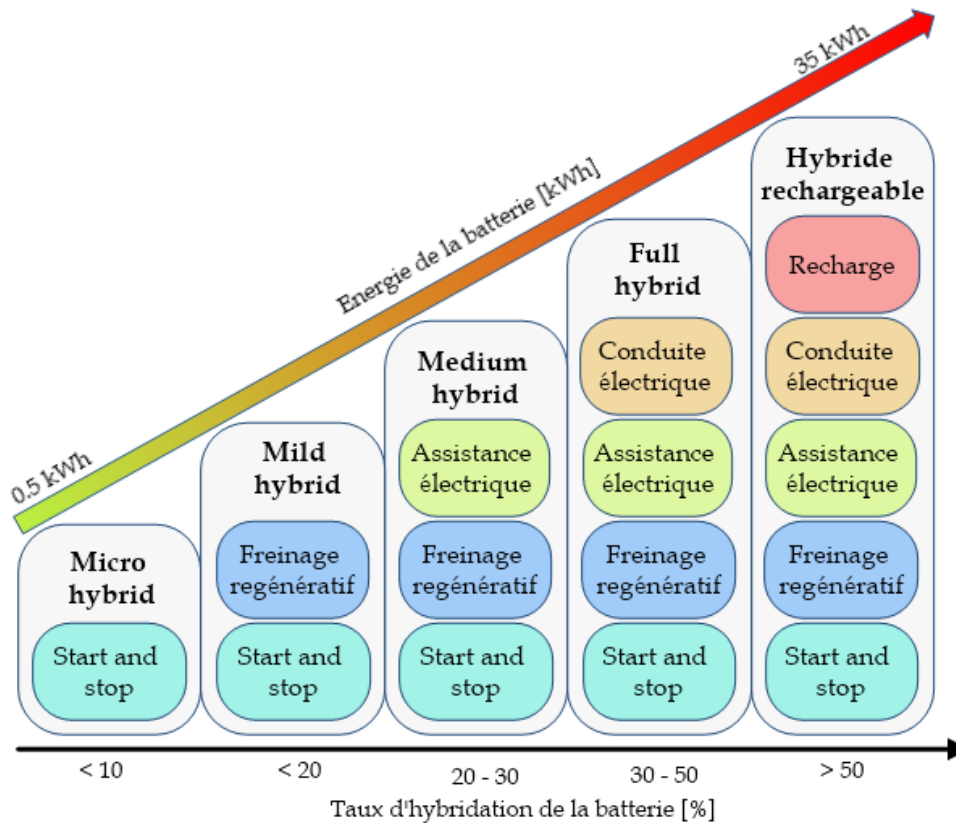


FIGURE 1.2 – Classification fonctionnelle des véhicules hybrides thermique-électrique (figure à finaliser)

en plus des fonctions précédentes, une assistance du moteur thermique jusqu'à la conduite en mode tout électrique où des besoins de recharge sont parfois nécessaires.

1.1.3 Les systèmes hybrides de stockage d'énergie

Avec l'essor des batteries Lithium-ion, le domaine des transports connaît ces dernières années un changement radical. Mis à part les secteurs aérien et maritime dont la source d'énergie reste majoritairement thermique à cause des contraintes de poids, la Figure 1.3 extraite du rapport [Hans Eric Melin, 2018] montre l'accroissement du stockage électrochimique pour divers usages.

Une nouvelle tendance que l'on remarque aujourd'hui est l'hybridation des sources de stockage dans les véhicules électriques. Wang et al. propose dans [Wang et al., 2020] un état de l'art des architectures et défis de l'hybridation des batteries et des supercondensateurs pour divers applications (robots, véhicules etc...). En effet, le diagramme de Ragone extrait de [Multon et al., 2013] et illustré à la Figure 1.4 montre un accroissement significatif de la densité de puissance et d'énergie des systèmes de stockage d'énergie.

Une hybridation des batteries et des supercondensateurs est généralement utilisée pour des applications nécessitant de fortes puissances sur des horizons de temps courts comme des engins de levage et des véhicules électriques de course. L'amélioration des performances des batteries Lithium-ion leur permettant de remplacer progressivement les supercondensateurs. Ainsi, une architecture moins courante mais en cours de développement est celle de deux packs de batteries de chimies différentes. Celle-ci est proposée dans [Naseri et al.,

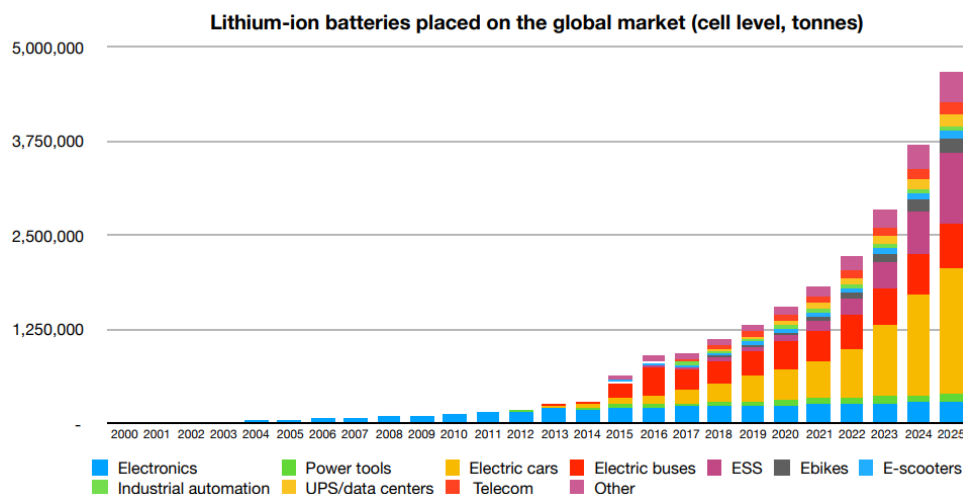


FIGURE 1.3 – Tendances du marché et de l'utilisation des batteries lithium-ion pour différents secteurs de l'électricité [Hans Eric Melin, 2018]

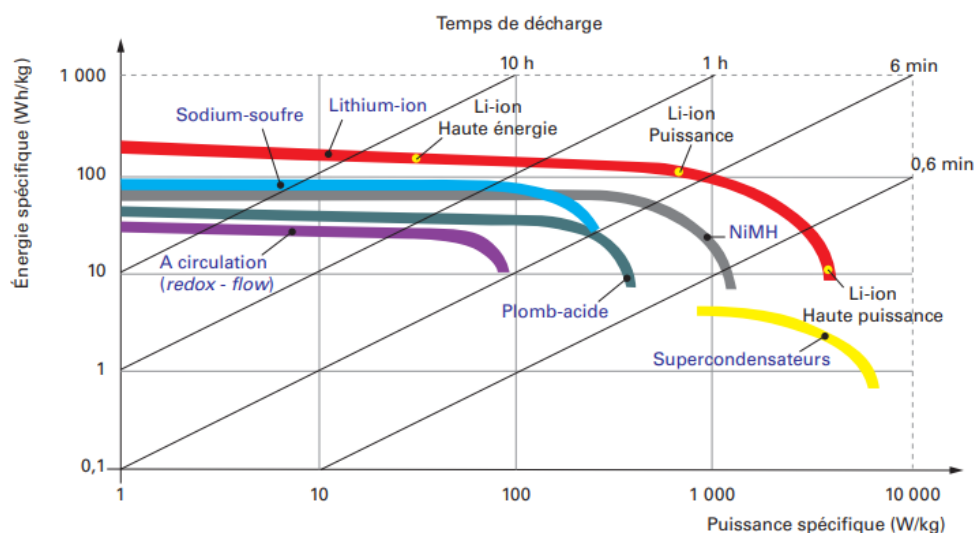
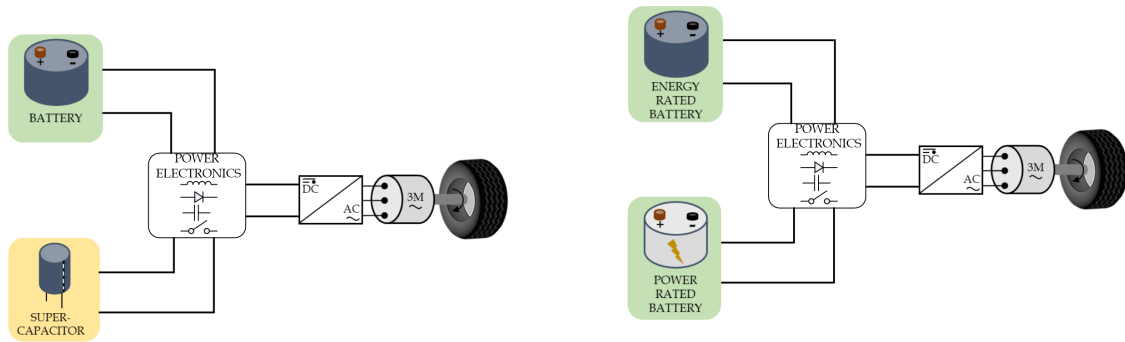


FIGURE 1.4 – Diagramme de Ragone des stockages électrochimiques [Multon et al., 2013]

2022] où les auteurs proposent l'hybridation d'une batterie typée énergie de chimie NMC avec une batterie typée puissance de chimie LTO pour améliorer leurs durées de vie, les performances de recharge et le poids d'un véhicule électrique.

1.1.4 Les systèmes énergétiques embarqués à hydrogène

La principale limitation des systèmes de stockages électrochimiques reste leur faible densité énergétique et leur temps de recharge toujours considérable qui dépend de la technologie de la batterie et de la puissance de recharge. Avec un rendement grandissant du système pile à combustible, l'hydrogène est pressenti pour apporter au véhicule électrique des performances concurrentielles aux véhicules thermiques. Il apporte notamment des réponses plus simples aux enjeux d'autonomie, de rapidité de la recharge et de criticité des matériaux [Criqui, 2021]. On retrouve dans la littérature plusieurs architectures de véhicules électriques à pile à combustible. Dans [Sorlei et al., 2021] et [Zhao et al., 2022],



(a) Hybridation d'une batterie avec des supercondensateurs (b) Hybridation d'une batterie typée puissance avec une batterie typée énergie

FIGURE 1.5 – Systèmes hybrides de stockage d'énergie

les auteurs détaillent les configurations les plus rencontrées. Ces dernières sont résumées comme suit.

L'hybridation directe

C'est la moins répandue des architectures. On la retrouve notamment dans les travaux de Morin B. [Morin, 2013] et de Andreasen et al. [Andreasen et al., 2008] où le système pile à combustible est directement hybridée avec une batterie sans l'intermédiaire d'un convertisseur comme illustré à la Figure 1.6.

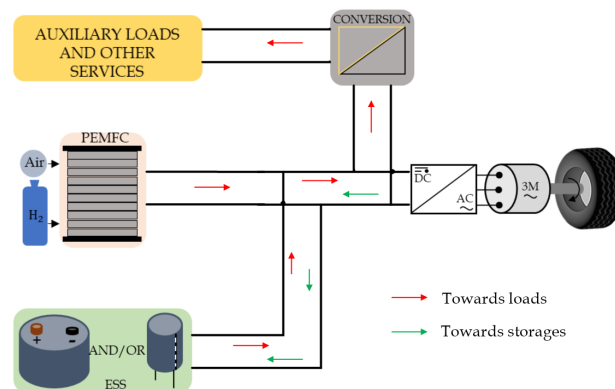


FIGURE 1.6 – Hybridation directe entre la pile à combustible et le système de stockage d'énergie

Cette dernière est relativement simple et offre des opportunités de minimisation de masse et de pertes dues à l'absence de convertisseurs. Toutefois, elle présente de nombreuses difficultés. La première est la nécessité d'avoir une compatibilité élevée entre les technologies de la pile à combustible et celles du stockage. La deuxième est la gestion complexe des flux d'énergie et celle de la tension du réseau.

L'hybridation passive du stockage

C'est la plus répandue des architectures d'hybridation de pile à combustible et systèmes de stockage d'énergie. On la retrouve dans de nombreux articles de la littérature comme [Rurgladdapan et al., 2013, Hu et al., 2020, Li et al., 2019b]. Illustrée à la Figure 1.7,

cette configuration a pour avantage un meilleur pilotage de la pile via son convertisseur ce qui apporte une meilleure stabilité. Le système de stockage d'énergie pour ce genre d'architecture est généralement une batterie dont la tension doit être adaptée à celle requise par le groupe onduleur-moteur. Cette configuration a pour principale faiblesse une moindre utilisation du stockage d'énergie. En effet, la réponse en tension de ce dernier en fonction de son état de charge devra être maintenue dans une certaine plage pour garantir la stabilité de la tension du bus DC [Planté et al., 2021].

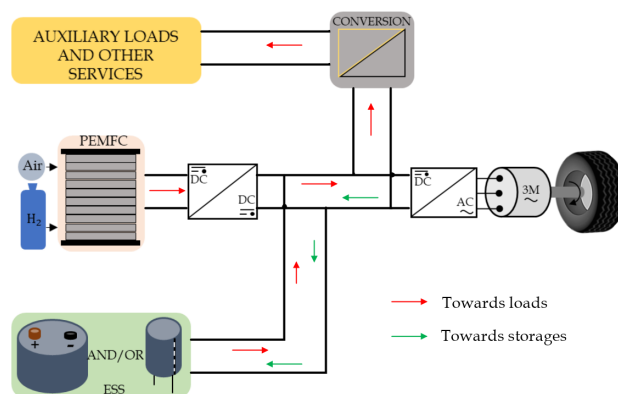


FIGURE 1.7 – Hybridation passive du stockage d'énergie à la pile à combustible

L'hybridation passive de la pile à combustible

Egalement peu répandue, cette architecture détaillée à la Figure 1.8 a été étudiée dans [Wang et al., 2009] pour la conception et le pilotage optimisé d'une batterie à travers son convertisseur pour un véhicule à pile à combustible. A l'opposée de l'architecture précédente, elle permet une meilleure utilisation du stockage d'énergie qui peut être hybride. La durée de vie et le rendement des éléments de stockage sont améliorés. Cependant, cette architecture est aussi sujette à deux limitations. La première est une tension basse du bus DC imposée par la réponse électrique de la pile. La deuxième est une variation de la tension du réseau qui exige une stabilité et un contrôle de la dynamique de la puissance pile.

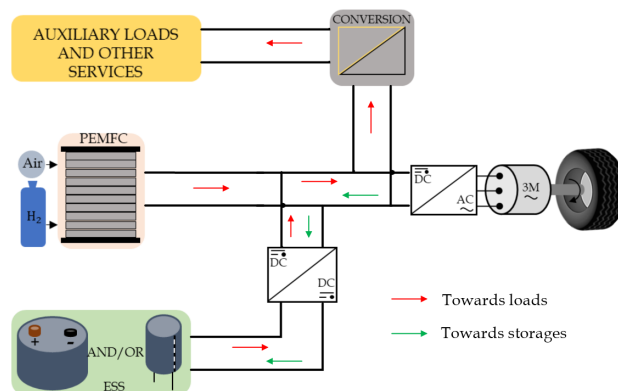


FIGURE 1.8 – Hybridation passive de la pile à combustible

L'hybridation rigide

Cette architecture est également largement rencontrée dans la littérature (voir Figure 1.9). On la retrouve notamment dans les travaux de Kelouwani et al. [Kelouwani et al., 2013] et Zheng et al. [Zheng et al., 2013]. Privilégiée pour sa stabilité, cette architecture a pour avantage d'être robuste. Elle est adaptée pour des applications à fortes dynamiques où une hybridation du stockage d'énergie est nécessaire (batterie et supercondensateurs) pour la répartition de puissance. Bien que cette configuration apporte un degré de liberté supplémentaire à la commande et garantit une stabilité de la tension du réseau, elle est peu commode en termes de masse du système et de pertes de rendement due aux nombreux convertisseurs. Enfin, elle ajoute un composant au système, ce qui pourrait réduire la fiabilité et induire de potentiels coûts d'investissement et de maintenance.

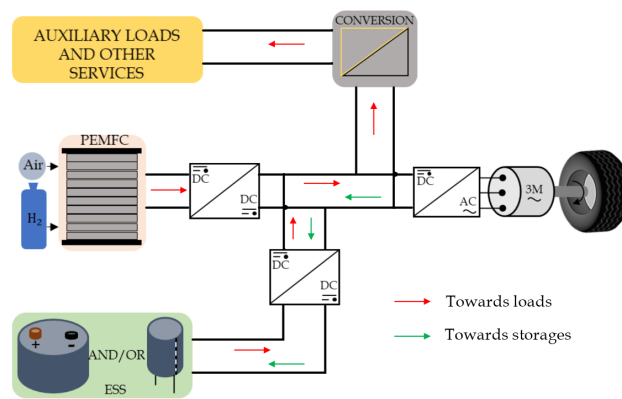


FIGURE 1.9 – Hybridation rigide entre la pile à combustible et le système de stockage d'énergie

Conclusion sur les systèmes énergétiques embarqués à hydrogène

Les quatre architectures des systèmes énergétiques à hydrogène peuvent présenter des variantes. Pour des applications de fortes puissances, le système pile à combustible est généralement constitué de plusieurs stacks. Dans [Zhou et al., 2022], les auteurs proposent un état de l'art de ce genre d'architecture dit multi-stack qui a pour avantages d'améliorer la redondance et la fiabilité du système. Ce type d'architecture présente cependant des désavantages comme l'augmentation du coût total du système et de la complexité du pilotage pour la fourniture de la puissance demandée. Les convertisseurs d'électronique de puissance sont pour la plupart uni-directionnels pour la pile à combustible et bi-directionnels pour les systèmes de stockage d'énergie. Ils peuvent être isolés ou non. La structure non-isolée permet de faire des gains de masse et d'encombrement et est adaptée pour des applications avec des rapports faibles de transformation de tensions. La structure isolée, plus lourde à cause du transformateur d'isolement, est adaptée à des applications à rapports de tension élevée mais est plus exigeante en termes de conception [Forouzesh et al., 2017]. Un autre élément différenciant est le positionnement des charges auxiliaires dans une architecture. Le compresseur de la pile à combustible par exemple peut être alimenté via une batterie externe généralement pour son démarrage ou raccordé au réseau DC principal par l'intermédiaire d'un convertisseur [Boynov, 2008].

1.2 Problématiques liées à la conception et au pilotage des systèmes énergétiques embarqués

La conception et le pilotage des SEMSE soulèvent de nombreux enjeux pour lesquels l'usage d'outils d'optimisation est nécessaire. Ces derniers sont sollicités à trois niveaux que sont l'optimisation des composants, l'optimisation du système, et l'optimisation des services.

1.2.1 L'optimisation des composants

Le dimensionnement électrique des composants

Dimensionner un composant revient à trouver ses caractéristiques ou grandeurs mesurables lui permettant de remplir une fonction spécifiée. A cause de la complexité des composants à concevoir, les calculs numériques de moins en moins efficaces sont remplacés par des méthodes informatiques issues des mathématiques. Le dimensionnement des composants des systèmes énergétiques embarqués relève de l'optimisation paramétrique (statique) car les paramètres de conception calculés ne varient pas dans le temps. Cette branche de l'optimisation pour le dimensionnement des composants fait l'objet de nombreux sujets de recherche comme le montre les statistiques des publications des dernières années données à la Figure 1.10

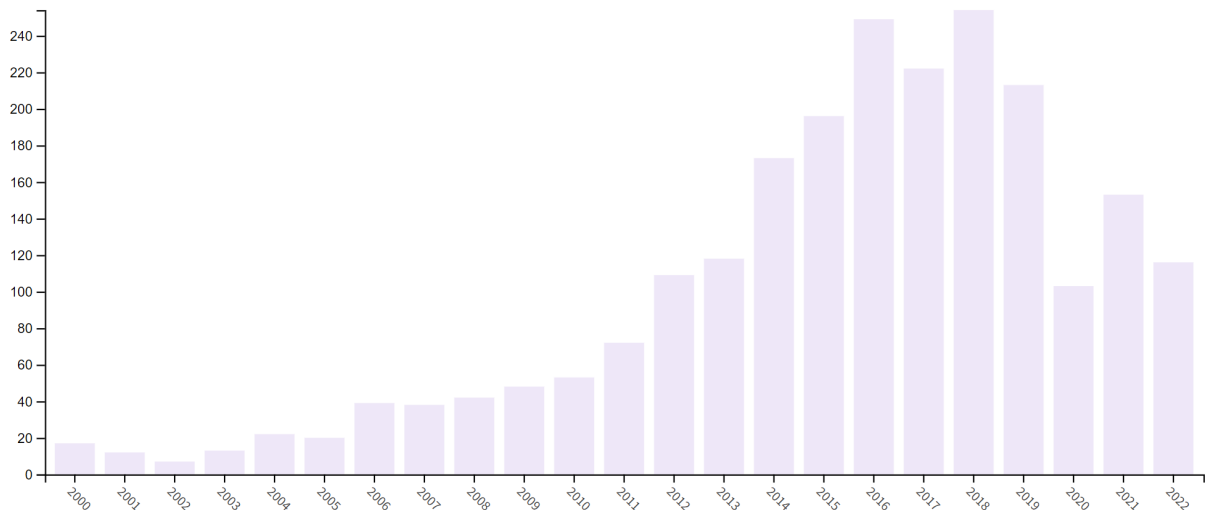


FIGURE 1.10 – Statistiques des travaux dédiés au dimensionnement des composants de SEMSE [WOS, 2023]

Les critères d'optimisation visés par le dimensionnement des composants des systèmes énergétiques embarqués sont généralement leurs performances (masse, volume, capacité, rendement, durée de vie, etc...) [Delhommais, 2020], leur fiabilité [El Bechari, 2020] et plus récemment leur impact environnemental en prenant en compte les aspects d'analyse de cycle de vie [Symeonidou et al., 2021].

L'optimisation topologique

L'optimisation des composants d'un système énergétique embarqué passe également par une sélection ou une conception judicieuse de sa topologie. L'optimisation topologique des composants peut être vue sous plusieurs angles. Elle peut être relative à l'agencement des éléments dans le composant de sorte à en améliorer les performances ou à minimiser un coût. C'est principalement le cas des systèmes de conversion d'énergie où dans [Wang et al., 2022], il est souligné que la prise en compte de la topologie dans l'optimisation des convertisseurs permet de minimiser les pertes et d'améliorer le rapport de conversion de tension. S'intéresser à la topologie d'un composant peut également revenir à déterminer les propriétés et la géométrie des matériaux constituant ce composant. C'est le cas par exemple des machines électriques. Ainsi, l'optimisation par la méthode de réduction de la densité de matériaux ferro-magnétiques du rotor d'un moteur synchrone à aimants permanents est traitée dans [Ma et al., 2020] pour maximiser son couple avec des contraintes de volume.

1.2.2 L'optimisation du système

La gestion énergétique

La bonne gestion des flux d'énergie et de puissance permet de trouver les consignes optimales de pilotage des composants d'un système énergétique de manière à en minimiser ou maximiser un ou plusieurs critères. Jamal et al. [Jamal et al., 2021] établit un état de l'art des différents objectifs visés par la gestion d'énergie de systèmes énergétiques multi-sources. Il s'agit généralement de la consommation de carburant [Li et al., 2019b], de la durée de vie [Chauvin et al., 2015], du coût total [Hu et al., 2020], etc... Dans [Tie and Tan, 2013], les auteurs réalisent une analyse comparative des lois de gestion d'énergie. Ces deux volets sont résumés et illustrés à la Figure 1.11.

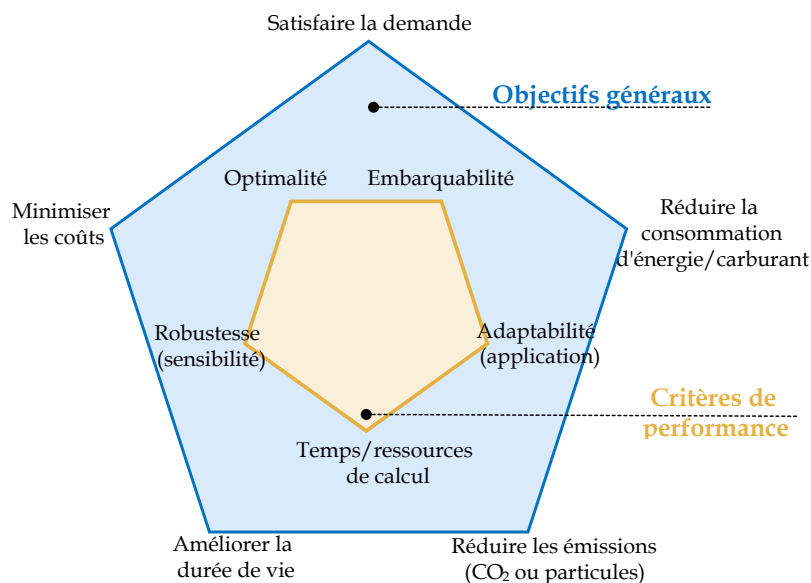


FIGURE 1.11 – Objectifs généraux et critères d'évaluation de performances de la gestion énergétique

De nombreux travaux dans la littérature s'intéressent, quant à eux à, l'optimisation de la gestion énergétique pour les systèmes embarqués multi-sources. R. Johri et Z. Filipi, [Johri and Filipi, 2014] montrent les économies de carburant et la réduction d'émissions en optimisant la gestion d'énergie pour une chaîne de traction hybride thermique-électrique. Des méthodes d'optimisation sont proposées dans [Li et al., 2021] pour améliorer la durée de vie d'un système hybride de stockage d'énergie constitué de batteries et de supercondensateurs. En ce qui concerne les systèmes énergétiques embarqués à hydrogène, Fletcher et al. [Fletcher et al., 2016] étudient l'impact de la gestion d'énergie sur la durée de vie des plaques bipolaires de pile à combustible à membrane échangeuse de protons (PEMFC).

L'optimisation de la gestion énergétique d'un système se distingue de celle d'un composant dans le sens où elle fait intervenir l'état énergétique du système. Ces variables d'état sont temporelles et varient en fonction des conditions opératoires des composants et de la demande en puissance à satisfaire. Comme optimiser un composant de façon isolée n'est pas synonyme de l'optimisation du système dans sa globalité, le dimensionnement se dissocie de moins en moins de la gestion énergétique [Silvas et al., 2017]. Il devient donc rare de trouver des travaux qui s'intéressent à l'un de ces aspects tout en négligeant le second. Cette problématique sera amplement traitée dans le Chapitre 2 de cette thèse qui abordera dans la Section 2.6 les méthodes de couplages qui existent entre ces deux notions.

Le choix et l'optimisation d'architecture

L'optimisation d'architectures d'un système est similaire à ce qui se fait pour l'optimisation topologique d'un composant. Elle vise à trouver le meilleur scénario d'agencement des composants électriques, thermiques, fluidiques et mécaniques d'un système énergétique. Dans [Hofman et al., 2012] portant sur l'optimisation de l'architecture pour les véhicules électriques hybrides, les auteurs soulignent que le choix de l'architecture détermine le rendement du flux énergétique du véhicule et que la consommation de carburant du moteur thermique est influencée par la technologie des organes de transmission. La corrélation entre architecture et gestion énergétique de systèmes hybrides multi-sources est étudiée dans [Gan et al., 2018]. Les auteurs proposent un outil orienté-objet leur permettant de tester différentes lois de gestion énergétique sur les trois architectures des véhicules hybrides thermique-électrique, et avec des cycles de roulage distincts. Les résultats obtenus sont illustrés à la Figure 1.12, et montrent une variation significative (d'environ 19%) de la consommation de carburant selon que le véhicule hybride soit de type série ou parallèle.

Dans [Kabalan et al., 2020], l'optimisation de la chaîne énergétique d'un véhicule hybride est réalisée en élaborant une méthode de génération automatique d'architectures. Ces dernières sont testées et permettent d'obtenir un front de pareto entre les valeurs optimales de consommation de carburant et la taille du stockage d'énergie embarqué. Dans [Chauvin, 2015], les architectures pile à combustible et batterie d'un côté, et pile à combustible, batterie et supercondensateurs de l'autre sont comparées pour l'électrification d'une mini-excavatrice.

Optimiser un système hybride multi-sources ne se limite donc pas au choix de son architecture et à sa gestion énergétique. Elle passe également par le choix de la technologie, l'optimisation des composants, et son utilisation qui introduit la notion de service.

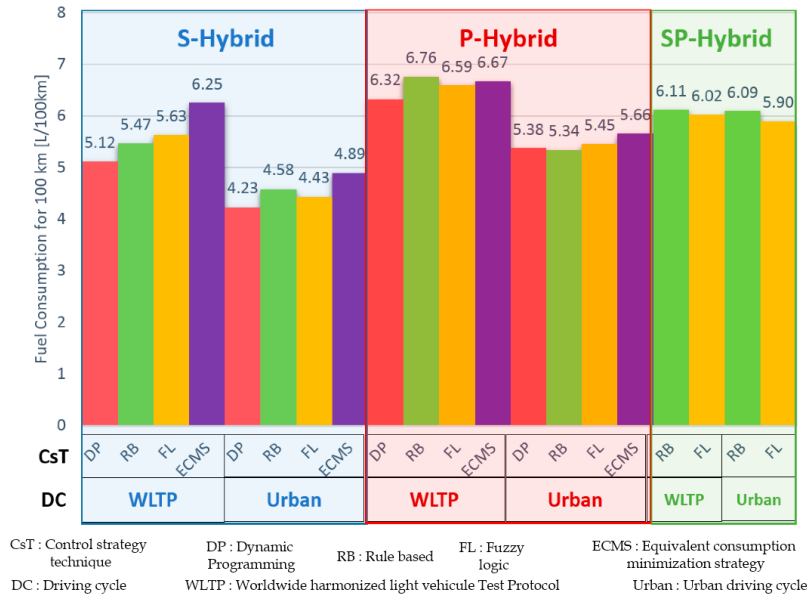


FIGURE 1.12 – Consommation de carburant en fonction de l’architecture, de la gestion énergétique et du cycle de roulage [Gan et al., 2018]

1.2.3 L’optimisation du service

Optimiser un système énergétique embarqué passe également par la prise en compte de ses interactions avec son environnement. Il s’agit principalement de son opérateur ou conducteur et de sa mission qui peut être le trajet réalisé ou la fonction effectuée. En effet, Changizian et al. [Changizian et al., 2020] montrent que la consommation énergétique d’un véhicule est fortement corrélée avec son cycle de roulage. Aussi, il est possible pour une même mission d’avoir des consommations d’énergie différentes en fonction de la trajectoire suivie [Kato et al., 2013]. L’optimisation de cette trajectoire est donc nécessaire pour avoir un service optimal du système énergétique embarqué. Une des approches introduite est celle d’éco-conduite qui est abordée dans [Huang et al., 2018a]. Pour réduire la consommation de carburant d’un véhicule thermique, Mensing et al. [Mensing et al., 2013] réalisent une optimisation du cycle de roulage en considérant des contraintes de conduite. Dans le domaine de la course automobile, Targosz et al. [Targosz et al., 2018] optimisent le style de conduite visant à minimiser la consommation d’énergie d’un véhicule électrique.

L’introduction des éléments de stockage électrochimiques dans les systèmes énergétiques embarqués apporte aujourd’hui des problématiques de planification. L’optimisation de la trajectoire doit désormais prendre en compte deux nouveaux paramètres que sont la disponibilité des stations de recharges, et l’optimisation du temps de recharge qui passe par le type d’infrastructure mis en place. Cette problématique est largement discutée dans [Metais et al., 2022] où un état-de-l’art des approches par optimisation pour le choix de l’emplacement des infrastructures de recharge est effectué.

1.2.4 Synthèse sur la conception et le pilotage des SEMSE

Les systèmes énergétiques embarqués posent de nombreux problèmes, que ce soit à l’échelle des composants, de leur couplage ou de leur utilisation, et qu’il est difficile de dissocier ou de traiter de façon séparée.

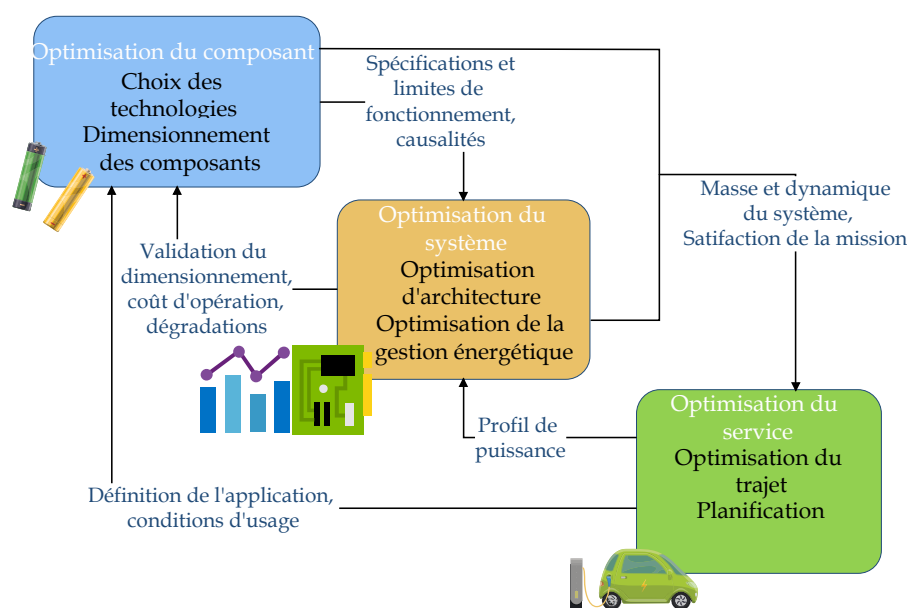


FIGURE 1.13 – Aperçu général des problématiques de conception et de pilotage des SEMSE

Comme illustré à la Figure 1.13, résoudre tous ces problèmes simultanément est très complexe. Il est supposé généralement acquis la solution de l'un des problèmes afin de pouvoir résoudre les autres. Il apparaît aussi dans l'état-de-l'art que l'optimisation est un outil de plus en plus utilisé pour résoudre ce genre de problèmes.

1.3 Conclusion

Les systèmes énergétiques multi-sources embarqués sont divers et variés de par leurs architectures et leurs applications. Les hybridations thermique-électrique font face au problème de réduction des émissions polluantes. Quant aux hybridations à base de stockages électrochimiques, elles souffrent d'un défaut d'autonomie. La mobilité veut donc faire de plus en plus recours à l'hydrogène pour espérer rompre avec habitudes classiques de conception des systèmes multi-sources embarqués. Cependant, il induit un stockage de masse plus importante que pour les solutions et technologies traditionnelles. Ainsi, il est souvent privilégié pour la mobilité électrique lourde. Enfin, il n'est plus à démontrer le rôle central de l'optimisation dans la conception et le pilotage des systèmes énergétiques embarqués. Le chapitre suivant s'intéressera particulièrement à la démarche d'optimisation et aux méthodes utilisées pour le dimensionnement et la gestion énergétique qui constituent les deux axes traités dans cette thèse.

Méthodes, algorithmes et solveurs pour l'optimisation du pré-dimensionnement appliqué à la mobilité électrique hybride

Sommaire

2.1	Le pré-dimensionnement dans la mobilité électrique hybride	24
2.1.1	Définition et positionnement dans un projet	24
2.1.2	Pré-dimensionnement par optimisation des systèmes hybrides multi-sources	25
2.2	L'optimisation et ses domaines d'application	26
2.3	La modélisation pour l'optimisation	27
2.3.1	Approches générales	27
2.3.2	Classification des problèmes et méthodes d'optimisation	28
2.4	Etat-de-l'art des méthodes de dimensionnement de composants par optimisation	30
2.5	Etat-de-l'art des lois de gestion d'énergie	32
2.5.1	Etat-de-l'art des lois de gestion d'énergie hors-ligne	32
2.5.2	Etat-de-l'art des lois de gestion d'énergie en-ligne	32
2.6	Etat de l'art de l'optimisation couplée du dimensionnement et du contrôle des flux de puissance	33
2.6.1	Les stratégies séquentielles et itératives	34
2.6.2	Les stratégies imbriquées	35
2.6.3	Les stratégies simultanées	37
2.6.4	Conclusion sur la résolution des problèmes couplés	38
2.7	Quelques outils	38
2.8	Conclusion	39

Le vocabulaire de l'optimisation est très varié et peut même dans certains cas porter à confusion. Méthodes, algorithmes, solveurs sont les termes les plus couramment employés et désignent des outils dans la démarche de résolution d'un problème d'optimisation. Dans notre cas, c'est-à-dire pour la conception des systèmes énergétiques pour la mobilité électrique, cette démarche s'inscrit dans la phase de pré-dimensionnement. Quels sont donc les méthodes et algorithmes respectivement utilisés pour le dimensionnement des composants et la gestion d'énergie dans un système énergétique embarqué ? Peut-on dissocier ces deux tâches au vu de leurs interdépendances ? Quel est le choix du solveur d'optimisation en fonction du problème rencontré ? Voilà quelques interrogations auxquelles le présent chapitre proposera des éléments de réponse.

2.1 Le pré-dimensionnement dans la mobilité électrique hybride

Comme tout projet, la conception des systèmes énergétiques embarqués est subdivisée en plusieurs étapes, mais celle du pré-dimensionnement reste indéniablement l'une des plus importantes.

2.1.1 Définition et positionnement dans un projet

Pré-dimensionner un SEMSE consiste à élaborer une étude détaillée permettant de fournir des solutions techniques nécessaires à sa conception. Dès lors, la conception est principalement l'activité consistant à transformer le cahier de charge initial mal posé en un problème suffisamment bien formulé pour pouvoir être résolu [Visser, 2004].

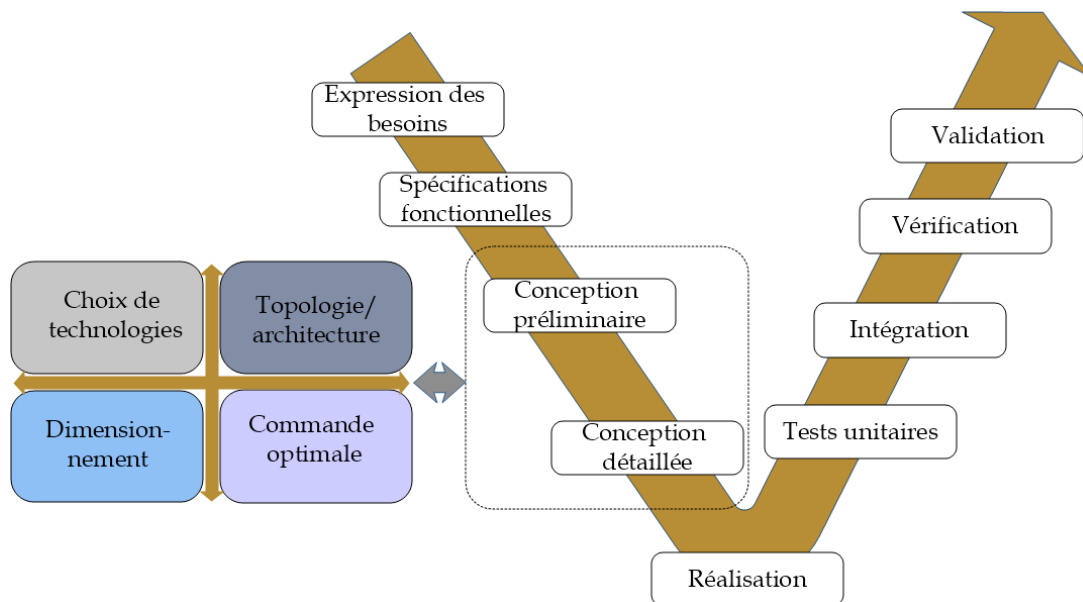


FIGURE 2.1 – Cycle en V de conception d'un système énergétique embarqué incluant la phase de pré-dimensionnement

La Figure 2.1 illustre par un cycle en V les différentes phases de conception des systèmes énergétiques embarqués. Le pré-dimensionnement est la phase intermédiaire entre

l'ingénierie système et le début de la phase de réalisation. Sans limites rigides, cette phase fournit un cahier de charges détaillé des différentes sous-briques du systèmes. Elle intègre, dans le cas des systèmes hybrides multi-sources, les étapes de choix d'architecture, de choix de technologie des composants, de leur pré-dimensionnement et de commande optimale des flux d'énergie.

Pré-dimensionner un système énergétique multi-sources est primordial. Cet exercice qui reboucle généralement avec les autres phases permet d'explorer plusieurs scénarii et d'en choisir les meilleurs. Il permet de converger vers des solutions parfois inattendues, d'anticiper certaines difficultés dans la phase de réalisation et surtout de minimiser des erreurs dans les phases de prototypage et d'intégration qui peuvent s'avérer coûteuses en ressources monétaires et humaines a posteriori.

2.1.2 Pré-dimensionnement par optimisation des systèmes hybrides multi-sources

De par la complexité multi-physique et structurelle des SEMSE, les outils de pré-dimensionnement se doivent d'utiliser des méthodes d'optimisation pour résoudre le problème posé. Cette résolution nécessite un formalisme et s'insère dans une démarche rigoureuse qui s'étend de la formulation du besoin à l'analyse des solutions obtenues. La Figure 2.2 résume les démarches de pré-dimensionnement par optimisation des systèmes hybrides multi-sources.

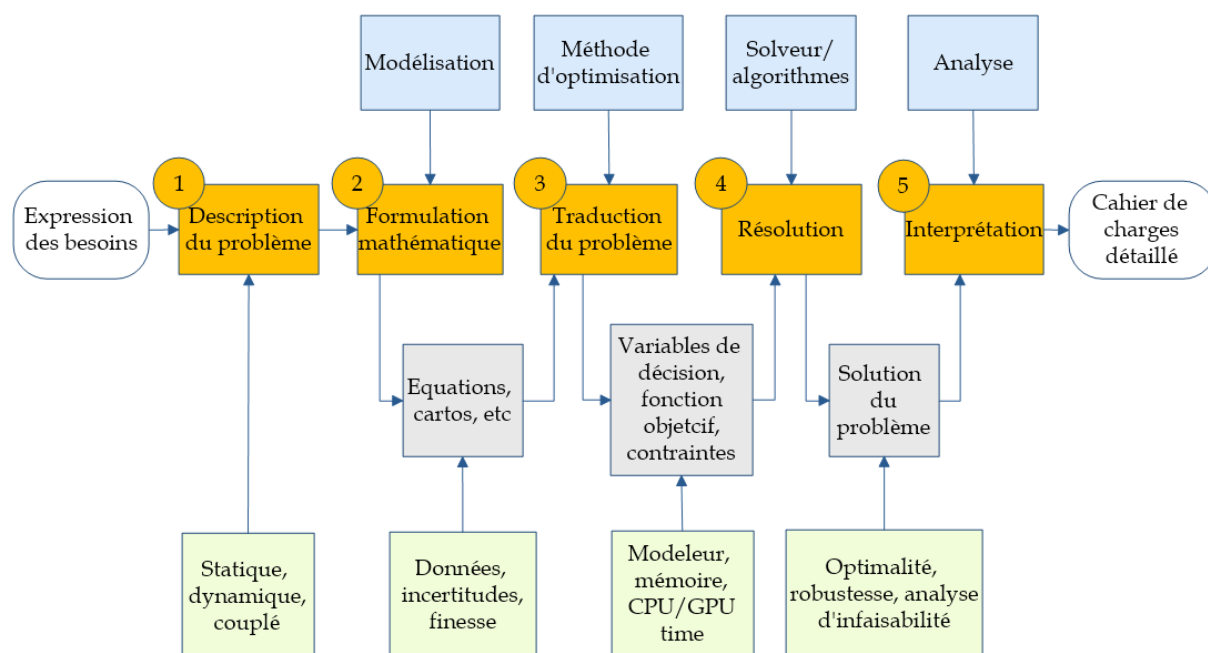


FIGURE 2.2 – Etapes du pré-dimensionnement par optimisation

Que ce soit pour le dimensionnement des composants, la gestion énergétique ou la combinaison des deux, la première action du pré-dimensionnement par optimisation est la formulation du problème. Cette démarche fait appel à des connaissances en mathématiques et en modélisation qui permettent de définir les paramètres, les entrées et sorties de chaque sous-système et de les quantifier. Une fois le problème formulé, l'action suivante

est celle de sa traduction. Elle consiste à réécrire le problème dans un format approprié pour la méthode choisie. Cette dernière impose une construction ou un choix judicieux des modèles ainsi qu'une écriture adaptée des variables de décision, des fonctions coût et des contraintes. En effet, formuler le problème de conception est l'enjeu principal de la conception alors que résoudre ce problème ne serait plus qu'une question de technique de résolution [Wurtz, 2008]. La troisième action qui est la résolution consiste à sélectionner la bonne boîte à outil regroupant les techniques ou algorithmes qui permettent de trouver la solution du problème. La dernière action fortement liée à la précédente est l'analyse des résultats qui permettra d'évaluer les performances et de valider le cahier de charge initial.

2.2 L'optimisation et ses domaines d'application

L'optimisation est un outil mathématique puissant et polyvalent utilisé dans de nombreuses disciplines de l'ingénierie. D'une manière générale, l'optimisation vise à trouver dans le problème 2.1, les valeurs des variables x (si elles existent) qui conduisent à une valeur optimale de la fonction f_0 tout en étant soumises à des contraintes g et h .

$$\begin{aligned} \min_x \quad & f_0(x) \\ \text{s.t.} \quad & g_i(x) \leq 0, i \in \{1, \dots, p\}, \\ & h_j(x) = 0, j \in \{1, \dots, m\}, \\ & x \in \mathcal{X} \end{aligned} \tag{2.1}$$

$x \in \mathbb{R}^n$ est appelé variable de décision, $f_0 : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ est la fonction objectif, $g_i : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ et $h_j : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ sont respectivement les contraintes d'inégalité et d'égalité, et \mathcal{X} est l'espace mathématique ($\mathbb{R}, \mathbb{N}, \mathbb{C}$, etc ...) dans lequel est défini x . Les caractéristiques d'un problème d'optimisation sont détaillées dans [Cavazzuti, 2013] et sont résumées à la Figure 2.3. Elles permettent de déterminer le type du problème et de choisir les méthodes les plus adaptées pour résoudre ce dernier.

Une solution trouvée en optimisation pose généralement deux types d'interrogations : celui de d'optimalité et de la robustesse. La première notion désigne la propriété d'une solution, lorsqu'elle existe, à être unique ou l'une de celles qui satisfait le mieux l'objectif tout en respectant les contraintes. Ce critère d'optimalité est généralement vérifié pour les fonctions continues différentiables en utilisant les conditions de Karush-Kuhn-Tucker [Kuhn and Tucker, 1951] qui sont une généralisation des multiplicateurs de Lagrange. La seconde notion caractérise la conservation de l'existence et la variation de la solution lorsque le problème d'optimisation initial est soumis à des incertitudes ou des variations paramétriques. C'est un problème complexe qui est abordé dans [Ben-Tal and Nemirovski, 2000] qui montre qu'une faible perturbation des paramètres d'un problème peut engendrer des violations de contraintes. C'est le cas notamment pour les problèmes relevant de la programmation linéaire.

Les domaines d'application de l'optimisation sont variés et évolutifs. Les plus courants sont la recherche opérationnelle, la planification, l'économie et tous les secteurs de l'ingénierie. L'optimisation se découvre aujourd'hui de nouvelles applications avec le développement des outils d'analyse de données et d'intelligence artificielle. Elle est couplée

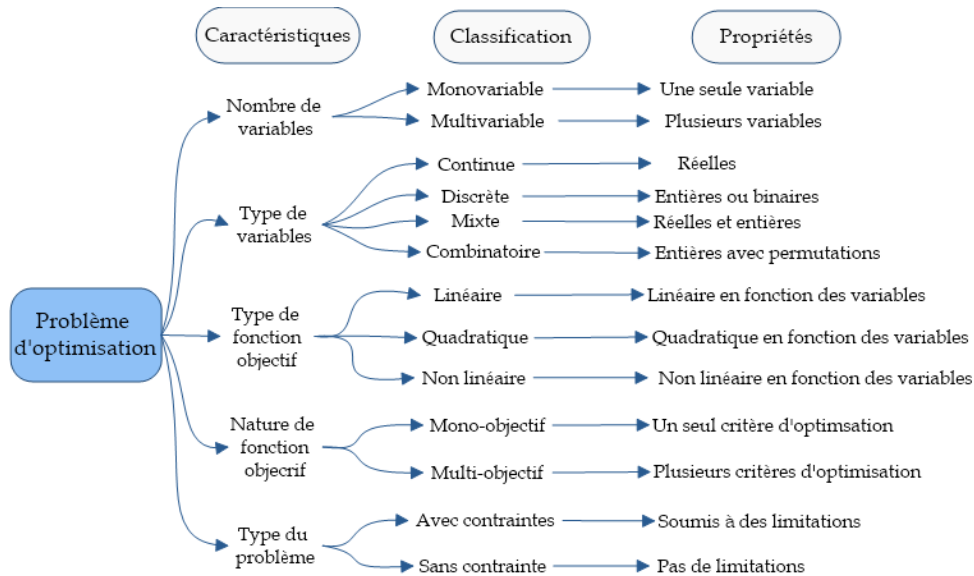


FIGURE 2.3 – Caractéristiques générales des problèmes d'optimisation

avec le machine learning pour diverses applications à savoir l'apprentissage et l'amélioration des procédés de production en industrie, le calcul parallèle et le traitement optimisé de grand volume de données.

2.3 La modélisation pour l'optimisation

La modélisation du problème d'optimisation pour la conception des SEMSE repose sur les étapes 2 et 3 de la Figure 2.2. Elle permet, suivant l'approche choisie, d'identifier les données qui sont connues et celles à trouver par résolution du problème. In fine, la nature des problèmes permet d'établir une classification en sous-familles et de choisir les types de méthode à utiliser.

2.3.1 Approches générales

Il existe deux approches de modélisation en optimisation : l'approche directe, et l'approche inverse [Wurtz, 2008]. La première approche consiste, pour les caractéristiques d'un composant ou d'un système donné, à en déterminer le comportement en améliorant les performances. Elle est retrouvée dans [Gallagher et al., 2015] et relève plus de la simulation numérique en faisant intervenir des méthodes algébriques ou d'éléments finis qui reposent sur des équations différentielles généralement complexes. Il s'agit par exemple, pour un élément de stockage électrochimique, d'augmenter sa densité d'énergie en améliorant les propriétés de ses électrodes.

A l'opposé et comme illustré à la Figure 2.4, l'approche inverse part du principe qu'elle connaît les performances attendues par un composant ou un système pour en déterminer les paramètres généraux de conception ou de contrôle.

Pour repartir du même exemple, il s'agira cette fois-ci de trouver les grandeurs physiques d'un élément de stockage électrochimique correspondant à une densité d'énergie désirée. Cette approche répond plus à la démarche de l'optimisation des SEMSE qui vise

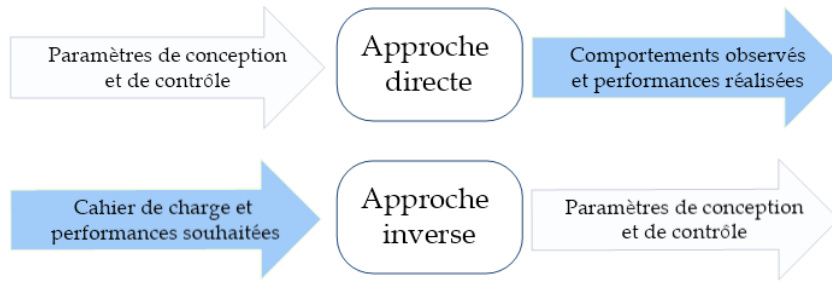


FIGURE 2.4 – Comparaison des approches directes et inverses pour l'optimisation des SEMSE

à trouver les spécifications techniques et lois de commande des sources pouvant répondre à un certain nombre d'exigences exprimées sous formes de contraintes. Elle est largement utilisée dans la littérature, que ce soit pour la conception des éléments de stockage [Symeonidou et al., 2021], conversion d'énergie [Tran et al., 2018], etc ...

2.3.2 Classification des problèmes et méthodes d'optimisation

De par leur nature, les problèmes d'optimisation peuvent être convexes ou non-convexes. Un problème d'optimisation convexe est un problème dans lequel la fonction objectif et les contraintes de l'équation 2.1 sont convexes. Cette notion est décrite dans [Boyd and Vandenberghe, 2004] où l'auteur définit une fonction $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ comme étant convexe si elle satisfait l'inégalité

$$f(\alpha x_1 + \beta x_2) \leq \alpha f(x_1) + \beta f(x_2), \quad (2.2)$$

pour tout $x_1, x_2 \in \mathbb{R}^n$ et tout $\alpha, \beta \in \mathbb{R}$ avec $\alpha + \beta = 1, \alpha \geq 0, \beta \geq 0$. L'équation 2.2 est traduite graphiquement dans le cas d'une fonction à une dimension par la Figure 2.5

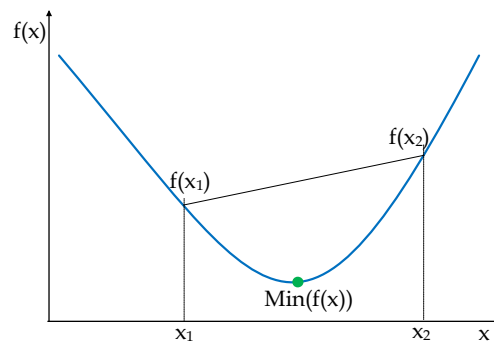


FIGURE 2.5 – Illustration de fonction convexe

Un problème d'optimisation convexe exige d'avoir des fonctions continues et garantit l'existence et l'unicité de la solution. La majorité des problèmes d'optimisation des systèmes hybrides multi-sources sont non-convexes, ou à défaut de pouvoir prouver le contraire sont considérés comme tels. A l'opposé de la Figure 2.5, les fonctions de coût et les contraintes associées au problème de pré-dimensionnement d'un système énergétique ont généralement plusieurs extremum (confère Figure 2.6), ce qui n'interdit pas évidemment l'existence et l'unicité de la solution.

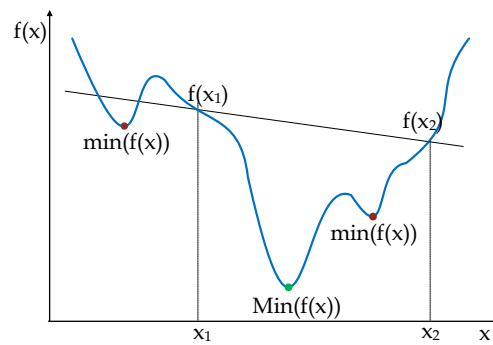


FIGURE 2.6 – Illustration de fonction non convexe

Pour résoudre ces différents types de problèmes, il existe plusieurs méthodes d'optimisation qui peuvent être regroupées en deux familles. On distingue les méthodes déterministes et les méthodes aléatoires. À l'opposé d'une méthode déterministe où, à une entrée d'un modèle correspond une seule et même sortie, P. Vendryès [Vendryès, 1962] définit l'aléatoire comme étant un événement éventuel qui est mathématiquement probabiliste. Il souligne le caractère de l'unicité pour les processus déterministes et celui de la multiplicité pour les processus aléatoires.

Les méthodes déterministes

Les travaux de la littérature qui utilisent les méthodes déterministes pour l'optimisation des systèmes énergétiques embarqués sont nombreux [Murgovski et al., 2015, Egardt et al., 2014, East and Cannon, 2020, Wu et al., 2019]. En effet, il est généralement peu fréquent d'avoir des problèmes d'optimisation de dimensionnement des systèmes énergétiques embarqués naturellement convexes au vu de la multitude et de la nature des variables de décision et des contraintes. Une des alternatives consiste à approximer les modèles de façon à rendre le problème convexe. C'est le cas des travaux de Pourabdollah et al. [Pourabdollah et al., 2018] qui procède à une convexification du problème de dimensionnement des véhicules électriques à pile à combustible pour différents niveaux de complexité des modèles. Appliquées à des problèmes convexes, les méthodes déterministes sont simples de mise en œuvre et occupent des tailles raisonnables en mémoire. Leur résolution est peu coûteuse en ressources de calcul mais présente un risque important de dénaturation du problème, une sous optimalité de la solution, et la non prise en compte certains types de variables, par exemple les variables entières [Egardt et al., 2014].

La programmation séquentielle quadratique (SQP) [Boggs and Tolle, 1995] est adaptée pour les problèmes continus, dérivables et non-linéaires. Elle est utilisée par [Poline, 2018] pour la conception de trains hybrides électriques et par [Delhommais, 2019] pour la conception des composants d'un convertisseur d'électronique de puissance en prenant les aspects thermiques. Les problèmes intégrant des variables de nature discrète sont quant-à eux traités par des méthodes combinatoires [Korte et al., 2011]. Une principale limitation de l'usage des méthodes déterministes pour la résolution des problèmes de type non-convexe est le risque de convergence locale de la solution en fonction du point d'initialisation. Les approches combinatoires sont adaptées pour la gestion des variables discrètes mais souffrent du problème de taille mémoire [Fouilhoux, 2015].

Il existe une multitude d'algorithmes déterministes pour la résolution de problèmes d'optimisation, qu'ils soient convexes ou non. Il s'agit principalement des algorithmes du simplexe pour les problèmes linéaires, de l'algorithme du gradient et ses variantes pour les problèmes différentiables (cone, ellipsoïde), et des algorithmes de type DIRECT (DIviding RECTangles), ou bayésiennes pouvant s'affranchir du calcul de la dérivée.

Les méthodes aléatoires ou meta-heuristiques

Contrairement aux méthodes d'optimisation déterministes, les méthodes aléatoires ou méta-heuristiques ne garantissent pas la convergence vers la même solution pour un même point de départ. Ces dernières ne nécessitent pas de calcul de dérivée et reposent principalement sur des comportements de systèmes naturels. Il s'agit principalement des algorithmes génétiques (GA) [Goldberg, 1989], du recuit simulé (SA) [van Laarhoven and Aarts, 1987] et de l'optimisation par essais particuliers (PSO) [Kennedy and Eberhart, 1995]. Le caractère stochastique des méthodes méta-heuristiques vient du fait que les approches de recherche utilisées possèdent un caractère aléatoire ou constituent une boîte noire introduisant des notions d'incertitudes et de probabilité [Rao, 2009].

Les méthodes méta-heuristiques sont moins sujettes à des problèmes de convergence locale et sont adaptées pour les problèmes multi-objectifs de dimensionnement des systèmes énergétiques. Dans [Le Guyadec, 2018] par exemple, les auteurs utilisent la méthode du NSGA-II pour le dimensionnement de la machine électrique d'un véhicule électrique visant à minimiser simultanément la consommation de carburant et la taille des batteries. Zhang et al. [Zhang et al., 2018] utilise la méthode du recuit simulé pour l'optimisation du coût du cycle de vie d'un système hybride ayant un stockage mixte par batterie et hydrogène via un électrolyseur.

Les méthodes méta-heuristiques ont cependant des manquements : elles dépendent fortement du niveau d'apprentissage des modèles et ne permettent pas une étude de sensibilité aisée car basée sur des approximations et une multitude de paramètres de réglage.

Il reste tout de même important de souligner qu'il n'existe pas de barrières rigides entre les différentes familles et méthodes pour la résolution des problèmes d'optimisation. Seuls les choix de modélisation et de formulation du problème peuvent contraindre le choix des algorithmes à utiliser. Il existe une littérature variée et riche sur les méthodes de conception préliminaire des SEMSE. L'état de l'art présenté dans la section suivante abordera tour à tour celles utilisées pour le dimensionnement, la gestion d'énergie et l'optimisation couplée.

2.4 Etat-de-l'art des méthodes de dimensionnement de composants par optimisation

L'optimisation des paramètres du dimensionnement des composants est un sujet largement abordé dans la littérature. Pour les systèmes de stockage d'énergie, elle s'intéresse par exemple au choix du nombre de cellules constituant le pack de batterie ou de supercondensateurs capables de remplir un certain nombre d'exigences. Un état-de-l'art des technologies, critères d'optimisation, contraintes et méthodes d'optimisation a été réalisé dans [Hannan et al., 2021] pour le dimensionnement des batteries. Pour résoudre un

problème non-linéaire en nombres entiers, l'optimisation par essais particulaires (PSO) est utilisée par A. Ostadi et al. [Ostadi and Kazerani, 2015] pour le dimensionnement d'un système hybride de stockage d'énergie. Afin de prendre en compte leur durée de vie, dans [Shen et al., 2014] les auteurs utilisent l'algorithme DIRECT (DIviding RECTangles) pour résoudre un problème multi-objectif visant à minimiser la masse du système hybride d'énergie et les pertes de capacité des batteries.

Mis à part le coût, le dimensionnement optimal des systèmes pile à combustible vise à satisfaire un certain nombre de critères de performances. Il s'agit principalement du rendement, du poids et ou de l'encombrement, de la puissance nominale, de la durée de vie, de la densité de puissance, ou de son point de fonctionnement [Ang et al., 2011]. Un état-de-l'art des méthodes d'optimisation utilisées pour la conception des systèmes pile à combustible est réalisé par M. Secanell et al. [Secanell et al., 2011]. Il souligne le caractère généralement multi-objectif et non-linéaire des problèmes d'optimisation résolus. Les méthodes utilisées sont soit locales comme la programmation séquentielle quadratique (SQP) [Xing et al., 2009], soit globales comme les algorithmes génétiques [Sohani et al., 2020, Sohani et al., 2019]. Le dimensionnement optimal des systèmes pile à combustible touche différents composants. A l'échelle du stack, l'optimisation des électrodes permet d'améliorer la densité de puissance [Sohani et al., 2019]. A l'échelle du système, l'optimisation des conditions opératoires de la pile ainsi que des points de fonctionnement de son compresseur permettent d'améliorer son rendement et de réduire ses dégradations [Hahn et al., 2021, Robin et al., 2016].

Hormis les systèmes de production d'énergie, les machines électriques et composants d'électronique de puissance constituent une famille d'éléments nécessaire à la conception et l'opération des systèmes énergétiques embarqués. G. Lei et al. [Lei et al., 2017] réalise un état-de-l'art des méthodes d'optimisation des machines électriques dans lequel il énumère les différents aspects traités par le dimensionnement. Il s'agit principalement des éléments électromagnétiques qui constituent la partie essentielle des systèmes d'entraînement, de la structure ou topologie, et des aspects thermiques. Dans [Orosz et al., 2020], les auteurs proposent une classification des méthodes d'optimisation pour la conception des machines électriques en tenant compte de la notion de robustesse. Ils distinguent les problèmes monocritères résolus à l'aide des algorithmes de programmation quadratique [Tessarolo, 2018] ou de programmation géométrique [Orosz and Vajda, 2014], et les problèmes multicritères traités à l'aide des approches qui s'affranchissent du calcul de dérivées comme les algorithmes génétiques et d'évolution différentielle [Taran et al., 2018].

Les systèmes électriques de conversion d'énergie sont principalement les convertisseurs d'électronique de puissance. L'état-de-l'art réalisé dans [Delhommais, 2020] montre que l'optimisation de ces composants vise à augmenter leur rendement et leur densité de puissance, ou à minimiser les pertes, leur masse ainsi que leur coût. M. Kabalo et al. [Kabalo et al., 2010] montre que selon qu'ils soient conçus pour être interfacés avec une pile à combustible ou un système de stockage d'énergie, les convertisseurs d'électronique de puissance présentent des caractéristiques différentes. L'algorithme du NSGA est utilisé dans [Tran et al., 2018] pour simultanément minimiser l'ondulation de courant, les pertes et le poids des inductances d'un convertisseur bi-directionnel pour stockage dédié aux applications de véhicule électrique. La programmation séquentielle quadratique est quant-à-elle utilisée dans [Delhommais et al., 2017] pour le dimensionnement d'un convertisseur abaisseur présentant une grande plage de tension en entrée et en sortie.

2.5 Etat-de-l'art des lois de gestion d'énergie

La gestion d'énergie pour un SEMSE reste importante au même titre que le dimensionnement des composants. Il existe une littérature riche et variée portant sur les lois de gestion d'énergie [Zhang et al., 2015, Wirasingha and Emadi, 2011, Ali and Söffker, 2018, Saiteja and Ashok, 2022, Trinh et al., 2022, Teng et al., 2020]. Dans [Tran et al., 2020], les auteurs scindent en trois grandes familles les lois de gestion d'énergie pour les chaînes de traction des véhicules hybrides multi-sources : celles basées sur des règles et expériences, celles basées sur l'apprentissage et celles basées sur les méthodes d'optimisation. Cependant, en considérant l'aspect de mise en oeuvre de ces dernières, nous distinguons les lois de gestion hors-ligne et les lois de gestion en ligne ou temps réel.

2.5.1 Etat-de-l'art des lois de gestion d'énergie hors-ligne

Les lois de gestion d'énergie hors-ligne ou commande optimale en boucle ouverte nécessitent au préalable une connaissance entière de la trajectoire du SEMSE ; elles sont chronophages, énergivores en ressources de calcul, et ne peuvent donc être intégrées dans un calculateur embarqué pour une mise en oeuvre effective. Cependant, elles permettent de vérifier la faisabilité d'opération du système étudié et de comparer objectivement des solutions en phase de pré-dimensionnement. Il s'agit de la programmation dynamique utilisée dans [Rurgladdapan et al., 2013, Lu and Wang, 2020] respectivement pour la gestion d'énergie de véhicule à hydrogène et de véhicule à stockages d'énergie hybrides. Padovani et al. [PADOVANI et al., 2013] utilise le principe d'optimalité de Pontryagin (PMP) pour la gestion d'énergie dans un véhicule électrique hybride en incluant les aspects thermiques qui influencent son vieillissement. Dans [Fonseca, 2013], l'algorithme du PMP est utilisée pour élaborer une loi de répartition de puissance entre la batterie et le système PAC en tenant compte de la durabilité de cette dernière.

D'autres méthodes couramment utilisées pour déterminer la loi de gestion d'énergie hors-ligne s'appuient sur une approche combinatoire utilisant par exemple la programmation linéaire mixte. Elle est retrouvée dans les travaux [Chauvin et al., 2015, Caux et al., 2017, Huin et al., 2021, Planté et al., 2022], et consiste à formuler le problème d'optimisation de façon à le résoudre à l'aide d'algorithmes de type MILP (Mixed Integer Linear Programming). D'autres méthodes convexes comme l'optimisation conique est proposée par Elbert et al. [Elbert et al., 2014] pour la gestion d'énergie d'un bus électrique hybride de type série. Pour conclure ce paragraphe, il est également possible de recourir aux méthodes méta-heuristiques pour élaborer une loi de gestion d'énergie pour les SEMSE. Dans [Lü et al., 2020] par exemple, les auteurs présentent un état-de-l'art des lois de gestion d'énergie pour VEH utilisant les algorithmes génétiques.

2.5.2 Etat-de-l'art des lois de gestion d'énergie en-ligne

À l'opposée des lois de gestion d'énergie hors-ligne, celles dites en-ligne ou temps réel intègrent la notion de portabilité, c'est-à-dire de mise en oeuvre pratique sur un cas réel. Elles sont sous-optimales ou optimales par morceaux car elles ne s'appuient que sur une connaissance partielle des événements futurs qu'elles peuvent estimer en se servant d'algorithmes de prédiction. D. Tran et al. [Tran et al., 2020] se focalise dans son état de l'art sur les méthodes temps réel de gestion d'énergie. Les plus courantes sont celles à base de

règles et expériences (Rules Based) qui sont issues d'un constat de fonctionnement ou de l'expertise d'usage. Cette famille s'inspire principalement des méthodes de décomposition comme le filtrage fréquentiel [Snoussi et al., 2018] et celles basées sur la logique floue (FL) [Yanzi et al., 2014] qui convertissent l'expérience et le raisonnement humains en un ensemble de règles "SI-ALORS". Bien que ces méthodes offrent une simplicité de mise en oeuvre, elles ne garantissent malheureusement pas un pilotage optimisé du système. Ces méthodes sont donc améliorées en les associant à des méthodes d'optimisation généralement méta-heuristiques comme les algorithmes génétiques [Poursamad and Montazeri, 2008] ou à des méthodes de prédiction [Rodriguez et al., 2022].

Les lois de gestion d'énergie temps réel basées sur les méthodes d'optimisation sont issues de celles développées hors-ligne. Il s'agit principalement du MPC (Model Predictive Control) et de l'ECMS (Equivalent Consumption Minimization Strategy) qui sont respectivement des dérivées de la programmation dynamique et du principe d'optimalité de Pontryagin. Lü et al. [Lü et al., 2022] établit un état-de-l'art des méthodes de gestion d'énergie pour véhicules électriques basées sur les approches MPC. Afin d'intégrer des contraintes non-linéaires comme le suivi du point de rendement maximal de la PAC, la méthode de MPC non-linéaire est utilisée dans [Pereira et al., 2021] pour élaborer une loi de gestion d'énergie temps réel. Les résultats obtenus comparés à la méthode de MPC linéaire permettent de réaliser des économies d'hydrogène et de réduire les dégradations de la pile. Dans [Li et al., 2019a], l'ECMS est utilisée pour la gestion d'énergie en-ligne d'un véhicule électrique hybride à hydrogène en incluant les phénomènes de dégradation des différentes sources d'énergie.

Les lois de gestion d'énergie basées sur l'apprentissage permettent d'observer le comportement d'un système à travers ses différents états sur une portion de temps et de prendre des décisions adaptées pour les événements futurs. Les techniques les plus couramment utilisées sont les réseaux de neurones artificiels (RNA) [Murphey et al., 2012]. Les lois de gestion d'énergie basées sur l'apprentissage ont l'avantage de peu se soucier de la précision des modèles utilisés. Cependant, elles reposent sur les performances des techniques d'apprentissage utilisées et sur l'existence et la qualité des données disponibles [Venkatasatish and Dhanamjayulu, 2022].

2.6 Etat de l'art de l'optimisation couplée du dimensionnement et du contrôle des flux de puissance

La conception des SEMSE ne peut dissocier dimensionnement des composants et commande des flux énergétiques entre ces derniers. En effet, le dimensionnement, fortement lié à la loi de gestion des flux d'énergie, impacte le choix des composants, leurs spécifications techniques, leur pilotage et les ressources nécessaires à la conception et à la maintenance du système [Kim and Peng, 2007]. Lorsque la taille des composants détermine les potentiels coûts, masses, et performances, leur commande optimale garantit la répartition d'énergie entre les différentes sources pour satisfaire la mission qui leur est assignée [Hu et al., 2016]. On retrouve dans la littérature des articles proposant un état-de-l'art des stratégies pour combiner dimensionnement électrique des composants et gestion énergétique [Huang et al., 2018b, Silvas et al., 2017]. Elles sont détaillées dans le paragraphe suivant comme suit : les stratégies séquentielles et itératives, les stratégies imbriquées, et

les stratégies simultanées.

2.6.1 Les stratégies séquentielles et itératives

Les stratégies séquentielles et itératives sont les méthodes les plus simples développées pour coupler dimensionnement des composants et gestion d'énergie. Elles sont largement adoptées dans l'industrie à cause des contraintes de temps, d'organisation et de disponibilité des ressources pour concevoir un composant sur mesure. L'approche la plus élémentaire consiste à résoudre consécutivement et sans aucune relation les problèmes de dimensionnement et de commande optimale. Il s'agit généralement pour un dimensionnement déjà fixé, d'établir une loi de gestion d'énergie [Zheng et al., 2013, Fletcher et al., 2016] .

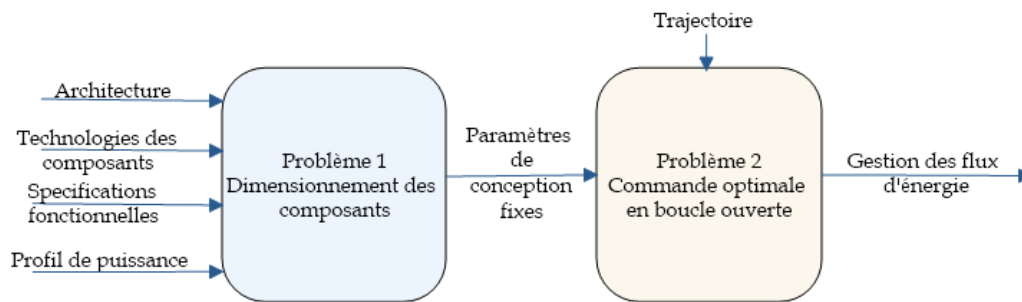


FIGURE 2.7 – Stratégie de couplage séquentielle

La stratégie itérative quant-à-elle traite également de façon séparée les deux problèmes mais cette fois-ci avec une boucle itérative (voir Figure 2.8). Les résultats d'un dimensionnement initial servent à optimiser la gestion d'énergie puis celle-ci sert d'entrée à la résolution du problème de dimensionnement. Cette structure est sensée garantir à l'itération suivante une solution meilleure ou égale à celle calculée précédemment de façon à converger vers un minorant. Elle est utilisée dans [Pourabdollah et al., 2014] où les auteurs associent la programmation dynamique à l'optimisation convexe respectivement pour la commande optimale et le dimensionnement d'un véhicule hybride thermique électrique. X. Lu et al. [Lu and Wang, 2020] propose l'utilisation du recuit simulé et de la programmation dynamique pour optimiser le coût d'un système hybride d'énergie en prenant en compte la dégradation de la batterie.

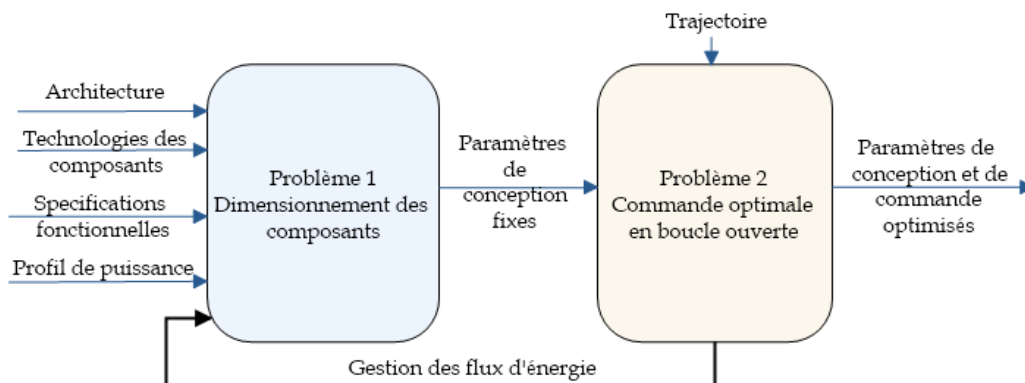


FIGURE 2.8 – Stratégie de couplage itérative

2.6.2 Les stratégies imbriquées

Les stratégies imbriquées consistent à évaluer un problème couplé à différents niveaux de façon à le formuler en sous-problèmes intégrés les uns dans les autres. Elles supposent donc une notion de contre-réaction où la solution d'un problème d'optimisation constitue une donnée d'entrée pour un problème de niveau supérieur qui à son tour impacte le précédent.

La plus courante est la stratégie bi-niveaux qui est définie mathématiquement dans [Dempe, 2020] de la manière suivante

$$\begin{aligned} \min_{x_1} \quad & f_{0_1}(x_1) \\ \text{s.t.} \quad & g_{1_i}(x_1) \leq 0, i \in \{1, \dots, p_1\}, \\ & x_1 \in \mathcal{X}_1, \end{aligned} \tag{2.3}$$

où x_1 est une solution du problème d'optimisation 2.4

$$\begin{aligned} \min_{x_2} \quad & f_{0_2}(x_1, x_2) \\ \text{s.t.} \quad & g_{2_j}(x_1, x_2) \leq 0, j \in \{1, \dots, p_2\}, \\ & x_2 \in \mathcal{X}_2. \end{aligned} \tag{2.4}$$

L'équation 2.3 désigne le problème d'optimisation de niveau supérieur avec $x_1 \in \mathcal{X}_1$ pour variable de décision, $g_{1_i} : \mathcal{X}_1 \rightarrow \mathbb{R}$ pour contraintes, et $f_{0_1} : \mathcal{X}_1 \rightarrow \mathbb{R}$ comme fonction objectif. Ce problème dépend de l'équation 2.4 appelé problème d'optimisation de niveau inférieur qui a pour variable de décision $x_2 \in \mathcal{X}_2$, pour contraintes $g_{2_j} : \mathcal{X}_2 \cup \mathcal{X}_1 \rightarrow \mathbb{R}$ et dont la fonction objectif f_{0_2} dépend comme g_2 à la fois de x_1 et x_2 .

La stratégie bi-niveau appliquée à la résolution du problème couplé de dimensionnement des composants et de commande optimale des flux d'énergie est illustrée à la Figure 2.9b. Dans cette dernière, le problème de gestion d'énergie est formulée comme un sous-problème de celui du dimensionnement des composants du système énergétique. Ainsi, une boucle interne cherche la gestion optimale et impose le choix des variables de commande à une boucle externe qui vise à minimiser une fonction de coût qui dépend à la fois des variables de dimensionnement et de commande optimale.

Cette approche est largement rencontrée dans la littérature. La majorité d'entre elles utilisent la programmation dynamique pour l'optimisation de la gestion d'énergie et une simple énumération ou des algorithmes d'optimisation globale pour le dimensionnement des composants [Hou et al., 2020, Pourabdollah et al., 2015]. L'algorithme de la programmation dynamique étant limitée en temps de résolution et en nombre de variables de décision, d'autres méthodes de couplages sont préférées pour des problèmes de plus grande taille.

A. Chauvin [Chauvin, 2015] propose une méthode d'optimisation pour le dimensionnement et la commande optimale de véhicules hybrides à PAC basée sur l'optimisation combinatoire. À partir d'un problème d'optimisation non linéaire, le problème initial est reformulé en une multitude de sous-problèmes linéaires en nombres entiers sur lesquels un algorithme de Branch & Bound parallèle est exécuté à l'aide du solveur CPLEX [Cplex, 2009]. Cette approche est également reprise par X. Huin [Huin et al., 2021] qui, pour optimiser le dimensionnement et la commande optimale des véhicules électriques rechargeables, introduit de nouvelles variables de conception pour le moteur thermique et la

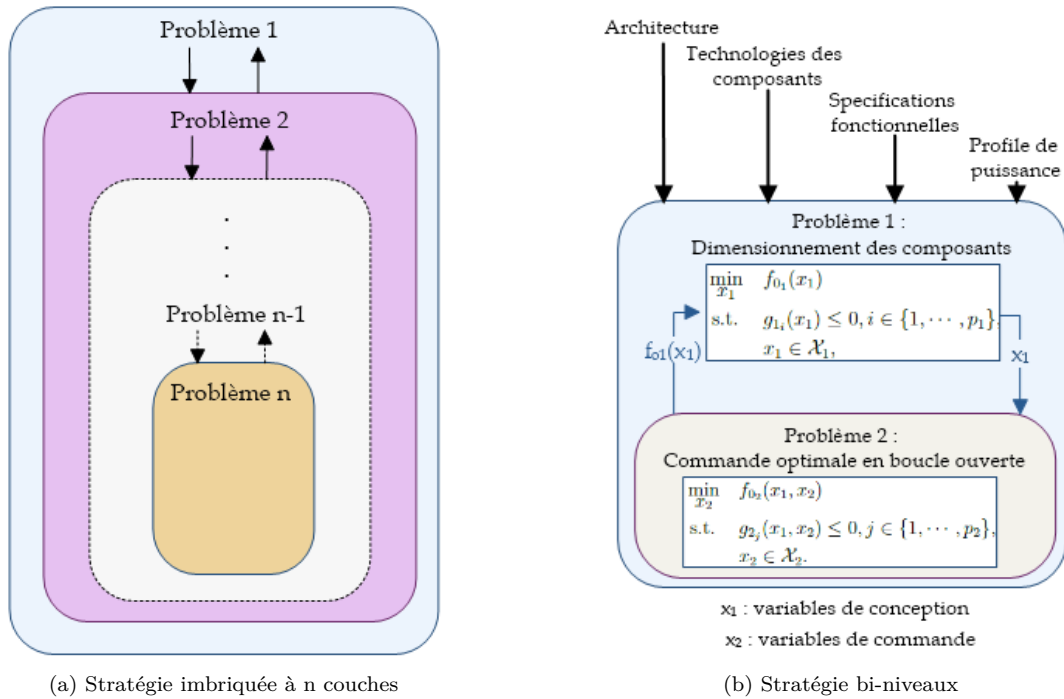


FIGURE 2.9 – Architecture des stratégies imbriquées

batterie permettant de mieux définir les spécifications nécessaires au développement détaillé de ces composants. Le problème d'optimisation obtenu est ensuite résolu avec le solveur commercial Gurobi [Gurobi Optimization, LLC, 2022].

On peut également citer certains travaux qui utilisent aussi des approches de type MILP pour la résolution des problèmes de commande optimale des flux d'énergie au niveau inférieur de la stratégie bi-niveau mais des méthodes globales pour le dimensionnement. Il s'agit principalement de A. Roy et al. [Roy et al., 2021] qui utilise quant-à lui les algorithmes génétiques à l'échelle supérieure pour le dimensionnement d'un micro-réseau embarqué pour des applications maritimes.

Une autre approche moins commune a été récemment proposée dans [Riva et al., 2022] où, pour optimiser le dimensionnement des batteries pour un véhicule électrique de course, les auteurs utilisent la méthode du point intérieur dans la boucle interne pour optimiser le temps de trajet en se basant sur les sollicitations de batterie traduites par son courant et le couple de freinage. Pour éviter une exploration naïve des variables de dimensionnement dans la boucle externe, l'optimisation bayésienne [Shahriari et al., 2016] est choisie pour sa rapidité de convergence et son aptitude à prendre en compte les variables discrètes (car ne nécessitant pas de calcul de dérivée).

Les exigences d'une optimalité simultanée du dimensionnement et de la commande des SEMSE deviennent de plus en plus importantes et apportent davantage de complexité à la formulation des problèmes d'optimisation couplés. Pour pouvoir prendre en compte des modèles plus complexes avec de nouveaux critères d'optimisation sans dégrader la fiabilité des méthodes, les stratégies imbriquées intègrent des approches de type tri-niveaux et multi-niveaux. Par exemple [Feng and Dong, 2020, Ceschia et al., 2020] utilisent différentes méthodes d'optimisation à différents niveaux pour la pré-conception des SEMSE. Pour réaliser le pré-dimensionnement d'un camion minier électrique hybride à pile à combus-

tible, les auteurs élaborent une méthode qui comporte plusieurs niveaux d'optimisation. Au niveau supérieur, les paramètres de conception des composants principaux du groupe motopropulseur sont déterminés à l'aide d'une méthode adaptative reposant sur des modèles grossiers. Au niveau inférieur, le contrôle optimal de la puissance et la gestion de l'énergie sont scindés en deux étapes. L'optimisation au niveau le plus bas utilise l'ECMS pour réaliser un contrôle optimal de la chaîne de traction, tandis que l'optimisation au niveau intermédiaire utilise une méthode de tir pour rechercher les paramètres de réglage de l'ECMS.

2.6.3 Les stratégies simultanées

La stratégie simultanée d'optimisation du dimensionnement des composants et de la commande optimale des flux d'énergie consiste, comme illustrée à la Figure 2.10, à résoudre un seul problème d'optimisation dont les variables de décision regroupent celles des deux problèmes séparés dans les stratégies précédentes. Elle est donc plus complexe à mettre en œuvre car elle regroupe en une formulation globale des problèmes de dimensionnement et de commande. Il en résulte une forte dépendance entre les variables de décision et une nécessité de trouver une méthode de résolution efficace.

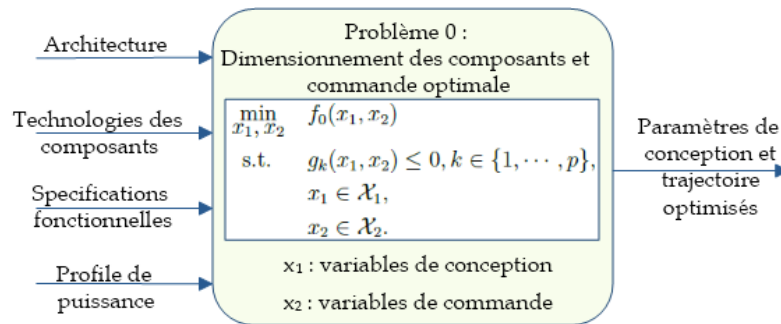


FIGURE 2.10 – Architecture de la stratégie simultanée

Afin de garantir l'existence et la convergence vers une solution optimale pour ce type d'approche, une formulation convexe du problème est souvent privilégiée. Cette stratégie est l'essence des travaux de N. Murgovski et al. Dans [Murgovski et al., 2011] par exemple, il propose une méthode de dimensionnement et de commande optimale d'un véhicule hybride rechargeable qui repose sur une formulation unique du problème. Ce dernier, initialement non linéaire et non convexe est subdivisé en sous-problèmes convexes et non convexes. Une méthode heuristique basée sur une recherche exhaustive est utilisée pour le premier qui associe des variables discrètes (nombre de bornes de recharges) et booléennes (phases de démarrage et d'arrêt).

Les problèmes convexes ne pouvant accepter les variables discrètes et booléennes, les stratégies simultanées garantissent généralement la convergence du problème formulé et non du problème initialement posé. D'autres méthodes sont donc rencontrées dans la littérature comme celle de R. E. Araújo et al. [Araújo et al., 2014], qui utilise le solveur IPOPT [Wächter and Biegler, 2006] pour l'optimisation d'un système hybride de stockage d'énergie. Afin de relaxer le problème rendu complexe par la nature entière des variables de dimensionnement, une pré-estimation de ces dernières est faite en amont à l'aide d'un pré-dimensionnement énergétique basée sur la méthode de filtrage. Une autre

approche basée sur l'utilisation des GA est développée dans [Mahmoodi-k et al., 2021] où, la résolution simultanée des problèmes de dimensionnement et de gestion d'énergie du véhicule hybride thermique-électrique vise à trouver les paramètres de conception et ceux du réglage de la loi d'énergie qui repose sur un contrôleur de type logique floue. Enfin il existe d'autres approches de type MDO (Multidisciplinary Design Optimization ou optimisation multidisciplinaire) rencontrées dans [Martins and Lambe, 2013] et qui utilisent des méthodes reposant sur l'optimisation Bayésienne. Celles-ci visent à optimiser un système multi-disciplinaire dont la fonction objectif et les contraintes dépendent de trois types de variables à savoir celles liées à la conception des composants, celles liées aux états des différents sous-systèmes et celles relative à leur couplage.

2.6.4 Conclusion sur la résolution des problèmes couplés

Pour résoudre deux ou plusieurs problèmes d'optimisation en l'occurrence ceux liés à la conception et au pilotage des SEMSE évoqués à la section 1.2, on a recours à différentes stratégies de couplage. Bien qu'étant fréquemment utilisées dans le monde de l'industrie, les stratégies séquentielles et itératives ne garantissent pas la convergence vers une solution optimale.

En ce qui concerne les stratégies imbriquées, elles permettent de décomposer le problème initial en sous-problèmes intégrés les uns dans les autres, sans pour autant en rompre les liens entre ces derniers. La stratégie bi-niveaux est la plus répandue et la plus utilisée pour résoudre les problèmes couplés de dimensionnement des composants et de gestion d'énergie. Cette approche garantit la convergence vers une solution optimale et emploie généralement une méthode heuristique ou d'énumération à l'échelle supérieure tandis que le problème à l'échelle inférieure est résolu à l'aide d'approches combinatoires, de la programmation dynamique ou du PMP.

L'état-de-l'art des stratégies simultanées a montré que leur mise en oeuvre demeure complexe et que des hypothèses ou simplifications sont généralement faites pour formuler et résoudre un seul problème d'optimisation associant dimensionnement et commande. Même si elles garantissent la convergence du problème vers une solution optimale, cette approche demande une reformulation importante du problème initial et donc on obtient souvent une solution sous-optimale du problème posé. Cette approche souffre également de la taille du problème à résoudre et de temps de calcul élevés à cause d'un nombre plus important des variables de décision.

En conclusion, il faut souligner que quelle que soit la stratégie employée, il convient de bien formuler le problème et de définir la finesse des modèles permettant d'aboutir à un résultat exploitable pour une bonne définition des spécifications nécessaires à la phase de conception.

2.7 Quelques outils

Le Tableau 2.1 présente de façon exhaustive les modeleurs et solveurs couramment utilisés pour la formulation et la résolution des problèmes d'optimisation dans le domaine de l'ingénierie en général, et les systèmes énergétiques en particulier. Dans [Wikitionnaire, 2023], un solveur est défini comme étant un logiciel informatique capable de résoudre des

équations mathématiques ou des problèmes de logique. Les solveurs d'optimisation regroupent une ou plusieurs procédures de résolution appelées algorithmes. Ces derniers leur permettent de trouver, lorsqu'elle existe, une solution à un problème d'optimisation écrit dans un formalisme précis. Cette notion de mise au format du problème d'optimisation est traitée par les modeleurs dont le rôle est de transcrire des équations mathématiques en langage compréhensible pour le solveur.

Les types ainsi que les performances de résolution des problèmes d'optimisation varient d'un solveur à un autre. Sur un aspect technique, la majorité inclut aujourd'hui des options de résolution parallèle de problèmes, une étude d'infaisabilité, et des méthodes heuristiques pour une meilleure initialisation. Leur intégration informatique est souvent corrélée avec le type de licence. En effet, les solveurs commerciaux proposent des logiciels avec un environnement de développement et de multiples options d'usage, tandis que les solveurs libres sont généralement des modules ou packages avec un nombre limité d'interfaces.

Les modeleurs se distinguent particulièrement par leur robustesse numérique, leur besoin en mémoire d'écriture et leur aptitude à normaliser les problèmes d'optimisation. Pour optimiser le temps et la mémoire d'écriture des problèmes d'optimisation, un grand nombre de solveurs commerciaux proposent leurs propres modeleurs. Ces derniers reposent généralement sur une formulation matricielle ou graphique plus rapide et moins gourmande en espace mémoire comparé aux modeleurs classiques.

2.8 Conclusion

L'état-de-l'art réalisé dans ce chapitre a permis d'avoir une vue d'ensemble sur les méthodes d'optimisation et d'identifier l'intérêt de leur utilisation dans la phase de pré-conception des SEMSE. Le prédimensionnement est donc loin d'être une tâche aisée et il est souvent difficile d'héberger des limites claires quant-à son à domaine d'action et à son étendue. Cette dernière recouvre principalement les volets de dimensionnement des composants, et de gestion d'énergie que l'on se doit de ne pas dissocier pour aboutir à un résultat optimal. Pour finir, pré-dimensionner un SEMSE en se servant d'outils d'optimisation nécessite une démarche rigoureuse qui passe par une bonne formulation du problème, puis un choix judicieux des outils nécessaires à sa résolution. Le chapitre suivant présentera le cas d'application de la thèse et définira les objectifs attendus de cette dernière.

-
1. Application programming interfaces
 2. Linear Programming
 3. Quadratic Programming
 4. Mixt Integer Programming
 5. Semi-definite Programming
 6. Non-linear Programming

TABLE 2.1 – Benchmark des solveurs fréquemment utilisés dans le domaine énergétique

Solveur	Type de problème résolu						Principal atout	Modeleurs	APIs ¹	Type de licence
	LP ²	QP ³	MIP ⁴	SDP ⁵	NLP ⁶					
CPLEX	x	x	x				Problèmes d'optimisation linéaires	AMPL, GAMS, PYOMO, OR-Tools	OPL, C/C++, JAVA, PYTHON, MATLAB	Commercial
GUROBI	x	x	x				Résolution des problèmes en nombres entiers	AMPL, GAMS, YALMIP, PULP, CVX, PYOMO, OR-Tools	C, C++, JAVA, MATLAB, PYTHON	Commercial
MOSEK	x	x	x	x			Méthode des points intérieurs	GAMS, CVX, AMPL, PULP, PYOMO	C/C++, JAVA, R, PYTHON, MATLAB	Commercial
KNITRO	x	x	x		x		Problèmes continus non-linéaires de grande taille	AMPL, GAMS, PYOMO	C/C++, C#, JAVA, FORTRAN, PYTHON, JULIA, FORTRAN, MATLAB, R	Commercial
CADES					x		Problèmes continus et dérivables	SML, JAVA, C++	JYTHON, MATLAB	Commercial
GLPK	x		x				Problèmes LP de grande taille	GNU MathProg, CVX, PULP, OR-Tools	C, PYTHON	Open source
SeDuMi	x	x		x			Problèmes convexes	YALMIP, CVX	C, MATLAB, OCTAVE	Open source
OPTI-MATLAB	x	x	x		x		Problèmes simples	YALMIP, CVX	MATLAB	Commercial
COIN-OR (CLP, CBC & IPOPT)	x		x		x		Problèmes continus et discrets de petite taille	AMPL, GAMS, PULP, YALMIP, PYOMO	C++, FORTRAN, MATLAB, PYTHON, JULIA, R, JAVA	Open source
GOOGLE-GLOP	x		x				Optimisation combinatoire	OR-Tools	C++, C#, JAVA, PYTHON	Open source
FICO-XPRESS	x	x	x		x		Optimisation économique	XPRESS MOSEL	C, C++, Java, Python, .NET, MATLAB	Gratuit avec options payantes

Description du cas d'étude de la thèse

Sommaire

3.1	Définition du besoin	42
3.2	Le véhicule de compétition automobile, une application non conventionnelle	43
3.2.1	Description de l'application	43
3.2.2	Les données de la mission	44
3.3	Modélisation du véhicule et de sa propulsion électrique	45
3.3.1	Description du cahier de charge du véhicule électrique	45
3.3.2	Profil de puissance du véhicule électrique	46
3.3.3	Etude du profil de l'étape considérée	48
3.4	Etude d'architecture du système	50
3.5	Orientation des travaux de thèse	53
3.5.1	Les verrous scientifiques et techniques	53
3.5.2	Description des objectifs	53
3.6	Conclusion	54

Les chapitres précédents ont permis d'aborder les différents axes du pré-dimensionnement des SEMSE et l'usage des méthodes d'optimisation dont le choix est fortement lié à la formulation du problème. Après avoir situé le sujet traité dans sa thématique générale, il est à présent judicieux de le placer dans son contexte précis et d'en définir les limites. La finalité de ce chapitre est donc de présenter le périmètre de recherche des travaux résumés dans ce manuscrit. Après une étude détaillée du cas d'application qui a été retenu, et qui impactera la démarche scientifique adoptée, l'architecture générale du système étudié sera présentée. Les différents verrous liés au cas d'application ainsi que les apports attendus seront ensuite présentés.

3.1 Définition du besoin

Le secteur des transports connaît de profondes transformations. Entre les nouveaux composants intégrés dans les véhicules et les nouvelles missions qui leur sont attribuées, il convient d'avoir un outil qui servira d'interface entre les différentes sous-briques du système. Les travaux de cette thèse abordent des problématiques liées à l'exploitation, l'adaptation et la mise au point de méthodes et outils d'optimisation pour le dimensionnement et la commande optimale des SEMSE. Le besoin exprimé est formulé comme suit : **“Elaborer une méthode qui sera en mesure de trouver sur des échelles de temps acceptables les paramètres de conception des composants d'un SEMSE suivant une architecture fixée. Le pré-dimensionnement réalisé devra ainsi être capable de satisfaire les attentes en énergie et puissance de l'application choisie en intégrant une gestion optimale des sources embarquées”**

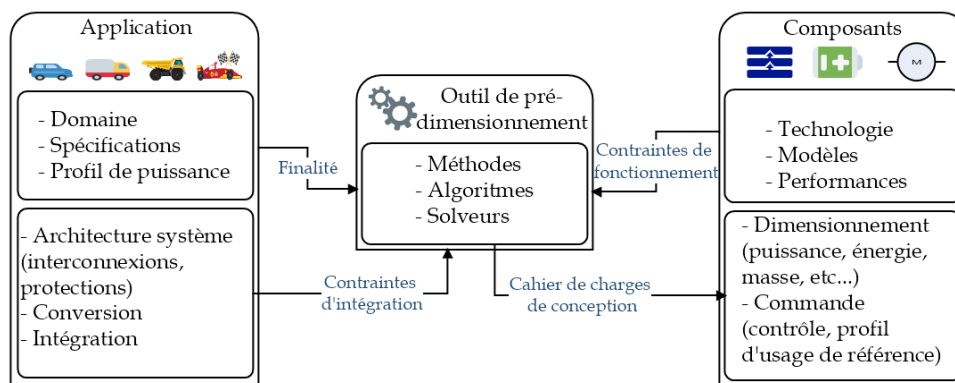


FIGURE 3.1 – Positionnement du besoin de la thèse et définition de ses interactions

Comme illustré à la Figure 3.1, les travaux de cette thèse se situent à l'échelle du système dans son ensemble et non à celle des composants où d'autres contraintes comme la maîtrise des procédés de fabrication, la prise en compte des délais, des disponibilités de matériaux, et la considération de modèles plus détaillés entrent en jeu. Principalement alimentée par les données de la mission à réaliser et celles des composants, la méthode de pré-dimensionnement attendue aura ensuite pour rôle de fournir un point de départ pour la conception détaillée sur la base des performances attendues, des contraintes spécifiques à chaque sous-système et celles liées à leur intégration.

Le cas d'étude retenu pour la thèse est détaillé dans la Section 3.2. Il s'agit d'un véhicule à hydrogène destiné à la course automobile de vitesse et d'endurance qui est

pratiquée sur différents types de terrains.

3.2 Le véhicule de compétition automobile, une application non conventionnelle

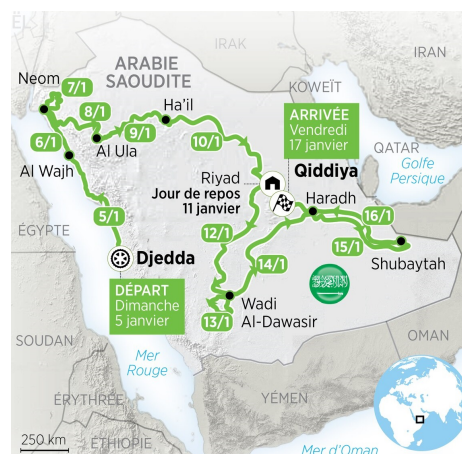
Chercher à électrifier un véhicule de compétition pousse les ingénieurs à innover dans le domaine du fait d'exigences particulièrement contraignantes : pour électrifier ce type de véhicule, il est tout d'abord nécessaire d'avoir les caractéristiques de la mission. Cette section présente les données recueillies avec un véhicule thermique ayant effectué la mission visée par le véhicule électrique à concevoir.

3.2.1 Description de l'application

Le rallye est une discipline de sport automobile. À l'opposée de la Formule 1 qui s'effectue sur bitume avec des conditions optimales de roulage, il est pratiqué sur des terrains de nature diverses et généralement très accidentés. C'est le cas du Dakar (ex Paris-Dakar) qui est un rallye-raid de longue distance fractionné en étapes. Délocalisé en Arabie Saoudite depuis 2020, son terrain de prédilection est le désert avec principalement des pistes rocailleuses et des dunes de sable. Pour réaliser ce type de course avec un véhicule électrique à hydrogène, un véhicule thermique de 1850 kg (à vide) avec une transmission intégrale a été instrumenté pour collecter les données du trajet sur l'une des étapes représentatives du circuit illustré à la Figure 3.2b.



(a) Véhicule en pleine course



(b) Circuit du Dakar 2020 © france24

FIGURE 3.2 – Le Dakar 2020 en images

La course est réalisée par un conducteur et son co-pilote chargé de lire la carte et de donner les consignes de direction et de vitesse. Chaque étape (souvent de plusieurs centaines de kilomètres) est réalisée en une journée et comprend au moins une "speciale" par jour, parfois en hors-piste, sur des étendues sans chemin tracés [Dakar Rally, 2021]. La distance totale parcourue pendant la course atteint plusieurs milliers de kilomètres, et le classement est réalisé sur le cumul du temps réalisé sur chacune des étapes du circuit.

3.2.2 Les données de la mission

Le monitoring du véhicule thermique sur une des étapes représentative de toute la course a permis de recueillir les données de la mission à effectuer, c'est-à-dire la distance à parcourir, la vitesse du véhicule, les accélérations et décélérations. Ces données vont permettre de construire le profil de la demande en puissance au niveau du SEMSE pour le véhicule électrique à concevoir.

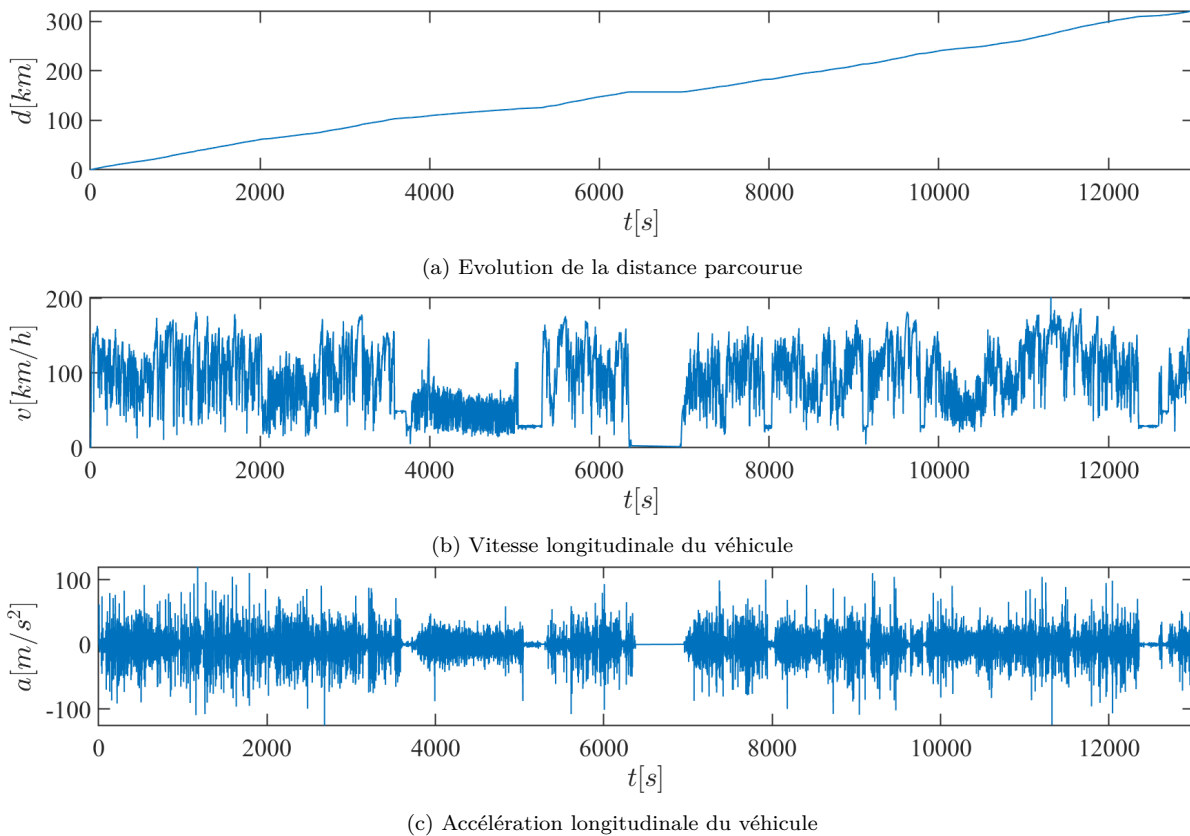


FIGURE 3.3 – Données de la mission à réaliser

Comme le montre la Figure 3.3, le trajet considéré est long de 320 km et dure près de trois heures et demie. Afin de capturer toutes les variations de la trajectoire et le comportement du conducteur, toutes les données sont enregistrées avec un pas de temps de 100 ms. Le profil de vitesse du véhicule est quant-à-lui très irrégulier. On y remarque de très fortes variations de rythme avec des vitesses élevées par moment et d'autres plus faibles traduisant la difficulté de la course et la nature des zones parcourues. La courbe d'accélération illustre l'amplitude des variations de vitesse et les changements de rapports du véhicule. Cette dernière fournit une information sur le contenu fréquentiel du profil et donc les dynamiques mises en jeu. Ce sera un critère important à considérer lors de commande des flux d'énergie du système hybride multi-sources.

3.3 Modélisation du véhicule et de sa propulsion électrique

Le système embarqué d'énergie électrique qui est envisagé pour le véhicule de course est illustré à la Figure 3.4.

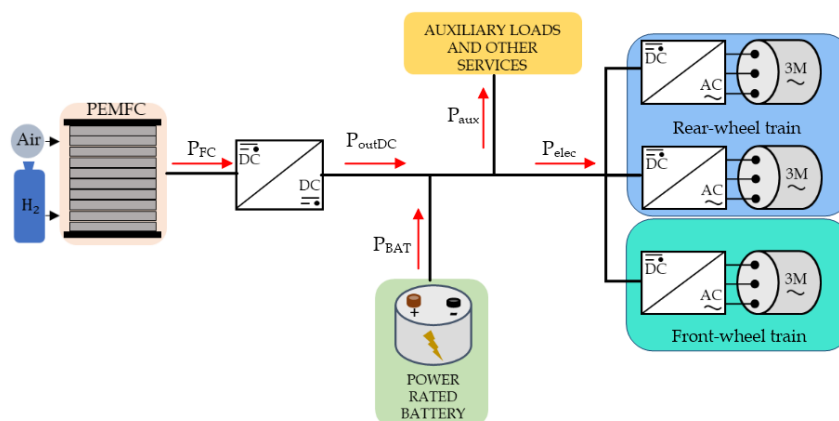


FIGURE 3.4 – Modèle du véhicule et de sa propulsion électrique

Pour satisfaire les exigences du véhicule thermique, une triple motorisation est prévue avec deux moteurs pour la propulsion arrière et un moteur pour la propulsion avant. Pour élaborer un profil de puissance représentatif du véhicule électrique, nous nous intéresserons uniquement à la consommation équivalente des trois moteurs identiques P_{elec} .

3.3.1 Description du cahier de charge du véhicule électrique

Les performances attendues par le véhicule électrique à concevoir sont similaires à celles du véhicule thermique décrit à la section précédente à quelques différences près. Il est pressenti que ce véhicule électrique sera plus lourd car devant intégrer plus de composants généralement encombrants et massifs. Il s'agit principalement des réservoirs d'hydrogène, du système pile à combustible, du pack de batterie avec toutes ses protections, et des moteurs électriques. Cela suppose également un volume plus important du véhicule qui nécessitera un châssis robuste et des pneus de plus grand diamètre pour garantir la stabilité du véhicule et son adhérence au terrain.

Pour répondre aux exigences de couple et vitesse imposées par le circuit, des moteurs électriques de hautes performances conçus spécialement pour la course automobile ont été choisis. Leurs caractéristiques ainsi que celles du véhicule à concevoir sont résumées dans le Tableau 3.1.

Les données du cahier de charge de la mission sont idéales et subjectives. En effet, elles peuvent être soumises à variation notamment la masse du véhicule et celle des composants électriques qui impacteront la puissance demandée. L'autonomie visée par le véhicule correspond à 320 km de trajet dans lesquels on attribue 70 km de marge pour les cas de manœuvres supplémentaires du véhicule ou de perte dans le désert lors de la course. Enfin, il est à souligner qu'il n'existe pas une pléthore de moteurs électriques dédiés aux applications de type course automobile. Le groupe onduleur-moteur retenu pour l'appli-

cation a néanmoins été choisi sur catalogue, et sa cartographie utilisée pour construire le profil de puissance électrique à fournir par le SEMSE.

TABLE 3.1 – Hypothèses de départ du véhicule électrique

Cahier de charge de la mission et du véhicule		
m_0	Masse du véhicule de référence [kg]	2500
$M_{FCEV_{max}}$	Masse maximale du SEMSE [kg]	1300
d_{max}	Autonomie du véhicule [km]	320
v_{max}	Vitesse maximale du véhicule [km/h]	220
Paramètres du système d'entraînement		
Γ_{max}^{mot}	Couple maximal du moteur électrique [N.m]	468
ω_{max}^{mot}	Vitesse angulaire maximale du moteur électrique [trs/min]	15000
U_{min}^{mot}	Tension minimale d'entrée de l'onduleur [V]	550
U_{max}^{mot}	Tension maximale d'entrée de l'onduleur [V]	850
η_{gear}	Rendement de la chaîne de transmission [-]	0.9

3.3.2 Profil de puissance du véhicule électrique

Sur la base des données du régime moteur et des rapports de boîte de vitesse du véhicule thermique, il est possible de construire le profil de puissance à satisfaire par le véhicule électrique dont les spécifications sont renseignées dans le Tableau 3.1. En effet, la connaissance de la vitesse du véhicule v permet de déterminer le couple à transmettre par la chaîne de traction et la vitesse des roues à partir de la relation (3.1)

$$\Gamma_{wheel}(t) = m_{veh} \cdot R_{wheel} \left(a(t) + g_{\tau} \cos \phi(t) C_r + \frac{1}{2} \rho \frac{A_{veh}}{m_{veh}} C_d v^2(t) + g_{\tau} \sin \phi(t) \right) \quad (3.1)$$

$$\omega_{wheel}(t) = \frac{v(t)}{R_{wheel}}, \quad (3.2)$$

où m_{veh} est la masse réelle du véhicule pendant la course, ϕ est l'angle d'inclinaison de la route, g_{τ} est l'accélération de la pesanteur, ρ représente la densité de l'air, A_{veh} est la surface frontale du véhicule, C_d est le coefficient de traînée, C_r est la résistance au roulement, et R_{wheel} représente le rayon de la roue. La relation (3.2) est obtenue en faisant l'hypothèse que le pilote est capable de maximiser la transmission de puissance à la roue. Même si cette hypothèse est forte, ceci permet de ne considérer que la puissance utile aux roues et de négliger le glissement de celles-ci, phénomène particulièrement difficile à modéliser et nécessitant des informations sur la nature du terrain et l'état des pneumatiques.

Pour prendre en compte la variation du couple à transmettre Γ_{wheel} en fonction de la masse du véhicule, nous ferons l'hypothèse traduite par l'égalité 3.3

$$\frac{A_{veh}}{m_{veh}} = \left(\frac{A_0}{m_0} \right)^{\nu}, \quad (3.3)$$

où le paramètre ν désigne le coefficient d'échelle du rapport entre la surface frontale du véhicule et sa masse, et A_0 et m_0 représentent la surface frontale et la masse du véhicule

de référence. En considérant $\nu = 1$, il est alors possible de calculer la puissance mécanique en bout d'arbre du moteur du véhicule avec l'équation (3.5)

$$P_{mec}^{mot}(t) = \frac{1}{\eta_{gear}} \Gamma_{wheel}(t) \cdot \omega_{wheel}(t) \quad (3.4)$$

$$\Gamma_{wheel}(t) = \frac{m_{veh}}{m_0} \Gamma_0(t), \quad (3.5)$$

où Γ_0 constitue le vecteur de données de couple du véhicule de référence. Enfin, la puissance électrique est déterminée en utilisant la cartographie de rendement du groupe onduleur-moteur $f_{\eta_{mot}}(\Gamma_{mot}(t), \omega_{mot}(t), U_{DC}(t))$ qui dépend de son couple Γ_{mot} , de sa vitesse angulaire ω_{mot} , et de la tension du bus U_{DC}

$$P_{elec}(t) = \frac{1}{\eta_{mot}} P_{mec}^{mot}(t) = \frac{1}{\eta_{mot}} \Gamma_{mot}(t) \cdot \omega_{mot}(t) \quad (3.6)$$

$$\eta_{mot} = f_{\eta_{mot}}(\Gamma_{mot}(t), \omega_{mot}(t), U_{DC}(t)). \quad (3.7)$$

La Figure 3.5 illustre les données de couple, de vitesse angulaire et de puissance mécanique en bout d'arbre des moteurs électriques. Ces derniers sont au nombre de trois et répartis sur les quatre roues du véhicule pour satisfaire les consignes de couple et vitesse à la roue.

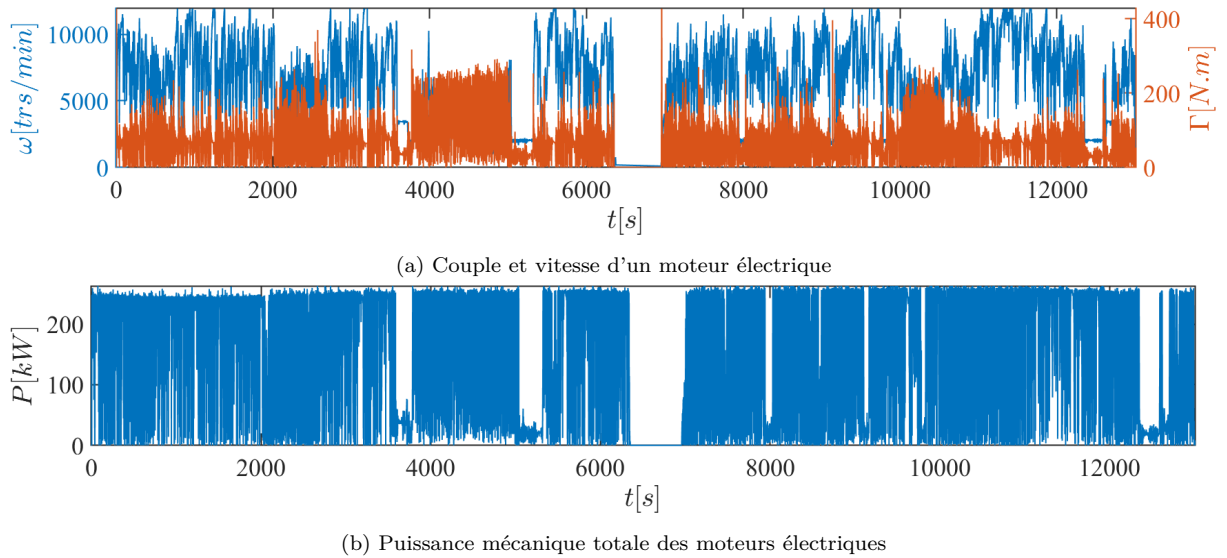


FIGURE 3.5 – Consignes en couple, vitesse et puissance des moteurs du véhicule électrique

Suivant la nature du terrain, il est constaté que différents régimes seront imposés aux moteurs électriques, fort couple et faible vitesse, et inversement. La puissance mécanique à fournir est quant-à-elle généralement supérieure à 250 kW avec une valeur moyenne de 170.3 kW, un écart type de 89.54 kW et une fréquence d'occurrence assez élevée. Enfin, on peut remarquer une période à puissance nulle au milieu du profil qui correspond à un temps d'arrêt marqué lors de la course pour effectuer des réglages suite à une panne.

3.3.3 Etude du profil de l'étape considérée

Pour anticiper le comportement des composants de la chaîne énergétique du système lors de la mise en œuvre de la commande optimale, nous allons réaliser une étude des différentes phases de l'étape considérée de la course. Sur la base des données de couple, de vitesse, et d'accélération du véhicule, il est possible de segmenter la trajectoire en plusieurs zones. La Figure 3.6 illustre la consommation énergétique cumulée du véhicule électrique en fonction du temps, et différentes zones sur lesquelles un zoom est réalisé pour observer le profil de puissance ainsi que ses dynamiques.

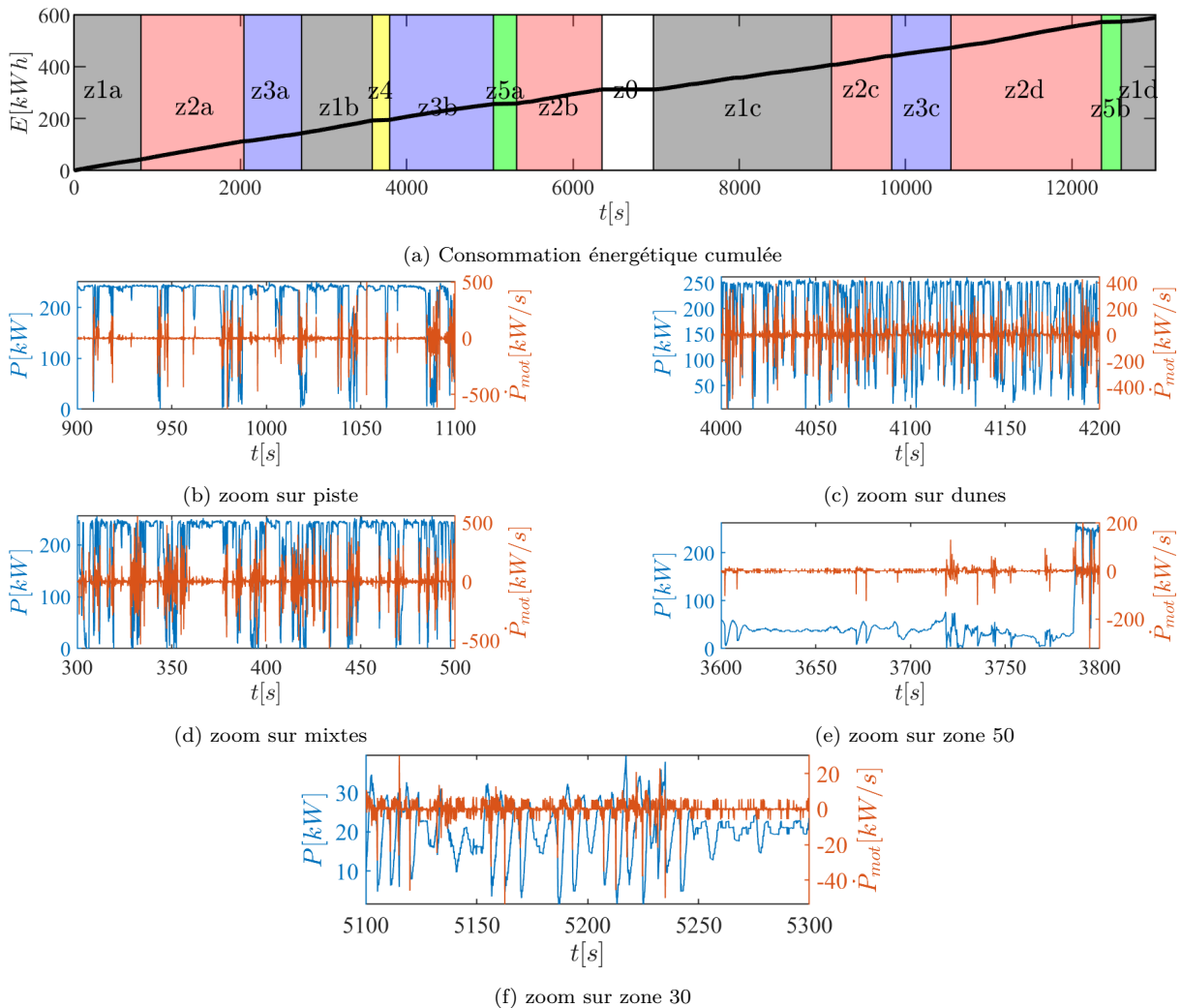


FIGURE 3.6 – Illustration des différentes zones du circuit

La consommation énergétique du véhicule sur toute la mission est de 588 kWh. En comparaison, un véhicule électrique conventionnel dimensionné suivant les normes d'un profil de puissance de type WLTP (Worldwide Harmonized Light-Duty Vehicles Test Procedure) dispose d'une cinquantaine de kilowattheure. Au total quatorze zones (hormis la période d'arrêt du véhicule) ont été identifiées et peuvent se regrouper en cinq catégories à savoir :

- des pistes (z2a, z2b, z2c et z2d) caractérisées par un terrain rocaillieux et poussiéreux

sur lequel le véhicule atteint des vitesses élevées. On y remarque de faibles variations de puissance et un maximum aux alentours de 220 kW ;

- des dunes (z3a, z3b et z3c) caractérisées par un terrain sableux imposant au véhicule de déployer un fort couple. Bien que la vitesse soit réduite sur ce type de terrain, une forte puissance (> 250 kW) est généralement nécessaire avec une fréquence élevée de changement de consigne ;
- des trajets mixtes (z1a, z1b, z1c et z1d) caractérisés par un terrain de nature intermédiaire entre les deux précédents. C'est le type de terrain le plus rencontré lors de la course. On y retrouve à la fois des vitesses relativement élevées avec des dynamiques importantes de puissance par moment ;
- une zone de circulation à vitesse limitée à 50 km/h (z4). Elle se caractérise par une puissance avoisinant 100 kW et de faibles dynamiques ;
- des zones à vitesse limitée à 30 km/h (z5a et z5b) correspondant à des traversées de zones habitées. Ces zones constituent les trajets les moins énergivores du profil et sont caractérisées par une faible puissance et des variations peu importantes.

Le Tableau 3.2 fournit un détail des caractéristiques du profil sur chaque type de terrain et chaque zone. On y retrouve principalement les données de vitesse, de puissance et de dynamique sur chaque zone. Les durées, distances et énergie correspondantes sont ensuite calculées pour déterminer leur représentativité par rapport à tout le circuit à réaliser.

TABLE 3.2 – Description détaillée des différentes zones du circuit.

Type de terrain	Zone	v [km/h] (moy/max)	P [kW] (moy/max)	Dynamique positive moyenne [kW/s]	Durée [s]	Distance [km]	Energie [kWh]
Mixtes	z1a	102/174.1	189.94/262.97	173.82	803.9	22.77	42.4
	z1b	112.76/178.6	208.30/262.98	124.79	849.3	26.60	49.14
	z1c	94.68/171.4	159.52/262.98	169.36	2140.9	56.31	94.87
	z1d	83.92/159.20	130.64/260.36	135.73	414.7	9.67	15.05
Total zones (pourcentage)					4208.8 (33.97%)	115.35 (35.91%)	201.46 (34.26%)
Pistes	z2a	113.69/181.8	203.39/261.09	124.93	1238	39.091	69.94
	z2b	111.06/176.4	190.8/262.98	133.46	1026.3	31.66	54.4
	z2c	108.34/182.30	169.27/262.98	116.58	724.5	21.81	34.07
	z2d	118.82/201.7	197.68/262.98	153.19	1810.8	59.76	99.44
Total zones (pourcentage)					4799.6 (38.74%)	152.32 (47.42%)	257.85 (43.85%)
Dunes	z3a	75.14/172.5	160.35/262.98	185.88	694	14.48	30.91
	z3b	51.68/145.6	175.59/262.98	136.75	1247	17.9	60.82
	z3c	74.26/155.90	159.26/262.98	177.31	711.8	14.68	31.49
Total zones (pourcentage)					2652.8 (21.41%)	47.06 (14.65%)	123.22 (20.96%)
Zone 30	z5a	28.35/31.5	21.06/99.67	8.62	280	2.20	1.64
	z5b	28.56/41.7	18.75/41.53	6.80	237.6	1.88	1.24
Total zones					517.6 (4.18%)	4.08 (1.27%)	2.88 (0.49%)
Zone 50	z4	41.39/51.26	44.34/112.85	19.04	209.9 (1.69%)	2.41 (0.75%)	2.58 (0.44%)
Total profil					12388.7	321.22	587.99

3.4 Etude d'architecture du système

Pour définir les types d'interaction entre les différents composants et identifier les critères de choix des variables de conception et de commande, une étude d'architecture du système est nécessaire. La Figure 3.7 illustre l'architecture générale du SEMSE envisagée pour ce véhicule de compétition.

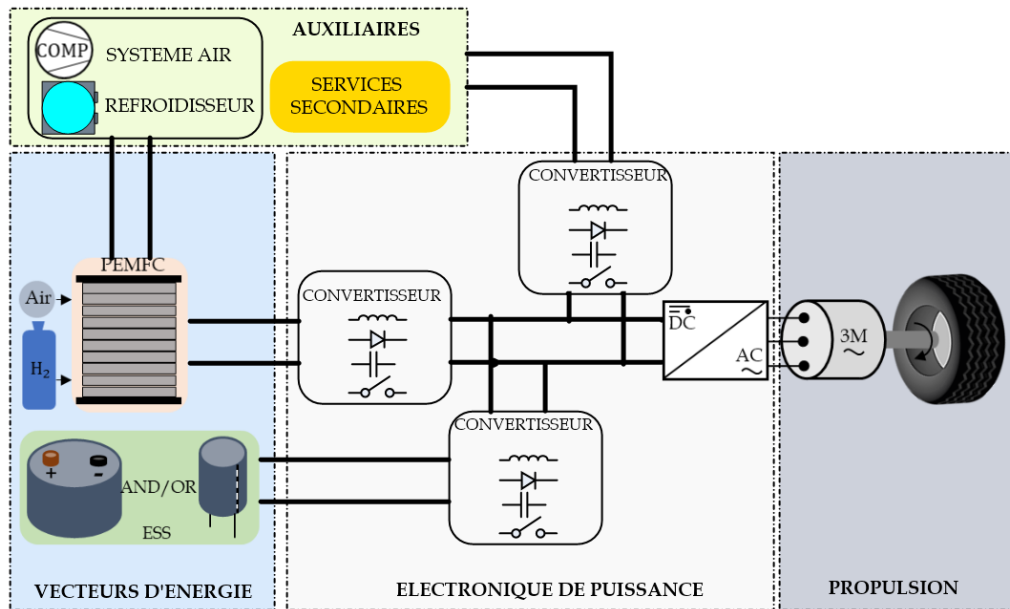


FIGURE 3.7 – Architecture générale du véhicule électrique

Elle intègre :

- le système pile à combustible : il est constitué de plusieurs sous-systèmes à savoir le circuit d'air permettant d'alimenter la cathode de la pile par le biais du compresseur et de l'humidificateur, du circuit d'approvisionnement d'hydrogène du réservoir à l'anode, et du circuit thermique pour la régulation de température à l'aide de la pompe et du ventilateur. Le système pile à combustible est considéré dans cette application comme étant non-réversible. Il n'intègre donc pas d'électrolyseur pour la production d'hydrogène avec une potentielle énergie stockée comme c'est le cas pour des application maritimes [Hugo Leroux and Aude Ganier, 2017] ou des applications stationnaires [Zhang et al., 2018] ;
- le système de stockage d'énergie : il constitue la source d'énergie réversible de l'application et est composé de batteries Lithium-Ion. Son utilisation et ses performances sont attendues principalement lors des fortes variations de puissance, et dans un second temps pour les phases de démarrage et de manoeuvres ne nécessitant pas l'allumage de la pile à combustible. Un système de gestion thermique est également nécessaire pour le pack de batterie. Il peut partager avec d'autres composants du véhicule le même circuit de refroidissement ou en être séparé en fonction de la nature du fluide caloporteur ;
- les composants d'électronique de puissance : ce sont les organes d'interface et de commande des composants électriques de la chaîne énergétique. Il s'agit principalement de hacheurs pour la pile et la batterie, et d'onduleurs pour les moteurs de la

- chaîne de propulsion. Egalement dotés de système de refroidissement, le rendement des convertisseurs dépend de leur point de fonctionnement avec des pertes principalement localisés au niveau des inductances et des composants de commutation ;
- le système de propulsion : il est composé du moteur électrique, de son alimentation et de son unité de contrôle, et de toute la chaîne de transmission de couple. Le moteur qui équipe les véhicules électriques peut être asynchrone ou synchrone. Bien que le premier soit adapté pour sa puissance élevée, le second offre un couple et une dynamique bien plus importante et propose des formats beaucoup plus compacts facilitant leur intégration au système ;
 - les composants auxiliaires : ils regroupent toutes les consommations des équipements secondaires du véhicule qui fonctionnent généralement à une tension bien inférieure à celle du bus DC.

Pour chaque composant ou système décrit précédemment, le Tableau 3.3 présente une définition générale des paramètres et une identification des variables de décision qui pourraient être considérées pour le pré-dimensionnement du système.

TABLE 3.3 – Définition des variables de décision et des paramètres généraux

Composants	Variables de décision		Paramètres	
	Dimensionnement électrique	Commande	Fixes (temps)	Variables (temps)
Stockages réversibles	Nombre d'éléments en parallèle, série, caractéristiques de cellule (chimie), hybridation	-	Encombrement, caractéristiques maximales, coûts	Caractéristiques de fonctionnement (état de charge/ état d'énergie, température, tension, courant), vieillissement
Système pile à combustible	Caractéristiques de stacks, AME, plaques bipolaires, et des composants de système	Conditions opératoires	Encombrement, caractéristiques maximales et coûts système (air, hydrogène, échangeur)	Caractéristiques de fonctionnement (courbe de polarisation), taux de dégradation, rendement
Bus (compatibilité électrotechnique)	-	-	Encombrement des connectiques et des équipements de protection	Puissance transitée, tension (fixe/variable)
Auxiliaires	Fonction du système principal	Courant/ Puissance	Encombrement	Courant, tension
Moteur électrique	Nombre de moteurs	Conditions opératoires	Encombrement, caractéristiques maximales, coûts	Couple, vitesse, rendement, température
Chaîne de transmission + véhicule	Chaîne de transmission (réducteurs, diamètre de roues, etc...)	-	Encombrement	Couple à la roue, pression, vitesse, cartographie (dénivelé, adhérence,...)

Il apparaît important de distinguer les notions de variables de décision et de paramètres. En effet, les premières constituent les inconnues à déterminer par optimisation pour garantir le fonctionnement optimal du système et satisfaire les exigences du cahier de charge. Celles-ci sont regroupées en deux sous-groupes comme suit :

- les variables de dimensionnement : elles renseignent sur la taille/quantité/technologie des composants à fabriquer ou à choisir dans une gamme donnée pour concevoir le véhicule. Une fois déterminées, ces données devraient rester inchangées sur toute la durée de vie du système sauf remplacement en cas de maintenance ;
- les variables de commande : en fonction de l'état du système et de ses interactions avec l'environnement, ces types de variables permettent de donner les consignes pour piloter les différents composants de manière optimale. Ces variables sont donc des fonctions du temps et permettent de répondre aux sollicitations énergétiques. À ces dernières s'ajoutent les variables de gestion thermique qui concernent les grandeurs physiques à déterminer pour dissiper de la chaleur issue de l'échauffement des composants au cours de leur fonctionnement.

Dans une conception qui prend en compte le changement d'architecture du système, il serait également possible d'envisager la présence de variables d'architecture. Celles-ci introduisent des grandeurs supplémentaires à déterminer une fois qu'un composant s'ajoute ou est supprimé dans l'architecture générale.

Les paramètres sont quant-à-eux des grandeurs connues d'avance, calculées ou estimées. Ils caractérisent un composant ou un comportement physique et peuvent être fixes ou variables dans le temps. Il s'agit notamment pour les paramètres fixes de certains coûts et informations industrielles que l'on peut retrouver sur une fiche technique qui définissent généralement les zones et limites de fonctionnement. Les paramètres temporels sont par exemple les consignes de couples ou vitesses, la trajectoire ainsi que toutes les données susceptibles de varier au cours du temps et des modes de fonctionnement (cartographies, état de charge, rendement, etc ...). Ces paramètres peuvent néanmoins être entachés d'une certaine incertitude.

L'architecture présentée dans cette section est considérée comme étant générale car ne fournissant pas d'informations précises sur la disposition réelle des composants et leur topologie (mises en serie/parallèle, nature des protections, etc ...). Pour des applications de forte puissance, une architecture multi-stack pourrait être envisagée. Elle permettrait entre autre de limiter le courant en sortie de pile et d'avoir une tension raisonnable en entrée des convertisseur. En contrepartie, elle impose plus de convertisseurs et un pilotage parallèle des piles. En ce qui concerne le système de stockage d'énergie, le choix de la chimie est non seulement corrélié aux aspects de densité de puissance et d'énergie, mais aussi à la capacité de charge et décharge, et aux caractéristiques thermique et sécuritaire. Pour finir, le choix de la valeur de la tension du bus DC est imposée par celle des groupes onduleur-moteur. Elle impactera par la suite le dimensionnement de la batterie ainsi que le choix des organes de protection et des distances d'isolement.

Au vu de la complexité du système dans son entièreté et de l'étendue du sujet, seuls les aspects électriques et les sources d'énergie du système seront pris en compte dans le pré-dimensionnement du véhicule de course. Cela suppose la non prise en compte de la gestion thermique et le choix sur catalogue du groupe motopropulseur dont la modélisation, la conception et la commande pourraient faire l'objet d'une autre thèse.

3.5 Orientation des travaux de thèse

3.5.1 Les verrous scientifiques et techniques

Les méthodes traitant à la fois du dimensionnement et de la loi de commande des systèmes énergétiques multi-sources font face à de nombreux verrous. Celles-ci dépendent fortement de la nature du problème d'optimisation et peuvent très rapidement être exposées à des limites de résolution numérique. En effet, l'outil de pré-dimensionnement du véhicule de course automobile devra être en mesure de gérer :

- des données temporelles dynamiques car elles sont relatives aux fréquentes variations de la puissance demandée à chaque instant par le véhicule et impactera le comportement des composants du système dont les états devront être contrôlés pour s'assurer de leur bon fonctionnement ;
- des modèles d'ordre multi-physiques car ils proviennent de lois physiques issues de différents domaines (électricité, mécanique, thermique, chimie, fluide, etc. . .) et sont utilisés pour simuler les comportements des composants de la chaîne de traction du SEMSE. À cela s'ajoutent les non-linéarités qui apparaissent dans la modélisation des éléments de la chaîne énergétique. Elles permettent d'avoir une représentation mathématique précise des différents phénomènes physiques et réponses électriques des composants ;
- des outils et méthodes numériques efficaces liés à la formulation du problème d'optimisation couplé, aux paramètres de réglages et aux performances de résolution qui sont dictées par les ressources informatiques disponibles.

A celles-ci pourraient s'ajouter des données structurelles, non prises en compte dans ces travaux car relevant de l'optimisation d'architecture.

Ainsi la formulation du problème d'optimisation impactera fortement les besoins en termes de ressources numériques et donc de temps de calcul (généralement long pour des problèmes complexes). La réduction des problèmes sera donc un grand atout pour tester de nombreuses solutions de dimensionnement. In fine, le but dans un problème d'optimisation dans la phase de pré-dimensionnement n'est pas forcément de trouver la solution finale déployée sur le véhicule. Il s'agira plus d'avoir des résultats qui constitueront le guide de la mise en œuvre technique, et qui permettront d'identifier et d'interpréter les paramètres qui influencent la solution.

3.5.2 Description des objectifs

Dans un processus général d'optimisation des SEMSE, comme illustré par la Figure 1.13, et au vu de l'application retenue, les objectifs de cette thèse couvrent principalement deux points :

- celui de la commande optimale des flux d'énergie de la chaîne électrique hybride : elle visera à fournir le pilotage de référence du système pile à combustible et du pack batterie. Cette commande optimale hors-ligne ou en boucle ouverte sera basée sur la connaissance complète du profil de puissance demandée par le véhicule ainsi que le consommation des éléments auxiliaires. Les résultats obtenus permettront de valider le respect des différentes contraintes et de minimiser des coûts liés à l'opération du système ;

- celui du dimensionnement des sources embarquées en incluant la commande énergétique optimale : ce volet aura pour objectif de proposer des solutions de dimensionnement des sources avec pour but de respecter à la fois les contraintes liées à la conception, celles liées au cas d'application, et celles de la commande optimale. Une identification des paramètres à chaque niveau de l'optimisation ainsi que leurs variations permettront finalement d'améliorer les méthodes proposées en les rendant à la fois spécifiques pour des applications atypiques comme celles abordée dans le cadre de cette thèse, et génériques pour des usages plus conventionnels.

3.6 Conclusion

En définitive, ce chapitre a permis de présenter le cas d'étude de la thèse, les verrous scientifiques associés, et les objectifs visés. Le choix de l'application automobile de course est loin d'être anodin : en effet, elle se révèle être pleine de défis aussi bien sur le plan de la conception comme celui de la commande. Le présent sujet de thèse ne pouvant pas aborder tous les aspects de la conception d'un SEMSE (composants, système et service), il s'intéressera à élaborer une méthode de pré-dimensionnement pouvant être intégrée dans un plus grand ensemble auquel s'ajouterait par exemple des problématiques de dégradations, de coûts économiques et d'analyse de cycle de vie.

Mis à part les points précédents, la première partie a abordé tour à tour les problématiques introduites par l'électrification des systèmes énergétiques embarqués, et l'état-de-l'art des méthodes par optimisation pour la phase de pré-dimensionnement. Les deux prochaines parties présenteront nos contributions au problème d'optimisation couplé du dimensionnement et de la commande, tout d'abord avec le développement de méthodes d'optimisation de la commande des flux d'énergie dans le SEMSE du véhicule de course, et puis le dimensionnement optimal de ses différentes sources d'énergie.

Deuxième partie

Commande énergétique optimale de la chaîne de traction hybride

Modélisation énergétique des composants et choix de la méthode d'optimisation

Sommaire

4.1	Description de la démarche scientifique	58
4.2	Le système pile à combustible et son convertisseur	59
4.2.1	Description générale et technologies	59
4.2.2	Réponse électrique de la pile PEMFC	62
4.2.3	Variables de décision et limites de fonctionnement	63
4.3	Le système de stockage d'énergie	67
4.3.1	Généralités sur l'accumulateur lithium-ion	67
4.3.2	Modélisation et limites de fonctionnement	68
4.3.3	Problématique de stabilisation de tension	70
4.4	Description et choix de la méthode de commande optimale	72
4.4.1	La programmation dynamique (DP)	73
4.4.2	Le principe du minimum de Pontryagin (PMP)	74
4.4.3	L'approche combinatoire	77
4.4.4	Comparaison des trois méthodes	80
4.5	Conclusion	81

Exercice de recherche bibliographique et description du cas d'application achevés, cette partie sera consacrée au cœur du problème : modélisation et résolution des problèmes d'optimisation pour la commande énergétique du système. Les problèmes de dimensionnement et de commande optimale étant couplés, débiter par celui de la gestion énergétique de la chaîne de traction hybride reste certes surprenant, mais cohérent dans le sens où le temps de calcul pour converger vers un dimensionnement optimal des composants dépendra fortement des performances de la commande intégrée à savoir son optimalité et son efficacité de calcul.

Le premier chapitre de cette partie est structuré de la manière suivante : un premier paragraphe consacré au choix d'architecture et à la démarche scientifique proposée, suivi par la présentation du principe général de fonctionnement des composants de la chaîne de traction hybride. Une fois leur modélisation énergétique réalisée, une étude de la problématique de gestion de la tension continue du bus sera faite. Pour élaborer la méthode la plus adaptée à la résolution du problème de gestion d'énergie, les approches couramment utilisées seront étudiées et explicitées. Suivra ensuite, en guise de conclusion, le choix de la méthode qui conviendra le mieux au cas d'application présenté dans le Chapitre 3.

4.1 Description de la démarche scientifique

Pour répondre aux exigences d'intégration des composants et de sécurité imposées par le véhicule de course à concevoir, l'hybridation passive du stockage décrite à la Section 1.1.4 a été retenue comme architecture (Figure 1.7). Cette dernière a pour principal avantage le gain de place et de poids grâce à un pack batterie sans convertisseur électrique. Ce dernier n'est donc pas piloté et son point de fonctionnement dépendra entièrement de celui de la pile à combustible.

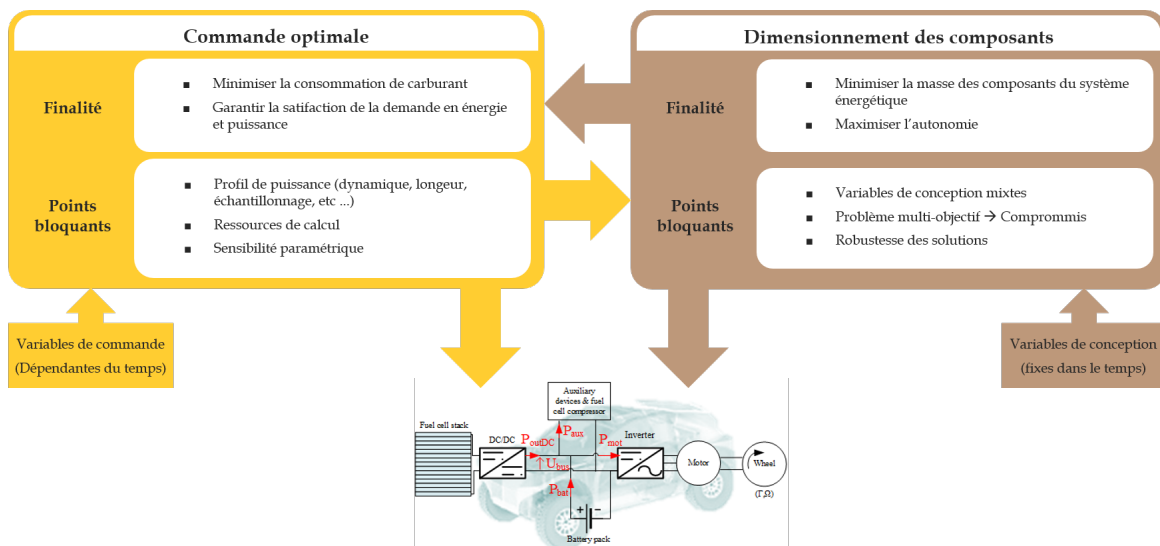


FIGURE 4.1 – Illustration de la démarche scientifique

Etablir une méthode de commande énergétique optimale des composants du système hybride suppose une connaissance préalable de leur comportement. Ceux-ci sont traduits par des relations mathématiques ou plus communément modèles. Ils seront détaillés pour

chaque composant dans les Sections 4.2 et 4.3. La démarche scientifique proposée à la Figure 4.1 consistera dans un premier temps à étudier tous les aspects de la commande énergétique optimale, une fois que le comportement des composants aura été modélisé. Choisir la méthode de gestion des flux d'énergie et l'implémenter même sur un dimensionnement non optimal permettra d'avoir une première validation. Suivront ensuite des améliorations de la méthode retenue pour l'adapter au cas d'application étudié. Une fois la stratégie de couplage et la méthode de dimensionnement choisies, un calcul des paramètres de conception optimaux des composants sera effectué en tenant compte de l'influence de la commande optimale développée.

4.2 Le système pile à combustible et son convertisseur

4.2.1 Description générale et technologies

La pile à combustible est un convertisseur électrochimique dont le principe repose sur le phénomène inverse de l'électrolyse. Largement décrit par la littérature [Yue et al., 2021, Piffard, 2017], le système pile à combustible peut être assimilé à une "usine à gaz" composée de plusieurs sous-systèmes (Figure 4.2) :

- le circuit air avec le moto-compresseur et le condenseur ;
- le circuit hydrogène avec son réservoir, ses vannes de régulation et son circuit de recirculation ;
- le circuit de refroidissement avec la pompe étroitement liée au circuit d'eau ;
- la partie électrochimique constituée de l'assemblage membrane électrode (AME), des plaques bipolaires ;
- la partie électrique avec le convertisseur.

Il existe plusieurs technologies de pile à combustible dont l'architecture est similaire à celle-ci. Elles se distinguent principalement par la nature des composants qui fixent leurs performances et les orientent vers des applications spécifiques. Le Tableau 4.1 résume les différentes technologies de pile utilisées avec leur température de fonctionnement et leur plage de rendement.

TABLE 4.1 – Comparaison des différentes technologies de pile à combustible et leur type d'application [Yue et al., 2021]

Technologie	Température de fonctionnement	Rendement système	Type d'application
Pile à combustible à membrane échangeuse de protons (PEMFC)	80°C – 100°C (basse température)	50% – 60%	Stationnaire Automobile
	200°C (haute température)		
Pile à combustible à oxyde solide (SOFC)	700°C – 900°C	60% – 80%	Stationnaire Maritime
Pile à combustible alcalines (AFC)	~70°C	~80%	Aérospatial
Pile à combustible à carbonate fondu (MCFC)	~650°C	60% – 80%	Centrales électriques
Pile à combustible à acide phosphorique (PAFC)	~180°C	>80%	Cogénération

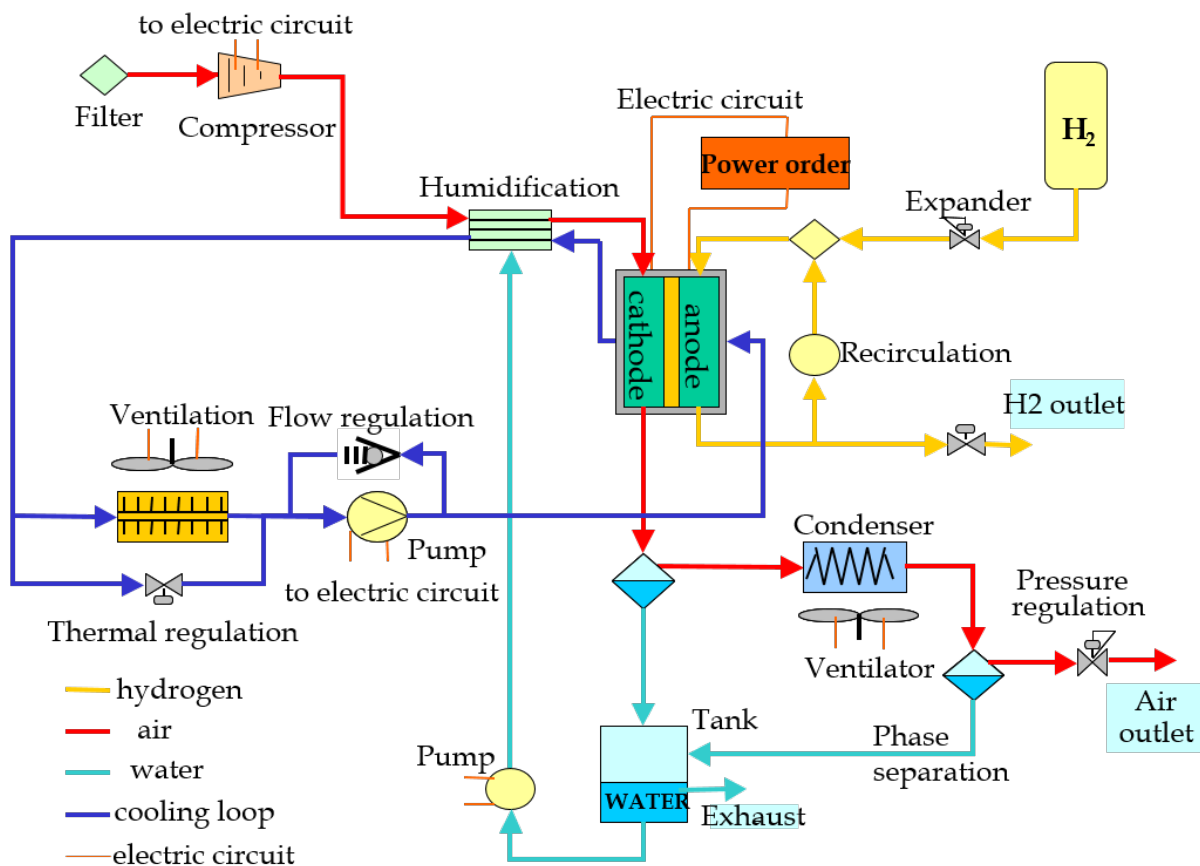


FIGURE 4.2 – Architecture générale du système pile à combustible

La plus répandue est la pile à combustible à membrane échangeuse de protons (PEMFC). Elle est largement utilisée pour des applications de transport ou stationnaire. Pouvant fonctionner à basse (entre 80°C et 100°C) ou haute température (autour de 200°C), elle offre un rendement système moyen de 55 % et la possibilité d'un démarrage relativement rapide. Les technologies de pile pouvant fonctionner à très haute température comme la pile à combustible à oxyde solide (SOFC) et la pile à combustible alcalines (MCFC) ont pour principal atout d'avoir un meilleur rendement (aux alentours de 80%) et sont appropriées pour des applications résidentielles avec des opportunités de ré-utilisation de la chaleur produite. Elles ont cependant toutes des inconvénients comme la corrosion métallique pour la SOFC et un démarrage lent pour la MCFC. Pour finir, les piles à combustible alcalines sont principalement développées pour les applications spatiales tandis que celles à l'acide phosphorique, bien que présentant un rendement intéressant (> 80%), restent onéreuses à cause des matériaux utilisés.

Un convertisseur est généralement nécessaire en sortie du système pile pour piloter la puissance générée et adapter le niveau de tension en sortie afin que la pile puisse être associée à d'autres sources électriques comme le stockage électrochimique.

Les convertisseurs de tension de type boost dont l'architecture est illustrée à la Figure 4.3 sont les plus utilisés car la réponse électrique en tension de la pile est généralement faible (environ 0.7 V par cellule) comparée à celle du réseau dans une application embarquée (entre 350 V et 850 V). Un système de conversion d'électronique de puissance est

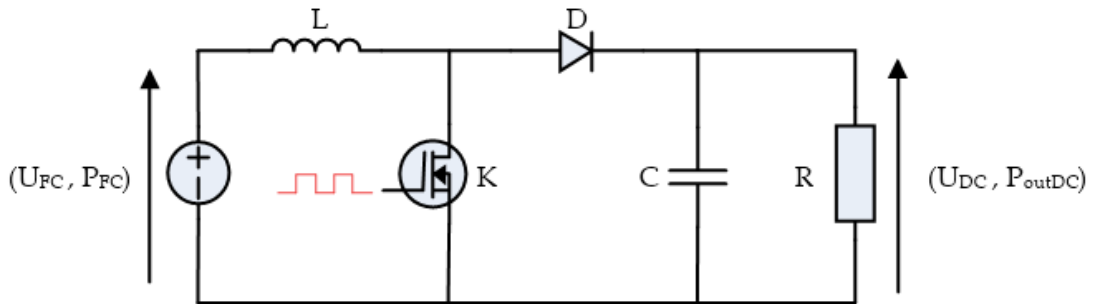


FIGURE 4.3 – Architecture simplifiée d'un convertisseur boost

principalement constitué de semi-conducteurs dédiés à la puissance, et de composants de stockage inductif et capacitif. Pour son pilotage, un convertisseur intègre également des filtres, des organes de sécurité électrique et thermique, des composants de commande et de communication, et un système de refroidissement nécessaire à son bon fonctionnement.

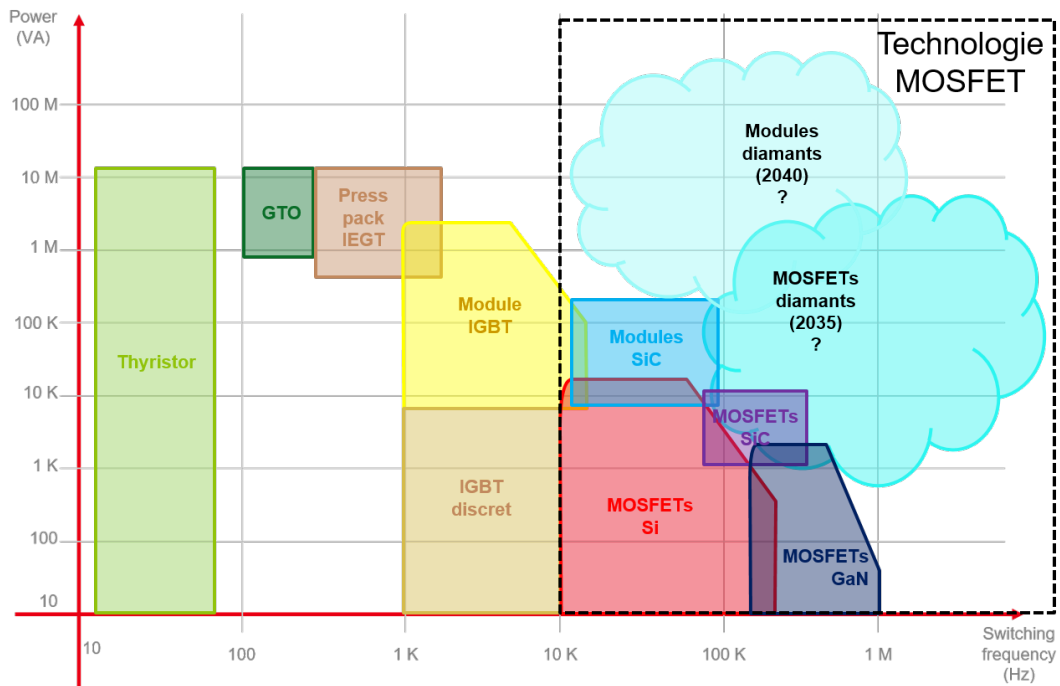


FIGURE 4.4 – Technologies des semi-conducteurs et leur évolution

Les niveaux de tension, de courant et de fréquence de découpage des convertisseurs dépendent de la technologie des semi-conducteurs. Leur classification en fonction de la fréquence de commutation et de la plage de puissance transitée est illustrée à la Figure 4.4. Les transistors bipolaires à grille isolée (IGBT) permettent d'avoir des densités de puissance importantes, sont peu coûteux, mais dissipent mal la chaleur et sont limités en fréquence de découpage. A l'opposé, les technologies de transistor à effet de champ métal oxyde (MOSFET) offrent de meilleures performances en termes de gestion thermique, permettent de monter plus haut en fréquence de découpage et donc de réduire l'encombrement des convertisseurs. Elles sont cependant limitées en tension et coûtent plus cher. La technologie MOSFET la plus répandue dans l'automobile électrique et hybride est

celle en carbure de silicium (SiC). Même si le nitrure de gallium (GaN) offre de très bons rendements et s'impose progressivement sur le marché des semi-conducteurs, il a toujours du mal à concurrencer le SiC dans le secteur des transports où la tension du bus continu est située entre 300 et 900 V. On les retrouve plus dans les applications radiofréquences à cause de leur aptitude à commuter à de très hautes fréquences.

4.2.2 Réponse électrique de la pile PEMFC

Pour notre problème, la PEMFC sera la technologie de pile retenue car elle est souvent utilisée dans les transports en raison de son démarrage rapide et de sa gestion thermique. La production d'électricité au niveau du stack de pile est le fruit de deux phénomènes illustrés à la Figure 4.5 et décrits comme suit :

- l'oxydation à l'anode : par le biais de la GDL (Gas diffusion layer), l'hydrogène est séparé au contact de la couche catalytique de platine en protons et électrons. Tandis que les ions H^+ continuent leur traversée dans le séparateur, les électrons sont quant-à-eux dirigés vers la charge ;
- la réduction à la cathode : de l'autre côté de la membrane s'opère le phénomène inverse. Les atomes de dioxygène contenus dans l'air et projetés à la cathode se recombinent avec les électrons provenant du circuit externe et les protons issus de la membrane électrolyte polymère. Il en résulte la formation de molécules d'eau sous forme de vapeur accompagnée d'un dégagement de chaleur.

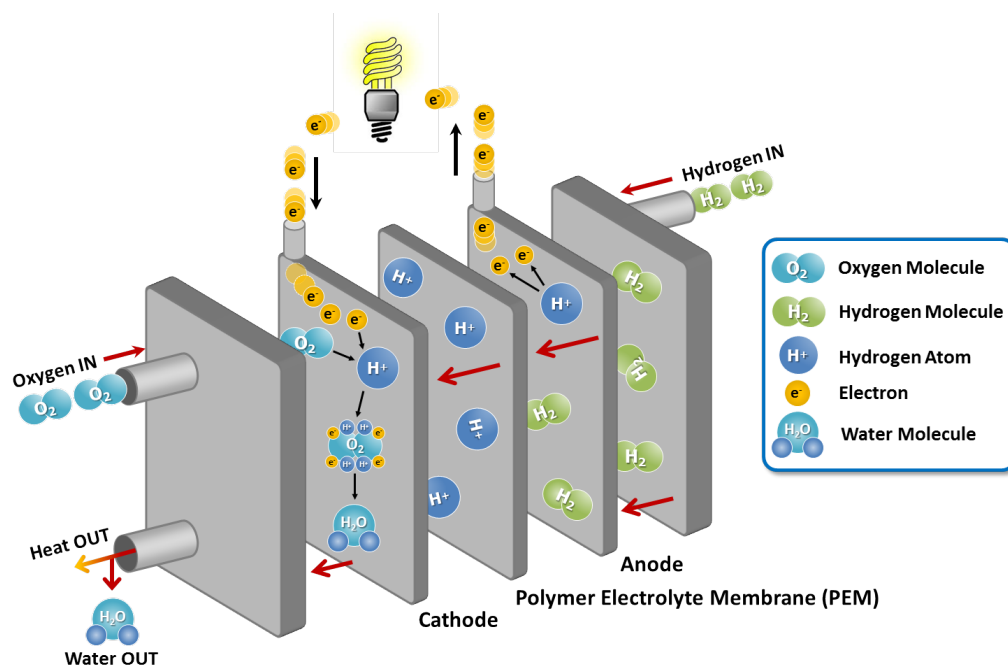


FIGURE 4.5 – Description du fonctionnement d'une cellule PEMFC [Krista Martin, 2016]

La réponse électrique de l'assemblage membrane électrode (AME) est caractérisée par une courbe de polarisation qui dépend de la densité de courant J_{FC} et de ses conditions opératoires que sont les stœchiométries (rapport entre les débits de gaz envoyés et les débits de gaz nécessaires à la réaction électrochimique) st_{H_2} et st_{O_2} , les pressions partielles

anodique et cathodique p_{H_2} et p_{O_2} , la température T et l'humidité relative h_r . Connaissant la tension d'une cellule $V_{FC_{cell}}$, il est alors possible de calculer sa densité de puissance avec la relation (4.1)

$$Pd_{FC_{cell}} = V_{FC_{cell}} \cdot J_{FC} \quad (4.1)$$

où $J_{FC} = \frac{I_{FC}}{A_{FC}}$, avec I_{FC} étant le courant débité par la pile, et A_{FC} la surface active de l'AME.

La tension unitaire d'une cellule de la pile est illustrée par la Figure 4.6. Elle est calculée à l'aide d'une fonction pseudo-empirique $f_{U_{FC}}$ décrite dans [Piffard, 2017] qui dépend de plusieurs paramètres de réglages calés par des mesures expérimentales et qui prennent en compte la conductivité ionique de la membrane et les chutes de tension au niveau des différentes électrodes.

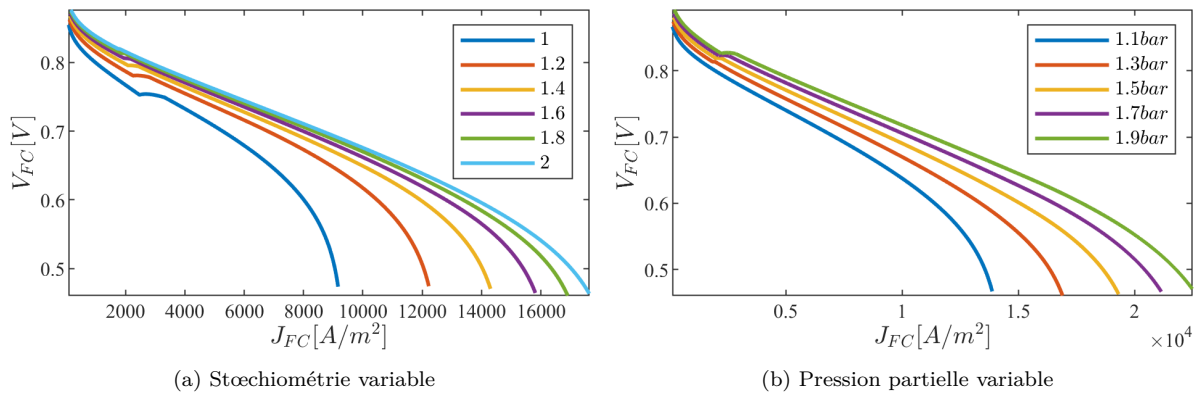


FIGURE 4.6 – Exemple d'évolution de la tension d'une cellule en fonction de la densité de courant

Pour des valeurs faibles de stœchiométrie, d'importantes et rapides chutes de tension sont observées au fur et à mesure que la densité de courant augmente. Ce même comportement est observé lorsqu'on fait varier la pression cathodique, mais dans une moindre mesure. Il convient donc, pour tirer le maximum de puissance, de faire fonctionner la pile à des valeurs convenables de stœchiométrie et de pression, tout cela sans négliger leur incidence sur la consommation des auxiliaires. Comme la courbe de tension, la densité de puissance de la pile illustrée par la Figure 4.7 dépend des conditions opératoires et de sa densité de courant. Plus cette dernière est importante et plus la pile sera en mesure de fournir une puissance conséquente.

4.2.3 Variables de décision et limites de fonctionnement

Connaissant la réponse électrique d'une cellule de la pile, il est possible d'obtenir la tension souhaitée en entrée du convertisseur en empilant plusieurs cellules de façon à constituer un stack. En considérant que toutes les cellules du stack sont identiques et fonctionnent dans les mêmes conditions opératoires, la tension résultante de leur empilement est donnée par (4.2)

$$U_{FC} = N_{FC} \cdot V_{FC_{cell}}, \quad (4.2)$$

où N_{FC} est le nombre de cellules empilées.

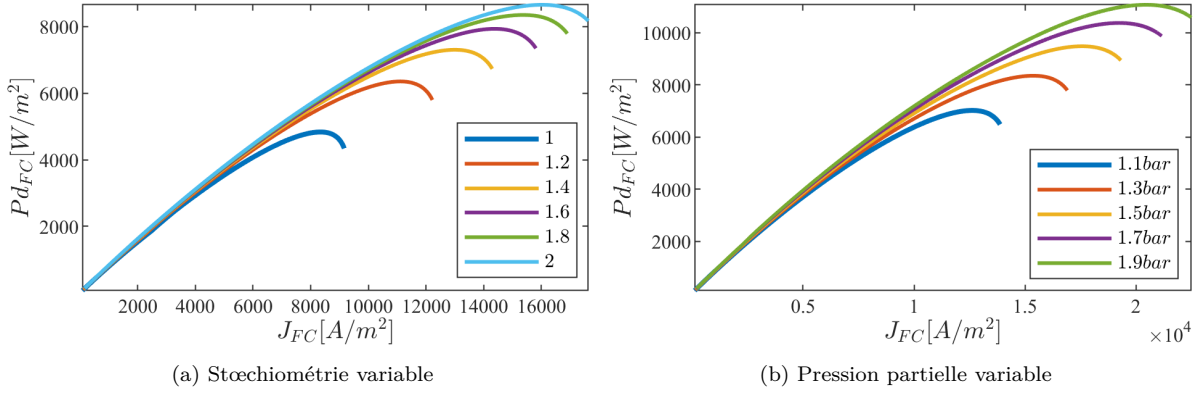


FIGURE 4.7 – Exemple d'évolution de la densité de puissance d'une cellule en fonction de la densité de courant

La puissance du stack est alors calculée par la relation 4.3a. Celle-ci est bornée par ses valeurs minimale P_{min}^{FC} et maximale P_{max}^{FC} qui dépendent de la densité de courant minimale J_{min}^{FC} et maximale J_{max}^{FC} .

$$\begin{cases} P_{FC}(t) = A_{FC} \cdot U_{FC}(t) \cdot J_{FC}(t) & (4.3a) \\ P_{min}^{FC} = A_{FC} \cdot U_{FC}(J_{min}^{FC}) \cdot J_{min}^{FC} & (4.3b) \\ P_{max}^{FC} = A_{FC} \cdot U_{FC}(J_{max}^{FC}) \cdot J_{max}^{FC}, & (4.3c) \end{cases}$$

La densité de courant minimale est non-nulle, elle est généralement prise comme étant égale à 10% de J_{max}^{FC} . Elle permet, une fois que la pile est allumée, d'éviter de l'éteindre à plusieurs reprises et minimiser les phénomènes de dégradation dûs aux successions d'arrêt-démarrage. Du fait de la forme quadratique de la puissance pile, la valeur maximale de la densité de courant correspond à celle qui maximise la densité de puissance soit $J_{max}^{FC} = J_{FC} @ \max(Pd_{FC_{cell}})$. Il est peu recommandé de piloter la pile pour des valeurs de densité de courant supérieures à J_{max}^{FC} . Comme illustré aux Figures 4.6 et 4.7, cette zone correspond à une chute de tension importante de la pile et induit une diminution de sa puissance.

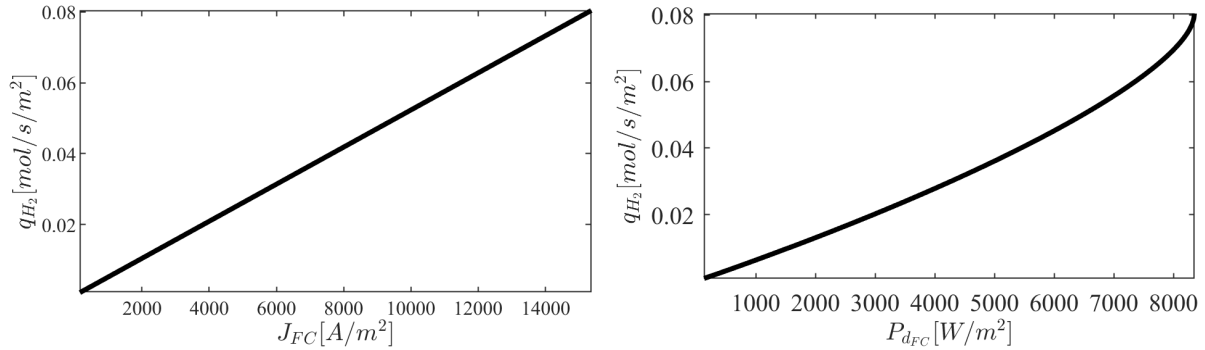
Une autre propriété du système pile à combustible est sa dynamique relativement lente. Dictée par la dynamique du compresseur, elle traduit la capacité de la pile à répondre à des appels de puissances rapides. Cette limite sera introduite dans le problème de commande énergétique optimale et impactera la stratégie d'hybridation surtout pour le cas d'application considéré où les pics de puissance sont importants et réguliers.

Il est possible d'évaluer le débit d'hydrogène q_{H_2} et d'oxygène q_{O_2} en entrée du système à l'aide du courant I_{FC} qui traverse la pile, des stœchiométries à l'anode st_{H_2} , et à la cathode st_{O_2} et de la constante de Faraday F

$$\begin{cases} q_{H_2} = st_{H_2} \cdot N_{FC} \cdot \frac{I_{FC}}{2F} & (4.4a) \\ q_{O_2} = st_{O_2} \cdot N_{FC} \cdot \frac{I_{FC}}{4F}. & (4.4b) \end{cases}$$

Comme la fonction qui permet de calculer la puissance de la pile en fonction de la densité de courant est bijective entre J_{min}^{FC} et J_{max}^{FC} , la consommation d'hydrogène d'une pile peut avoir, à stœchiométries fixées, deux formes différentes selon que l'on considère comme

variable de décision le courant ou la puissance. La Figure 4.8a illustre la consommation d'hydrogène d'une pile en fonction de la densité de courant caractérisée par sa forme linéaire au vu de l'équation (4.4). Du fait de la forme non-linéaire de la densité de puissance par rapport à la densité de courant, il résulte une forme quadratique de la consommation d'hydrogène en fonction de la puissance comme le montre la Figure 4.8b.



(a) Débit d'hydrogène en fonction de la densité de courant (b) Débit d'hydrogène en fonction de la densité de puissance

FIGURE 4.8 – Forme linéaire et quadratique du débit d'hydrogène en fonction du courant et de la puissance pile

Nous verrons que le choix de la variable de commande de la pile (courant ou puissance) impacte directement la formulation du problème d'optimisation. Dans les deux cas, la masse d'hydrogène consommée (en kg) pourra ensuite être calculée en utilisant la relation (4.5)

$$m_{H_2}(t) = \mathcal{M}_{H_2} \int_0^t q_{H_2}(t) dt, \quad (4.5)$$

où \mathcal{M}_{H_2} (en g/mol) est la masse molaire d'une molécule de dihydrogène et $q_{H_2}(t)$ est le débit molaire consommé par la pile.

Pour calculer la puissance effective délivrée par la pile, il est nécessaire de prendre en compte la consommation des autres composants du système ainsi que des pertes du convertisseur. On peut supposer que la consommation des autres sous-systèmes de la pile est négligeable devant celle du compresseur $P_{FC_{comp}}$ et de la pompe de refroidissement $P_{FC_{pump}}$, la puissance des auxiliaires $P_{FC_{aux}}$ est exprimée comme suit

$$P_{FC_{aux}} = P_{FC_{comp}} + P_{FC_{pump}}. \quad (4.6)$$

Ces grandeurs dépendent, pour le compresseur, de sa cartographie en rendement en fonction de son point de fonctionnement et des conditions opératoires de la pile. La puissance de la pompe de refroidissement dépend quant-à-elle de la quantité de chaleur produite par la réaction électrochimique de la pile. La puissance nette du système pile $P_{FC_{net}}$ est obtenue en soustrayant de la puissance brute $P_{FC_{brut}}$, la puissance totale consommée par les auxiliaires $P_{FC_{aux}}$ tirée sur le bus DC en aval du convertisseur de tension du système pile de rendement η_{conv} , c'est-à-dire :

$$\begin{aligned} P_{FC_{net}} &= \eta_{conv} \cdot P_{FC_{brut}} - P_{FC_{aux}} \\ &= \eta_{conv} \cdot U_{FC} I_{FC} - P_{FC_{comp}} - P_{FC_{pump}}. \end{aligned} \quad (4.7)$$

La Figure 4.9 illustre les échelles de consommation en puissance des auxiliaires de la pile en fonction de sa densité de puissance. De forme non-linéaire, la puissance du compresseur est strictement croissante avec une forme exponentielle pour des valeurs élevées de courant produit par la pile. On peut également remarquer un offset de la consommation des auxiliaires qui témoigne du fonctionnement des sous-systèmes annexes à la pile sans que cette dernière ne soit sollicitée.

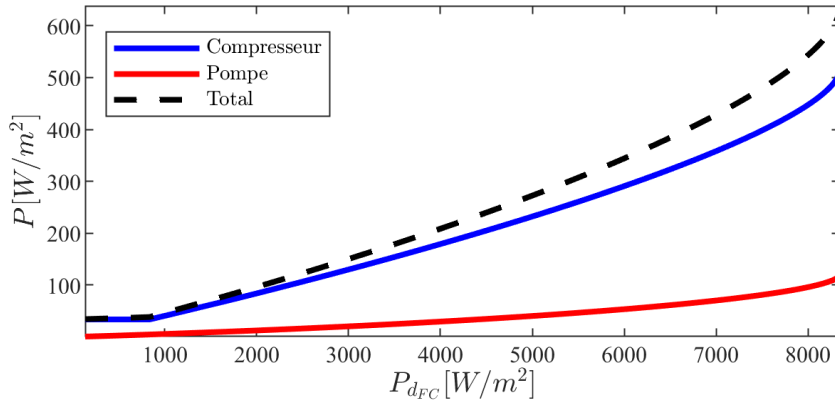


FIGURE 4.9 – Consommation des auxiliaires de la pile

Connaissant la quantité d'hydrogène consommée par la pile ainsi que la puissance nette à sa sortie, le rendement instantané du système pile à combustible se calcule en faisant le ratio entre la puissance nette en sortie de la pile $P_{FC_{net}}$ et la puissance théorique $P_{FC_{th}}$ équivalente de l'hydrogène consommé soit

$$\begin{aligned} \eta_{FC}(t) &= \frac{P_{FC_{net}}(t)}{P_{FC_{th}}(t)} \\ &= \frac{\eta_{conv} \cdot P_{FC_{brut}} - P_{FC_{aux}}}{PCI_{H_2} \cdot q_{H_2}(t)}, \end{aligned} \quad (4.8)$$

où PCI_{H_2} est le pouvoir calorifique inférieur de l'hydrogène. Le convertisseur d'électronique de puissance a également un rendement qui varie en fonction de sa puissance en entrée. Ce rendement dépend principalement des pertes de commutation, des pertes de conduction et des pertes fer dans les matériaux magnétiques.

La Figure 4.10 illustre la forme du rendement du système pile et du convertisseur.

D'une part, on remarque que le rendement de la pile atteint sa valeur maximale pour des densités de courant relativement faibles. En effet, faire fonctionner la pile autour de son point de rendement maximal reviendra à réduire le courant de façon à minimiser les chutes de tension dans la cellule et la consommation des auxiliaires.

D'autre part, le rendement du convertisseur dépend du courant d'entrée I_{LS} et de la tension. Il oscille généralement entre 95% et 98%. La puissance réellement exploitable de la pile et donc celle disponible en sortie du convertisseur $P_{out_{DC}}$, s'exprime comme suit

$$P_{out_{DC}} = P_{FC}(t) \cdot \eta_{conv}. \quad (4.9)$$

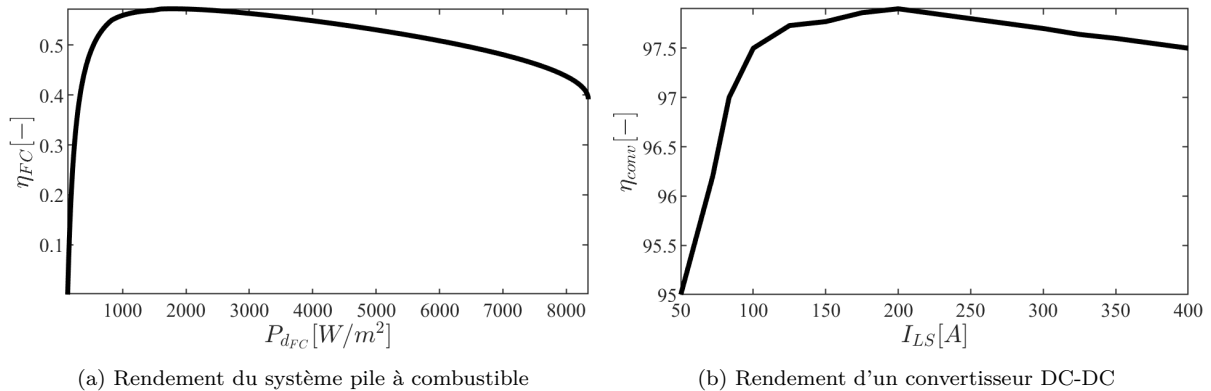


FIGURE 4.10 – Forme des rendements de la pile et de son convertisseur

4.3 Le système de stockage d'énergie

4.3.1 Généralités sur l'accumulateur lithium-ion

Les dispositifs de stockage d'énergie électrique connaissent une nouvelle ère avec l'apparition de la technologie lithium-ion. Cette dernière offre plus de densité de puissance et d'énergie et met fin au redoutable problème d'effet mémoire rencontré avec les technologies précédentes (nickel-cadmium NiCd et nickel-hydrure métallique NiMH). Une cellule de batterie est principalement composée de quatre parties comme le montre la Figure 4.11. Il s'agit :

- des électrodes (négative et positive) : elles contiennent les matériaux actifs et sont le siège des phénomènes d'insertion et de désinsertion des ions lithium ;
- de l'électrolyte : il est chargé de transporter les ions d'une électrode à l'autre ;
- du séparateur : il permet le déplacement des électrons générés uniquement à travers le circuit externe ;
- et des collecteurs de courant : greffés aux électrodes, ils constituent les canaux par lesquels les électrons sont acheminés de la batterie à un composant lors d'une décharge et d'une source externe à la batterie en charge.

Au cours de la décharge, le lithium se diffuse via la surface des particules de matière active et perd un électron par réaction. L'ion lithium se déplace à travers l'électrolyte vers l'électrode positive, où il est réabsorbé dans le matériau actif de l'électrode positive. Le phénomène inverse est observé en charge.

Différents types de batteries Lithium-ion ont été élaborés et améliorés depuis le début des années 90. Bien qu'elles présentent le même principe de fonctionnement, leur évolution, leur coût, et leurs impacts sur l'environnement dépendent de la composition des électrodes. Comme illustré à la Figure 4.12, différentes chimies ont été développées que ce soit pour les électrodes ou l'électrolyte. Elles déterminent certaines performances comme la capacité, la tension nominale, la durée de vie ainsi que les aspects de sécurité.

Au niveau de la cathode, la chimie NMC est la plus répandue pour des applications automobiles tout électrique. Bien que présentant des risques d'emballement thermique, elle offre un bon rapport énergie/poids et est donc appropriée pour des applications exigeant compacité et autonomie. La chimie LFP, plus stable et plus sûre, est quant-à-elle plutôt

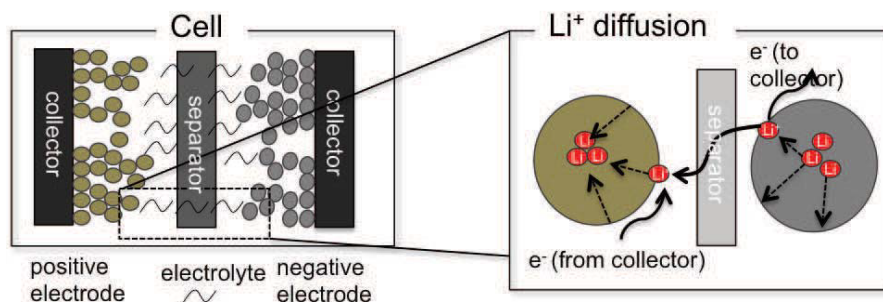


FIGURE 4.11 – Composition et fonctionnement d’une cellule de batterie au lithium [Corno et al., 2015]

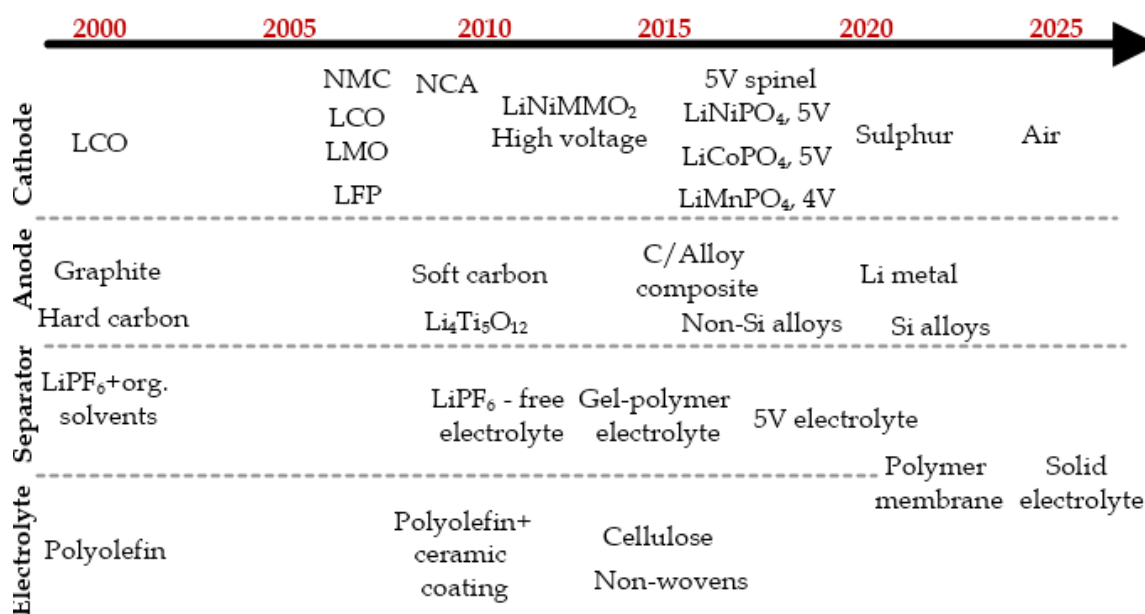


FIGURE 4.12 – Evolution des matériaux utilisés dans les batteries lithium-ion [Korthauer, 2018]

utilisée pour des applications stationnaires, mais on la retrouve également dans les véhicules hybrides où les problèmes d’engorgement sont moins importants et des capacités de recharge rapide sont souhaitées. A l’anode, le graphite cède sa place au lithium titanate principalement pour des applications de forte puissance avec une meilleure sécurité. Enfin, la batterie tout solide encore en phase de développement reste une solution prometteuse aussi bien du point de vue de sa compacité et de ses performances.

4.3.2 Modélisation et limites de fonctionnement

Il existe de nombreuses approches pour modéliser les batteries lithium-ion. Pour étudier le comportement des matériaux au sein des électrodes ou la dynamique des particules à des fins de simulation, les modèles électrochimiques et multi-physiques sont plus adaptés mais nécessitent une puissance de calcul importante. De granularité moins fine et donc moins précis, les modèles électriques équivalents sont préférés pour la résolution de problèmes d’optimisation. Comme illustré à la Figure 4.13, le modèle électrique que nous utiliserons est celui rencontré le plus souvent dans la littérature [Naseri et al., 2022, Kim

and Peng, 2007, Hou et al., 2020]. Il repose sur la représentation d'une cellule sous la forme d'un générateur de Thévenin, c'est-à-dire une source de tension $V_{oc_{cell}}$ et une résistance interne en série R_{cell} .

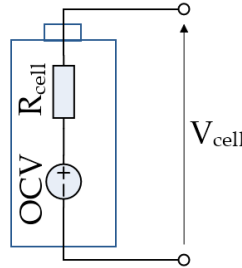


FIGURE 4.13 – Modèle électrique source de tension et résistance série d'une cellule de batterie

En faisant l'hypothèse que toutes les cellules du pack batterie sont identiques, il est possible d'assimiler le modèle du pack de batterie à celui d'une cellule de résistance équivalente R_{BAT} et de tension à vide U_{oc}

$$\begin{cases} R_{BAT} = \frac{N_s}{N_p} R_{cell} & (4.10a) \\ U_{oc} = N_s \cdot V_{oc_{cell}}, & (4.10b) \end{cases}$$

où N_s and N_p sont respectivement le nombre de cellules en série et de modules en parallèle dans le pack. Les paramètres $V_{oc_{cell}}$ et R_{cell} dépendent de l'état de charge SoC et de la température T et sont donc des variables évoluant dans le temps selon l'usage et les conditions opératoires de la batterie. En considérant que le courant est positif en décharge et négatif en charge, les valeurs de courant et tension du pack de batterie sont calculées comme suit :

$$\begin{cases} I_{BAT} = \frac{\left(U_{oc} - \sqrt{U_{oc}^2 - 4R_{BAT}P_{BAT}} \right)}{2R_{BAT}} & (4.11a) \\ U_{BAT} = U_{oc} - R_{BAT}I_{BAT}, & (4.11b) \end{cases}$$

où P_{BAT} est la donnée d'entrée et correspond à la puissance délivrée ou absorbée par le pack de batterie. Pour une chimie fixée, la puissance que l'on peut débiter ou injecter est limitée. Celle-ci dépend de la tension et des limites de courant de charge C_{rate}^{charge} et de décharge maximales $C_{rate}^{decharge}$ où

$$\begin{cases} C_{rate}^{decharge} = \frac{I_{max}^{decharge}}{I_{BAT_{nom}}}, & (4.12a) \\ C_{rate}^{charge} = \frac{I_{max}^{charge}}{I_{BAT_{nom}}}. & (4.12b) \end{cases}$$

où $I_{BAT_{nom}}$ est le courant nominal de la batterie. Il vient qu'à l'instant t :

$$\begin{cases} P_{max}^{BAT}(t) = U_{oc}(t) \cdot I_{max}^{decharge}, & (4.13a) \\ P_{min}^{BAT}(t) = U_{oc}(t) \cdot I_{max}^{charge}. & (4.13b) \end{cases}$$

A cause de la différence des matériaux utilisés dans les électrodes positif et négatif d'une cellule, la plupart des batteries ont des caractéristiques différentes selon que l'on soit en charge ou en décharge. Les puissances de charge sont généralement moins importantes que les puissances de décharge à l'exception de quelques technologies de fortes puissance comme le lithium titanate (LTO).

En considérant la relation (4.11), il est possible d'évaluer les pertes ohmiques dans la batterie $P_{BAT_{pertes}}$. Elles s'expriment comme suit

$$\begin{cases} P_{BAT} = U_{oc}I_{BAT} - R_{BAT}I_{BAT}^2 & (4.14a) \\ P_{BAT_{pertes}} = R_{BAT}I_{BAT}^2 & (4.14b) \end{cases}$$

Le rendement des batteries lithium-ion dépend donc principalement du courant de charge ou de décharge, et de la température de fonctionnement dont dépend sa résistance interne. Cette dernière étant généralement très faible, le rendement de batteries Lithium avoisine les 95% alors que les batteries au plomb ont un rendement d'environ seulement 80% à cause des pertes de Peukert [Zhang et al., 2022].

La batterie étant un stockage d'énergie passif c'est-à-dire non piloté par un convertisseur, la connaissance de son état est importante pour son pilotage indirect. Celui-ci peut se traduire par différentes grandeurs que sont l'état de charge SoC et l'état d'énergie SoE exprimés par les équations (4.15) et (4.16)

$$SoC(t) = SoC(t_0) - \int_{t_0}^t \frac{I_{BAT}(t)}{Q_{BAT}} dt, \quad (4.15)$$

$$SoE(t) = SoE(t_0) - \int_{t_0}^t \frac{P_{BAT}(t)}{E_{BAT}} dt. \quad (4.16)$$

L'énergie électrique stockée par une batterie E_{BAT} est calculée pour son état de charge de référence SoC_{ref} et s'exprime comme suit

$$E_{BAT} = Q_{BAT} \int_0^{SoC_{ref}} U_{oc}(SoC) dSoC, \quad (4.17)$$

où $Q_{BAT} = N_p \cdot Q_{cell}$ (en Ah) est la capacité totale du pack batterie, et Q_{cell} la capacité d'une cellule. La connaissance des états de charge et d'énergie est importante. En effet, la première grandeur permet de calculer la tension du bus DC lorsque la seconde renseigne sur la quantité d'énergie restante au cours de l'usage. Les intervalles d'utilisation des batteries en état de charge $[SoC_{min}, SoC_{max}]$ ou en état d'énergie $[SoE_{min}, SoE_{max}]$ dépendent du type d'application et de l'usage. Il sera possible de considérer de larges amplitudes de variation des états de la batterie pour des véhicules rechargeables tandis qu'un maintien des états de la batterie autour d'une valeur cible sera privilégié pour des applications hybrides non-rechargeables.

4.3.3 Problématique de stabilisation de tension

Comme montré dans le paragraphe précédent, la tension d'une batterie n'est pas fixe et dépend de son état de charge, du courant que l'on tire ou injecte et de la résistance interne des cellules qui la composent. Une problématique peu traitée dans les applications automobiles est la stabilisation de cette tension notamment pour des architectures passives

du stockage d'énergie. Pour éviter une forte variation de cette tension en général non désirée par l'électronique de puissance, une solution courante utilisée par X.Hu et al. [Hu et al., 2020] ou X. Li et al. [Li et al., 2019b] consiste à appliquer une contrainte assez forte sur l'état de charge de la batterie de manière à maintenir la tension relativement constante. Cette approche n'est pas valable dans notre cas d'application au vu des limitations de la pile en termes de dynamique et l'amplitude des pics de puissance demandée. Nous montrons dans E.Planté et al. [Planté et al., 2021] que la résolution d'un problème implicite est nécessaire pour évaluer la tension du bus DC en cas d'absence de convertisseur en sortie de la batterie (voir Annexe A). Ce problème implicite provient principalement du caractère non-réversible des cartographies de charge du moteur associé à son onduleur. En effet, le rendement ne dépend pas non seulement du couple et de la vitesse angulaire du moteur, mais aussi de la tension en entrée de l'onduleur à cause de l'électronique de puissance qui le compose.

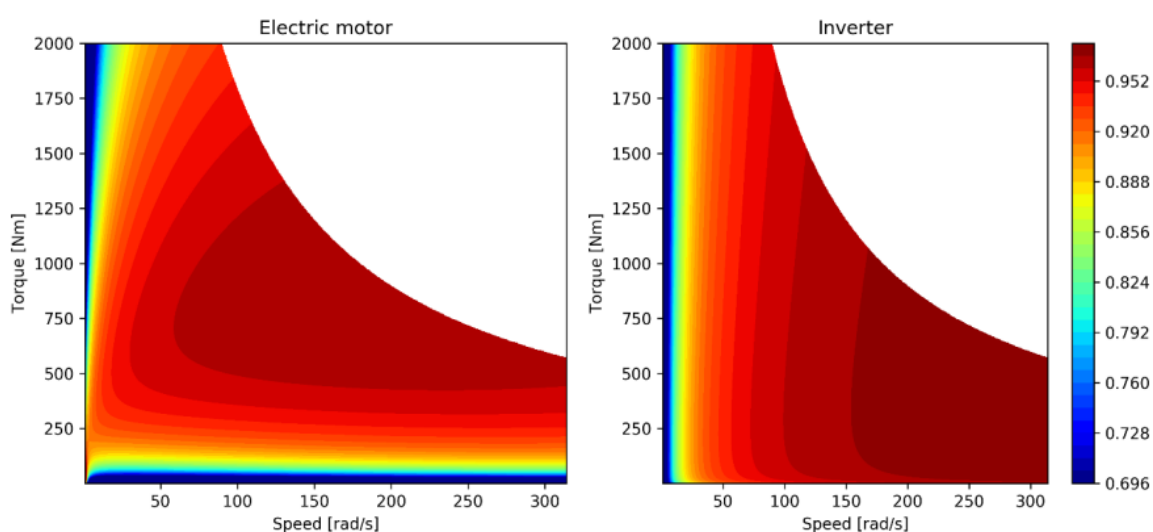


FIGURE 4.14 – Exemple de cartographies de rendement du groupe onduleur-moteur d'un bus électrique [Ritari et al., 2020]

On peut remarquer dans A. Ritari et al. [Ritari et al., 2020] que les courbes de rendement illustrées à la Figure 4.14 sont déterminées en calculant les pertes du moteur et de l'onduleur pour une tension d'alimentation donnée. Il va de soit que si cette dernière varie, il n'est plus possible de trouver avec exactitude les bonnes valeurs de rendement.

En effet, il existe une corrélation entre variation de tension du bus DC, technologie de batterie et type d'usage. La Figure 4.15 illustre les caractéristiques de deux batteries de technologies différentes. La première, de chimie NMC a une bonne densité d'énergie, offre une large plage de tension et une résistance interne de l'ordre du dixième d'Ohm par cellule. A l'opposé, la deuxième chimie de type LTO a une forte densité de puissance, mais une capacité énergétique plus faible, une tension peu dépendante de l'état de charge sur un large domaine et une résistance interne par cellule de l'ordre du millième d'Ohm.

Il va de soit que pour un profil de puissance très exigeant en variation avec des pics de puissance de forte amplitude comme celui que nous rencontrons pour un véhicule de compétition automobile, une batterie à forte densité d'énergie sera plus sujette à des variations importantes de tension. Une cellule à forte densité de puissance sera donc préférée pour ce type d'application, non seulement à cause de son potentiel de charge et

de décharge élevé, mais aussi pour sa capacité à aller vers les limites d'état de charge sans générer de grandes fluctuations de tension.

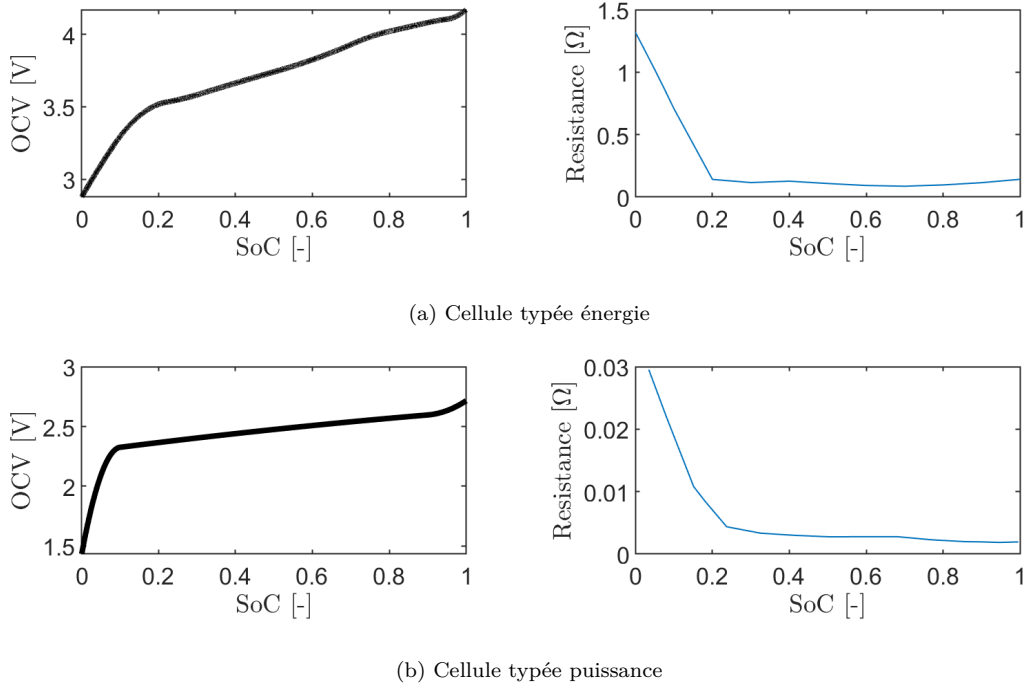


FIGURE 4.15 – Caractéristiques électriques de deux cellules de technologie différente

4.4 Description et choix de la méthode de commande optimale

Un problème de commande optimale pour la gestion énergétique d'un système hybride multi-sources s'écrit de façon générale de la manière suivante :

$$\begin{aligned}
 \min_u \quad & C_0(u(t), x(t), t) \\
 \text{s.t.} \quad & \dot{x}(t) = s(u(t), x(t), t), \\
 & g_i(u(t), x(t), t) \leq 0, i \in \{1, \dots, p\}, \\
 & h_j(u(t), x(t), t) = 0, j \in \{1, \dots, m\}, \\
 & u \in \mathcal{U}, x \in \mathcal{X},
 \end{aligned} \tag{4.18}$$

où C_0 est le critère de minimisation ou de maximisation qui dépend de la variable de commande u bornée dans un ensemble \mathcal{U} , du vecteur d'état x borné dans l'ensemble \mathcal{X} , et du temps t . Les contraintes d'inégalité et d'égalité sont respectivement représentées par les fonctions g_i et h_j . La particularité des problèmes de commande optimale est leur dépendance temporelle quantifiée par la fonction s qui lie les valeurs courantes du vecteur d'état à ses valeurs antérieures. Le caractère hors-ligne (boucle ouverte) et temps-réel (boucle fermée) de ces lois de commande dépend de l'horizon de temps considéré et de la

connaissance des états finaux du système. En effet, dans le premier cas, on parlera d'un problème à temps fini en supposant un horizon de temps connu et fini ($t \in [t_0, t_f], t_f \neq \infty$). A l'opposée, le second cas est caractérisé par la méconnaissance des événements futurs et des états finaux du système avec un horizon de temps infini ($t_f = \infty$).

Trois méthodes d'optimisation sont principalement utilisées pour la gestion énergétique des systèmes hybrides multi-sources et seront étudiées dans la présente section. Il s'agit de la programmation dynamique, du principe du minimum de Pontriyaгин, et des approches combinatoires.

4.4.1 La programmation dynamique (DP)

La programmation dynamique est une méthode d'optimisation de problèmes de décisions séquentielles (temporelles dans le cas de la recherche de trajectoire optimale pour la gestion d'énergie). Elle est basée sur le principe de Bellman [Bellman, 1957] selon lequel un chemin optimal ne peut être formé que de chemins partiels optimaux. Cette approche consiste donc à explorer les sous-chemins optimaux pour ensuite construire par récurrence le chemin optimal pour le problème entier.

Pour résoudre un problème de commande optimale associé à la gestion énergétique des SEMSE avec la programmation dynamique, une discrétisation spatiale et temporelle des variables de commande et d'état illustrée à la Figure 4.16 est nécessaire. Le problème d'optimisation en 4.18 est réécrit sous forme discrétisée comme suit

$$\begin{aligned}
 \min_{u_k} \quad & C_0 = \Phi(x_N) + \sum_0^{N-1} f_0(u_k, x_k, t_k) \\
 \text{s.t.} \quad & x_{k+1} = s(u_k, x_k), \\
 & u_k \in \mathcal{U}^*, x_k \in \mathcal{X}^*, \\
 & x_0 = x(t_0), x_N = x(t_N),
 \end{aligned} \tag{4.19}$$

où N est le nombre d'instant, et l'indice k désigne l'instant considéré. Les variables discrètes de commande u_k et d'état x_k font respectivement partie des ensembles discrets \mathcal{U}^* et \mathcal{X}^* . $\Phi(x_N)$ désigne le coût de la fonction objectif pour un état final connu x_N soumis à la commande u_N . En désignant par C_k le coût de la fonction objectif sur l'horizon de temps k à N , il est possible de calculer les éléments du vecteur de variables de commande $\pi = \{u_0, u_1, \dots, u_{N-1}\}$ de façon récursive

$$\begin{aligned}
 C_N(x) &= \Phi(x_N) \\
 \forall t_k, k &= N-1, N-2, \dots, 0 : \\
 C_k(x) &= C_{k+1}(x) + \min_{u_k \in \mathcal{U}^*} f_0(u_k, x_k, t_k)
 \end{aligned} \tag{4.20}$$

La résolution par l'approche récursive d'un problème de programmation dynamique suppose la connaissance de l'état final du système. Cela signifie que la trajectoire optimale ne peut être obtenue que hors ligne, c'est-à-dire pour un cycle de conduite connu a priori. Il n'est donc pas possible d'utiliser cette méthode de résolution pour une gestion d'énergie en temps-réel. Dans ce dernier cas, des approches dérivées comme la programmation dynamique stochastique ou la commande prédictive sont employées.

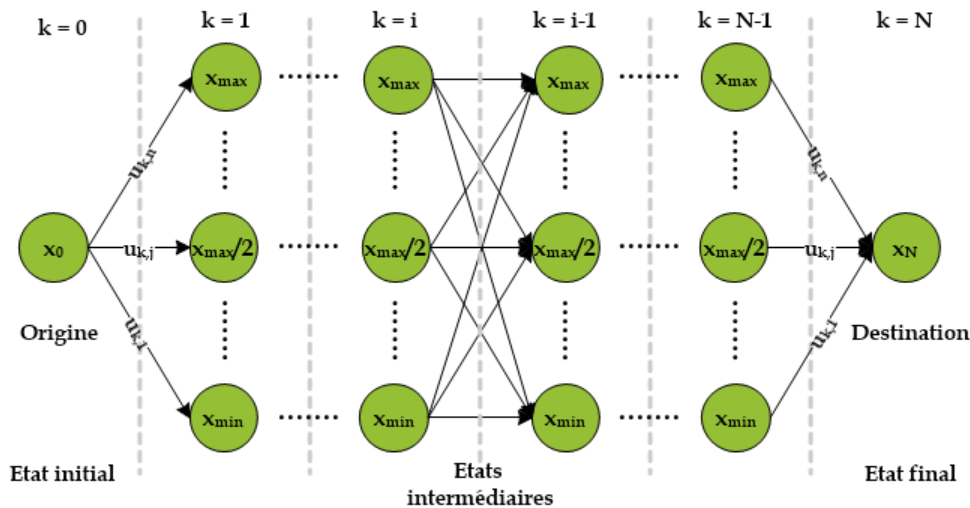


FIGURE 4.16 – Principe de discrétisation de la programmation dynamique

Le principal inconvénient de la programmation dynamique reste son coût en temps et mémoire de calcul. Au delà d'un besoin important en mémoire, sa principale limitation réside dans un temps de résolution qui augmente avec la discrétisation de la trajectoire à réaliser et du nombre d'états considérés [Donatantonio et al., 2022]. La résolution par la programmation dynamique des problèmes de gestion d'énergie ayant de nombreuses variables de décision est théoriquement possible, mais elle est très difficile à mettre en pratique en raison des nombreuses discrétisations à réaliser et de l'évaluation de toutes les trajectoires générées. Néanmoins elle reste très efficace pour la résolution de problèmes de petite taille.

4.4.2 Le principe du minimum de Pontryagin (PMP)

Afin de palier le problème de la programmation dynamique qui garantit la convergence vers un optimum global mais reste gourmande en temps de calcul, le principe du minimum de Pontryagin [Neustadt, 1976] est proposé. Nous présenterons dans un premier temps de façon générique sa formulation et ses conditions d'optimalité. Nous montrerons ensuite ses limitations par le biais d'une tentative de résolution d'un problème de commande énergétique optimale.

Formulation et condition d'optimalité

Le problème de commande optimale considéré dans (4.18) peut être assimilé à celui écrit en (4.21) en considérant l'équation d'Euler-Lagrange. Le problème d'optimisation à résoudre est formulé ci-dessous et traduit la dynamique du système s avec sa fonction de coût associée C_0 :

$$\begin{aligned} \min_u \quad & C_0 = \int_{t_0}^{t_f} f_0(u(t), x(t), t) dt \\ \text{s.t.} \quad & \dot{x}(t) = s(u(t), x(t), t), \end{aligned} \quad (4.21)$$

Le principe du minimum de Pontryagin [Neustadt et al., 1962] consiste à trouver une

trajectoire optimale x^* qui minimise la fonction de coût C_0 soumise à la commande u^* . Cette solution, si elle existe, remplit les conditions nécessaires d'optimalité explicitées comme suit :

$$\dot{x}^*(t) = \frac{\partial H}{\partial \lambda} \left(u^*(t), x^*(t), \lambda^*(t), t \right), \quad (4.22)$$

$$\dot{\lambda}^*(t) = -\frac{\partial H}{\partial x} \left(u^*(t), x^*(t), \lambda^*(t), t \right), \quad (4.23)$$

$$0 = \frac{\partial H}{\partial u} \left(u^*(t), x^*(t), \lambda^*(t), t \right), \quad (4.24)$$

où H est l'hamiltonien du système et est exprimé ci-dessous

$$H = f_0(u(t), x(t), t) + \lambda \cdot s(u(t), x(t), t). \quad (4.25)$$

Le paramètre λ est le multiplicateur de Lagrange, encore appelé co-état. Sa valeur optimale λ^* correspond au couple solution (u^*, x^*) qui satisfait, dans un problème de minimisation, à la condition supplémentaire suivante

$$H(u^*(t), x^*(t), \lambda^*(t), t) \leq H(u(t), x^*(t), \lambda^*(t), t). \quad (4.26)$$

Recherche d'une solution pour la gestion d'énergie d'un système hybride pile à combustible et batterie

Bien que de nombreux travaux traitent le problème de gestion d'énergie pour les véhicules thermiques-hybrides en utilisant la méthode du PMP, on en compte malheureusement peu qui s'intéressent aux systèmes hybrides pile à combustible et batterie. Nous reprenons ici la formulation réalisée par K. Son et al. [Song et al., 2020]

$$\begin{aligned} \min_{P_{FC}} \quad & \int_{t_0}^{t_f} q_{H_2}(P_{FC}, t) dt \\ \text{s.t.} \quad & \dot{SoC}(t) = -\frac{I_{BAT}}{Q_{BAT}}, \\ & P_{min}^{FC} \leq P_{FC}(t) \leq P_{max}^{FC}, \\ & P_{min}^{BAT} \leq P_{BAT}(t) \leq P_{max}^{BAT}, \\ & SoC_{min} \leq SoC(t) \leq SoC_{max}. \end{aligned} \quad (4.27)$$

Il s'agit d'un problème de commande optimale qui vise à minimiser la consommation d'hydrogène sur tout le trajet du véhicule en considérant la puissance pile comme variable de commande ($u = P_{FC}$) et l'état de charge de la batterie comme variable d'état du système ($x = SoC$). En appliquant la méthode du PMP et en utilisant les équations (4.8) et (4.11a), le hamiltonien associé au problème s'écrit

$$\begin{aligned} H &= q_{H_2}(P_{FC}(t)) + \lambda \cdot \dot{SoC}(t) \\ &= \frac{1}{PCI_{H_2} \eta_{FC}(P_{FC}(t))} P_{FC}(t) - \lambda \frac{\left(U_{oc} - \sqrt{U_{oc}^2 - 4R_{BAT}(P_{elec}(t) - P_{FC}(t))} \right)}{2R_{BAT} \cdot Q_{BAT}} \end{aligned} \quad (4.28)$$

où P_{elec} est la puissance électrique totale demandée. En appliquant la condition d'optimalité 4.23, le co-état λ associé au problème (4.27) peut être calculé en résolvant l'équation

$$\dot{\lambda} = -\frac{\partial H}{\partial SoC} = \frac{\lambda}{Q_{BAT}} \left(\frac{\partial I_{BAT}}{\partial U_{oc}} \frac{\partial U_{oc}}{\partial SoC} + \frac{\partial I_{BAT}}{\partial R_{BAT}} \frac{\partial R_{BAT}}{\partial SoC} \right). \quad (4.29)$$

La tentative de résolution de l'équation (4.29) montre la difficulté de calculer la valeur du co-état sans faire d'hypothèses de simplifications ou d'approximation linéaire ou polynomiale des fonctions considérées. En effet, le co-état dépend de la variation de consigne de puissance, des dérivées partielles du courant par rapport à U_{oc} et R_{BAT} , et des caractéristiques de la cellule de batterie considérée. Une alternative couramment utilisée est de considérer une variation négligeable de l'état de charge de la batterie. Cela conduit à avoir

$$\frac{\partial U_{oc}}{\partial SoC} = \frac{\partial R_{BAT}}{\partial SoC} = 0 \implies \dot{\lambda} = 0, \lambda^* = cste. \quad (4.30)$$

Même en considérant constante la valeur du co-état, on n'aboutit pas systématiquement à une solution explicite de la variable de commande qui est la solution de la condition d'optimalité (4.24)

$$\frac{\partial H}{\partial P_{FC}} = \frac{1}{PCI_{H_2}} \frac{\eta_{FC} - P_{FC} \frac{\partial \eta_{FC}}{\partial P_{FC}}}{\eta_{FC}^2} - \frac{\lambda^*}{Q_{BAT}} \left(\frac{1}{\sqrt{U_{oc}^2 - 4R_{BAT}(P_{elec} - P_{FC})}} \right) = 0. \quad (4.31)$$

A défaut de solution explicite, la commande énergétique optimale en utilisant la méthode du PMP ne semble pas être la meilleure option. Opter pour la résolution des équations (4.29) et (4.31) rajouterait plus de complexité sans garantie d'obtenir une solution qui satisfasse les contraintes associées au problème d'optimisation. À cela s'ajoutent les contraintes du problème d'optimisation (4.27) auxquelles il faudrait ajouter des coefficients de pénalités pour en garantir le respect.

Cette complexité serait d'autant plus importante si l'on ajoutait une contrainte dynamique sur la variable de commande $\dot{P}_{FC}(t)$. En effet, cela reviendrait à considérer un deuxième vecteur de co-état associé à la puissance pile. D'autre part, imposer une variation faible de la trajectoire du SoC pour en faciliter la résolution conduirait inexorablement à une solution sous-optimale. F. Donatantonio et al [Donatantonio et al., 2022] souligne qu'une méthode de tir sera nécessaire pour initialiser la valeur du co-état avec à minima une discrétisation de la variable de commande dans son ensemble borné \mathcal{U}^* . Il faudrait donc par la suite en tester toutes les valeurs pour trouver celle qui minimise l'hamiltonien et qui satisfait toutes les contraintes. L'utilisation du PMP reste intéressante pour la résolution d'un problème de gestion d'énergie en temps réel. On l'associe généralement à des approches de type MPC ou ECMS pour la résolution de commande optimale sur des horizons assez courts. Ces techniques reposent principalement sur le calcul des états intermédiaires nécessaires à contrebalancer l'usage d'une source au détriment de celle dont la variable sert à minimiser la fonction coût.

4.4.3 L'approche combinatoire

Entre la programmation dynamique qui connaît des limitations en termes d'explosion combinatoire et le PMP qui reste complexe lors de la résolution des problèmes non linéaires sous contraintes, A.Chauvin et al [Chauvin et al., 2015], Y.Gaoua et al [Caux et al., 2017], ou X.Huin et al [Huin et al., 2021] utilisent des méthodes combinatoires pour la résolution des problèmes de gestion énergétique par optimisation.

Principe

Les problèmes couramment rencontrés en commande optimale sont non-linéaires vis-à-vis des variables de décision. Pour rendre possible leur formulation sous forme combinatoire, la variable de commande u est discrétisée et une nouvelle variable de décision ξ est introduite de sorte que

$$u(t) = \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t) \cdot u_i \right), \quad (4.32)$$

où $n_u = \dim(\xi(t)) = \mathbf{card}(\mathcal{U}^*)$ est nombre d'éléments du vecteur ξ et le cardinal de l'ensemble discret \mathcal{U}^* .

Pour être en mesure d'utiliser des algorithmes de programmation linéaire ou de programmation linéaire mixte en nombres entiers, le problème (4.18) est reformulé sous la forme (4.33) avec l'ajout de contraintes issues du changement de variable

$$\begin{aligned} \min_{\xi} \quad & C_0 = c^\top \cdot \xi \\ \text{s.t.} \quad & \dot{x}(t) = s(\xi(t), x(t), t), \\ & g_k^*(\xi(t), x(t), t) \leq 0, k \in \{1, \dots, p\}, \\ & h_j^*(\xi(t), x(t), t) = 0, j \in \{1, \dots, m\}, \\ & \xi(t) = (\xi_1(t), \dots, \xi_i(t), \dots, \xi_{n_u}(t)), i \in [1, n_u], \\ & \sum_{i=1}^{n_u} \xi_i(t) = 1, \\ & \xi_i(t) \in [0, 1], \end{aligned} \quad (4.33)$$

où c est le vecteur de la fonction objectif, les contraintes g_k^* et h_j^* sont des fonctions linéaires vis-à-vis de la nouvelle variable de commande ξ , et cette dernière elle-même contrainte dans l'intervalle $[0, 1]$.

Les approches combinatoires présentent un avantage majeur pour la résolution des problèmes d'optimisation pour la gestion énergétique : celui d'être rapide et de prendre en compte dans sa formulation des variables naturellement discrètes ou booléennes. En moindre mesure que la programmation dynamique, une limitation de ce type d'approche est l'explosion combinatoire car contrairement aux deux précédentes méthodes, elle nécessite de conserver en mémoire toutes les combinaisons évaluées. Cette limitation sera traitée dans le prochain chapitre.

L'approche combinatoire étant par essence énumérative, l'algorithme du branch&bound reste la méthode couramment utilisée pour la résolution des problèmes de programmation

linéaire mixte. Il permet d'éviter l'exploration de toutes les combinaisons et est subdivisée en deux actions à savoir la séparation et l'évaluation.

La séparation consiste à diviser le problème en un ensemble de sous-problèmes tels que l'union de leur espace de solution forme l'espace de solution du problème père. Une fois la séparation effectuée, une initialisation est nécessaire pour trouver un point de départ pour les phases d'évaluation. L'initialisation se sert de méthodes heuristiques ou des principes de dualité pour trouver une première solution correspondant à une relaxation du problème initial. L'évaluation consiste ensuite à déterminer un extrémum de la valeur optimale pour chaque sous-problème considéré. Ce dernier sert ensuite de critère de découpe (arrêt de l'évaluation) pour toute solution moins bonne que l'extrémum précédemment calculé, ou de poursuite d'évaluation avec actualisation de l'extrémum si une meilleure solution est identifiée.

Illustration d'un problème de type combinatoire

Le problème traité dans cette section est énoncé comme suit : “Supposons qu'il y ait n ouvriers et n emplois. Chaque ouvrier peut être affecté à n'importe quelle tâche, ce qui entraîne un certain coût qui peut varier en fonction de l'affectation entre le travailleur et la tâche. Il est demandé d'effectuer tous les travaux en affectant exactement un ouvrier à chaque tâche et exactement une tâche à chaque ouvrier de telle sorte que le coût total de l'affectation soit minimisé.”

Il s'agit d'un problème combinatoire similaire à une attribution de rôle ou de commande qui peut être traduit mathématiquement par le problème d'optimisation (4.34)

$$\begin{aligned}
 \min_{x_{ij}} \quad & C_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} \cdot x_{ij} \\
 \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n x_{ij} = 1, j = \{1; 2; \dots; n\}, \\
 & \sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, i = \{1; 2; \dots; n\}, \\
 & x_{ij} \in \{0; 1\},
 \end{aligned} \tag{4.34}$$

où la variable de décision binaire x_{ij} , et le coefficient c_{ij} représentent respectivement la décision d'attribution et le coût d'affectation de la tâche i à l'ouvrier j .

Nous nous intéresserons au cas où $n = 4$ avec les coefficients c_{ij} renseignés dans le Tableau 4.2 comme suit.

TABLE 4.2 – Tableau des coûts d'affectation de tâche aux différents ouvriers

	Ouvrier 1	Ouvrier 2	Ouvrier 3	Ouvrier 4
Tâche 1	9	6	5	7
Tâche 2	2	4	8	6
Tâche 3	7	3	1	9
Tâche 4	8	7	8	4

Une première méthode de résolution dite brute force consiste à évaluer toutes les combinaisons possibles, et de choisir celle qui a le coût le plus faible. Chaque tâche

attribué à un ouvrier écartant ce dernier de l'attribution des autres tâches, le nombre d'évaluations nécessaires est $4! = 24$. Il ressort de la Figure 4.17 que la solution au problème proposé est l'ensemble constitué des couples $\{(Ouvrier1 \rightarrow T\grave{a}che2); (Ouvrier2 \rightarrow T\grave{a}che1); (Ouvrier3 \rightarrow T\grave{a}che3); (Ouvrier4 \rightarrow T\grave{a}che4)\}$.

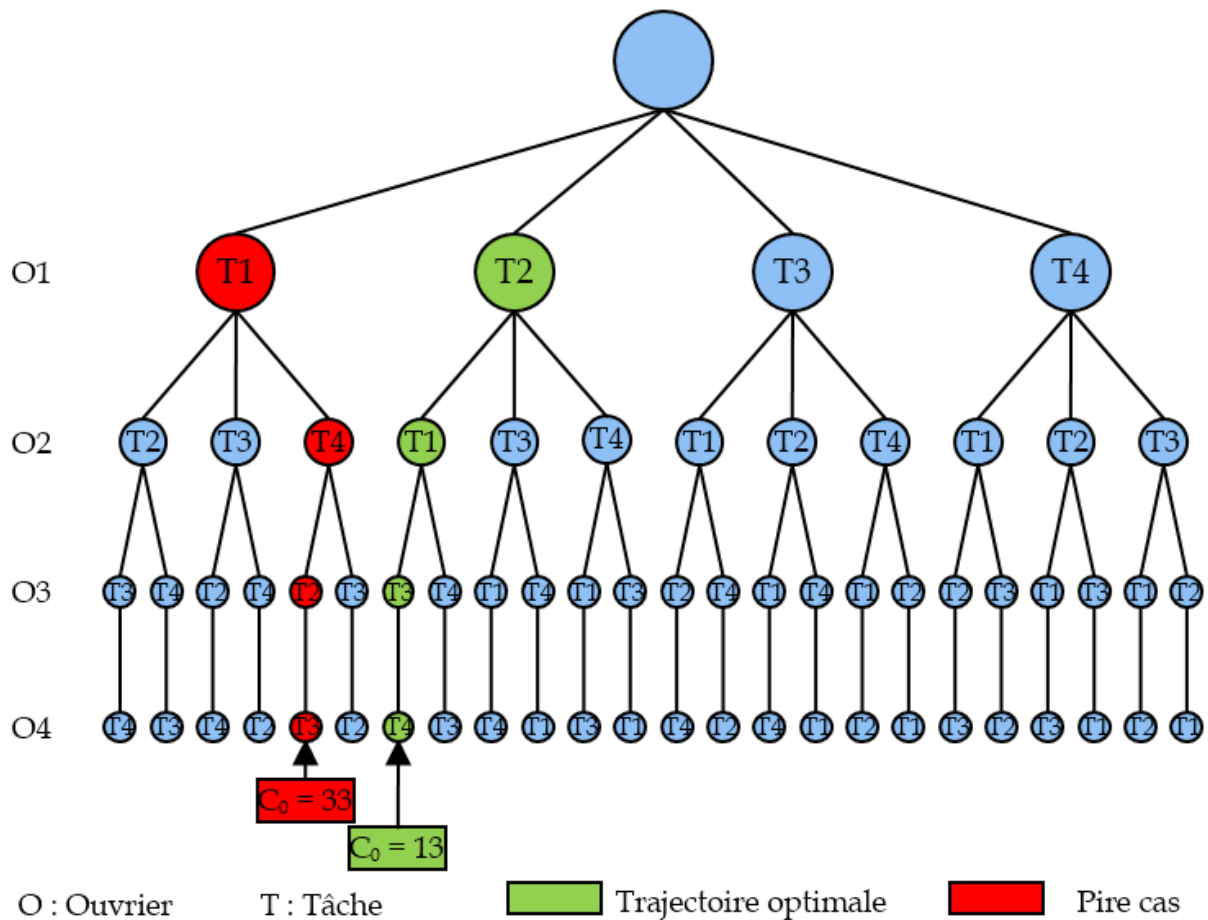


FIGURE 4.17 – Résolution du problème d'allocation de tâche par la méthode brute force

Pour éviter d'évaluer toutes les combinaisons possibles qui peuvent vite croître avec le nombre de tâches n à attribuer aux n ouvriers, l'algorithme du branch&bound peut être utilisé. Partant du principe de l'arbre de choix, il est possible de s'affranchir de l'évaluation de toutes les branches en partant du principe de découpe suivant : il n'est pas admissible de faire pire que d'attribuer à chaque ouvrier, l'emploi dont le coût est le plus bas dans la liste des emplois non attribués. Les coûts obtenus constituent des majorants à la fonction objectif dont l'actualisation permet de supprimer des trajectoires sous-optimales.

Grâce à cette méthode, il est possible de découper la majorité de branches pour n'évaluer que celles qui ont le plus de chance de converger vers la solution optimale. L'algorithme de branch&bound appliqué au problème (4.34) pour $n = 4$ est illustré à la Figure 4.18. Seules 9 évaluations suffisent pour trouver la solution, ce qui permet de limiter de manière conséquente le temps de calcul.

L'efficacité de l'algorithme repose donc sur sa méthode de séparation, de l'ordre d'évaluation des différentes combinaisons et de la qualité de la méthode de relaxation ou de découpe choisie. Pour cela, le branch&bound est de plus en plus associé à des méthodes

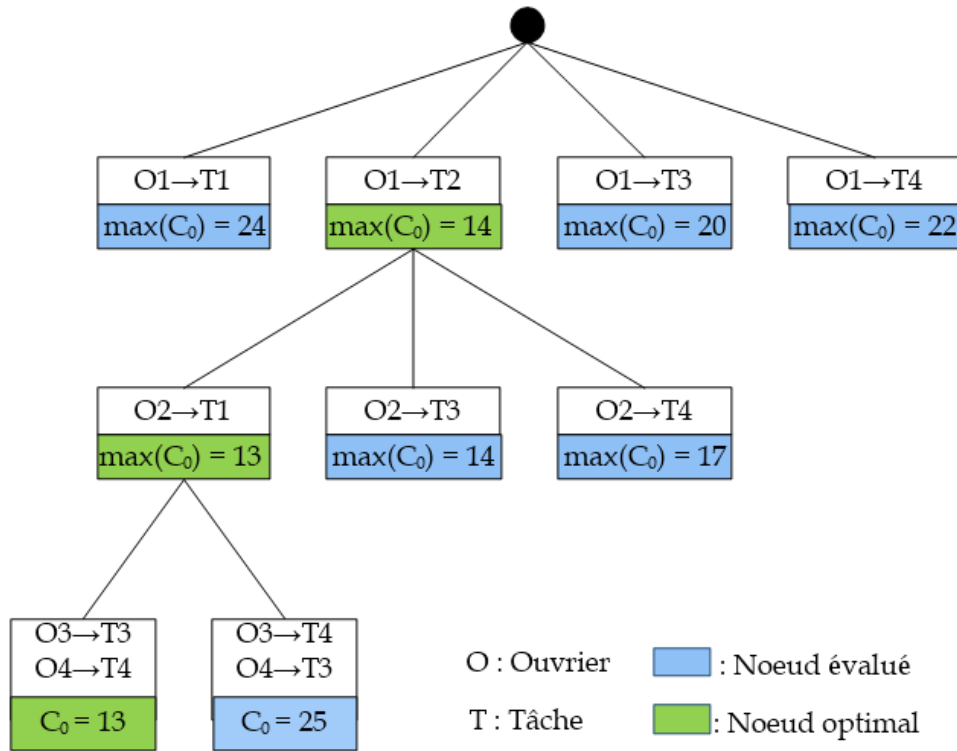


FIGURE 4.18 – Résolution du problème d'allocation de tâche par la méthode de branch&bound

dités approchés comme les méta-heuristiques capables d'accélérer la résolution du problème soit en jouant sur la probabilité de converger vers la solution optimale dès les premières évaluations, ou en élaborant des techniques d'arrêt d'exploration si le chemin emprunté a peu de chances d'aboutir à une solution meilleure à l'existant.

4.4.4 Comparaison des trois méthodes

Somme toute, le recours à n'importe quelle méthode d'optimisation pour la commande énergétique optimale comporte aussi bien des avantages que des inconvénients. Le Tableau 4.3 établit une comparaison des trois méthodes étudiées suivant plusieurs critères. Il s'agit de l'optimalité de la solution, du temps et de la mémoire de calcul qui introduisent des complexités de résolution, du couplage de la méthode à un problème de dimensionnement, et de son adaptation à la gestion énergétique en temps réel.

TABLE 4.3 – Comparaison des méthodes d'optimisation pour la gestion énergétique optimale

Critère d'évaluation	Programmation dynamique	Principe du minimum de Pontryagin	Formulation combinatoire
Optimalité de la solution	●	●	●
Temps de calcul	●	●	●
Mémoire de calcul	●	●	●
Adaptation au couplage avec le dimensionnement	●	●	●
Adaptation à la gestion énergétique en temps réel	●	●	●

La programmation dynamique qui est une méthode d'optimisation globale permet de converger vers la solution optimale d'un problème discrétisé. Bien que cette solution ne soit pas forcément égale à celle du problème continu, elle s'en approche le mieux avec une grille de discrétisation suffisamment fine. Le principe du minimum de Pontryagin reste une approche de résolution intéressante si les sous-problèmes issus des conditions d'optimalité sont aisément solubles, ce qui n'est pas souvent le cas pour la commande énergétique optimale des SEMSE. Surviennent alors des complexités en termes de mise en œuvre et une résolution qui repose sur les modèles des composants utilisés et leurs dépendances. Un compromis aux faiblesses des deux méthodes précédentes reste l'approche combinatoire. Ses forces principales sont la rapidité de résolution et une manipulation aisée des variables discrètes. Son emploi nécessite en contrepartie une formulation et un choix approprié des variables de décision de sorte que le problème soit linéaire (en nombres entiers). Un avantage de cette formulation est d'éviter l'ajout de coefficients de pénalité employés avec la programmation dynamique ou le PMP. Toutefois, elle est victime du processus d'énumération qui génère des problèmes d'optimisation de grande taille et engendre un besoin en ressources de calcul très important.

4.5 Conclusion

Ce chapitre a permis d'étudier les composants du système électrique à dimensionner, et de décrire les différentes méthodes de commande énergétique optimale applicables au problème de gestion des flux de puissance. Le recours à des expressions analytiques et à des interpolations pour modéliser les différentes sources d'énergie permet d'exprimer mathématiquement leurs comportements et limites de fonctionnement sans ajouter de la complexité de calcul que des modèles plus fins pourraient engendrer. Les formes quadratiques de la réponse électrique de la pile et le problème implicite de stabilisation de la tension de la batterie ont montré l'importance du choix des variables de décision lors de la formulation des problèmes d'optimisation. L'approche combinatoire est la méthode d'optimisation de la commande hors-ligne qui est retenue et sera développée dans le prochain chapitre. Bien qu'elle se révèle appropriée au problème de commande optimale à résoudre, elle nécessitera des adaptations pour la rendre plus efficace sur le cas d'application étudié.

Formulation et résolution du problème de commande hors-ligne

Sommaire

5.1	Formulation du problème d'optimisation	84
5.1.1	Description et formulation mathématique du problème	84
5.1.2	Modélisation du problème sous forme combinatoire	85
5.2	Problèmes d'optimisation de grande taille et adaptation des approches combinatoires pour leur résolution	90
5.2.1	Limites des approches combinatoires	90
5.2.2	Résolution du problème d'optimisation par approche fréquentielle	91
5.2.3	Introduction des contraintes flottantes sur les variables d'état de la batterie	95
5.3	Validation de la méthode	97
5.3.1	Commande énergétique optimale du système avec un dimensionnement fixé	97
5.3.2	Présentation des résultats d'optimisation	99
5.3.3	Analyse et interprétation des résultats	101
5.3.4	Influence des paramètres de la commande sur la fonction objectif et le temps de calcul	106
5.4	Conclusion du chapitre et de la partie	109

Ce chapitre présente de façon détaillée la mise en œuvre de la méthode de commande optimale pour le système énergétique hybride pile à combustible et batterie à dimensionner. Le choix s'étant porté sur l'approche combinatoire, une reformulation du problème d'optimisation mathématique posé sera nécessaire pour sa résolution par un algorithme. Les nombreuses difficultés rencontrées dans cette démarche conduiront à élaborer des techniques de résolution pouvant atténuer l'handicap principal des problèmes de type combinatoire. Ce défaut de la méthode retenue semble s'aggraver avec le cas d'application étudié pour lequel il est nécessaire de considérer des pas de temps suffisamment fins ce qui augmente le nombre de points à évaluer.

Le reste de ce chapitre sera articulé autour des points suivants : une étude fréquentielle du profil de puissance permettra dans un premier temps de consolider les hypothèses de simplification pour résoudre le problème d'optimisation en deux étapes. Un dimensionnement non optimal sera ensuite proposé pour valider la méthode globale d'optimisation de la commande développée. Pour finir, une interprétation des résultats obtenus sera faite et une étude paramétrique sera réalisée pour convenablement choisir les paramètres d'optimisation introduits dans la formulation.

5.1 Formulation du problème d'optimisation

5.1.1 Description et formulation mathématique du problème

Le problème de commande énergétique formulé vise à élaborer la stratégie optimale de répartition de puissance entre les différentes sources de façon à satisfaire la demande de couple du conducteur et l'usage des composants électriques embarqués dans leurs limites de fonctionnement. Nous retenons comme critère à minimiser la consommation d'hydrogène et comme contraintes les limites de fonctionnement des composants modélisés dans le Chapitre 4. Le choix de la consommation d'hydrogène comme critère de minimisation du problème de commande optimale reste étroitement lié au cas d'application retenu. La course automobile étant principalement dédiée à la réalisation de performances, embarquer moins d'hydrogène tout en s'assurant de finir le parcours permettra de gagner en poids et donc en vitesse.

Le Tableau 5.1 résume la formulation mathématique du problème d'optimisation à résoudre. Deux raisons expliquent le choix du courant de la pile $u = I_{FC}$ comme variable de commande : en plus d'être la grandeur de commande du convertisseur pour le pilotage de la pile, le courant de la pile permet d'avoir une formulation linéaire de la consommation d'hydrogène (Figure 4.8a). Cela facilitera l'écriture de la fonction objectif dans une formulation par approche combinatoire. Comme variable d'état, le SoE est la grandeur contrainte car étroitement liée à la puissance débitée ou reçue par la batterie. Du fait de sa connexion passive au bus de tension continue, le pack de batterie n'est pas une source commandée. Il est alors plus judicieux de considérer sa puissance P_{BAT} qui est la conséquence du bilan de puissance au détriment du courant I_{BAT} et de sa variable d'état associée qui est le SoC . Le paramètre P_{aux} regroupe la consommation des auxiliaires du système pile et celle des utilitaires du véhicule supposée comme constante. Enfin, SoE^{target} désigne la valeur de l'état d'énergie de la batterie désirée à la fin de la course, et d_{FC} est la dynamique maximale de montée en puissance de la pile.

TABLE 5.1 – Formulation mathématique du problème d'optimisation de commande énergétique

Variables de décision		
Commande : I_{FC}	Etats : q_{H_2}, SoE, SoC	
Fonction objectif		
$\min_{I_{FC}} C_0 = \int_{t_0}^{t_f} q_{H_2}(I_{FC}, t) dt$		
Modélisation du système		
Chaîne de traction	Pile à combustible	Batterie
$\omega_{wheel}(t) = \frac{v(t)}{R_{wheel}}$ $P_{mec}^{mot}(t) = \frac{1}{\eta_{gear}} \Gamma_{wheel}(t) \cdot \omega_{wheel}(t)$ $P_{elec}(t) = \frac{1}{\eta_{mot}} \Gamma_{mot}(t) \cdot \omega_{mot}(t)$ $\eta_{mot} = f_{\eta_{mot}}(\Gamma_{mot}(t), \omega_{mot}(t), U_{DC}(t))$	$V_{FC_{cell}} = f(J_{FC}, st_{H_2}, st_{O_2}, p_{H_2}, T, h_r)$ $U_{FC} = N_{FC} \cdot V_{FC_{cell}}, J_{FC} = \frac{I_{FC}}{A_{FC}}$ $P_{FC}(t) = U_{FC}(t) \cdot I_{FC}(t)$ $q_{H_2} = st_{H_2} \cdot N_{FC} \cdot \frac{I_{FC}}{2F}$ $P_{outDC} = P_{FC} \cdot \eta_{conv}$	$I_{BAT} = \frac{\left(U_{oc} - \sqrt{U_{oc}^2 - 4R_{BAT}P_{BAT}} \right)}{2R_{BAT}}$ $U_{BAT} = U_{oc} - R_{BAT}I_{BAT}$ $SoC(t) = SoC(t_0) - \int_{t_0}^t \frac{I_{BAT}(t)}{Q_{BAT}} dt$ $SoE(t) = SoE(t_0) - \int_{t_0}^t \frac{P_{BAT}(t)}{E_{BAT}} dt$ $E_{BAT} = Q_{BAT} \cdot \int_0^{SoC_{ref}} V_{oc}(SoC) dSoC$
Contraintes		
Système	Pile à combustible	Batterie
$P_{elec}(t) + P_{aux}(t) = P_{outDC}(t) + P_{BAT}(t)$	$I_{min}^{FC} \leq I_{FC}(t) \leq I_{max}^{FC}$ $P_{min}^{FC} \leq P_{FC}(t) \leq P_{max}^{FC}$ $\frac{d}{dt} P_{FC}(t) \leq d_{FC}$ $m_{H_2} _{t_0}^{t_f} \leq M_{H_2}$	$P_{min}^{BAT} \leq P_{BAT}(t) \leq P_{max}^{BAT}$ $SoE_{min} \leq SoE(t) \leq SoE_{max}$ $SoE(t_f) = SoE^{target}$

5.1.2 Modélisation du problème sous forme combinatoire

Le problème d'optimisation présenté dans le Tableau 5.1 est modélisé sous forme combinatoire en utilisant la reformulation décrite en (4.33). Elle impose l'introduction des variables discrètes ξ qui permettront d'avoir un problème de dimension finie en fonction de la variable de commande continue I_{FC} .

Principe de discrétisation de la variable de commande I_{FC}

En reprenant l'écriture de l'Equation (4.32), la discrétisation du courant de la pile est réalisée sous forme de combinaison linéaire comme suit

$$I_{FC}(t) = \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t) \cdot I_{FC_i} \right), \quad (5.1)$$

où la grandeur I_{FC_i} correspond au courant de la pile associé à la valeur discrète ξ_i pour un instant t donné, et i est l'indice du i -ème élément du vecteur $\xi(t)$. Une discrétisation linéaire est proposée dans un premier temps sous la forme

$$I_{FC_i} = I_{min}^{FC} + \frac{i-1}{n_u-1} (I_{max}^{FC} - I_{min}^{FC}). \quad (5.2)$$

Cette formulation a deux conséquences : la première est celle de contraindre naturellement la valeur du courant de la pile et donc sa puissance entre les valeurs minimale et maximale comme décrit dans la relation (4.3). La deuxième est l'ajout de contraintes d'activation qui sont des contraintes d'égalité. Ainsi, plus le paramètre n_u sera élevé et

plus le nombre de composantes du vecteur d'activation seront présents dans l'équation matricielle à résoudre.

Ecriture de la fonction objectif

Il est à présent nécessaire d'écrire la fonction objectif en fonction des nouvelles variables discrètes introduites. En se basant sur l'expression (4.5), il est possible d'écrire la consommation d'hydrogène en fonction du courant de la pile sous forme discrète

$$m_{H_2}(t_k) = \mathcal{M}_{H_2} \cdot q_{H_2}(t_k) \Delta t, \quad (5.3)$$

où Δt est la durée entre les instants t_k et t_{k+1} ; t_k est le temps correspond au k -ième instant du profil de puissance soit $t_k = k\Delta t, k \in [1; Ndt]$. La fonction objectif peut s'écrire alors

$$\begin{aligned} C_0 &= \sum_{k=1}^{Ndt} q_{H_2}(t_k) \cdot \Delta t \\ &= \sum_{k=1}^{Ndt} \mathcal{M}_{H_2} \cdot st_{H_2} \cdot N_{FC} \cdot \frac{I_{FC}(t_k)}{2F} \cdot \Delta t \\ &= \frac{\mathcal{M}_{H_2} \cdot st_{H_2} \cdot N_{FC}}{2F} \sum_{k=1}^{Ndt} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \right) \Delta t. \end{aligned} \quad (5.4)$$

Par analogie à l'écriture sous forme combinatoire du problème (4.33), le vecteur c dans l'expression $C_0 = c^\top \cdot \xi$ est

$$c^\top = \frac{\mathcal{M}_{H_2} \cdot st_{H_2} \cdot N_{FC}}{2F} \left(I_{FC_1}, \dots, I_{FC_i}, \dots, I_{FC_{n_u}} \right). \quad (5.5)$$

Ecriture des contraintes associées au système pile à combustible

En plus de la discrétisation de la variable de commande qui permet de contraindre le courant et la puissance pile dans leurs ensembles respectifs, deux contraintes supplémentaires sont associées au système pile à combustible : la première est celle relative à sa dynamique de montée en puissance. En effet, la pile est limitée dans sa fourniture de puissance par la vitesse du compresseur d'air. Il vient une variation positive de puissance limitée par une valeur $d_{FC} \geq 0$. Bien que ce paramètre dépende des conditions opératoires du système pile à combustible, elle sera considérée comme constante dans cette formulation.

De plus, en considérant le profil de puissance comme étant une succession discontinue d'instantanés espacés d'un pas Δt , il est possible d'approximer la dérivée continue de la puissance pile $\frac{d}{dt} P_{stack}(t)$ par la dérivée numérique

$$\frac{d}{dt} P_{FC}(t_k) \simeq \frac{P_{FC}(t_k + \Delta t) - P_{FC}(t_k)}{\Delta t} \leq d_{FC}. \quad (5.6)$$

En utilisant les relations (4.3) et (4.32), il est possible d'écrire la puissance fournie par la pile en fonction de la nouvelle variable de commande comme suit :

$$\begin{aligned}
 P_{FC}(t_k) &= U_{FC}(t_k) \cdot I_{FC}(t_k), \quad U_{FC}(t_k) = f_{U_{FC}}(J_{FC}(t_k), st_{H_2}, st_{O_2}, p_{H_2}, T, h_r) \\
 &= \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \cdot U_{FC}(t_k) \right).
 \end{aligned} \tag{5.7}$$

L'inégalité (5.6) s'écrit alors sous forme linéaire

$$\sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_{k+1}) \cdot I_{FC_i} \cdot U_{FC}(t_{k+1}) \right) - \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \cdot U_{FC}(t_k) \right) \leq \mathbf{d}_{FC} \cdot \Delta t. \tag{5.8}$$

La dernière contrainte est celle associée à la disponibilité d'hydrogène dans le réservoir $m_{H_2}|_{t_0}^{t_f} \leq M_{H_2}$. Elle est directement liée à l'expression de la fonction objectif sous forme combinatoire par la relation (5.9)

$$m_{H_2}|_{t_0}^{t_f} = \frac{\mathcal{M}_{H_2} \cdot st_{H_2} \cdot N_{FC}}{2F} \sum_{k=1}^{Ndt} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \right) \Delta t \leq M_{H_2}. \tag{5.9}$$

Ecriture des contraintes d'hybridation et du système de stockage d'énergie

Garantir la contrainte d'hybridation $P_{elec}(t) + P_{aux}(t) = P_{outDC}(t) + P_{BAT}(t)$ qui traduit le respect du bilan de puissance entre les sources (pile à combustible et batterie) et les charges (puissance de traction et auxiliaires) revient à exprimer sous forme linéaire la puissance fournie ou récupérée par le pack batterie en fonction de celle de la pile. En utilisant les équations (3.6), (4.7) et (4.9), cette puissance s'écrit

$$\begin{aligned}
 P_{BAT}(t_k) &= P_{elec}(t_k) + P_{aux}(t_k) - P_{outDC}(t_k) \\
 &= P_{elec}(t_k) + P_{aux}(t_k) - \eta_{conv} \cdot P_{FC}(t_k).
 \end{aligned} \tag{5.10}$$

En associant la consommation des auxiliaires de la pile à celle des auxiliaires du système hybride en entier comme illustré dans l'architecture retenue, il vient

$$P_{BAT}(t_k) = P_{elec}(t_k) + P_{aux}(t_k) - \eta_{conv} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \cdot U_{FC}(t_k) \right). \tag{5.11}$$

Pour des raisons de simplifications d'écriture, nous noterons dans la suite des équations

$$\begin{aligned}
 P_{BAT}(t_k) &= P_{elec}(t_k) + P_{aux}(t_k) - \eta_{conv} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \cdot U_{FC}(t_k) \right) \\
 &= f_{P_{BAT}}(\varphi(t_k), \xi(t_k))
 \end{aligned} \tag{5.12}$$

où $\varphi(t_k)$ regroupe toutes les variables relatives à la trajectoire du véhicule comme le couple, la vitesse qui permettent de calculer la puissance électrique nécessaire sur le bus DC et la puissance des auxiliaires.

Comme décrit dans le Tableau 5.1, trois contraintes sont appliquées au système de stockage d'énergie. La première permet de limiter les puissances de charge et de décharge

de la batterie de façon à ne pas dépasser ses limites de courant. Cette contrainte s'exprime de façon linéaire vis-à-vis de ξ comme suit

$$P_{\min}^{BAT} \leq f_{P_{BAT}}(\wp(t_k), \xi(t_k)) \leq P_{\max}^{BAT}. \quad (5.13)$$

La contrainte $SoE_{\min} \leq SoE(t) \leq SoE_{\max}$ est plus complexe à formuler car elle requiert la connaissance de l'historique des puissances en charge ou décharge de la batterie et donc celle des courants de pile.

D'après (4.16), l'état d'énergie de la batterie s'exprime sous forme discrète comme suit

$$SoE(t_k) = SoE(t_0) - \sum_{t=t_0}^{t_k} \frac{P_{BAT}(t) \cdot \Delta t}{E_{BAT}}. \quad (5.14)$$

En utilisant l'expression linéaire de $P_{BAT}(t)$ en fonction de la variable de commande ξ , la contrainte de bornage du SoE peut être reformulée comme suit

$$\begin{aligned} SoE_{\min} &\leq SoE(t_k) \leq SoE_{\max} \\ SoE_{\min} &\leq SoE(t_0) - \frac{1}{E_{BAT}} \sum_{t=t_0}^{t_k} f_{P_{BAT}}(\wp(t), \xi(t)) \Delta t \leq SoE_{\max} \\ E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE_{\max} \right) &\leq \sum_{t=t_0}^{t_k} f_{P_{BAT}}(\wp(t), \xi(t)) \Delta t \leq E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE_{\min} \right). \end{aligned} \quad (5.15)$$

La dernière contrainte $SoE(t_f) = SoE^{target}$ exprime que l'état d'énergie final de la batterie soit égale à une valeur fixée (généralement $SoE(t_f) = SoE(t_0)$). Cela est nécessaire dans les véhicules thermiques hybrides non rechargeables où la batterie est plus sollicitée au démarrage et se recharge au fil du temps par le moteur thermique ou par récupération d'énergie au freinage. Dans notre cas, cette contrainte permet d'éviter une recharge entre deux courses, ce qui alourdirait le véhicule avec l'ajout d'un système de recharge embarqué. En utilisant l'égalité (5.14),

$$\begin{aligned} SoE(t_f) = SoE^{target} &\implies SoE(t_0) - \sum_{k=1}^{Ndt} \frac{P_{BAT}(t_k) \cdot \Delta t}{E_{BAT}} = SoE^{target} \\ &\implies \sum_{k=1}^{Ndt} f_{P_{bat}}(\wp(t_k), \xi(t_k)) \Delta t = E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE^{target} \right). \end{aligned} \quad (5.16)$$

La contrainte d'égalité stricte écrite ci-dessus peut conduire à des problèmes non solubles en raison de la nature discrète des variables de décision $\xi(t)$. Elle est donc réécrite sous forme d'inégalité

$$\left| \frac{SoE(t_f) - SoE^{target}}{SoE^{target}} \right| \leq \epsilon_{SoE} \quad (5.17)$$

où ϵ_{SoE} est l'erreur relative tolérée entre la valeur finale de l'état d'énergie $SoE(t_f)$ et sa valeur cible SoE^{target} . L'équation (5.17) devient

$$E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE^{target} (1 + \epsilon_{SoE}) \right) \leq \sum_{k=1}^{Ndt} f_{P_{bat}}(\wp(t_k), \xi(t_k)) \Delta t \leq E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE^{target} (1 - \epsilon_{SoE}) \right) \quad (5.18)$$

Synthèse

Le problème de commande énergétique optimale décrit dans le Tableau 5.1 est résumé de la manière suivante

$$\begin{aligned}
 \min_{\xi} \quad & C_0 = \frac{\mathcal{M}_{H_2} \cdot st_{H_2} \cdot N_{FC}}{2F} \sum_{k=1}^{Ndt} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \right) \cdot \Delta t \\
 \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_{k+1}) \cdot I_{FC_i} \cdot U_{FC}(t_{k+1}) \right) - \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \cdot U_{FC}(t_k) \right) \leq \mathbf{d}_{FC} \cdot \Delta t, \\
 & \frac{\mathcal{M}_{H_2} \cdot st_{H_2} \cdot N_{FC}}{2F} \sum_{k=1}^{Ndt} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \right) \cdot \Delta t \leq M_{H_2}, \\
 & P_{\min}^{BAT} \leq f_{P_{BAT}}(\varphi(t_k), \xi(t_k)) \leq P_{\max}^{BAT}, \\
 & E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE_{max} \right) \leq \sum_{t=t_0}^{t_k} f_{P_{BAT}}(\varphi(t), \xi(t)) \Delta t \leq E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE_{min} \right), \\
 & E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE^{target}(1 + \epsilon_{SoE}) \right) \leq \sum_{k=1}^{Ndt} f_{P_{bat}}(\varphi(t_k), \xi(t_k)) \Delta t \leq E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE^{target}(1 - \epsilon_{SoE}) \right), \\
 & \sum_{i=1}^{n_u} \xi_i(t_k) = 1, \\
 & \xi_i(t_k) \in \{0, 1\}.
 \end{aligned} \tag{5.19}$$

Cette formulation présente l'avantage de minimiser la valeur exacte de la consommation d'hydrogène sans y ajouter des coefficients de pénalité pour par exemple empêcher une utilisation excessive de l'énergie fournie par la batterie. L'introduction des variables discrètes ξ a également permis de traduire par des applications affines toutes les contraintes non-linéaires vis-à-vis du courant de la pile.

La modélisation de la commande énergétique optimale sous forme combinatoire permet d'obtenir un problème soluble par les algorithmes de type MILP (Mixed Integer Linear Programming). En effet, la fonction objectif et les contraintes réécrites dans (5.19) peuvent être mises sous forme matricielle

$$\begin{aligned}
 \min_{\xi} \quad & C_0 = \mathbf{c}^T \cdot \xi \\
 \text{s.t.} \quad & A_{leq} \cdot \xi \leq \mathbf{b}_{leq}, \\
 & A_{eq} \cdot \xi = \mathbf{b}_{eq},
 \end{aligned} \tag{5.20}$$

où A_{eq} et A_{leq} sont les matrices des contraintes d'égalité et d'inégalité, et \mathbf{b}_{eq} et \mathbf{b}_{leq} sont les vecteurs associés au respect des contraintes. La matrice A_{eq} correspond aux contraintes supplémentaires introduites par le changement de variable de commande en (5.1) et la relation $\sum_{i=1}^{n_u} \xi_i(t_k) = 1$. Toutes les autres contraintes relatives au fonctionnement des composants du systèmes sont des inégalités comprises dans la matrice A_{leq} . Il en résulte cinq matrices de contraintes d'inégalité A_{dyn} , A_{conso} , A_{pbat} , $A_{SoE_{bound}}$ et $A_{SoE_{end}}$ correspondant respectivement aux combinaisons linéaires (5.8), (5.9), (5.13), (5.15) et (5.18) tels que

$$A_{leq} := \left(A_{dyn} \ A_{conso} \ A_{pbat} \ A_{SoE_{bound}} \ A_{SoE_{end}} \right)^T. \tag{5.21}$$

Cette notation matricielle est nécessaire à la compréhension du problème d'explosion combinatoire qui apparaît pour notre cas d'application. Ce problème sera développé dans la section suivante.

5.2 Problèmes d'optimisation de grande taille et adaptation des approches combinatoires pour leur résolution

5.2.1 Limites des approches combinatoires

Une limitation majeure à l'utilisation des méthodes combinatoires est l'explosion des combinaisons linéaires à résoudre. Initialement causée par la discrétisation de la variable de commande, cette faiblesse est d'autant plus accentuée par l'horizon considéré qui correspond au nombre d'instants évalués que nous noterons h . En considérant le problème formulé en (5.19), il est possible d'évaluer la taille des différentes matrices de contraintes. Le Tableau 5.2 indique les dimensions ainsi que le nombre de coefficients non-nuls de chacune des matrices traduisant une contrainte du problème d'optimisation.

TABLE 5.2 – Taille des différentes matrices de contraintes du problème d'optimisation

Matrice	Dimension (lignes : colonnes)	Nombre de coefficients non nuls
A_{dyn}	$(h : n_u \cdot h)$	$2n_u \cdot h$
A_{conso}	$(1 : n_u \cdot h)$	$n_u \cdot h$
A_{pbat}	$(2h : n_u \cdot h)$	$2n_u \cdot h$
$A_{SoE_{bound}}$	$(2h : n_u \cdot h)$	$2 \sum_{i=1}^h i \cdot n_u$
$A_{SoE_{end}}$	$(2 : n_u \cdot h)$	$2n_u \cdot h$
A_{eq}	$(h : n_u \cdot h)$	$n_u \cdot h$

La taille du vecteur des variables de décision est issue de la double sommation $\sum_{k=1}^{Ndt} \sum_{i=1}^{n_u}$ et correspond au nombre de colonnes $n_u \cdot h$ de toutes les matrices. En désignant par $A_{prb} = (A_{leq} \ A_{eq})^\top$, la matrice complète des contraintes du problème, il est possible de calculer les paramètres $n_{elts}(A_{prb})$ et $n_{elts}(A_{prb}^*)$

$$n_{elts}(A_{prb}) = 6n_u \cdot h(6h + 3) \quad (5.22)$$

$$n_{elts}(A_{prb}^*) = n_u \cdot h(h + 9), \quad (5.23)$$

où $n_{elts}(A_{prb})$ désigne la taille de A_{prb} et $n_{elts}(A_{prb}^*)$ est le nombre de coefficients non-nuls dans cette matrice. La Figure 5.1 illustre l'évolution de ces deux grandeurs en fonction des paramètres n_u et h . n_u varie entre 1 et 100 et h entre 1000 et 120000 correspondant respectivement à des portions de profils de 100 secondes et 12000 secondes (entièreté du profil) pour un pas de temps fixe de $\Delta t = 100$ ms. L'échelle logarithmique permet de constater une évolution exponentielle de la taille des matrices avec une accentuation vis-à-vis du paramètre h .

Ce problème est peu courant pour la commande énergétique des véhicules électriques conventionnels où il est possible de condenser différentes phases de fonctionnement en une distribution de puissance basse fréquence de façon à réduire la longueur du profil de puissance. Pour des usages plus spécifiques comme une compétition automobile où un pas de temps de la centaine de milliseconde est nécessaire pour capturer le comportement réel de conduite, il apparaît le problème de représentativité qui contraint à considérer un pas

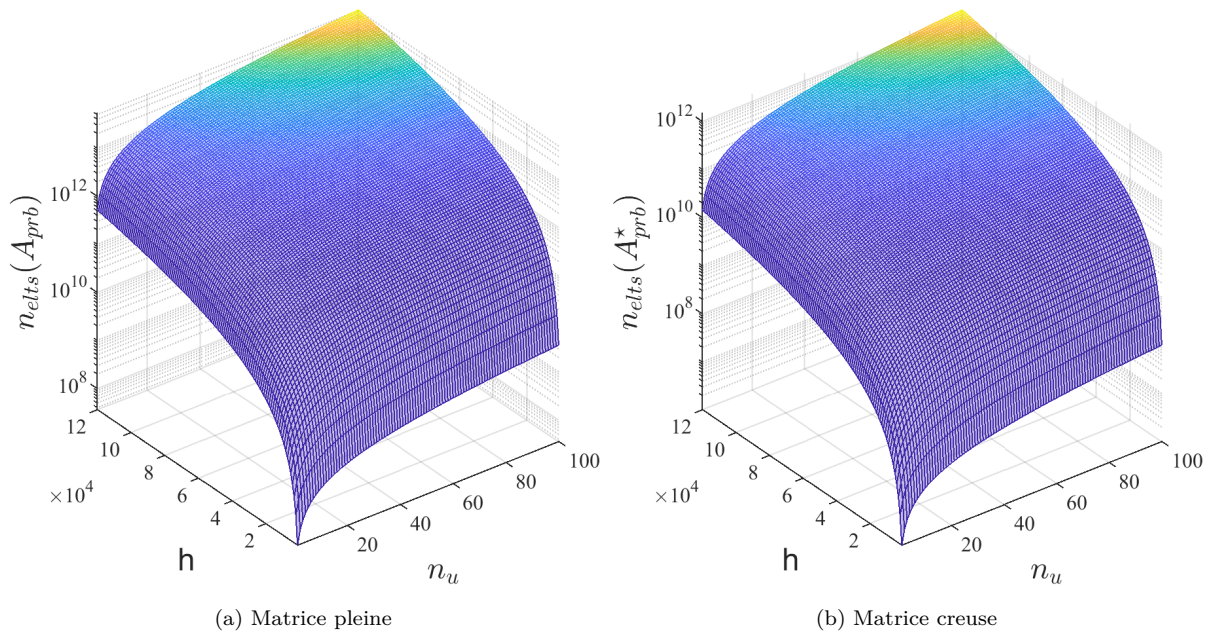


FIGURE 5.1 – Taille des matrices de contraintes du problème d'optimisation de commande énergétique

de temps le plus fin possible. La matrice de contraintes A_{prb} n'ayant pas de propriétés particulières pouvant faciliter sa manipulation comme c'est le cas pour des matrices symétriques ou semi-définies, un premier gain consistera à écrire cette dernière sous forme creuse (sparse) de façon à réduire sa taille comme le montre les différences entre les Figures 5.1a et 5.1b. La suite de cette section sera dédiée aux méthodes développées pour atténuer ce phénomène d'explosion combinatoire.

5.2.2 Résolution du problème d'optimisation par approche fréquentielle

Cette méthode vise à réduire les horizons de résolution des problèmes d'optimisation représentés par le paramètre h . Elle s'inspire de résultats antérieurs qui ont montré en utilisant la programmation dynamique que l'évolution de l'état d'énergie de la batterie est peu affectée par les variations haute fréquence du profil de puissance. Cette observation permet de proposer l'hypothèse selon laquelle le profil de puissance est décomposable en deux signaux :

- le premier, dit profil basse fréquence (*bf*), représente le comportement moyen de conduite et renferme la quasi-totalité de l'énergie nécessaire à la réalisation de la mission. Il est obtenu en lissant la courbe de puissance à l'aide d'un filtre gaussien puis en échantillonnant la sortie à l'aide d'un pas de temps plus grand ΔT tel que

$$\Delta T = \alpha \cdot \Delta t, \alpha \geq 1, \quad (5.24)$$

où α est le coefficient d'échantillonnage ;

- le second, appelé composante haute fréquence (*hf*), est la différence entre le profil réel et le profil basse fréquence. Il renferme peu d'énergie mais devra être pris en compte pour valider les contraintes dynamiques du système pile à combustible.

Il est possible d'évaluer les erreurs relatives $\epsilon(E(\varphi))$ dans le temps entre l'énergie du profil réel (φ) et celles des profils basse fréquence ($\varphi_{\Delta T}$) tels que

$$\begin{cases} \epsilon(E(\varphi)) = \frac{|E(\varphi) - E(\varphi_{\Delta T})|}{\max(E(\varphi))} & (5.25a) \\ E(\varphi) = \int_{t_0}^{t_f} P_{elec}(t)dt. & (5.25b) \end{cases}$$

La Figure 5.2 illustre leur évolution en utilisant des coefficients d'échantillonnage α de 10 à 100 avec un pas de 10 soit des pas de temps ΔT de 1 s à 10 s.

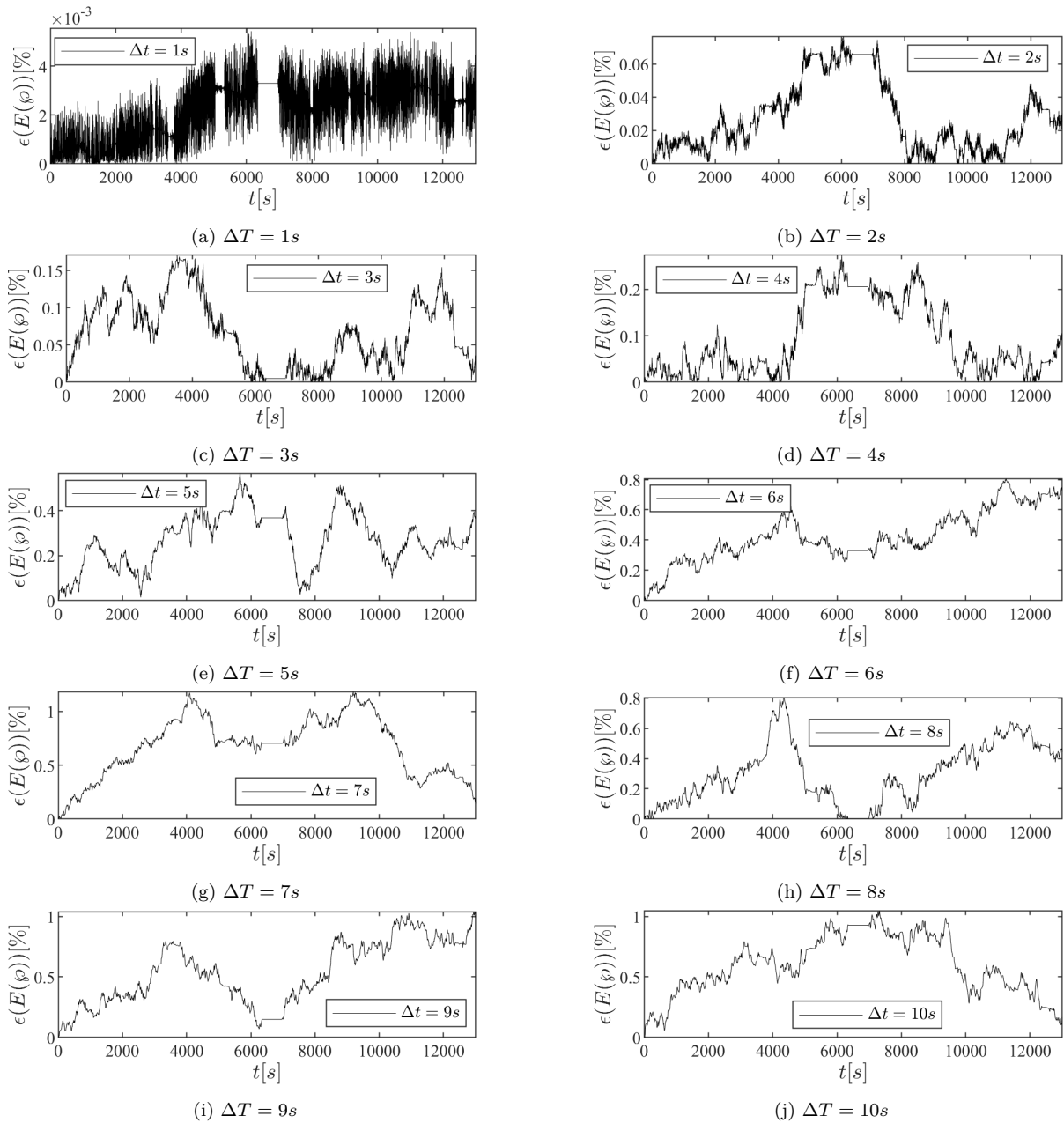


FIGURE 5.2 – Erreurs relatives entre les énergies du profil réel et celles en basse fréquence

Le premier constat réalisé est une évolution progressive des amplitudes de l'erreur en

fonction du pas d'échantillonnage choisi. Il va de soi que plus ce dernier est grand, moins la taille des horizons est importante, mais plus l'on s'écarte, en termes de représentativité, du profil de puissance réel. L'on remarque que pour des pas de temps inférieurs à 8 s, on garantit une erreur inférieure à 1 % entre l'énergie totale du profil réel et ses approximations en basse fréquence. Le choix d'utiliser le profil basse fréquence sous-échantillonné à $\Delta T = 5$ s pour la suite des travaux apparaît comme un bon compromis entre les amplitudes d'erreur ($\leq 0.5\%$), le nombre d'instants à évaluer, et les valeurs finales et intermédiaires (à la moitié du profil) des erreurs relatives considérées.

La Figure 5.3 montre les différences entre la puissance électrique réelle du véhicule P_{elec} et son approximation en basse fréquence P_{elec}^{bf} après filtrage et sous échantillonnage avec un pas de 5s.

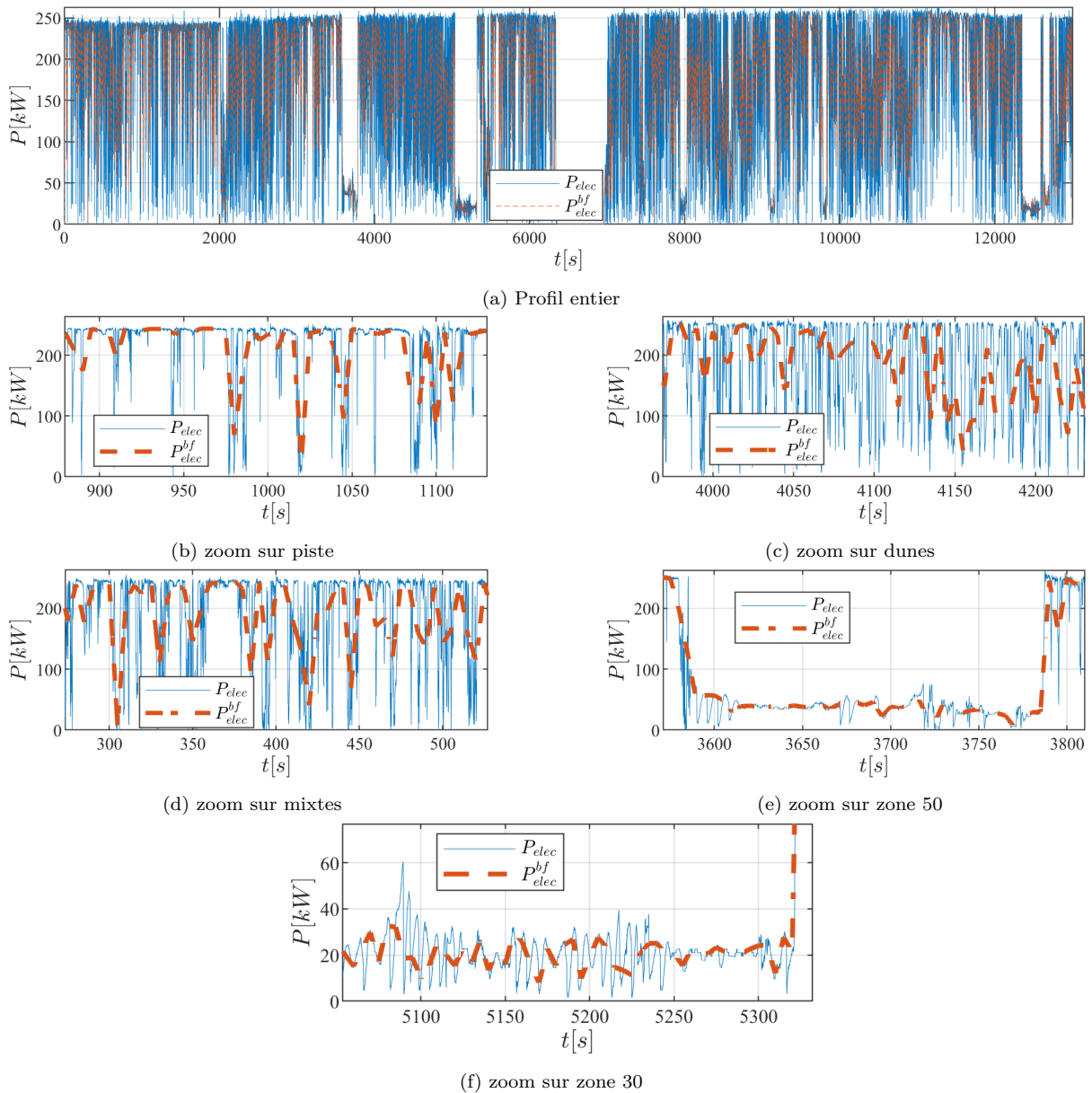


FIGURE 5.3 – Profil de puissance réel versus profil de puissance basse fréquence pour $\Delta T = 5$ s

Bien que l'énergie cumulée reste similaire à celle du profil réel, quelques écarts, souvent

importants sont remarqués au niveau des puissances selon que l'on soit dans une zone de forte ou faible dynamique. Un zoom sur les zones de piste et celles de limitations de vitesse à 50 km/h et 30 km/h montre que l'on ne commet pas beaucoup d'erreur en approximant le profil réel à sa composante basse fréquence. Cependant, pour des zones à fortes variations de puissance comme la conduite dans les dunes, on remarque une absence complète de dynamiques pouvant compromettre les résultats d'optimisation obtenus en utilisant le profil basse fréquence.

Pour prendre en compte l'absence de dynamique dans certaines zones et élaborer une méthode de commande énergétique optimale fidèle au profil de puissance réel, l'approche fréquentielle proposée fait recours à l'usage successif des profils basse fréquence et réel. Une première phase consiste à résoudre le problème de commande optimale avec l'approximation basse fréquence du profil, et d'en dégager une pseudo-trajectoire optimale de l'état d'énergie du pack de batterie SoE^{bf} . Cette méthode permet de réduire la taille de l'horizon h sur lequel est effectué la résolution du problème d'optimisation. Des matrices de grande taille sont ainsi évitées et une première estimation du résultat est obtenue avec un temps de calcul acceptable.

Enfin, pour établir une méthode de commande qui repose sur le profil réel et non sur sa forme simplifiée, une technique dite de chaînage illustrée à la Figure 5.4 est utilisée. Elle s'apparente à la méthode des horizons glissants [Silvente et al., 2015] couramment employée pour la gestion des systèmes énergétiques multi-sources stationnaires. Elle consiste à découper le profil de puissance réel φ en n_{seq} séquences seq_i (ou fenêtres) de longueur acceptable h_i tels que

$$\begin{cases} \varphi = \bigcup_{i=1}^{n_{seq}} seq_i, & (5.26a) \\ h_\varphi = \sum_{i=1}^{n_{seq}} h_i. & (5.26b) \end{cases}$$

La résolution successive des problèmes d'optimisation par morceau sur chaque séquence est ensuite faite avec une condition aux limites fixée sur l'état d'énergie du pack de batterie SoE sous la forme

$$\begin{cases} SoE_f(seq_i) = SoE^{bf} \left(\frac{1}{\alpha} \sum_{k=1}^i h_k \right) & (5.27a) \\ SoE_0(seq_{i+1}) = SoE_f(seq_i), & (5.27b) \end{cases}$$

où $SoE_0(seq_i)$ et $SoE_f(seq_i)$ sont respectivement les états d'énergie initiaux et finaux de la séquence i et $SoE^{bf}(k)$ est l'état d'énergie de la batterie à l'instant k en utilisant le profil basse fréquence. Comme il existe une erreur entre l'énergie du profil réel et son approximation basse fréquence, des disparités entre la pseudo-trajectoire SoE^{bf} et l'état d'énergie réel du pack de batterie SoE sont prévisibles. La contrainte des états intermédiaires (5.18) est donc formulée de la même manière que dans l'équation (5.27) de façon à introduire une plage d'erreur entre la trajectoire de l'état d'énergie cible du profil basse fréquence, et les états d'énergie intermédiaires à déterminer en utilisant le profil de puissance réel.

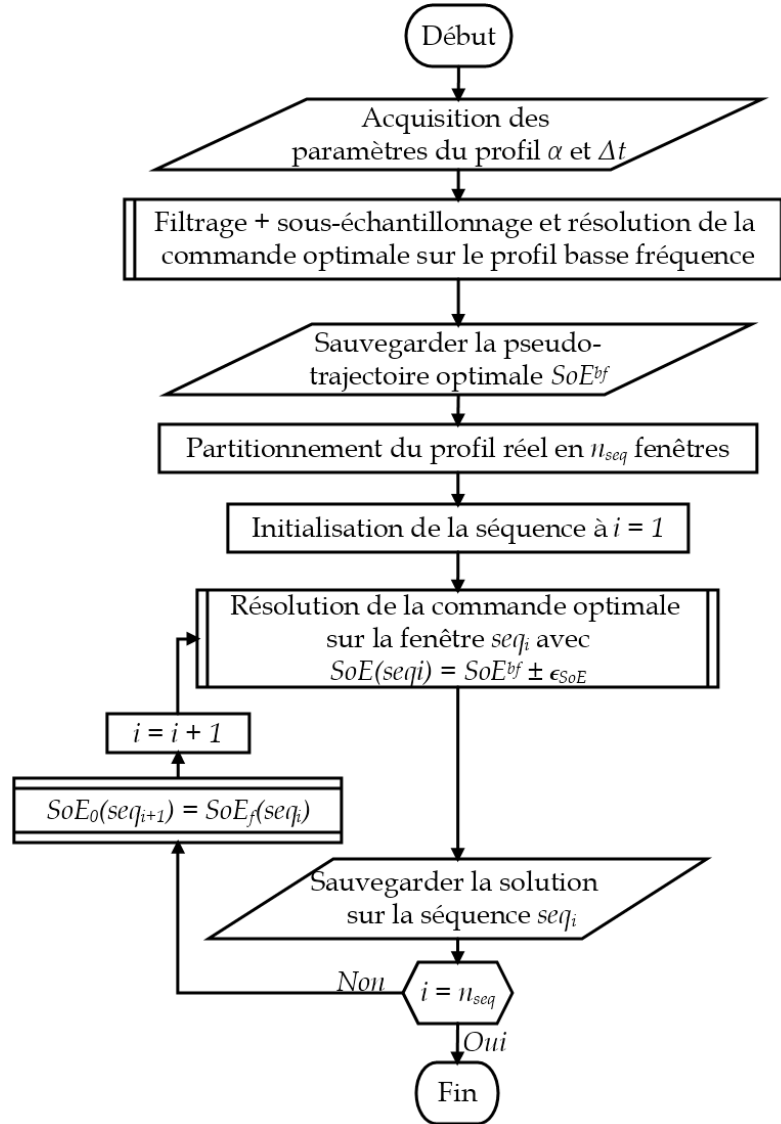


FIGURE 5.4 – Méthode de résolution séquentielle du problème d'optimisation de la commande énergétique

5.2.3 Introduction des contraintes flottantes sur les variables d'état de la batterie

Ecrite sous forme combinatoire, la contrainte (5.15) liée aux variables d'état de la batterie SoE peut être gourmande en espace mémoire car elle nécessite un stockage de toutes les valeurs antérieures et une évaluation de toutes les valeurs discrètes de la variable de commande. Il est possible, en utilisant le Tableau 5.2, d'évaluer la proportion en nombre d'éléments non-nuls de la matrice $A_{SoE_{bound}}^*$ par rapport à la matrice complète de contraintes A_{prb}^* en fonction des paramètres h et n_u . En désignant ce ratio par $\rho(A_{SoE}) = \frac{n_{elts}(A_{SoE_{bound}}^*)}{n_{elts}(A_{prb}^*)}$ illustré à la Figure 5.5, on constate que plus de 90% de l'espace occupé est issu de l'écriture de la contrainte de bornage des états de la batterie. Ce ratio n'est visiblement dépendant que du paramètre h et permettra de choisir convenablement la longueur des fenêtres h_i lors de la résolution par séquence du problème d'optimisation.

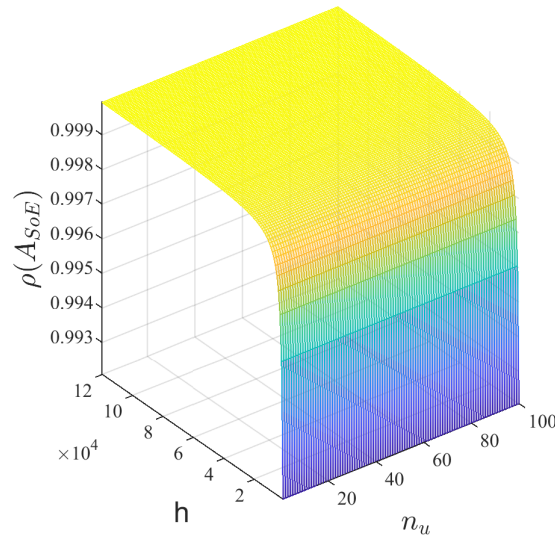


FIGURE 5.5 – Proportion en espace mémoire des contraintes des états de la batterie dans le problème d’optimisation

Pour de grandes amplitudes de variation de l’état d’énergie de la batterie à basse fréquence, il semble moins nécessaire d’introduire à chaque instant la contrainte de bornage. Ce choix est justifié par le fait que la pseudo-trajectoire de référence à suivre SoE^{bf} , est issue de la résolution du problème d’optimisation sur le profil basse fréquence : la courbe SoE^{bf} obtenue respecte donc déjà les valeurs limites désirées pour le système de stockage.

Une méthode inspirée de X. Huin et al. [Huin et al., 2021], et dite d’évaluation conditionnelle des états de la batterie est utilisée (Figure 5.6) pour la résolution du problème d’optimisation sur le profil réel.

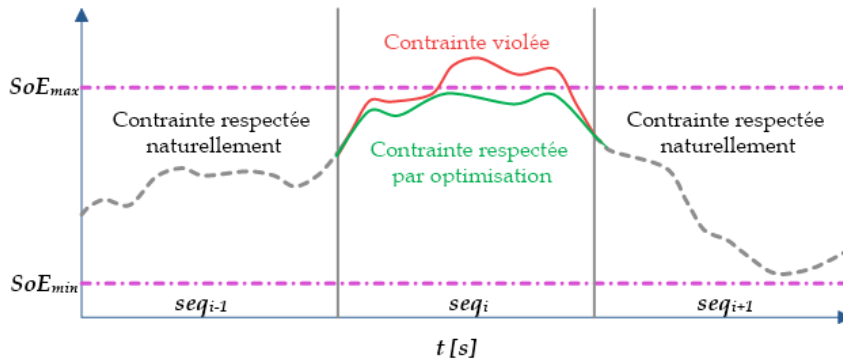


FIGURE 5.6 – Technique d’évaluation conditionnelle de l’état d’énergie de la batterie

Cette méthode consiste à résoudre, pour chaque séquence, le problème d’optimisation sans les contraintes de bornage sur l’état d’énergie de la batterie. Cette première résolution est rapide car ne tenant pas compte des variables d’état et peu gourmande en mémoire (dix fois moins qu’avec la matrice des contraintes tenant compte de l’ensemble des variables d’état). A la phase d’initialisation de la séquence suivante, une évaluation hors boucle d’optimisation est faite afin de s’assurer que les valeurs du SoE soient dans l’intervalle voulu. Si les contraintes sont respectées, on passe à la séquence suivante ; et si non, on résoud de nouveau le problème d’optimisation en intégrant les contraintes de bornage qui

avaient été initialement retirées.

Cette technique traduite par l'organigramme présenté à la Figure 5.7 se révèle efficace dans le sens où un degré de liberté supplémentaire est acquis vis-à-vis de la trajectoire SoE^{bf} lors de la résolution du problème posé. Elle permet à la fois de gagner en temps de résolution et en espace mémoire occupé par le problème.

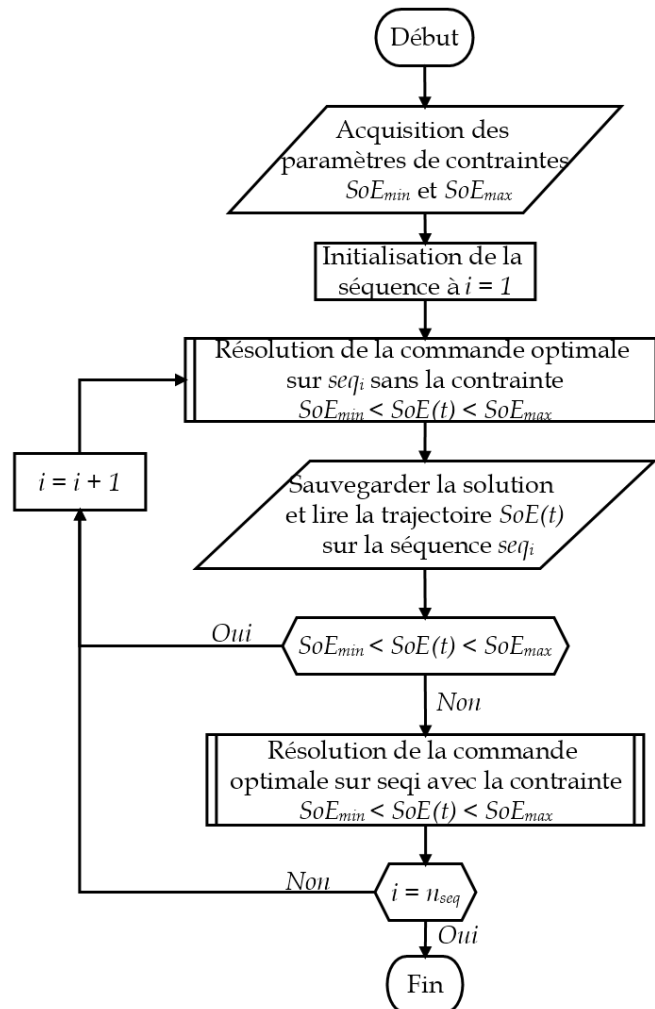


FIGURE 5.7 – Procédure d'introduction conditionnelle des contraintes de bornage des états de la batterie

5.3 Validation de la méthode

5.3.1 Commande énergétique optimale du système avec un dimensionnement fixé

Pour valider la méthode de commande optimale développée et évaluer ses performances, un dimensionnement arbitraire des composants du système et un choix des différents paramètres d'optimisation ont été effectués. Le choix des paramètres de conception résumé dans le Tableau 5.3 ne repose pas sur un quelconque algorithme d'optimisation, mais plutôt sur l'étude énergétique du profil réalisé dans la Section 3.3.3 du Chapitre 3. Sa principale finalité est d'avoir un système sur lequel implémenter les différentes techniques de résolution des problèmes d'optimisation de la commande.

TABLE 5.3 – Paramètres non-optimaux de dimensionnement du système

Paramètre	Valeur
Pile à combustible	
$[P_{min}^{FC}; P_{max}^{FC}]$	$[41; 240] kW$
$[I_{min}^{FC}; I_{max}^{FC}]$	$[138.3; 1383] A$
M_{H_2}	$20 kg$
$\eta_{conv}@P_{FC_{nom}}$	97.5%
Batterie	
E_{BAT}	$20.32 kWh$
$[I_{max}^{charge}; I_{max}^{decharge}]$	$[-232; 232] A$
$U_{oc}@SoC = 0.5$	$756 V$
$[P_{min}^{BAT}; P_{max}^{BAT}]$	$[-166; 166] kW$
$[SoE_{min}; SoE_{max}]$	$[0.3; 0.95]$

Les données de la pile sont choisies de telle sorte qu'elles soient en mesure de fournir à elle seule presque la totalité de la puissance maximale demandée par le véhicule. De cette façon, elle constitue avec son réservoir d'hydrogène, la source principale du système. Son convertisseur est choisi sur catalogue, et permet de faire transiter toute la puissance pile avec un rendement moyen de 97.5%. La quantité d'hydrogène embarquée est prise suffisamment grande de manière à ce que le véhicule réalise la portion de trajet retenue.

Au vu des fortes variations du profil, la cellule de batterie à forte densité de puissance de la Figure 4.15b sera privilégiée. Le choix des paramètres de la batterie repose sur son aptitude à favoriser le fonctionnement de la pile dans sa zone de bon rendement. L'énergie de la batterie n'est donc pas le paramètre de premier ordre mais plutôt la puissance. De cette manière, la batterie sera en mesure de fournir le déficit de puissance lorsque la pile sera limitée par sa dynamique et sera capable de se recharger lors des phases de faible demande de puissance.

TABLE 5.4 – Paramètres de réglage d'optimisation et données générales des profils de puissance

Paramètres d'optimisation		
$n_u = 30$		
$h_i = 1000$		
$d_{FC} = 150 kW/s$		
$SoE(t_0) = 0.9$		
$SoE^{target} = 0.4$		
$\epsilon_{SoE} = 1\%$		
Données des profils de puissance		
Paramètre	Profil réel	Profil basse fréquence
$E(\varphi) [kWh]$	324.22	321.62
$P_{elec} [kW] (max/moy)$	296.97/185.27	266.42/183.87
Dynamique moyenne $[kW/s]$	128.74	10.81
Durée [s]	6300	6300
Nombre d'instantants h_φ	63000	1260
Durée d'un instant [s]	$\Delta t = 0.1$	$\Delta T = 5$

Le Tableau 5.4 indique les paramètres de réglage utilisés pour la résolution du problème de commande optimale. Pour des raisons de commodité d’affichage des résultats, seule la première moitié du profil d’une durée de 6300 secondes est utilisée. Comme illustrée à la Figure 3.6a cette portion du profil de puissance complet renferme toutes les zones représentatives identifiées et correspond en énergie à un peu plus de la moitié de celle nécessaire pour réaliser toute la course.

Les données générales des profils de puissance réel et basse fréquence montrent que l’énergie est presque entièrement conservée malgré le filtrage et le sous échantillonnage. Cependant toutes les informations concernant la dynamique du profil sont perdues. Les résultats d’optimisation en utilisant ces deux types de profil seront présentés dans la section à venir.

5.3.2 Présentation des résultats d’optimisation

Cette section présente les résultats d’optimisation de la commande énergétique obtenus avec les paramètres de conception des composants fixés et les réglages de la méthode décrits précédemment. Le solveur utilisé est Gurobi Optimizer dans sa version 9.5.2. Les calculs sont effectués avec Matlab R2022b sur la distribution Scientific Linux release 7.9 (Nitrogen). La machine de calcul utilisée dispose de 49 Gb de mémoire RAM, et un processeur Intel(R) Xeon(R) x86_64-bit de 8 cœurs avec une fréquence de 2.27 GHz.

Commande optimale sur le profil de puissance basse fréquence

La Figure 5.8 illustre les répartitions des flux d’énergie entre la batterie et la pile, la pseudo-trajectoire de l’état d’énergie de la batterie, et l’évolution de la consommation cumulée d’hydrogène au cours du temps.

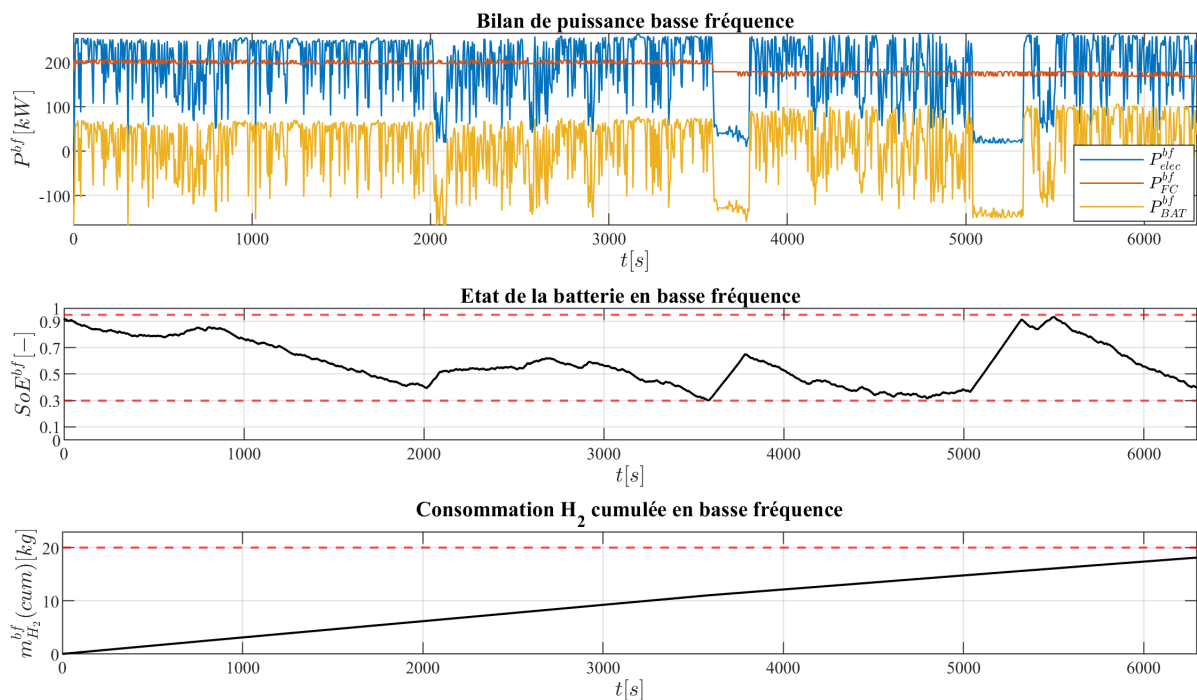


FIGURE 5.8 – Commande optimale sur le profil basse fréquence

Avec seulement 1260 instants à évaluer, il est possible d’avoir, en moins d’une minute de calcul, une première approximation de la répartition de puissance entre les deux sources embarquées pour satisfaire le profil de puissance basse fréquence. On constate un fonctionnement quasi-constant de la pile autour d’une puissance moyenne de 200 kW, et une dynamique complètement assurée par la batterie. Cette dernière subit tout au long du parcours, une succession de phases de charge et de décharge pour atteindre la valeur finale de SoE désirée à 40%. L’évolution de l’intégrale de la consommation d’hydrogène est linéaire avec environs 115 g consommé par km. Au total, 18.152 kg d’hydrogène sont nécessaires pour réaliser la première moitié de la course. Comme nous l’aborderons dans le paragraphe suivant, cette quantité ne changera pas de façon significative lors de la prise en compte du profil réel puisque seulement 2.56 kWh de différence subsiste entre l’énergie du profil réel et son approximation en basse fréquence.

Commande optimale sur le profil de puissance réel

L’usage des techniques de résolution détaillées dans les Sections 5.2.2 et 5.2.3 permet d’optimiser la commande de la chaîne énergétique du véhicule de compétition en prenant en compte ses dynamiques réelles avec un pas de temps challengeant égal à la dixième de seconde. Les résultats obtenus sont illustrés à la Figure 5.9. Le premier constat visuel est la densité plus importante de points évalués et affichés. Comparé à la commande optimale sur le profil basse fréquence, la pile à combustible fournit une puissance qui oscille beaucoup plus avec des changements d’état provoqués par la résolution du problème d’optimisation sur chaque fenêtre.

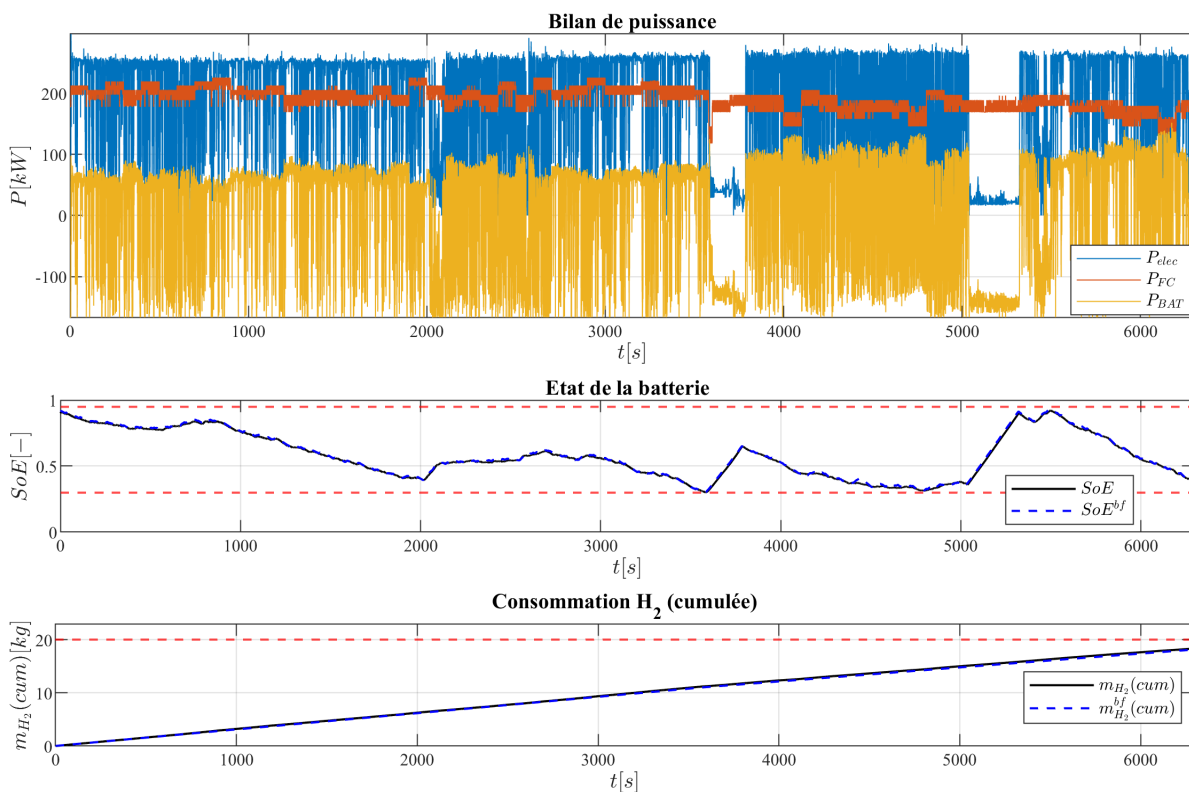


FIGURE 5.9 – Commande optimale sur le profil réel

Les consommations d'hydrogène obtenues avec les profils réel et basse fréquence semblent être superposées. En effet, du point de vu de l'optimalité de la solution, il n'est pas possible de faire mieux que la commande obtenue par la résolution en un seul morceau du problème avec le profil basse fréquence. Enfin, la technique de suivi de la pseudo-trajectoire du SoE^{bf} obtenue avec le profil basse fréquence est efficace et permet de garantir l'usage de la batterie dans ses limites de fonctionnement. Bien que cette contrainte ne soit appliquée qu'aux instants initiaux et finaux de chaque fenêtre d'optimisation, l'état d'énergie de la batterie pour le profil réel semble ne pas se détacher de sa trajectoire de référence.

5.3.3 Analyse et interprétation des résultats

Sur zones de piste

Pour mieux interpréter les résultats, un zoom est réalisé sur chacune des zones caractéristiques du profil de puissance. La Figure 5.10 montre le comportement détaillé de chaque composant du système énergétique sur une zone de piste.

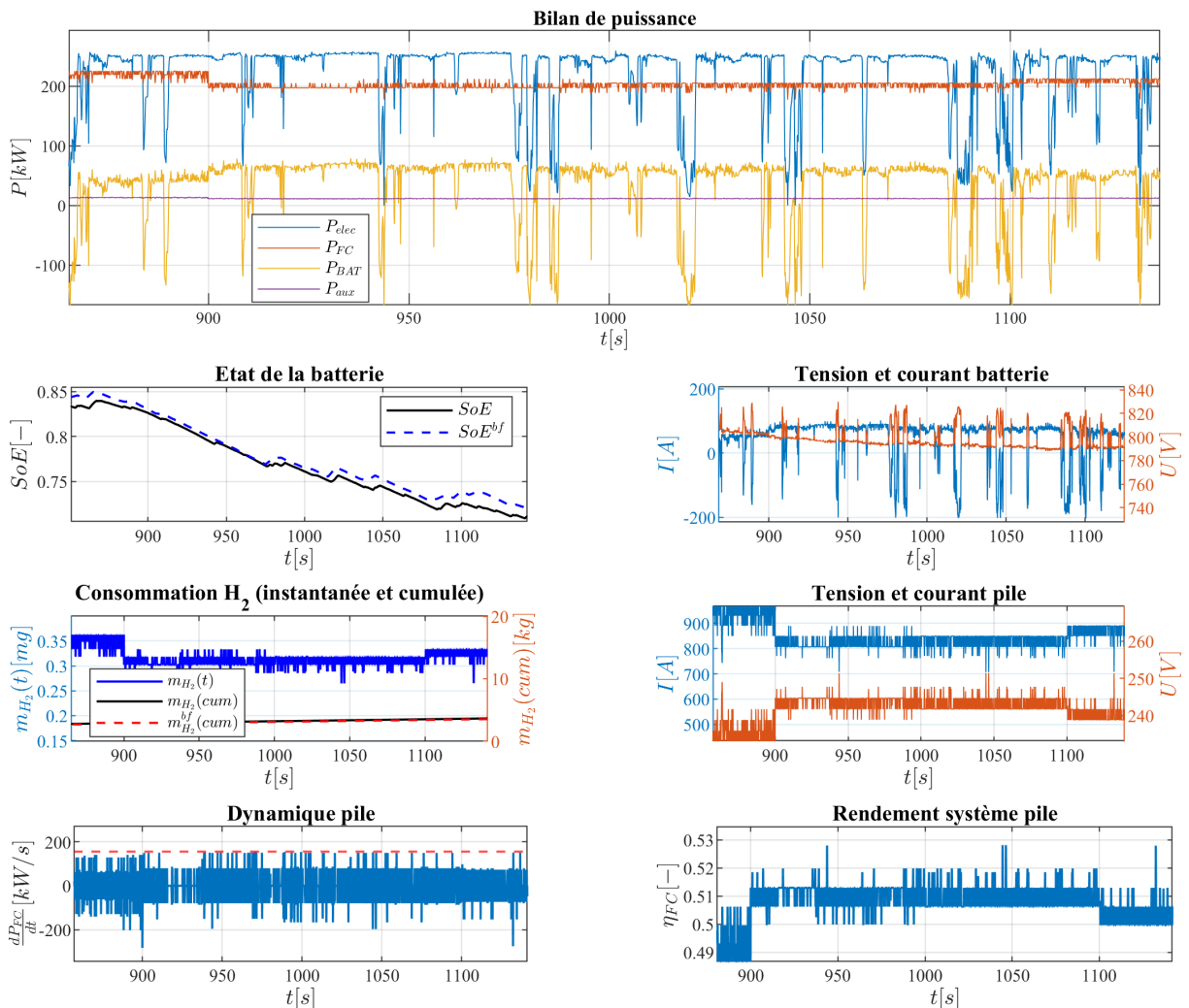


FIGURE 5.10 – Commande optimale sur le profil réel (zoom sur zones de piste)

Les zones de piste correspondent à des consignes de puissance élevées avec peu de

variations, excepté de courts instants de décélération. Au cours de cette phase, on observe une décharge rapide de la batterie, et un fonctionnement quasi-constant de la pile à combustible. Le rendement de celle-ci est autour de 51% et sa dynamique généralement en dessous des 100 kW/s. Pour ce qui est de la batterie, son état d'énergie connaît une chute assez rapide. Le courant de décharge est quant-à lui autour de la centaine d'ampère et induit une chute de tension d'une vingtaine de volts sur le réseau.

Sur zones de dunes

Les zones de dunes s'apparentent aux zones de piste en termes de niveau de puissance, mais les fréquences de changement de puissance demandée sont plus importantes. La pile étant incapable de tenir toutes ses variations, on constate (Figure 5.11) une augmentation momentanée de la puissance de la batterie au dessus des 100 kW.

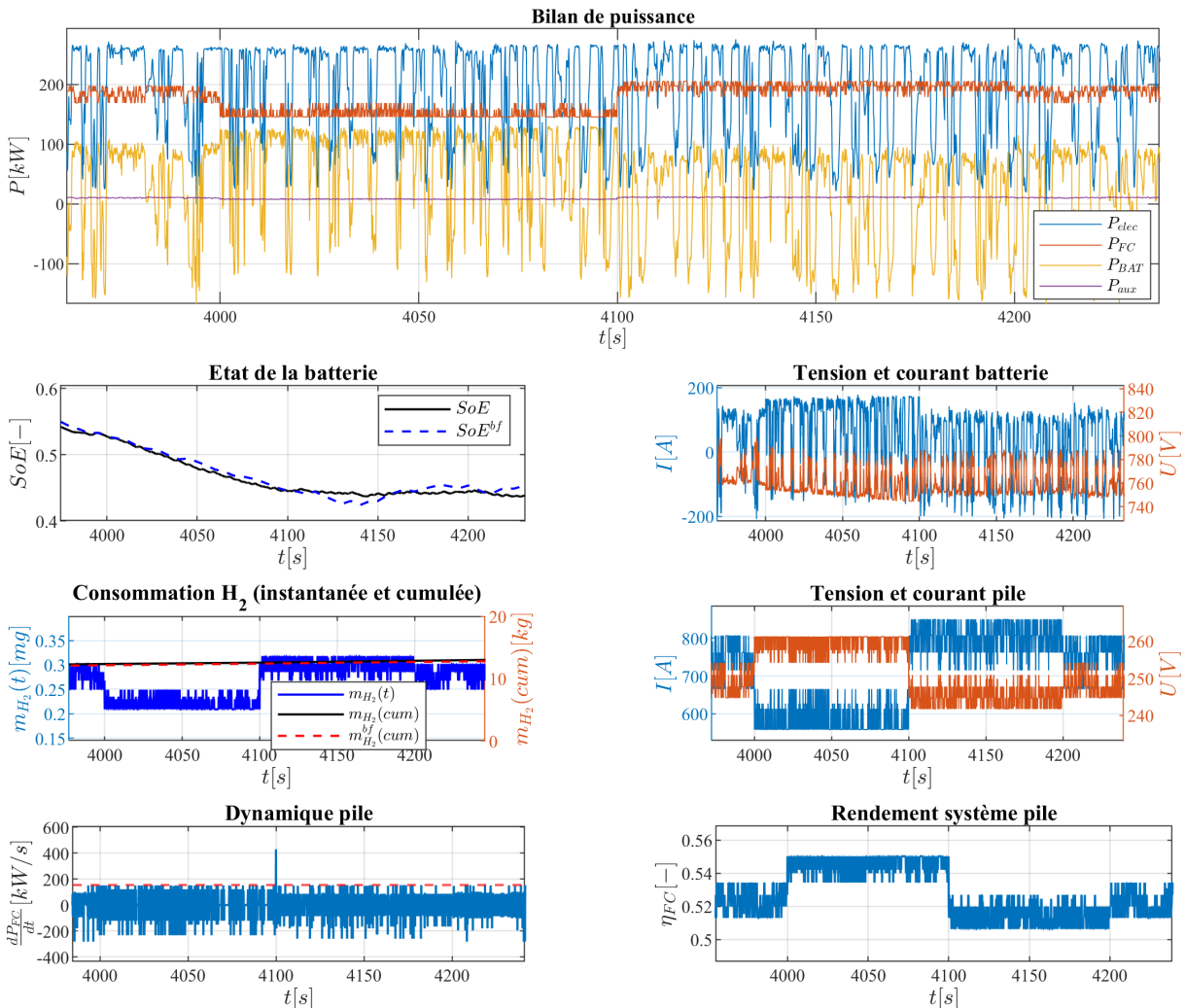


FIGURE 5.11 – Commande optimale sur le profil réel (zoom sur zones de dunes)

On remarque aussi une chute de tension sur le réseau DC plus importante induite par le terme $R_{BAT} \cdot I_{BAT}$ et un état d'énergie de la batterie en dessous des 50%. Une diminution de la puissance de la pile à combustible permet d'augmenter son rendement,

et inversement réduire sa consommation instantanée. Une violation de la dynamique de la pile est observée au moment où celle-ci monte brusquement en puissance pour stabiliser la chute de l'état de charge de la batterie.

Sur zones mixtes

Ayant des caractéristiques intermédiaires entre les zones de piste et celles de dune, les zones mixtes privilégient l'usage de la pile au dessus des 200 kW comme le montre la Figure 5.12. Ces types de zone correspondent généralement à des phases alternées de charge et de décharge de la batterie. L'état d'énergie de la batterie varie donc peu et sa tension reste globalement stable malgré quelques pics sporadiques. Ce comportement s'explique par des périodes courtes de recharge mais à des courants élevés.

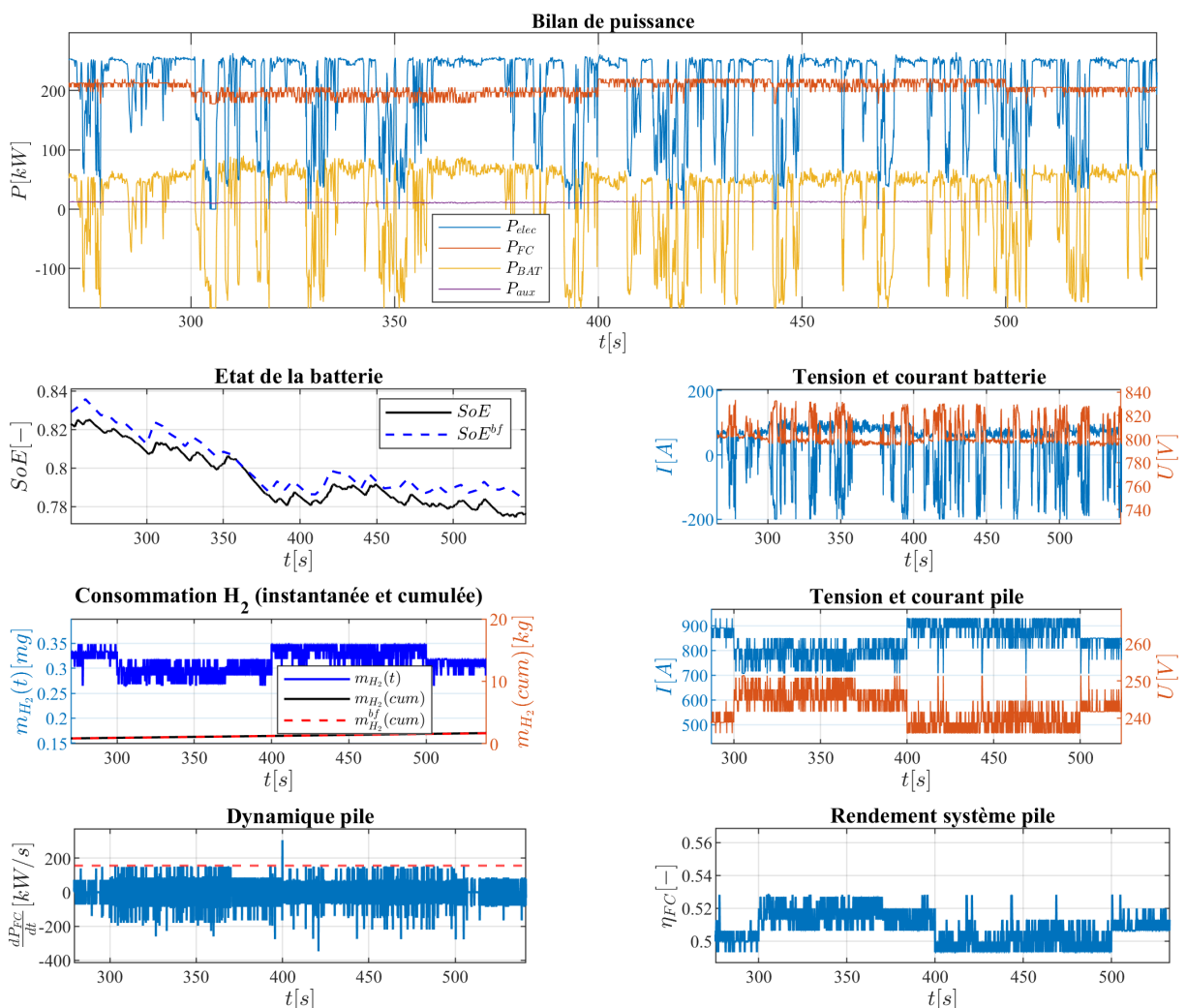


FIGURE 5.12 – Commande optimale sur le profil réel (zoom sur zones mixtes)

Courant et tension du stack évoluent de façon opposée comme observé pour la réponse électrique d'une cellule. Plus le courant de la pile est élevé et plus importantes sont les chutes de tension. L'apparence discontinue des valeurs de tension et du courant de la pile à combustible provient de la discrétisation de la variable de commande. En effet, cela

entraîne un choix optimal du courant de consigne par sauts de manière à satisfaire les contraintes du problème d'optimisation.

Sur zones de limitation de vitesse

Sur les zones de limitation de vitesse à 50 et 30 km/h, la puissance demandée par le véhicule est généralement en dessous des 100 kW. Ce sont donc les phases propices de recharge rapide de la batterie. Comme illustré par la Figure 5.13, l'état d'énergie de la batterie, initialement à sa limite inférieure, augmente très rapidement pour atteindre les 60 %. En effet, même si la puissance demandée est faible, la pile continue de fournir une puissance importante. L'énergie consommée durant cette période par la pile est donc principalement utilisée pour recharger la batterie. Les valeurs de courant de recharge étant importants, il s'en suit une hausse de la tension du bus DC. Cette dernière chute soudainement une fois la limitation de vitesse finie.

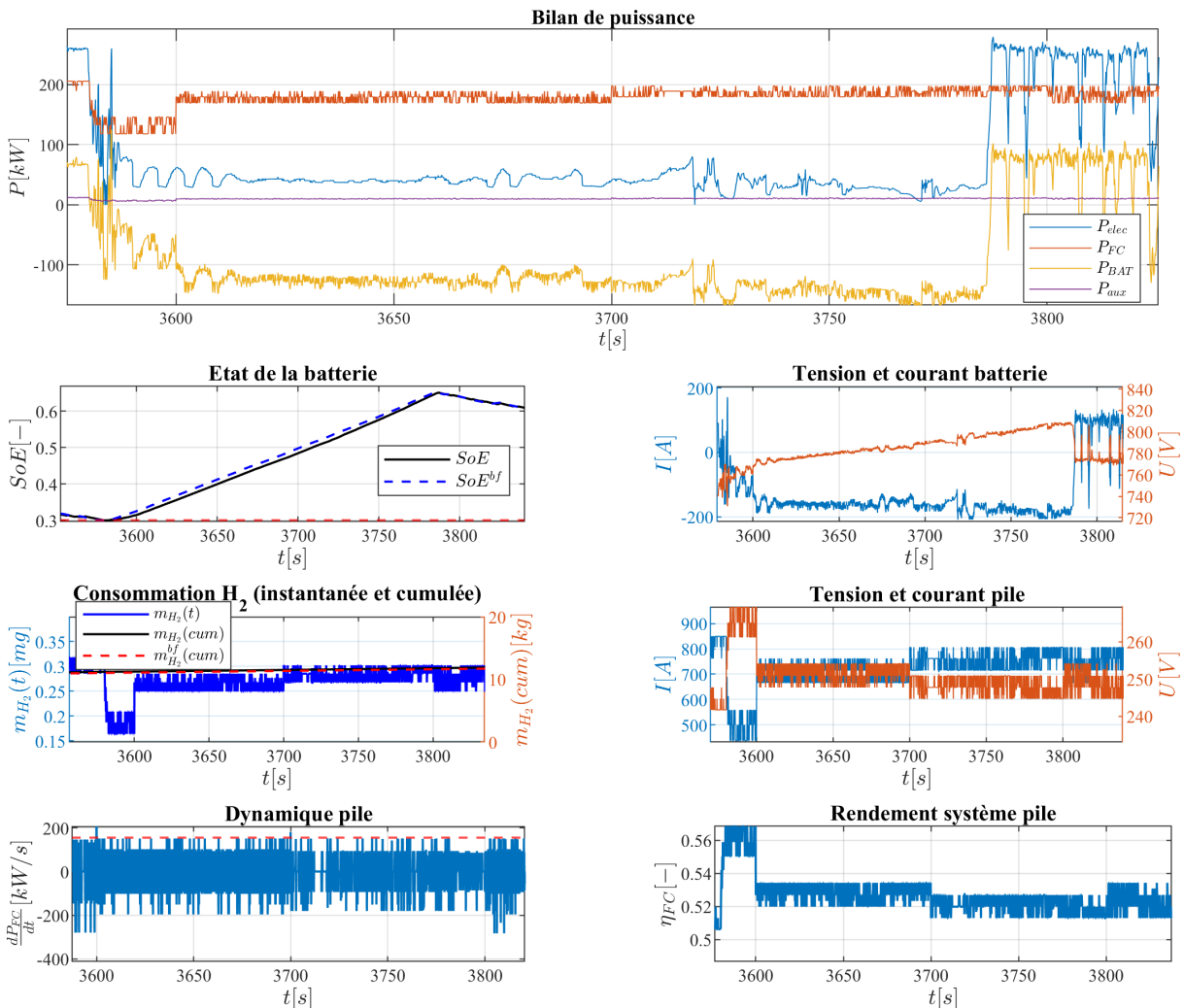


FIGURE 5.13 – Commande optimale sur le profil réel (zoom sur zones à limitation de vitesse)

Les valeurs de tension et courant de la pile ainsi que la consommation d'hydrogène restent relativement constante sur ces zones. Une baisse de la consommation d'hydrogène

permet à la pile d’atteindre un rendement intéressant de 57%. On constate aussi au début de la zone, une incapacité de la pile à respecter la dynamique imposée à cause d’une variation brusque de la demande de puissance.

Synthèse

Les problèmes engendrés par la présence de dynamiques importantes dans la trajectoire à suivre et donc le nombre élevé d’instantants à évaluer avec le profil de puissance réel sont parfaitement traités par les techniques de résolution développées. Toutefois, quelques violations subsistent (13 sur 63000 instants) et témoignent de la non optimalité du dimensionnement utilisé. Il apparaît de fortes similitudes entre les commandes optimales obtenues par la résolution des problèmes d’optimisation respectivement basées sur le profil de puissance réel et son approximation en basse fréquence. En effet, comme illustré dans le Tableau comparatif 5.5, seulement 227 g supplémentaires seront nécessaires pour réaliser la moitié de la course en utilisant le pas de temps de 100 ms. La fonction objectif du problème basse fréquence constitue donc un minorant vers lequel converge la solution du problème réel. La tension de la batterie dépend de variation de son état d’énergie. Comme souligné dans la problématique de stabilisation de tension du bus DC, cette tension n’est pas constante et varie avec une amplitude d’une centaine de volts pour le dimensionnement choisi sur la totalité du profil de puissance.

TABLE 5.5 – Tableau comparatif des résultats de commande optimale sur profil basse fréquence et profil réel

Résultats de commande optimale		
Paramètre	Sur profil basse fréquence	Sur profil réel
Nombre de séquences [-]	1	63
P_{PAC} [kW] (<i>min/moy/max</i>)	169.11/189.87/205.37	117.84/191.37/225.56
$P_{BAT}^{decharge}$ [kW] (<i>moy/max</i>)	57.1/106.65	66.07/151.82
P_{BAT}^{charge} [kW] (<i>moy/max</i>)	75.49/166.62	96.13/166.62
SoE [-] (<i>min/max</i>)	0.3/0.93	0.3/0.92
$SoE(t_0)$ [-]	0.9	0.9
$SoE(t_f)$ [-]	0.396	0.392
Consommation H_2 total [kg]	18.152	18.379
Temps de calcul total [s]	51.321	200.96

Il reste cependant difficile de généraliser l’interprétation des résultats qui est réalisée sur les comportements des sources embarquées car ils dépendent fortement du dimensionnement des composants choisi. La résolution séquentielle des différents morceaux de profil induit des phénomènes de discontinuité à chaque transition de séquence et un temps de calcul plus élevé. Le paramètre qui impacte le plus les résultats d’optimisation est la longueur des différents horizons h_i . Ce dernier fera l’objet d’une étude paramétrique afin d’identifier son influence sur les différents aspects de la commande optimale.

5.3.4 Influence des paramètres de la commande sur la fonction objectif et le temps de calcul

Pour rappel, le paramètre h_i a été introduit pour contourner l'incapacité du solveur (logiciel et matériel) utilisé à résoudre le problème complet associé au profil réel à cause de l'explosion combinatoire. On peut donc anticiper le fait que plus ce paramètre est grand et plus on se rapproche de la résolution du problème de commande optimale initial (une seule séquence). L'étude paramétrique réalisée dans cette section propose d'analyser l'influence de ce paramètre h_i lorsqu'il varie. Ici, nous le considérons compris dans l'intervalle $[250; 3000]$ avec un pas de 250 instants de 100 ms, ce qui correspond à considérer des fenêtres de longueur minimale et maximale respectives de 25 et 300 secondes.

Impact sur la résolution séquentielle

La Figure 5.14 montre l'évolution du nombre de séquences d'optimisation, et leurs valeurs correspondantes de temps de calcul et de fonction objectif.

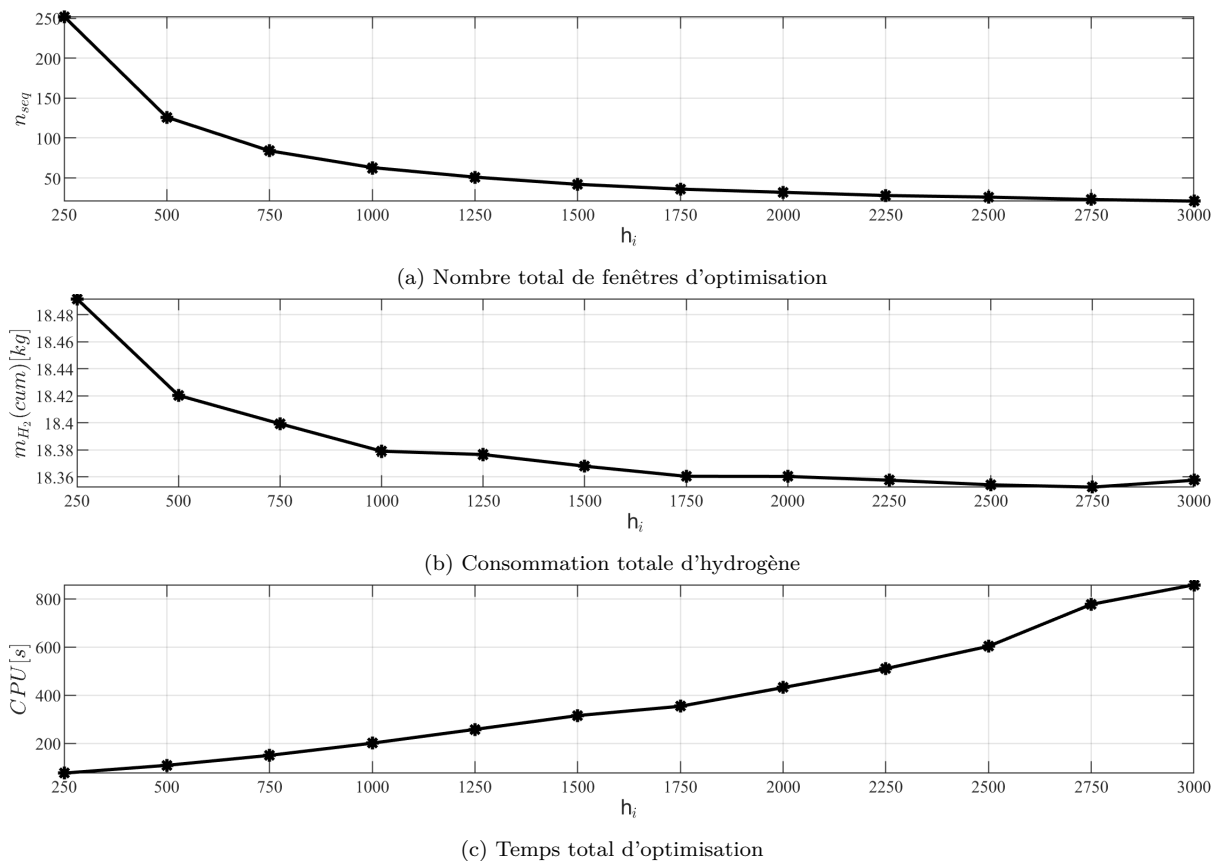


FIGURE 5.14 – Evolution des performances d'optimisation et de la fonction objectif en fonction de la longueur des fenêtres

Pour un profil de puissance réel d'une durée de 6300 secondes soient 63000 pas de temps à évaluer, 252 problèmes d'optimisation doivent être résolus de façon séquentielle pour parcourir la totalité des points avec des fenêtres de 250 instants. Ce nombre décroît à 63 pour des fenêtres de 1000 instants, et à 21 pour 3000 instants. Avec les moyens de calcul utilisés, $h_i = 3000$ constitue la limite supérieure possible pour le problème d'optimisation

traité. Toute tentative de résolution du problème pour une fenêtre supérieure à celle-ci a conduit inexorablement à un crash du solveur.

Le temps de calcul nécessaire pour la résolution de toutes les séquences du problème d'optimisation croît de façon quadratique en fonction de la longueur des fenêtres. Si moins de deux minutes suffisent pour la résolution des 250 séquences, ce temps croît rapidement au fur et à mesure que la taille d'un problème unitaire augmente. Au delà de 2500 instants par séquences d'optimisation, il faut compter plus de 10 minutes pour obtenir des résultats. Ce temps pourrait paraître insignifiant comparé à ce que mettrait la programmation dynamique pour le même problème. Toutefois, rappelons que la finalité de la méthode de commande optimale développée est d'être couplée avec un problème de dimensionnement optimal.

L'évolution de la consommation d'hydrogène en fonction de la longueur des séquences n'est finalement pas si significative que l'on pourrait imaginer. En augmentant la valeur du paramètre h_i , la fonction objectif du problème réel converge vers son minorant qu'est la consommation d'hydrogène obtenue avec le profil basse fréquence. Un gain maximal de seulement 13 grammes est réalisé, ce qui signifie qu'il faut augmenter le temps de calcul de 915.49 % pour s'approcher de la solution optimale avec un gain en hydrogène d'à peine 0.75%.

Impact sur la contrainte conditionnelle de bornage du SoE

Afin de montrer le gain de temps réalisé en introduisant l'évaluation conditionnelle de la contrainte de bornage du SoE abordée dans 5.2.3, les Figures 5.15a et 5.15b illustrent respectivement la taille des matrices creuses A_{prb}^* , et le temps de calcul nécessaire à la résolution des problèmes d'optimisation sur chaque séquence de longueur h_i .

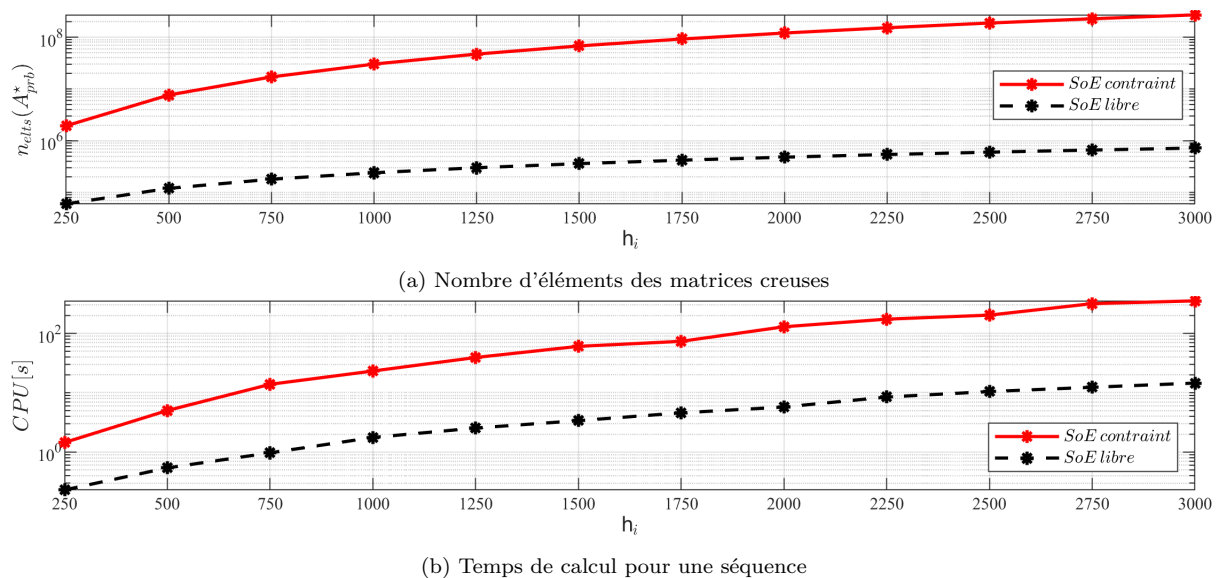


FIGURE 5.15 – Taille et temps de calcul nécessaires pour la résolution d'un problème d'optimisation sur une séquence

On remarque une forte corrélation entre nombre d'éléments de la matrice à traiter et le temps de calcul. Le fait de relaxer la contrainte de bornage des états de la batterie pour des fenêtres où ces valeurs sont naturellement respectées permet donc de gagner en

taille de problème à résoudre et donc en ressources de calcul. A titre d'exemple, un peu moins de 2 secondes sont nécessaires pour résoudre le problème d'optimisation sur une fenêtre de 1000 instants sans considération de la contrainte de bornage contre plus de 20 secondes si on en tient compte ; soit une augmentation de temps de calcul d'un facteur 10. Le nombre de fois où cette contrainte doit être systématiquement prise en compte dans la formulation du problème de commande optimale n'étant en moyenne que de 2 sur toutes les séquences du profil considéré, il est évident que la technique de relaxation conditionnelle permet d'alléger de façon significative la lourdeur de calcul imposée par le cas d'application considéré.

Impact sur la batterie et le suivi de trajectoire du SoE

Comme observé dans le Tableau 5.5, il existe une différence entre les valeurs moyennes et maximales des puissances de charge et de décharge de la batterie selon que l'on utilise le profil basse fréquence ou le profil réel. Ces différences proviennent non seulement de la présence de variations brutales, mais aussi de la résolution séquentielle du problème d'optimisation. La longueur des séquences considérées a donc une incidence sur le suivi de la trajectoire de l'état d'énergie de la batterie en basse fréquence.

La Figure 5.16 illustre la distribution des erreurs relatives en chaque point entre l'état d'énergie réelle de la batterie et celle en basse fréquence pour différentes valeurs du paramètre h_i .

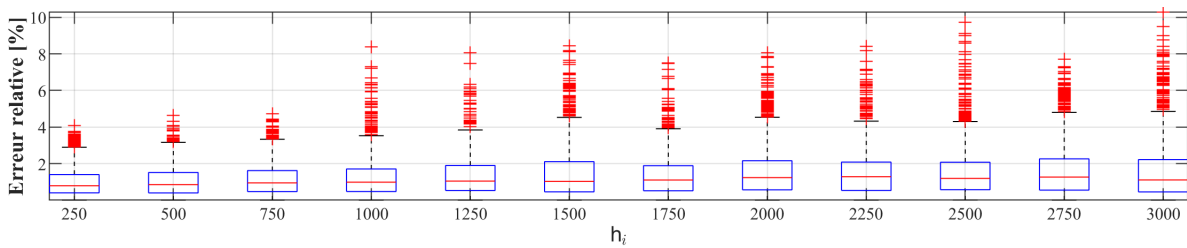


FIGURE 5.16 – Répartition des erreurs relatives entre les trajectoires de SoE du profil réel et du profil basse fréquence

Même si la médiane des erreurs semble ne pas varier quelle que soit la longueur de séquence considérée, on remarque que plus h_i augmente, et plus les écarts maximums entre les deux trajectoires sont importants. Comme la contrainte de suivi n'est appliquée qu'en début et fin de séquence, il va de soi que la batterie se charge et se décharge plus lorsqu'il y a plus de points intermédiaires à parcourir. Enfin, en s'inspirant de l'expression proposée par G. Souffran [Souffran, 2012], il est possible de calculer l'énergie utile E_u^{BAT} de la batterie sur la base de la connaissance de sa courbe de puissance. Elle s'exprime comme suit

$$E_u^{BAT} = \max(E_s(t)) - \min(E_s(t)), \quad (5.28)$$

$$E_s(t) = - \int_{t_0}^t (P_{BAT}(\tau) - P_{moy}^{BAT}) d\tau \quad (5.29)$$

où $E_s(t)$ est l'évolution de l'énergie du dispositif de stockage et la puissance moyenne de la batterie P_{moy}^{BAT} s'exprime par la relation (5.30)

$$P_{moy}^{BAT} = \frac{1}{t_f - t_0} \int_{t_0}^{t_f} P_{BAT}(t) dt. \quad (5.30)$$

La Figure 5.17 illustre en fonction du paramètre h_i , les valeurs de l'énergie utile pour la batterie de 20.32 kWh sélectionnée.

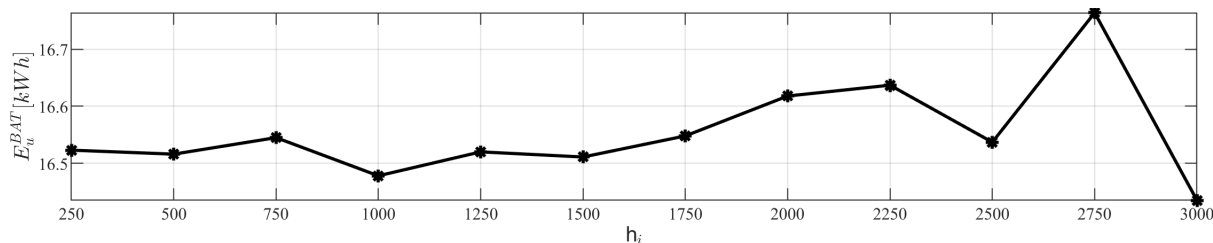


FIGURE 5.17 – Energie utile de la batterie pour différentes longueurs des séquences

En moyenne 16.5 kWh d'énergie utile de la batterie est nécessaire pour réaliser la moitié de la course. Comparé au suivi de la trajectoire de *SoE* où la longueur des séquences impacte la puissance demandée à la batterie, l'énergie utile varie très peu voir presque pas quels que soient les paramètres d'optimisation sélectionnés. Cette analyse montre qu'une attention plus importante devra être accordée à la puissance de la batterie plutôt qu'à son énergie lors de la phase du dimensionnement optimal des composants.

5.4 Conclusion du chapitre et de la partie

En définitive, ce chapitre a permis de présenter une méthode de résolution du problème de commande énergétique optimale adaptée à de longs cycles de conduite. Ces derniers sont caractérisés par un nombre élevé de points d'évaluation (>10000) et rendent difficile voire impossible l'usage des méthodes classiques de commande optimale. Même si les techniques développées ont un impact sur l'optimalité de la solution, les résultats obtenus sont prometteurs à la lueur des gains de temps réalisés et la faible variation de la valeur de la fonction objectif. Mis à part le paramètre h_i , le nombre de variables discrètes de la commande n_u et l'erreur de suivi de la trajectoire ϵ_{SoE} ont un faible impact sur la trajectoire optimale comme nous le montrons dans E. Planté et al. [Planté et al., 2022].

Le dimensionnement utilisé pour valider la commande énergétique de cette partie reste non optimal et subjectif car il ne renseigne pas sur la configuration exacte de la pile et de la batterie et ne prend pas en compte leurs contraintes d'intégration et de masse. Rappelons qu'il s'agit d'un système énergétique destiné à une compétition avec des exigences rigoureuses sur l'encombrement des composants. La finalité de la Partie III sera de proposer une méthode d'optimisation couplée des paramètres de conception et commande optimale du système et de réaliser des études de performance des résultats obtenus.

Troisième partie

Dimensionnement optimal des sources de la chaîne énergétique

Méthodologie du dimensionnement incluant la commande optimale

Sommaire

6.1	Description du problème de dimensionnement	114
6.1.1	Dimensionnement du système pile à combustible	114
6.1.2	Dimensionnement du système de stockage d'énergie	118
6.1.3	Formulation mathématique du problème couplé	119
6.2	Analyse et choix de la méthode de dimensionnement	121
6.2.1	Exploration exhaustive ou "brut force"	122
6.2.2	Méthodes d'optimisation pour problèmes multi-objectifs	123
6.3	Adaptation de la commande optimale au problème de dimensionnement	125
6.3.1	Ré-écriture du problème en fonction de la puissance pile	125
6.3.2	Approximation linéaire par morceaux de la consommation d'hydrogène	127
6.4	Adaptation du profil de puissance au problème de dimensionnement	130
6.4.1	Réduction de la durée du profil de puissance	131
6.4.2	Réduction des instants du profil de puissance	132
6.4.3	Synthèse sur la réduction du profil du puissance	134
6.5	Présentation de la méthode générale de résolution du problème couplé	134
6.6	Conclusion	135

Tout comme le problème de commande optimale, celui du dimensionnement des sources de la chaîne énergétique nécessite une formulation et une méthodologie de résolution. Ces étapes sont d'autant plus importantes puisque la finalité de cette dernière partie est de coupler les phases de conception préliminaire des composants, et de commande hors-ligne du système. L'état de l'art réalisé a déjà permis d'identifier les approches imbriquées comme stratégie de couplage offrant un compromis entre complexité de mise en œuvre et convergence vers un ensemble solution.

Ce chapitre sert à mettre en relation les techniques de résolution du problème d'optimisation de la gestion des flux d'énergie (Chapitre 5) et les méthodes de dimensionnement des composants. Nous présenterons dans un premier temps les modèles utilisés pour la conception du système pile à combustible et du pack batterie. Nous réaliserons ensuite une étude du problème couplé d'optimisation du dimensionnement et de la commande optimale pour trouver la méthode adaptée à sa résolution. Afin de réduire la taille du problème, nous proposerons respectivement une reformulation du problème d'optimisation de la gestion des flux d'énergie et une réduction du profil de puissance pour mieux les intégrer à la stratégie de couplage bi-niveau. La description de l'organigramme résultant conclura le chapitre.

6.1 Description du problème de dimensionnement

Bien que non-optimaux, les paramètres utilisés dans le Chapitre 5 pour la validation de la méthode de commande optimale nous ont donné un aperçu du dimensionnement recherché. Cette section a pour finalité d'identifier les variables de décision du problème de dimensionnement optimal et les contraintes qui leurs sont associées. Dans beaucoup de problèmes, la réduction de la consommation est l'objectif principal ; ici la problématique est différente puisque ce sont les performances en course qui sont recherchées. Pour répondre aux exigences du cas d'application, deux critères ont été retenus : la masse des composants constituant les deux sources et l'énergie totale embarquée. Le premier critère fera l'objet de minimisation pour réduire le poids du véhicule car celui-ci a une influence sur la consommation du véhicule et sa vitesse maximale. L'énergie embarquée sera quant-à-elle maximisée pour augmenter l'autonomie du système de façon à lui permettre de réaliser sans grandes difficultés l'entièreté du circuit. Le besoin formulé étant orienté vers la performance en course, les critères économiques et de vieillissement ne sont pas considérés ici.

6.1.1 Dimensionnement du système pile à combustible

Nous nous intéresserons uniquement aux parties électrique et électrochimique du système pile à combustible, la conception de ses auxiliaires étant hors du cadre de notre recherche. Son dimensionnement englobera donc celui du stack, du réservoir d'hydrogène pour l'énergie embarquée et du convertisseur de puissance.

Dimensionnement du stack de pile

Dimensionner le stack de pile revient à trouver ses caractéristiques électriques et dimensionnelles (géométriques). Si cet exercice se limite très souvent dans la littérature ou

dans quelques fiches techniques à ne spécifier que sa puissance maximale, le choix sera fait dans cette partie de fournir des informations supplémentaires concernant le nombre de cellules N_{FC} , ainsi que leur surface active A_{FC} . Pour rappel, il est possible de trouver la puissance maximale en amont et en aval du convertisseur que peut délivrer le système pile en utilisant les équations (6.1a) et (6.1b), soient :

$$\begin{cases} P_{max}^{FC} = A_{FC} \cdot J_{max}^{FC} \cdot N_{FC} \cdot V_{FC_{cell}}, & (6.1a) \\ P_{outDC_{max}} = P_{max}^{FC} \cdot \eta_{conv} & (6.1b) \end{cases}$$

Tandis que N_{FC} fournit des informations sur la tension résultante de l'empilement des cellules, A_{FC} permet de connaître le courant maximal que celles-ci peuvent débiter. Ces deux paramètres sont considérés de façon distincte à cause de leur utilité dans le calcul de la masse du stack.

Comme illustré à la Figure 6.1, le stack de la pile est constitué de l'assemblage membrane électrode, des plaques bipolaires, et des plaques terminales référencées dans les futures équations par les indices "AME", "PB", et "PT".

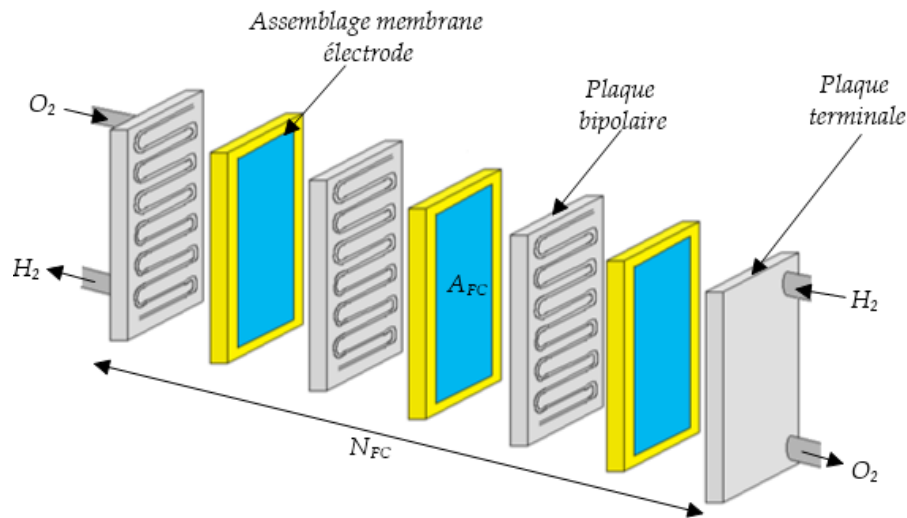


FIGURE 6.1 – Configuration du stack de pile

En considérant que chacun de ces composants est homogène dans le stack, il est donc possible d'évaluer sa masse comme suit

$$M_{FC_{stack}} = M_{AME} + M_{PB} + M_{PT}. \quad (6.2)$$

Mise à part la masse des plaques terminales que nous supposons fixes, la masse des plaques bipolaires et des AME sera calculée en fonction de leurs densités massiques respectives ρ_{APB} et ρ_{AME} en $[kg/m^2]$ fournie pour une technologie de pile donnée. Nous obtenons ainsi les expressions (6.3) et (6.4)

$$M_{AME} = S_{P_{total}} \cdot \rho_{AME} \cdot N_{FC} \quad (6.3)$$

$$M_{PB} = S_{P_{total}} \cdot \rho_{APB} \cdot (N_{FC} + 1), \quad (6.4)$$

où le paramètre $S_{P_{total}} = \frac{A_{FC}}{a_S}$, en $[m^2]$ est la surface totale d'une plaque de la pile à combustible en considérant a_S comme étant le rapport entre la surface active et la surface totale.

Dimensionnement du réservoir

La pile n'étant qu'un convertisseur, toute l'énergie dont elle dispose provient de l'hydrogène embarqué dans le réservoir. Pour une quantité M_{H_2} donnée d'hydrogène, la valeur maximale de cette énergie est exprimée ci-dessous

$$E_{max}^{FC} = M_{H_2} \cdot PCI_{H_2} \cdot \eta_{FC_{max}} \cdot \eta_{conv}. \quad (6.5)$$

Le type de stockage d'hydrogène le plus courant pour électrifier un véhicule est la forme gazeuse à haute pression. Gaz très léger et peu dense, l'hydrogène nécessite d'être fortement comprimé avant d'être embarqué. On rencontre sur le marché plusieurs types de réservoirs d'hydrogène en fonction de la pression qu'ils supportent. Initialement à 350 bars, les réservoirs les plus avancés et les plus répandus aujourd'hui sont ceux à 700 bars. À cette pression, on peut stocker environs 5 kg d'hydrogène dans un réservoir de 125 litres soit une masse volumique de 42 kg/m^3 contre près de 0.090 kg/m^3 à pression et température normales. Le poids étant le critère à minimiser pour le problème de dimensionnement, la Figure 6.2 fournit les tendances de masse et de volume des réservoirs d'hydrogène en fonction de leur pression et de leur contenance.

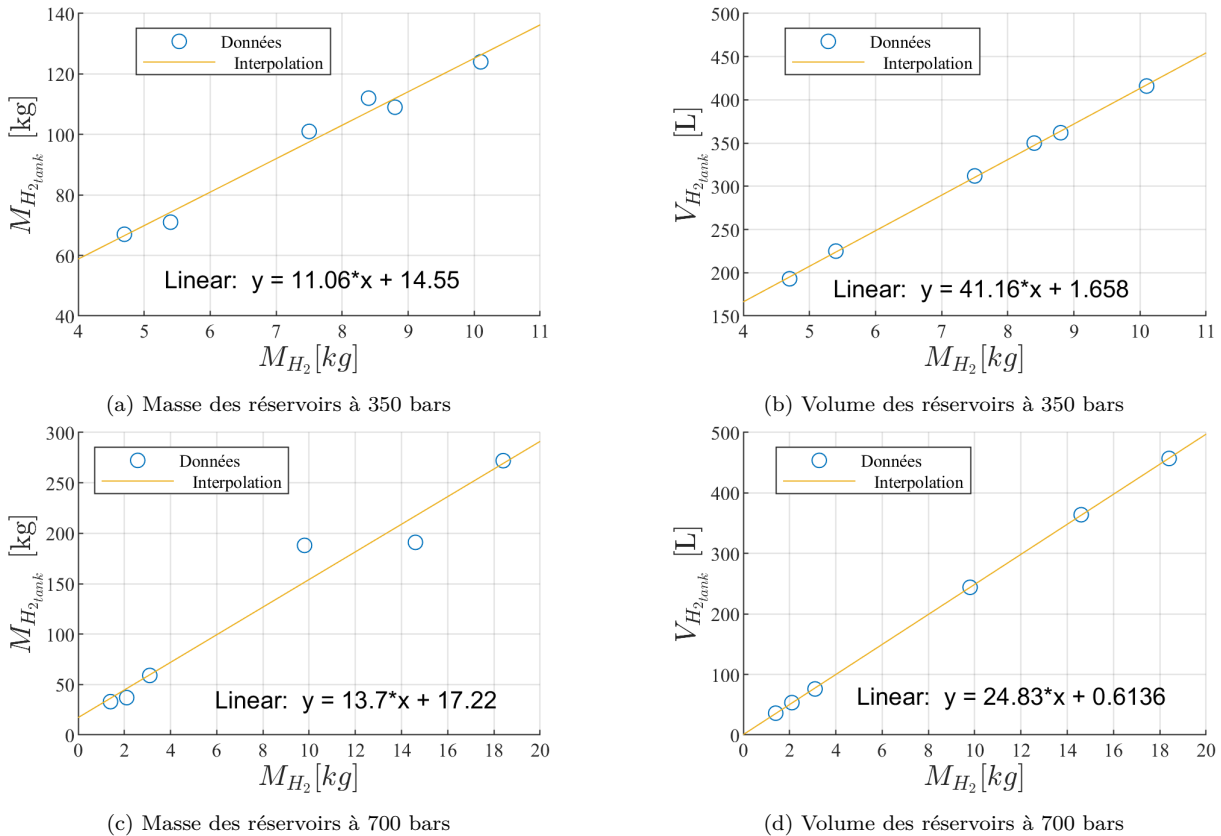


FIGURE 6.2 – Masse et volume des réservoirs d'hydrogène [Hexagon Purus, 2023]

Si le volume des réservoirs est systématiquement linéaire par rapport à la masse d'hydrogène embarquée, la masse des réservoirs s'éloigne faiblement des interpolations linéaires obtenues. Elle dépend du matériau utilisé, du niveau de sécurité en fonction des sollicitations, et du type de système dans lequel le réservoir est embarqué. Pour une pression de 700 bars, il faut donc compter en moyenne un facteur 14 entre la masse d'hydrogène embarquée et la masse du réservoir. On comprend très vite l'orientation de l'hydrogène vers des applications de mobilité lourde où la contrainte de poids et d'encombrement n'est pas la plus importante. Dans notre cas, des interpolations sont effectuées pour exprimer la masse du réservoir plein en fonction de la masse d'hydrogène M_{H_2} requise pour réaliser la mission $M_{H_2_{\text{tank}}}$. La relation peut s'exprimer selon l'expression suivante :

$$M_{H_2_{\text{tank}}} = \beta_1(P_{\text{tank}}) \cdot M_{H_2} + \beta_2(P_{\text{tank}}). \quad (6.6)$$

où les coefficients $\beta_1(P_{\text{tank}})$ et $\beta_2(P_{\text{tank}})$ sont respectivement le coefficient directeur et l'ordonnée à l'origine des approximations linéaires, et dépendent de la pression P_{tank} considérée.

Choix du convertisseur

Le vocabulaire "choix" du convertisseur est préféré au terme "dimensionnement" car la sélection des interrupteurs de puissance, des inductances et condensateurs, de même que le calcul de leurs valeurs ne seront pas réalisés dans ce paragraphe.

Pour objectivement tenir compte de la masse M_{conv} du convertisseur DC-DC selon la conception du système pile à combustible et par rapport à un convertisseur commercial de référence, sa densité de puissance $P_{d_{\text{conv}}}$ est approximée par une fonction polynomiale du troisième degré. La Figure 6.3 illustre l'évolution de la densité de puissance d'un convertisseur par rapport à sa puissance maximale en entrée P_{max}^{FC} .

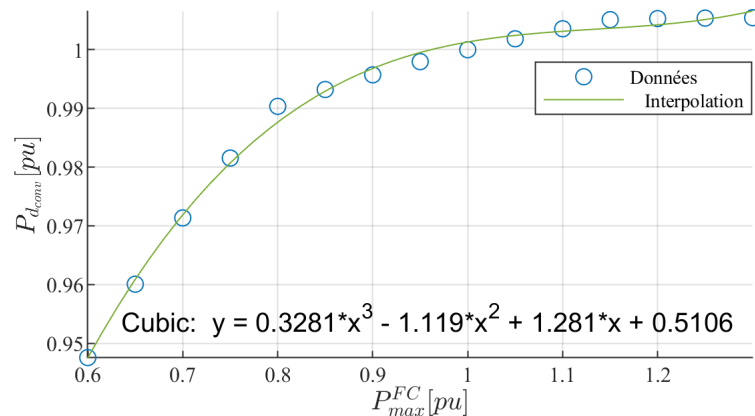


FIGURE 6.3 – Estimation de la densité de puissance du convertisseur DC-DC (pu :per unit) [Delhommais et al., 2017]

La densité de puissance $P_{d_{\text{conv}}}^{\text{design}}$ du convertisseur à choisir en fonction du dimensionnement de la pile est exprimée comme suit

$$P_{d_{\text{conv}}}^{\text{design}} = P_{d_{\text{conv}}}^{\text{ref}} \left(a_3 P_{\text{pu}}^3 + a_2 P_{\text{pu}}^2 + a_1 P_{\text{pu}} + a_0 \right), \quad (6.7)$$

où $a_j, j = \{0, 1, 2, 3\}$ sont les coefficients de la fonction polynomiale. Le paramètre adimensionnel P_{pu} représente le rapport entre la puissance maximale de la pile à combustible et la puissance d'entrée du convertisseur de référence soit

$$P_{pu} = \frac{P_{FC_{max}}}{P_{conv_{max}}^{ref}}, \quad (6.8)$$

et les exposants “design” et “ref” font respectivement allusion au convertisseur à choisir et celui de référence. Les contraintes de tension liées à ce choix sont exprimées aux équations (6.9) et (6.10), et indiquent que la tension résultante du stack de pile doit être comprise entre les limites inférieure $U_{conv_{min}}^{LS}$ et supérieure $U_{conv_{max}}^{LS}$ de tension d'entrée admissible par le convertisseur

$$N_{FC} \cdot \min(V_{FC_{cell}}) \geq U_{conv_{min}}^{LS} \quad (6.9)$$

$$N_{FC} \cdot \max(V_{FC_{cell}}) \leq U_{conv_{max}}^{LS}. \quad (6.10)$$

6.1.2 Dimensionnement du système de stockage d'énergie

Le dimensionnement réalisé de la batterie consiste à trouver le nombre et la configuration des cellules nécessaires à hybrider avec le système pile à combustible pour réaliser la mission. En utilisant les équations (6.12) et (6.11), les deux données cruciales de la batterie que sont sa puissance et son énergie sont calculées ci-dessous

$$E_{max}^{BAT} = N_s \cdot N_p \cdot Q_{cell} \cdot \max(V_{oc_{cell}}) \quad (6.11)$$

$$P_{max}^{BAT} = N_s \cdot \max(V_{oc_{cell}}) \cdot I_{max}^{decharge}, \text{ si } P_{max}^{BAT} > 0 \quad (6.12)$$

$$P_{min}^{BAT} = N_s \cdot \max(V_{oc_{cell}}) \cdot I_{max}^{charge}, \text{ si } P_{min}^{BAT} < 0 \quad (6.13)$$

Les grandeurs E_{max}^{BAT} , P_{max}^{BAT} et P_{min}^{BAT} dépendent du nombre de cellules en série N_s , du nombre de branches ou modules en parallèle N_p , et de la chimie de la cellule représentée par sa capacité, sa résistance interne, sa caractéristique en tension et ses taux de charge et de décharge. Si l'on suppose généralement inutile d'optimiser le nombre de cellules en série N_s en considérant que la tension du pack est fixe, l'application étudiée ne permet pas de valider cette hypothèse. Pour une chimie fixée, les paramètres de conception du pack de batterie retenus sont donc N_s et N_p . Cela suppose que le choix de la technologie de cellule ainsi que sa chimie est réalisée en amont, l'optimisation de ces paramètres nécessitant des modèles plus avancés pour tenir compte de la taille des particules, de la conductivité des matériaux, de l'épaisseur et de la porosité des électrodes.

Tout comme le système pile à combustible, le choix est fait de s'intéresser à la minimisation de la masse du système de stockage d'énergie. La Figure 6.4 illustre les éléments constitutifs d'un pack batterie. Il est constitué :

- des cellules regroupées en modules ;
- du BMS regroupant les éléments de protection et de commande nécessaire à la sécurité d'opération du pack ;
- du système de refroidissement pour éviter la surchauffe des batteries ;

- du boîtier de raccordement et ses connectiques servant à interfacer le pack avec les autres composants ;
- et du caisson englobant les éléments pré-cités.

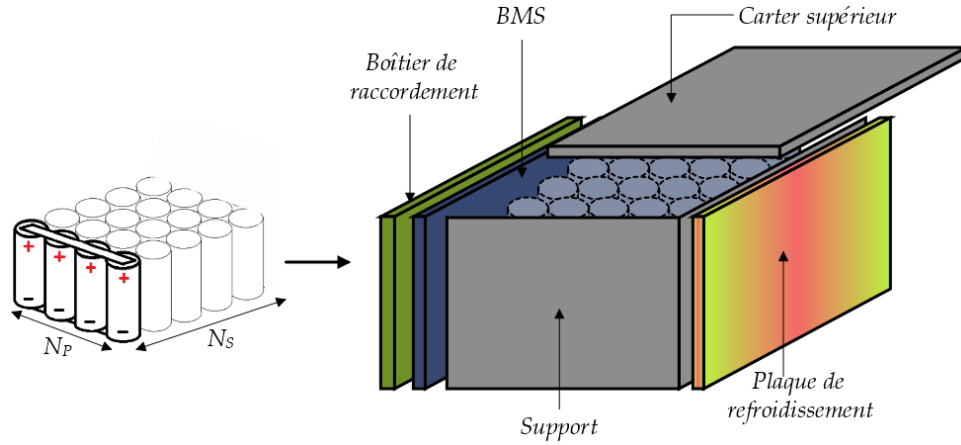


FIGURE 6.4 – Configuration du pack batterie

La masse totale du pack est calculée à l'aide de la relation (6.14) et regroupe la masse des cellules et celle des autres composants regroupées sous la désignation de “casing”.

$$M_{BAT} = N_s \cdot N_p \cdot m_{BAT_{cell}} (1 + \lambda_{casing}), \quad (6.14)$$

où $m_{BAT_{cell}}$ est la masse unitaire de chaque cellule, et λ_{casing} représente le rapport entre la masse du casing et la masse des cellules à assembler pour constituer le pack.

En plus d'être en mesure de fournir avec la pile l'énergie et la puissance nécessaire à la réalisation du circuit, le pack batterie se doit d'avoir des limites de tension compatibles avec celles en aval du convertisseur U_{conv}^{HS} de la pile et celles du groupe onduleur-moteur U_{mot} . Cette contrainte est exprimée par la relation (6.15)

$$U_{min}^{DC} \leq U_{BAT}(t) \leq U_{max}^{DC}, \quad (6.15)$$

où U_{DC} est la tension du bus bornée par ses limites inférieure U_{min}^{DC} et supérieure U_{max}^{DC} telles que

$$U_{min}^{DC} = \max \left(U_{conv_{min}}^{HS}, U_{min}^{mot} \right), \quad (6.16)$$

$$U_{max}^{DC} = \min \left(U_{conv_{max}}^{HS}, U_{max}^{mot} \right). \quad (6.17)$$

6.1.3 Formulation mathématique du problème couplé

Le problème à résoudre regroupe les fonctions coût du dimensionnement et de la commande optimale ainsi que leurs contraintes respectives. En désignant par x_{sizing} le vecteur de variables de décision du dimensionnement, et x_{pms} celui des variables de décision de la commande, il est possible de formuler mathématiquement le problème d'optimisation couplé à l'aide de l'Equation (6.18). Le problème de dimensionnement est bi-objectif.

Il vise simultanément à minimiser la masse des composants électriques à dimensionner $M_{FCEV_{elec}}$, et à maximiser l'énergie totale que le système embarque $E_{FCEV_{total}}$.

$$\begin{aligned}
 & \min_{x_{sizing}} \quad \Phi_{0_1} = M_{FCEV_{elec}} \\
 & \max_{x_{sizing}} \quad \Phi_{0_2} = E_{FCEV_{total}} \\
 & \text{s.t.} \quad M_{FCEV_{elec}} \leq M_{FCEV_{max}} \\
 & \quad E_{max}^{FC} + E_{max}^{BAT} \geq E(\varphi) \\
 & \quad P_{outDC_{max}} + P_{max}^{BAT} \geq P_{max}(\varphi) \\
 & \quad U_{CONV_{min}}^{LS} \leq U_{FC}(t) \leq U_{CONV_{max}}^{LS} \\
 & \quad U_{min}^{DC} \leq U_{BAT}(t) \leq U_{max}^{DC} \\
 & \min_{x_{pms}} \quad C_0 = \int_{t_0}^{t_f} q_{H_2}(t) dt \\
 & \text{s.t.} \quad P_{elec}(t) + P_{aux}(t) = P_{outDC}(t) + P_{BAT}(t) \\
 & \quad I_{min}^{FC} \leq I_{FC}(t) \leq I_{max}^{FC} \\
 & \quad P_{min}^{FC} \leq P_{FC}(t) \leq P_{max}^{FC} \\
 & \quad \frac{d}{dt} P_{FC}(t) \leq \mathbf{d}_{FC} \\
 & \quad m_{H_2}|_{t_0}^{t_f} \leq M_{H_2} \\
 & \quad P_{min}^{BAT} \leq P_{BAT}(t) \leq P_{max}^{BAT} \\
 & \quad SoE_{min} \leq SoE(t) \leq SoE_{max} \\
 & \quad SoE(t_f) = SoE^{target} \\
 & \quad x_{sizing} = \{N_s, N_p, N_{FC}, A_{FC}, M_{H_2}\} \\
 & \quad x_{pms} = \{I_{FC}(t) \text{ ou } P_{FC}(t)\} \\
 & \quad N_s, N_p, N_{FC} \in \mathbb{N} \\
 & \quad A_{FC}, M_{H_2}, I_{FC}(t), P_{FC}(t) \in \mathbb{R},
 \end{aligned} \tag{6.18}$$

avec

$$\begin{cases} M_{FCEV_{elec}} = M_{FC_{stack}} + M_{BAT} + M_{H_2_{tank}} + M_{conv}, & (6.19a) \\ E_{FCEV_{total}} = E_{max}^{FC} + E_{max}^{BAT}. & (6.19b) \end{cases}$$

Cinq variables de décision sont associées au problème de dimensionnement à traiter et permettent de trouver les paramètres de conception de la pile, de son réservoir, et de la batterie. Tandis que N_s , N_p et N_{FC} ne peuvent prendre que des valeurs entières, la surface active des cellules du stack A_{FC} et la quantité d'hydrogène à embarquer M_{H_2} sont des nombres réels positifs. Le paramètre $M_{FCEV_{max}}$ désigne la limite supérieure tolérée de la masse totale des composants considérés, c'est-à-dire la masse maximale que peut supporter le châssis du véhicule. Les autres contraintes permettent quant-à-elles de garantir la fourniture de toute l'énergie et la puissance maximale demandée par le profil de puissance, et de garantir des niveaux de tension de la pile et de la batterie compatibles respectivement à ceux du convertisseur et du bus DC.

Au vu du pré-dimensionnement à réaliser, et de la nécessité d'y inclure les contraintes liées à la commande optimale, la stratégie bi-niveau présentée dans la Section 2.6.2 est

celle qui se prête le mieux à l'écriture et à la résolution du problème couplé. La commande développée s'imbrique dans le dimensionnement des composants et correspond au problème d'optimisation de niveau inférieur. Pour résoudre ce dernier, les approches combinatoires ont été retenues et utilisées dans la Partie II. La solution obtenue dépend à la fois des variables de décision du dimensionnement et de la commande. Il ne reste plus qu'à identifier la méthode qui permettra de résoudre le problème d'optimisation de niveau supérieur et qui s'associe aisément aux techniques de résolution développées pour la répartition optimale d'énergie et de puissance.

6.2 Analyse et choix de la méthode de dimensionnement

Le choix de formuler le problème de dimensionnement (6.18) en utilisant une approche multi-critère se justifie par la difficulté à résoudre un problème mono-objectif qui viserait à maximiser l'énergie massique $\frac{E_{FCEV_{total}}}{M_{FCEV_{elec}}}$ du système d'énergie électrique embarquée. En effet, cette expression conduit à un problème fortement non linéaire dont la résolution pourrait nécessiter de nombreuses approximations.

L'approche multi-critère visant à minimiser la masse $M_{FCEV_{elec}}$ et à maximiser l'énergie $E_{FCEV_{total}}$ conduit à un problème bi-objectif et permettra de converger vers un ensemble de solutions qui constituent des compromis au problème mono-objectif initial.

Un problème d'optimisation multi-objectif se présente sous la forme

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathcal{X}} \quad & \Phi_0(x) = \min_x (\Phi_{0_1}(x), \Phi_{0_2}(x), \dots, \Phi_{0_n}(x)) \\ \text{s.t.} \quad & g_i(x) \leq 0, i \in \{1, \dots, p\}, \\ & h_j(x) = 0, j \in \{1, \dots, m\}, \end{aligned} \tag{6.20}$$

où la fonction coût $\Phi_0 : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}^n$ est le vecteur contenant les critères d'évaluation $\Phi_{0_1}(x), \Phi_{0_2}(x), \dots, \Phi_{0_n}(x)$ toutes définies de $\mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$. Les fonctions $g_i : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$ et $h_j : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$ sont respectivement les contraintes d'inégalité et d'égalité, et \mathcal{X} est l'ensemble dans lequel est défini le vecteur de variable de décision x . La résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif conduit à construire un front de Pareto défini de la façon suivante : pour un problème de minimisation, l'ensemble des solutions x^* fait partie du front de Pareto si et seulement si

$$\begin{aligned} \forall x \in \mathcal{X}, \forall q \in \{1, \dots, n\} : \Phi_{0_q}(x^*) \leq \Phi_{0_q}(x), \text{ et} \\ \exists r \in \{1, \dots, n\} : \Phi_{0_r}(x^*) < \Phi_{0_r}(x). \end{aligned} \tag{6.21}$$

On dit en d'autres termes que x^* domine toute autre solution x s'il n'existe aucun critère d'évaluation Φ_{0_q} pour lequel $\Phi_{0_q}(x^*)$ est supérieur à $\Phi_{0_q}(x)$, et au moins un critère Φ_{0_r} pour lequel x^* est strictement meilleur que x . Le front de Pareto constitue ainsi l'ensemble des meilleurs compromis car une solution améliorant un critère d'évaluation peut en défavoriser une autre comme l'illustre la Figure 6.5

L'allure d'un front de Pareto dépend du type de problème traité, de la présence ou l'absence de contraintes et de la nature des variables de décision. Il peut donc être continu

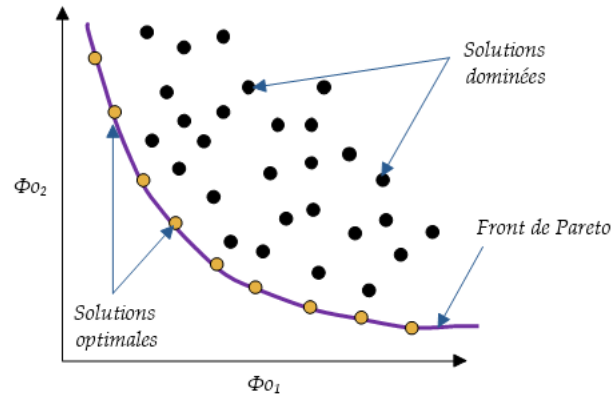


FIGURE 6.5 – Illustration d’un front de Pareto pour un problème d’optimisation bi-objectif

ou discontinu, et de forme diverse (linéaire, quadratique convexe, etc ...). Dans [Li and Yao, 2019], trois indicateurs de qualité permettent de caractériser un front de Pareto. Il s’agit de :

- la convergence qui représente l’évolution des solutions candidates ;
- la cardinalité qui est le nombre de solutions trouvées ;
- la diversité qui renseigne sur la nature des solutions.

Ce dernier indicateur regroupe les notions de répartition et d’uniformité, et permet d’évaluer la distribution des solutions dans leur ensemble de départ. Il est relativement simple d’apprécier ces indicateurs pour un problème bi-objectif en se servant de méthodes visuelles. Pour un nombre de critères d’évaluation supérieur à 2, des techniques plus poussées seront nécessaires.

Le problème d’optimisation du dimensionnement des composants étant bi-objectif, il est nécessaire de procéder à un choix d’une méthode d’optimisation appropriée.

6.2.1 Exploration exhaustive ou “brut force”

Une exploration exhaustive a été tout d’abord mise en œuvre pour déterminer les paramètres de conception satisfaisant les contraintes du problème de dimensionnement, et garantissant l’existence d’une solution pour le problème de commande optimale. Ne reposant sur aucun principe d’optimisation, il s’agit de balayer tout l’espace de recherche prédéfini, et d’en dégager la ou les meilleures solutions. Cette méthode souffre d’une limitation fondamentale : celle de voir le temps de calcul augmenter de manière proportionnelle au nombre de combinaisons possibles à évaluer. La résolution du problème de commande optimale étant déjà chronophage et contraignante en termes d’espace mémoire, son couplage avec une exploration exhaustive serait doublement handicapant. Le calcul suivant permet de l’illustrer. En désignant par \bar{t}_{cmd} , le temps moyen de résolution d’un problème de commande optimale, et N_{evals} le nombre de sous-problèmes de dimensionnement à résoudre, le temps total d’optimisation du problème couplé t_{dim} est égal à

$$t_{dim} = \bar{t}_{cmd} \cdot N_{evals}. \quad (6.22)$$

En choisissant seulement cinq valeurs possibles pour chacune des cinq variables de dimensionnement soit $N_{evals} = 3125$, et un temps moyen de résolution du problème de

commande optimale $\bar{t}_{cmd} = 127s$ (cumul des temps de résolution sur le profil basse fréquence puis sur le profil réel), la centaine d'heures de calcul est déjà dépassée sans avoir la garantie de respecter toutes les contraintes du problème.

Le caractère mixte des variables de décision pourrait également nous orienter vers les approches combinatoires pour la résolution du problème de dimensionnement. Cela ferait du problème couplé une optimisation simultanée avec la nécessité de discrétiser à leur tour les variables de conception. Cette option ne semble pas envisageable au vu de la complexité de résolution et des problèmes déjà rencontrés avec la commande optimale. De plus, la présence de produits entre variables de décision conduirait à un problème qui n'est plus linéaire, mais non linéaire en nombres entiers. Procéder à un changement de variable ou à une transformation de produits en sommes semble une approche tout autant complexe et pourrait conduire à supposer fixe une des variables respectivement entre N_s et N_p , et entre N_{FC} et A_{FC} .

Le recours à des méthodes différentiables étant rendu difficile par la présence des variables entières, les méthodes méta-heuristiques apparaissent comme une alternative au type de problème à résoudre. Elles sont présentées dans la section suivante.

6.2.2 Méthodes d'optimisation pour problèmes multi-objectifs

Pour résoudre un problème multi-objectif, [Karl et al., 2022] distingue l'usage des approches scalaires et des algorithmes évolutionnaires.

Les approches scalaires

Elles reposent sur le principe de transformation du problème multi-objectif en un problème mono-objectif en y introduisant les coefficients τ_q tels que le problème (6.20) soit équivalent au problème (6.23)

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathcal{X}} \quad & \Phi_0(x) = \min_x \sum_{q=1}^n \tau_q \cdot \Phi_{0_q}(x) \\ \text{s.t.} \quad & g_i(x) \leq 0, i \in \{1, \dots, p\}, \\ & h_j(x) = 0, j \in \{1, \dots, m\}. \end{aligned} \tag{6.23}$$

Cette transformation permet de simplifier le problème à résoudre mais conduit à des solutions qui dépendent fortement des poids affectés à chaque critère d'évaluation. L'exercice devient plus complexe pour un problème d'optimisation soumis à des contraintes où ces dernières nécessiteront également d'être réévaluées.

Même si le problème de dimensionnement traité est bi-objectif, il reste néanmoins difficile de régler les coefficients associées à la masse du véhicule et à l'énergie qu'elle embarque. Une alternative serait d'exprimer la masse des batteries en fonction du kilowattheure fourni et celle de la pile en fonction de sa puissance maximale, mais cette approche reviendrait à s'affranchir des variables de conception précédemment définis. Ainsi, même si les approches scalaires peuvent s'appuyer sur des techniques d'exploration exhaustive ou d'algorithmes déterministes, elles sont robustes mais souffrent des problèmes de formulation et de temps de calcul.

Les algorithmes évolutionnaires

Les algorithmes évolutionnaires ou bio-inspirés se basent sur des principes biologiques d'évolution que l'on retrouve dans la nature. Adaptés aux problèmes d'optimisation dits de type "boîtes noires", leur principal atout est de ne pas reposer sur une formulation rigoureuse ou de ne pas nécessiter de propriété particulière pour le problème à résoudre comme la continuité ou la dérivabilité. La Figure 6.6 illustre le principe général d'un algorithme évolutionnaire.

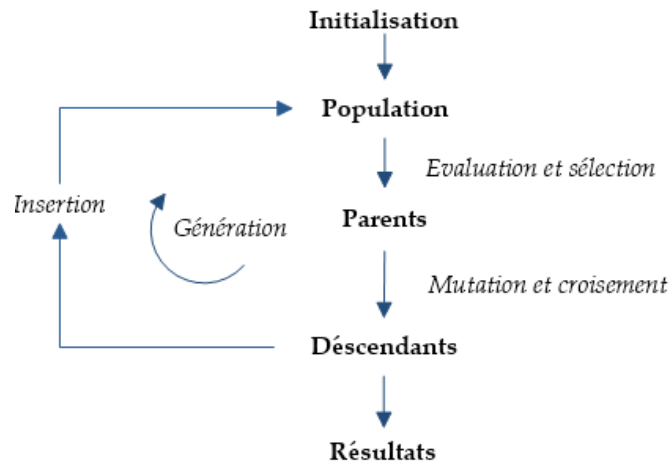


FIGURE 6.6 – Principe des algorithmes évolutionnaires

On y retrouve les étapes suivantes dont la réalisation d'une boucle correspond à une génération : l'initialisation de la population consiste à choisir un ensemble de valeurs potentiellement solution du problème évalué. Une fois les fonctions évaluées, on procède à la sélection des parents constitués des valeurs ayant le plus de chance de converger vers la solution recherchée. Une étape de mutation et de croisement est ensuite réalisée dans la population des parents pour générer des descendants qu'on introduit ensuite dans la population initiale. De cette manière, on vise une convergence de la population vers la ou les solutions optimales du problème d'optimisation.

L'algorithme du NSGA-II est celui qui a été retenu et utilisé dans cette thèse. Faisant partie des algorithmes évolutionnaires les plus employés pour la résolution de problèmes d'optimisation bi-objectifs, il repose sur le principe de dominance des fronts de Pareto, et utilise des techniques de tri pour obtenir un classement de la population. À chaque résolution, les meilleures solutions de chaque objectif sont classées en tête, et les solutions restantes sont retenues ou rejetées en fonction de leur distance par rapport aux précédentes. L'algorithme du NSGA-II souffre comme toute méthode évolutionnaire de certaines faiblesses. Sa convergence dépend fortement de ses paramètres internes de réglage : il s'agit de la population initiale, du taux de mutation, du type de sélection, et du nombre d'itérations.

Le NSGA-II perd de son efficacité pour la minimisation de plus de deux critères d'évaluation. D'autres algorithmes comme le recuit simulé, l'optimisation par essais particuliers ou l'optimisation bayésienne restent des options qui pourraient aussi être testées.

Même si l'usage de l'algorithme du NSGA-II nous affranchit de l'exploration exhaustive, cette approche ne règle pas le problème lié au temps de résolution. En effet, ce temps

intègre celui de la résolution du problème de commande optimale qui reste toujours conséquent si l'on désire explorer une population relativement nombreuse. Ce temps de calcul est d'autant plus important lorsqu'on souhaite avoir un nombre de générations de population suffisamment grand pour s'assurer d'avoir convergé. Nous faisons donc le choix d'adapter la formulation de la commande optimale et le profil de puissance au problème de dimensionnement dans les sections suivantes. L'objectif de ces deux adaptations est d'accélérer le temps d'évaluation des sous-problèmes du dimensionnement pour élargir le domaine de recherche des solutions.

6.3 Adaptation de la commande optimale au problème de dimensionnement

La formulation du problème de commande énergétique optimale en considérant le courant de la pile comme variable de commande a permis d'explorer les atouts des approches combinatoires et de proposer des solutions à leur limitation principale qu'est l'explosion de la taille du problème. Même si la fonction objectif considérée est linéaire en fonction du courant, il n'en est pas de même pour les contraintes qui nécessitent un calcul intermédiaire de la tension de la pile pour trouver les puissances respectives de chaque source impliquée dans la satisfaction de la demande. Bien que non linéaire vis-à-vis de la consommation d'hydrogène, l'usage de la puissance pile comme variable de commande pourrait se révéler intéressante pour plusieurs raisons. La reformulation du problème de commande optimale en fonction de la puissance de la pile est présentée dans cette section avec les opportunités qu'elle offre sur la réduction de la discrétisation n_u des variables de commande et son intégration dans le problème de dimensionnement optimal.

6.3.1 Ré-écriture du problème en fonction de la puissance pile

Pour ré-écrire le problème de gestion des flux d'énergie, considérons de nouveau la formulation mathématique du problème de commande optimale introduit en 5.1 comme suit

$$\begin{aligned}
 \min_{P_{FC}} \quad & C_0 = \int_{t_0}^{t_f} q_{H_2}(P_{FC}, t) dt \\
 \text{s.t.} \quad & P_{elec}(t) + P_{aux}(t) = P_{outDC}(t) + P_{BAT}(t), \\
 & P_{min}^{FC} \leq P_{FC}(t) \leq P_{max}^{FC}, \\
 & \frac{d}{dt} P_{FC}(t) \leq \mathbf{d}_{FC}, \\
 & m_{H_2}|_{t_0}^{t_f} \leq M_{H_2}, \\
 & P_{min}^{BAT} \leq P_{BAT}(t) \leq P_{max}^{BAT}, \\
 & SoE_{min} \leq SoE(t) \leq SoE_{max}, \\
 & SoE(t_f) = SoE^{target},
 \end{aligned} \tag{6.24}$$

où la variable de commande $u(t)$ est désormais associée à la puissance P_{FC} et non au courant I_{FC} .

La formulation (6.24) s'apparente à un problème linéaire mis à part la forme quadratique de la consommation d'hydrogène en fonction de sa nouvelle variable de décision. Une discrétisation de cette dernière similaire à celle effectuée dans (5.1) est donc nécessaire pour sa résolution.

La fonction objectif peut donc s'exprimer sous la forme d'une combinaison linéaire entre les variables d'activation $\xi(t_k)$ et les valeurs discrètes de puissance pile P_{FC_i}

$$P_{FC}(t) = \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot P_{FC_i} \right), \quad (6.25)$$

$$C_0 = \sum_{k=1}^{Ndt} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot q_{H_2}(P_{FC_i}) \right) \Delta t. \quad (6.26)$$

En adoptant une démarche semblable à celle présentée dans la Section 5.1.2, il est possible de formuler le problème de commande optimale sous forme combinatoire en fonction de la puissance pile comme suit

$$\begin{aligned} \min_{\xi} \quad & C_0 = \sum_{k=1}^{Ndt} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot q_{H_2}(P_{FC_i}) \right) \Delta t \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_{k+1}) \cdot P_{FC_i} \right) - \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot P_{FC_i} \right) \leq \mathbf{d}_{FC} \cdot \Delta t, \\ & \sum_{k=1}^{Ndt} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot q_{H_2}(P_{FC_i}) \right) \Delta t \leq M_{H_2}, \\ & P_{min}^{FC} \leq P_{FC_i} \leq P_{max}^{FC}, \\ & P_{min}^{BAT} \leq f_{P_{BAT}}(\varphi(t), \xi(t)) \leq P_{max}^{BAT}, \\ & E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE_{max} \right) \leq \sum_{t=t_0}^{t_k} f_{P_{BAT}}(\varphi(t), \xi(t)) \Delta t \leq E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE_{min} \right), \\ & E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE^{target}(1 + \epsilon_{SoE}) \right) \leq \sum_{k=1}^{Ndt} f_{P_{bat}}(\varphi(t_k), \xi(t_k)) \Delta t \leq E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE^{target}(1 - \epsilon_{SoE}) \right), \\ & \sum_{i=1}^{n_u} \xi_i(t_k) = 1, \\ & \xi_i(t_k) \in \{0, 1\}, \end{aligned} \quad (6.27)$$

où la fonction $f_{P_{BAT}}(\varphi(t_k), \xi(t_k))$ s'exprime en fonction des données du profil de puissance, de la consommation des auxiliaires, et des valeurs discrètes de la puissance pile. Il est alors possible de calculer les états de la batterie et ses limites de fonctionnement comme suit

$$f_{P_{BAT}}(\varphi(t_k), \xi(t_k)) = P_{elec}(t) + P_{aux}(t_k) - \eta_{conv} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot P_{FC_i} \right). \quad (6.28)$$

Le problème reformulé sous forme combinatoire dans (6.27) en considérant la puissance comme variable de décision présente les avantages suivants : la dynamique de la pile est directement liée à sa puissance. Cette relation simplifie l'écriture des contraintes en comparaison de l'approche utilisée dans la Partie II où la connaissance de la variation de la puissance de la pile en fonction de la densité de courant était nécessaire. L'autre avantage est relatif au calcul de la fonction $f_{P_{BAT}}$ qui ne dépend désormais que des valeurs de puissances des composants du système et de leur rendement. Le convertisseur de la pile n'est certes pas commandé en puissance, mais cela ne constitue pas de limitation pour la nouvelle formulation proposée. En effet, la finalité du problème de niveau inférieur

n'est pas de fournir une commande temps réel du système mais une trajectoire optimale hors-ligne.

Il reste cependant un problème non traité : celui de la discrétisation de la variable de commande et la quantification de la fonction non linéaire $q_{H_2}(P_{FC})$ comme illustré à la Figure 4.8b. Si une discrétisation uniforme est suffisante avec le courant de la pile pour calculer la consommation d'hydrogène du fait de son comportement linéaire, adopter un principe identique à (5.2) avec la puissance pile conduit au problème illustré à la Figure 6.7. Le premier choix consiste à considérer un pas uniforme suffisamment fin pour épouser la forme quadratique de $q_{H_2}(P_{FC})$ et faire face à des problèmes de taille de problème pour une grande valeur de n_u . A l'inverse, choisir n_u relativement petit permet de réduire la taille des matrices de contraintes mais génère des écarts non négligeables entre la consommation réelle et son approximation.

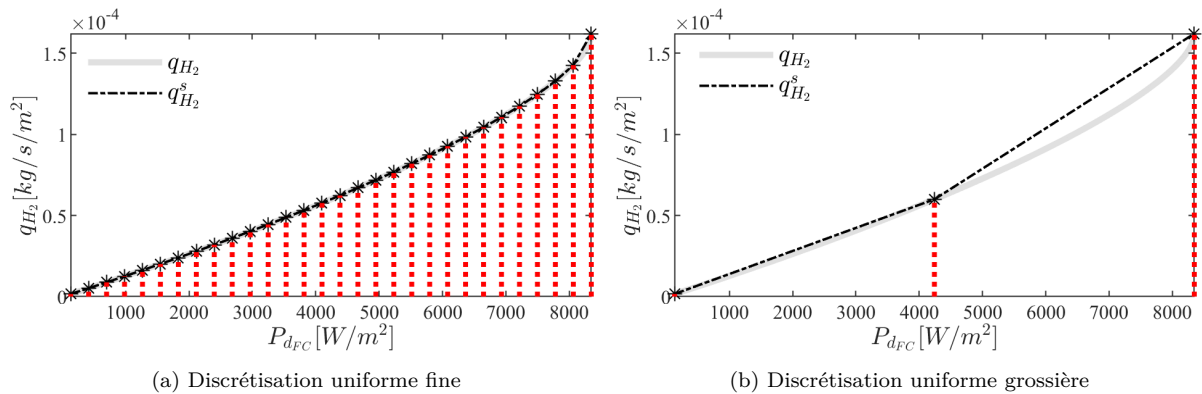


FIGURE 6.7 – Impact de la discrétisation uniforme de la puissance pile sur la consommation d'hydrogène

Il ressort donc de cette analyse qu'une discrétisation uniforme de la puissance pile n'est pas la méthode la plus adaptée. Le compromis trouvé est détaillé à la section suivante. Il consistera à minimiser le nombre de points de discrétisation tout en gardant une erreur acceptable entre la fonction $q_{H_2}(P_{FC})$ et ses approximations linéaires par morceaux.

6.3.2 Approximation linéaire par morceaux de la consommation d'hydrogène

Il est courant de recourir à des fonctions linéaires par morceaux (par nature discontinues) pour approximer des fonctions non linéaires d'expression explicite connue ou inconnue pour lesquelles seules les coordonnées de quelques points sont disponibles. Ce principe couramment utilisé dans la littérature et présenté par [Lin et al., 2013] est employé pour trouver les valeurs discrètes de puissance pile dont le raccordement linéaire des différents segments épouse au mieux la forme de la fonction $q_{H_2}(P_{FC})$.

La méthode de discrétisation implémentée est traduite par le problème d'optimisation (6.29).

$$\begin{aligned}
 \min_{idx(s)} \quad & SE = \sum_{s=1}^S E_s \\
 \text{s.t.} \quad & E_s = \sum_{k=idx(s)}^{idx(s+1)} \left(q_{H_2}(P_{FC}(k)) - q_{H_2}^s(P_{FC}(k)) \right)^2, \\
 & k \in \{1, \dots, N\}, \\
 & s \in \{1, \dots, S\}, \\
 & idx(1) = 1, \\
 & idx(S+1) = N, \\
 & \forall k \in [idx(s); idx(s+1)] : q_{H_2}^s(P_{FC}(k)) = a_s \cdot P_{FC}(k) + b_s.
 \end{aligned} \tag{6.29}$$

Ce dernier vise à trouver les abscisses optimales $idx(s)$ des points de raccordement de $P_{FC}(idx(s))$ qui, reliés entre eux minimisent l'erreur quadratique SE entre la fonction $q_{H_2}(P_{FC})$ et son approximation $q_{H_2}^s(P_{FC})$. Les nombres entiers N et S désignent respectivement le nombre de points utilisés pour tracer la fonction non-linéaire $q_{H_2}(P_{FC})$, et le nombre de segments linéaires désirés. La fonction $q_{H_2}^s(P_{FC})$ représente l'approximation linéaire de $q_{H_2}(P_{FC})$ sur le segment s comme illustré à la Figure 6.8. Son coefficient directeur a_s et son ordonnée à l'origine b_s sont calculés comme suit

$$a_s = \frac{q_{H_2}(P_{FC}(idx(s+1))) - q_{H_2}(P_{FC}(idx(s)))}{P_{FC}(idx(s+1)) - P_{FC}(idx(s))}, \tag{6.30}$$

$$b_s = q_{H_2}(P_{FC}(idx(s))) - a_s \cdot P_{FC}(idx(s)). \tag{6.31}$$

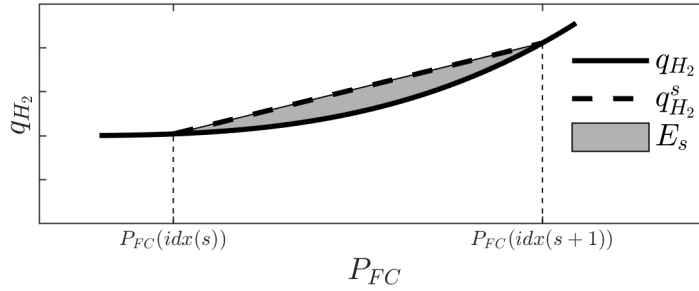


FIGURE 6.8 – Illustration de l'erreur entre une fonction quadratique et son approximation linéaire

Pour résoudre le problème d'optimisation (6.29), la méthode de programmation dynamique récursive proposée et détaillée dans [Camponogara and Nazari, 2015] a été utilisée. Une normalisation des variables de puissance pile $\overline{P_{FC}}$ et celle de de la consommation d'hydrogène $\overline{q_{H_2}}$ décrite aux équations (6.32) et (6.33) a été effectuée au préalable de façon à obtenir des échelles de valeurs adimensionnelles et éviter des soucis de précision des calculs numériques.

$$\overline{P_{FC}} = \frac{P_{FC}}{\max(P_{FC})}, \tag{6.32}$$

$$\overline{q_{H_2}} = \frac{q_{H_2}}{\max(q_{H_2})}. \tag{6.33}$$

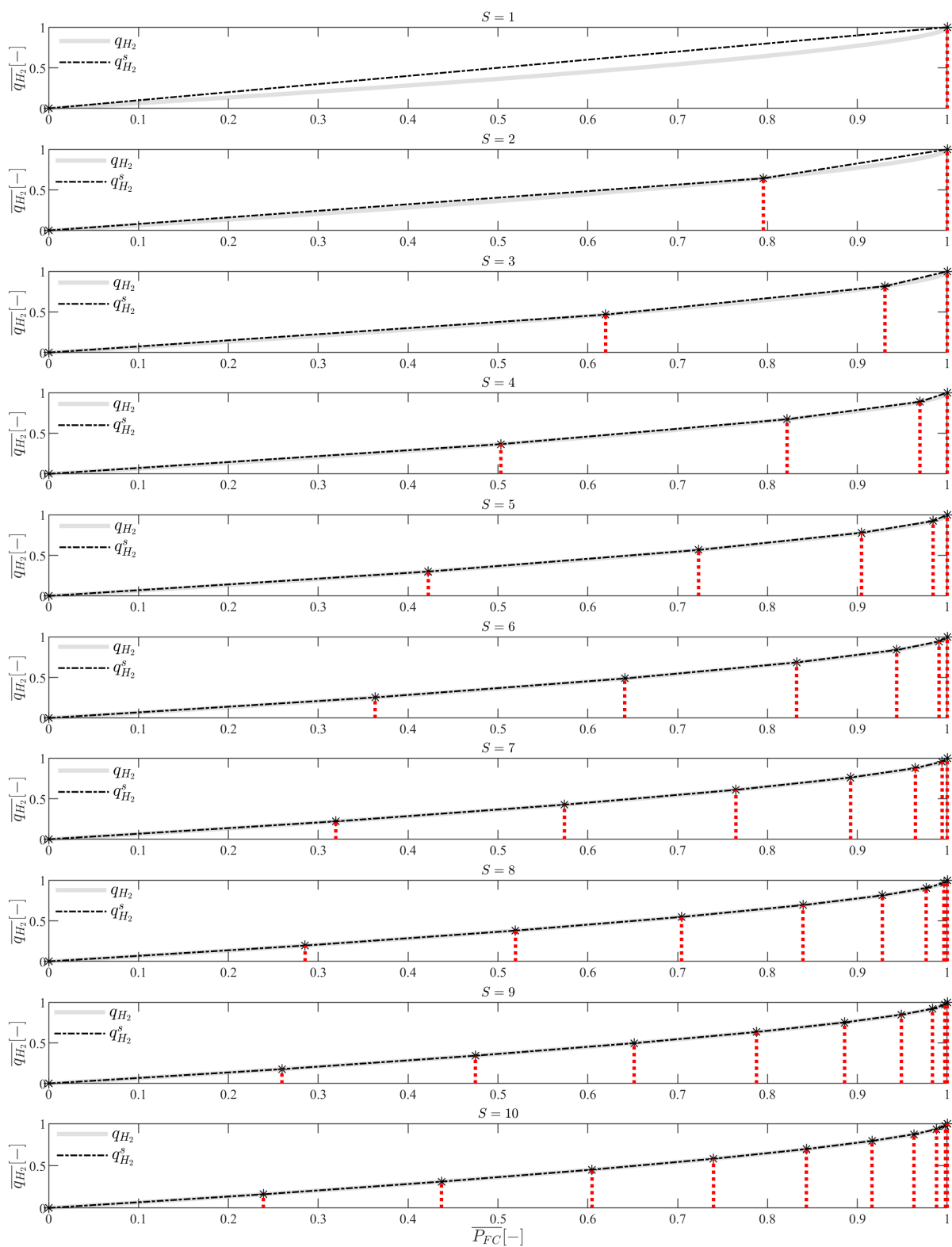


FIGURE 6.9 – Résultats de discrétisation non-uniforme de la puissance pile en fonction du nombre de segments

La Figure 6.9 illustre les résultats d'optimisation de la discrétisation de la variable de commande P_{FC} pour un nombre de segments linéaires $S \in \{1 : 10\}$, soit des paramètres

de discrétisation $n_u \in \{2 : 11\}$.

On remarque que la minimisation de l'erreur quadratique entre la courbe de consommation d'hydrogène et son approximation linéaire par morceaux conduisent à une discrétisation non-uniforme de la puissance pile. En effet, plus l'on augmente le nombre de segments linéaires S et plus l'on constate une discrétisation fine pour des valeurs élevées de P_{FC} . Ce résultat issu de l'algorithme d'optimisation s'explique par le fait que la convexité de la courbe devient de plus en plus importante au fur et à mesure que la puissance pile croît. Par conséquent, la valeur de sa dérivée croît, et des segments de plus en plus rapprochés sont nécessaires.

La Figure 6.10 illustre sur une échelle logarithmique, l'évolution de l'erreur quadratique en fonction du nombre total de segments considérés.

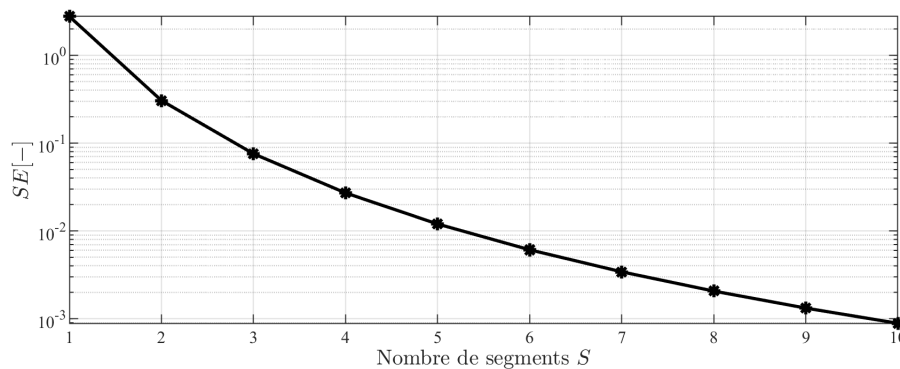


FIGURE 6.10 – Evolution de l'erreur quadratique en fonction du nombre de segments

Il n'est donc pas nécessaire de procéder à une discrétisation uniforme fine de la puissance pile pour obtenir une approximation linéaire relativement fidèle à la consommation d'hydrogène. La méthode proposée permet de réduire les écarts d'approximation avec une erreur qui décroît exponentiellement avec l'augmentation du nombre de morceaux. Pour un nombre de segments linéaires $S \geq 6$, une erreur quadratique acceptable $SE \leq 10^{-2}$ est obtenue ; ce qui permet de réduire les valeurs du paramètre n_u et de diminuer considérablement la taille du problème de commande optimale.

Afin de développer une optimisation bi-niveau efficace, nous proposons donc ici une adaptation de l'optimisation de la commande optimale hors-ligne en deux étapes. La première consiste à utiliser la puissance pile plutôt que le courant comme variable de décision dans la formulation sous forme combinatoire. La deuxième étape consiste à élaborer une méthode de discrétisation non-uniforme qui repose sur une linéarisation par morceaux optimisée afin de réduire la taille du problème. Une étude comparative des résultats issus de la formulation initiale du problème de commande et ceux obtenus suite à cette adaptation pour un dimensionnement donné est réalisée dans l'Annexe B.

6.4 Adaptation du profil de puissance au problème de dimensionnement

S'affranchir de la résolution en plusieurs séquences du problème de commande optimale pour un dimensionnement fixé devient impératif pour gagner du temps et avoir la possibilité d'évaluer plusieurs solutions de dimensionnement du système. Pour combiner

les étapes de résolution sur le profil basse fréquence et les résolutions séquentielles sur le profil réel, deux alternatives sont proposées dans cette section : il s'agit de la réduction de la durée et des instants du profil de puissance.

6.4.1 Réduction de la durée du profil de puissance

Comparé aux profils de puissance normalisés qu'on retrouve dans la littérature (UDDS, WLTP, NEDC, WHTC, VECTO, etc...), celui que nous considérons pour cette application est excessivement long de par sa durée (>3h de temps de conduite) et un pas de temps de 100 ms (nombre de points à évaluer > 120000) à considérer pour être représentatif de la dynamique. Pour dimensionner un véhicule qui réponde aux attentes de ce profil de puissance exigeant, il n'est pas nécessaire de le considérer dans son entièreté. Avoir une image réduite de ce profil de puissance qui regroupe la majorité voire la totalité des traits caractéristiques de ce dernier serait suffisant. Cette approche nous permettrait d'extraire un profil de puissance représentatif de durée réduite qui incorpore toutes les phases de la course identifiées dans la Section 3.3.3.

En appelant E_p , l'énergie consommée par le véhicule lors de la phase de circuit p avec $p = \{rt, sd, mt, z50, z30\}$, le rapport énergétique ζ_p de chaque phase est obtenu à l'aide du Tableau 3.2, et est exprimé comme suit

$$\zeta_p = \frac{E_p}{E(\varphi)} \quad (6.34)$$

$$\sum_p E_p = E(\varphi). \quad (6.35)$$

Un profil de puissance représentatif et de durée réduite est finalement construit en utilisant les coefficients ζ_p et en introduisant le paramètre $\kappa(\varphi)$ qui est le rapport d'énergie entre le profil de puissance réel en entier φ et sa forme réduite φ'

$$\kappa(\varphi) = \frac{E(\varphi')}{E(\varphi)} \quad (6.36)$$

$$E(\varphi') = \kappa(\varphi) \sum_p \zeta_p E(\varphi). \quad (6.37)$$

Le profil représentatif de durée réduite obtenu est illustré à la Figure 6.11.

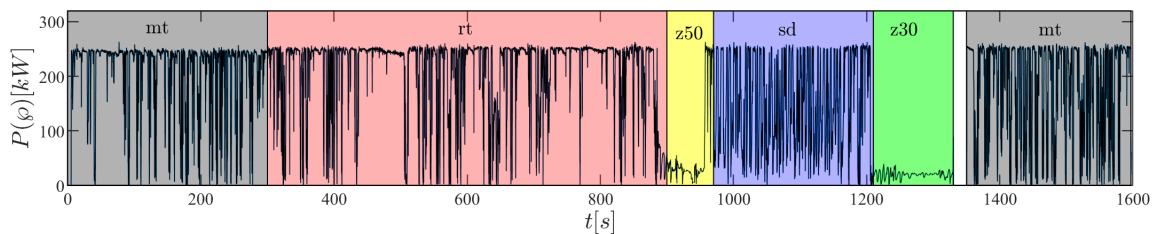


FIGURE 6.11 – Profil de puissance de durée réduite

On peut y remarquer toutes les phases du profil de puissance réel ainsi que l'instant de démarrage de la course correspondant à la demande de puissance maximale sur tout le circuit.

Le profil représentatif dure près de 1600 secondes, et correspond à une énergie de 80.76 kWh soit un ratio d'énergie de 14% par rapport au profil réel entier. Le dimensionnement du système et plus particulièrement des dispositifs de stockage d'énergie (batterie et réservoir d'hydrogène) dépend non seulement des phases de conduite, mais aussi de l'énergie totale nécessaire pour réaliser la course entière. Pour cela, l'utilisation du profil représentatif de durée réduite ne servira qu'à la résolution du problème de commande optimale. La formulation du problème couplé devra quant-à-elle prendre en compte les paramètres ζ_p et $\kappa(\varphi)$ pour trouver les paramètres de conception valides pour le profil entier.

6.4.2 Réduction des instants du profil de puissance

Si l'on se réfère aux résultats obtenus dans le Chapitre 5, un profil de puissance d'une durée de 1600 s correspond, pour un pas de temps constant $\Delta t = 100ms$, à un paramètre $h_\varphi = 16000$. Ce dernier demeure assez grand pour une résolution en une seule séquence du problème de commande optimale. Il n'est pas non plus possible de n'utiliser que le profil basse fréquence car les fortes dynamiques y sont absentes. Nous montrons d'ailleurs dans [Planté et al., 2023b] que l'alternative d'utiliser uniquement le profil basse fréquence pour coupler dimensionnement et commande optimale n'est pas robuste et conduit à un sous-dimensionnement de la batterie.

Pour réduire le nombre d'instantes du profil représentatif sans supprimer les dynamiques, une technique similaire à celle présentée dans (6.29) est utilisée. Elle consiste à élaborer un profil à pas de temps variable de sorte que l'erreur quadratique entre ce dernier et le profil représentatif soit minimisée. En procédant ainsi, on réduit significativement le nombre de points à évaluer tout en gardant une certaine fidélité par rapport au profil à pas de temps fixe. L'intérêt de cette méthode est de pouvoir conserver aussi bien l'énergie que les fortes dynamiques qui sont supprimées en considérant le profil basse fréquence.

La Figure 6.12 illustre les courbes superposées du profil réel P_{elec} de durée réduite ainsi que ses approximations en basses fréquences P_{elec}^{bf} et à pas de temps variable P_{elec}^{vstep} .

Si le fait d'appliquer un filtre gaussien au profil de puissance réel ne permet pas au profil basse fréquence de lui être fidèle surtout pour les phases de dunes, le profil de puissance à pas de temps variable épouse mieux la dynamique de conduite du véhicule. Tout comme pour la courbe de consommation d'hydrogène en fonction de la puissance pile, un pas grossier est privilégié pour des variations relativement faibles. À l'opposé, un pas fin est nécessaire lorsque la dérivée de la courbe est importante. Ainsi, on constate des pas de temps de l'ordre de la dizaine de secondes pour les zones de limitation de vitesse mais de quelques centaines de millisecondes pour les zones de dune.

La Tableau 6.1 fournit quelques informations permettant de quantifier la fidélité des profils de puissance basse fréquence et à pas de temps variable par rapport au profil représentatif de durée réduite.

Avec seulement 581 points pour le profil de puissance à pas de temps variable, on est en mesure de garder des informations clés pour la résolution du problème couplé de dimensionnement et de commande. Au delà de l'énergie qui est globalement conservée tout comme avec le profil basse fréquence, l'avantage supplémentaire du profil de puissance à pas de temps variable est de conserver les dynamiques et les vrais ordres de grandeur de puissance du profil réel. Son utilisation permettra la résolution d'un problème couplé dont la solution ne s'éloigne pas du cas réel traité.

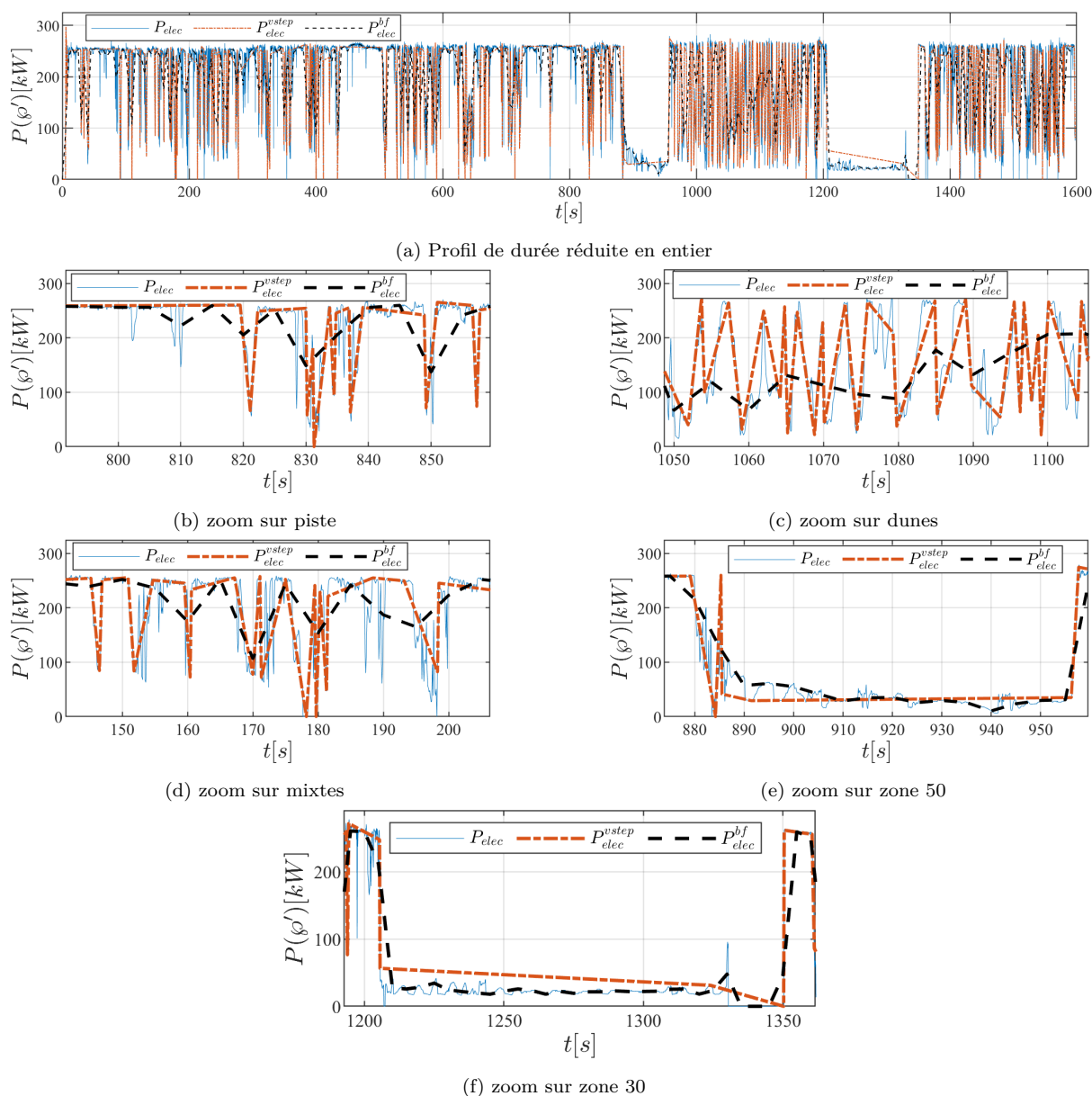


FIGURE 6.12 – Illustration des allures basse fréquence et pas de temps variable sur le profil de durée réduite

TABLE 6.1 – Comparaison des profils de durée réduite basse fréquence et à pas de temps variable

Paramètre	Profil représentatif de durée réduite	Profil représentatif basse fréquence	Profil représentatif à pas de temps variable
$E(\varphi) [kWh]$	80.76	80.35	81.57
$P_{elec} [kW] (max/moy)$	296.97/181.99	264.49/181.06	296.97/183.82
Dynamique moyenne $[kW/s]$	115.21	11.26	46.36
Durée [s]	1597.5	1597.5	1597.5
Nombre d'instant h_φ	15972	320	581
Durée d'un instant [s]	$\Delta t = 0.1$	$\Delta T = 5$	variable

6.4.3 Synthèse sur la réduction du profil du puissance

Le besoin de réduire le profil de puissance (en durée et en nombre de points) est né de la nécessité de l'adapter aux méthodes d'optimisation retenues pour le dimensionnement incluant l'optimisation de la commande. L'usage d'un profil de puissance à pas de temps variable introduit des changements dans l'écriture sous forme combinatoire du problème de commande optimale que nous explicitons dans l'Annexe B. Pour finir, les méthodes utilisées pour la réduction du profil de puissance pourraient être améliorées en utilisant des techniques de clustering proposées par [Fazlollahi et al., 2014] ou de génération de profils abordée par [Schwarzer and Ghorbani, 2013].

6.5 Présentation de la méthode générale de résolution du problème couplé

La Figure 6.13 illustre l'architecture détaillée de la stratégie de couplage du problème d'optimisation du dimensionnement et sa commande hors ligne que nous proposons.

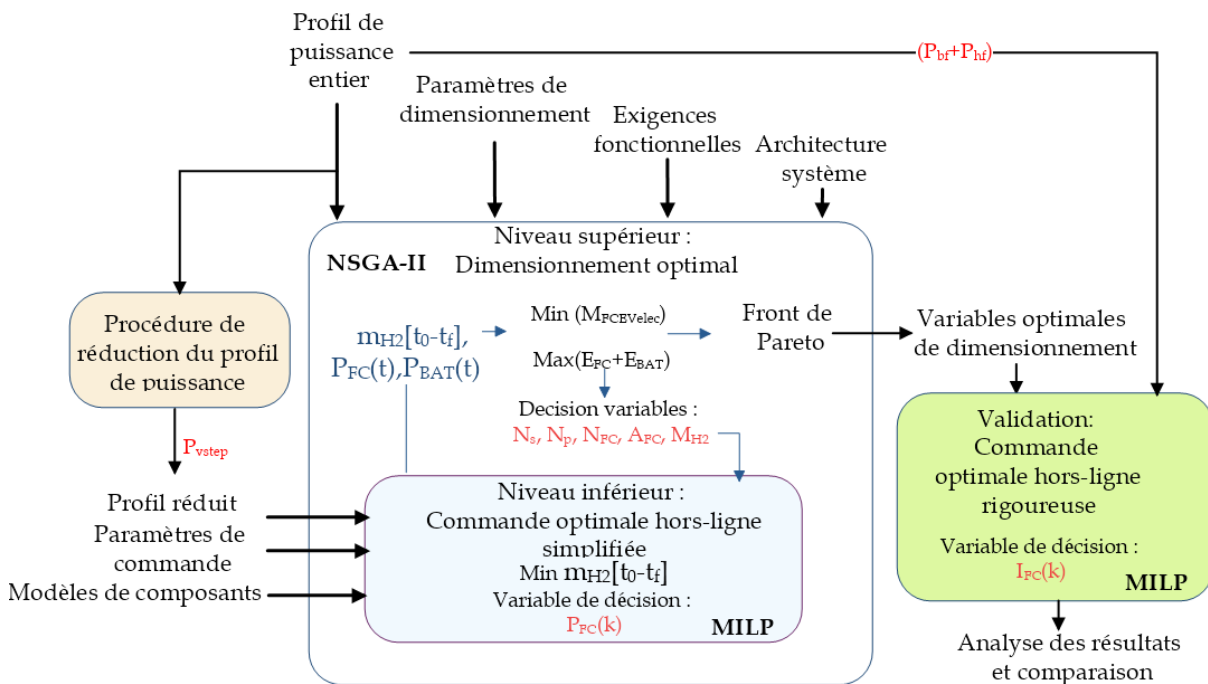


FIGURE 6.13 – Structure détaillée de l'optimisation bi-niveaux

Au niveau supérieur, le problème d'optimisation du dimensionnement est résolu à l'aide de l'algorithme du NSGA-II et utilise le profil de puissance réel dans sa totalité φ . Le problème d'optimisation du niveau inférieur utilise des algorithmes de type MILP. Il fait recours à la discrétisation optimisée de la puissance pile et minimise la consommation d'hydrogène sur le profil représentatif de courte durée φ' . Une fois le dimensionnement des composants réalisé, une dernière étape consistera à résoudre, avec les paramètres de conception obtenus, le problème d'optimisation de la gestion des flux d'énergie sur le profil réel afin de réaliser des comparaisons et d'identifier des compromis.

6.6 Conclusion

Ce chapitre a permis d'exposer le problème couplé de dimensionnement optimal incluant la commande. La stratégie bi-niveaux s'est avérée la mieux adaptée pour le problème formulé et a conduit au choix des méthodes évolutionnaires pour la résolution du problème de dimensionnement dont la boucle d'optimisation intègre celle de l'optimisation de la commande. Un travail a cependant été réalisé sur la résolution du problème d'optimisation de la commande afin de réduire les temps de calcul de cette boucle interne. Les adaptations réalisées tant sur le changement de la variable de commande que sur la réduction du profil de puissance n'ont pas pour vocation à se substituer aux méthodes de résolutions utilisées dans la Partie II. Bien au contraire, toutes ces techniques sont complémentaires et constituent des éléments d'une même boîte à outils. Elles trouvent leur utilité selon le problème traité : tandis que les profils représentatifs de durée réduite et à pas de temps variable sont utilisés pour le couplage du dimensionnement et de la commande, le profil réel et son approximation en basse fréquence seront employés pour la validation finale du système conçu.

Nous procéderons dans le dernier chapitre à la présentation et à l'analyse des résultats d'optimisation du problème couplé. Suivra ensuite une étude des performances de la méthode de dimensionnement sur la base des fronts de Pareto obtenus. Pour terminer, quelques dimensionnements optimaux retenus seront étudiés et validés à l'aide de la commande développée dans la Partie II.

Résolution couplée des problèmes de dimensionnement et de commande optimale

Sommaire

7.1	Présentation des outils et paramètres de résolution	138
7.1.1	Matériel et outils	138
7.1.2	Paramètres du dimensionnement	139
7.1.3	Paramètres de réglage du NSGA-II	140
7.2	Dimensionnement et commande optimale sur profil basse fréquence .	141
7.3	Dimensionnement et commande optimale sur profil à pas de temps variable	143
7.3.1	Résultats et étude de convergence	143
7.3.2	Analyse des résultats à l'échelle du système	145
7.3.3	Analyse des résultats à l'échelle des composants	147
7.3.4	Comparaison de quelques dimensionnements	150
7.4	Validation des dimensionnements optimaux retenus	153
7.4.1	Analyse des répartitions de puissance du système	153
7.4.2	Analyse des résultats de commande à l'échelle du système pile	154
7.4.3	Analyse des résultats de commande à l'échelle de la batterie .	157
7.4.4	Synthèse	159
7.5	Conclusion	160

Dans ce dernier chapitre, nous présentons les solutions issues des différentes formulations réalisées en nous appuyant sur les méthodes d'optimisation proposées. Ce chapitre se décline en trois principaux volets : le premier concerne l'usage des profils représentatifs de durée réduite basse fréquence et à pas de temps variable pour la résolution du problème de commande optimale dans la stratégie bi-niveau. Une étude des tendances de convergence vers les variables de décision solutions du problème de dimensionnement témoignera de l'importance de la prise en compte des dynamiques même à l'échelle de la conception préliminaire des composants. Le deuxième volet s'intéresse à l'analyse et à l'interprétation des différents résultats selon différents critères. Après une sélection de trois solutions distinctes de dimensionnement du système pile à combustible et de la batterie, le troisième volet utilise enfin le profil complet pour valider les résultats dans un contexte réaliste. Il découlera de cette étude l'observation de certains écarts issus des différents traitements réalisés sur le profil de puissance.

7.1 Présentation des outils et paramètres de résolution

7.1.1 Matériel et outils

Pour valider la méthode de dimensionnement incluant la commande optimale développée dans le Chapitre 6, les moyens de calcul (hardware) utilisés restent les mêmes que ce qui est décrit dans la Section 5.3.2. Cependant, un changement est effectué sur le choix de l'environnement logiciel (software). Nous utilisons pour la résolution du problème bi-niveaux le langage de programmation Python qui, dans ce cas, se prête mieux à la formulation et à la résolution du problème couplé puisqu'il s'interface avec une large gamme d'algorithmes d'optimisation.

Le problème de dimensionnement est résolu avec le module Pymoo [Blank and Deb, 2020]. Il s'agit d'une toolbox développée par COIN (Computational Optimization and Innovation Laboratory) fournissant des outils pour la résolution et l'analyse de problèmes multi-objectifs. Mis à part le NSGA-II qui est utilisé dans nos travaux, d'autres algorithmes comme le NSGA-III, l'évolution différentielle ou l'optimisation par essaims particuliers sont disponibles. Pymoo dispose également de plusieurs méthodes ou opérateurs pour la génération de population, la discrétisation des variables de décision étant généralement aléatoire. Deux techniques de sélection sont possibles à savoir une méthode aléatoire et une par compétition. Enfin, des techniques polynomiales et d'inversion de gènes (bits de codage de l'individu) sont employées pour la mutation. Le croisement peut s'effectuer soit de façon uniforme avec la même probabilité pour chaque parent, soit de façon ponctuelle avec des probabilités générées aléatoirement.

La version Python du solveur Gurobi (gurobipy) est utilisée pour la résolution du problème d'optimisation de la répartition d'énergie et de puissance (boucle interne). Bien que moins intuitive, la formulation matricielle du problème est préférée aux techniques d'écriture vectorielle proposées par les modeleurs du type YALMIP [Lofberg, 2004] ou PuLP plus simple, mais ayant une incidence négative parfois non négligeable sur le temps de formulation du problème d'optimisation.

7.1.2 Paramètres du dimensionnement

Les paramètres d'entrée du problème de dimensionnement sont résumés dans le Tableau 7.1 et viennent compléter les contraintes et données utilisées pour la résolution du problème de commande optimale. Les données du stack de pile sont les densités massiques respectives des plaques bipolaires et de l'AME, le ratio de surface active des cellules et la masse des plaques terminales. Pour embarquer plus d'hydrogène, des réservoirs à 700 bars sont choisis. Pour ce qui est du convertisseur, les données nécessaires sont ses limites de tension en amont et en aval, son rendement ainsi que tous les paramètres permettant d'évaluer sa densité de puissance et donc sa masse.

TABLE 7.1 – Paramètres des composants utilisés pour le dimensionnement

Paramètre du stack		
ρA_{AME}	Densité surfacique de l'AME [kg/m^2]	0.21
ρA_{PB}	Densité surfacique de la plaque bipolaire [kg/m^2]	1.04
a_S	Ratio de la surface active de l'AME [-]	0.45
M_{PT}	Masse des plaques terminales [kg]	2
Paramètres du réservoir d'hydrogène		
P_{tank}	Pression du réservoir d'hydrogène [bar]	700
β_1, β_2	Coefficients d'interpolation linéaire [-]	[15.3,20.8]
Paramètres du convertisseur DC-DC		
$U_{CONV_{min}}^{LS}$	Tension minimale amont [V]	50
$U_{CONV_{max}}^{LS}$	Tension maximale amont [V]	400
$U_{CONV_{min}}^{HS}$	Tension minimale aval [V]	550
$U_{CONV_{max}}^{HS}$	Tension maximale aval [V]	850
η_{CONV}	Rendement moyen du convertisseur [-]	98.9
P_{dCONV}^{ref}	Densité de puissance de référence [W/kg]	6400
$P_{CONV_{max}}^{ref}$	Puissance maximale de référence [kW]	180
a_0, \dots, a_3	Coefficients d'interpolation de la densité de puissance [-]	cf. Fig.6.3
Paramètres de la batterie		
$V_{oc_{cell}}$	Tension nominale de cellule [V]	2.4
Q_{cell}	Capacité nominale de cellule [Ah]	2.9
η_{BAT}	Rendement moyen de la batterie [-]	0.98
$m_{BAT_{cell}}$	Masse d'une cellule [kg]	0.15
λ_{casing}	Ratio de la masse du casing [-]	0.4
$U_{DC_{min}}$	Tension minimale du bus DC [V]	550
$U_{DC_{max}}$	Tension maximale du bus DC [V]	850
SoE_{min}	Etat d'énergie minimal de la batterie [-]	0.3
SoE_{max}	Etat d'énergie maximal de la batterie [-]	0.95
SoE_{init}	Etat d'énergie initial [-]	0.9
SoE^*	Etat d'énergie final visé [-]	0.4

La cellule prismatique à forte densité de puissance de Toshiba [Toshiba SCiB Cells, 2023] a été sélectionnée pour le dimensionnement du pack batterie. D'une capacité de 2.9 Ah, cette cellule est compacte et bien adaptée aux applications qui nécessitent une charge/décharge de courte durée à forte puissance, ainsi qu'aux applications qui requièrent

une batterie à la fois légère et peu encombrante. Nous supposons pour le dimensionnement du système que la batterie du véhicule est suffisamment chargée au départ et nous contraignons l'état d'énergie final de 40% à la fin de la course. Cependant, comme la résolution du problème de commande optimale dans la boucle interne d'optimisation est réalisée sur un profil de puissance représentatif de durée réduite, nous imposons un état d'énergie final identique à celui au départ dans cette boucle interne d'optimisation (soit $SoE_{init} = SoE^* = 0.9$). Ainsi, ceci nous évite un usage privilégié de la batterie pour fournir la puissance et l'énergie nécessaires au profil réduit considéré.

7.1.3 Paramètres de réglage du NSGA-II

Les paramètres de réglage utilisés pour l'algorithme du NSGA-II sont décrits ci-dessous. Le Tableau 7.2 indique les intervalles spécifiés pour chaque variable de dimensionnement N_s , N_p , N_{FC} , A_{FC} , et M_{H_2} .

TABLE 7.2 – Intervalles de recherche des variables de dimensionnement

$\mathcal{X}_{N_s} \subset \mathbb{N}$	Intervalle de recherche de la variable N_s	[260,320]
$\mathcal{X}_{N_p} \subset \mathbb{N}$	Intervalle de recherche de la variable N_p	[1,8]
$\mathcal{X}_{N_{FC}} \subset \mathbb{N}$	Intervalle de recherche de la variable N_{FC}	[300,360]
$\mathcal{X}_{A_{FC}} \subset \mathbb{R}$	Intervalle de recherche de la variable A_{FC}	[0.06,0.09]
$\mathcal{X}_{M_{H_2}} \subset \mathbb{R}$	Intervalle de recherche de la variable M_{H_2}	[10,40]

Les bornes de chaque variable de dimensionnement ont été choisies de manière à garantir la convergence vers au moins un résultat et laisser à l'algorithme suffisamment de liberté pour explorer plusieurs solutions de dimensionnement pour le système énergétique étudié. Par exemple, nous avons spécifié un intervalle de recherche de 10 à 40 kg pour le dimensionnement du réservoir d'hydrogène pour la réalisation du parcours. Ceci permet aussi bien d'opter pour un grand réservoir avec une petite batterie ou l'inverse. Le nombre de cellules en série du stack de pile ainsi que celui dans chaque branche du pack batterie est principalement dépendant des niveaux de tension du convertisseur et du bus de tension continue. Ainsi, les ensembles $\mathcal{X}_{N_{FC}}$ et \mathcal{X}_{N_s} sont définis de manière à respecter ces limites en prenant en compte les chutes de tension. Des variables de décision N_p et A_{FC} dépendent les valeurs de courant qui peuvent être tirées soit de la batterie et soit de la pile. Les intervalles de recherche de ces variables (N_p et A_{FC}) ont été définis sur la base d'anciennes simulations.

Une population initiale de 100 individus est choisie pour les variables de décision qui sont discrétisées au départ de façon aléatoire. Afin de favoriser une convergence rapide, la sélection des parents est réalisée par tournoi binaire (c'est-à-dire deux individus participent à chaque compétition). Un taux de croisement de 0.5 est défini suivant une distribution exponentielle. De cette façon, on garantit à deux variables formant chaque parent une chance sur deux d'effectuer un croisement. Enfin, une mutation de type polynomial avec une probabilité égale à 0.1 est choisie, ceci pour éviter de modifier excessivement les meilleurs individus.

Les autres paramètres de réglage de l'algorithme comme le nombre de générations feront l'objet de variation afin d'étudier la convergence du problème.

7.2 Dimensionnement et commande optimale sur profil basse fréquence

Pour avoir un nombre réduit d'instants à évaluer lors du calcul de la trajectoire optimale pour la boucle interne d'optimisation, la résolution du problème couplé de dimensionnement et de commande optimale est réalisée dans un premier temps en utilisant la composante basse fréquence du profil de puissance. Les résultats obtenus donnent lieu au front de Pareto illustré à la Figure 7.1.

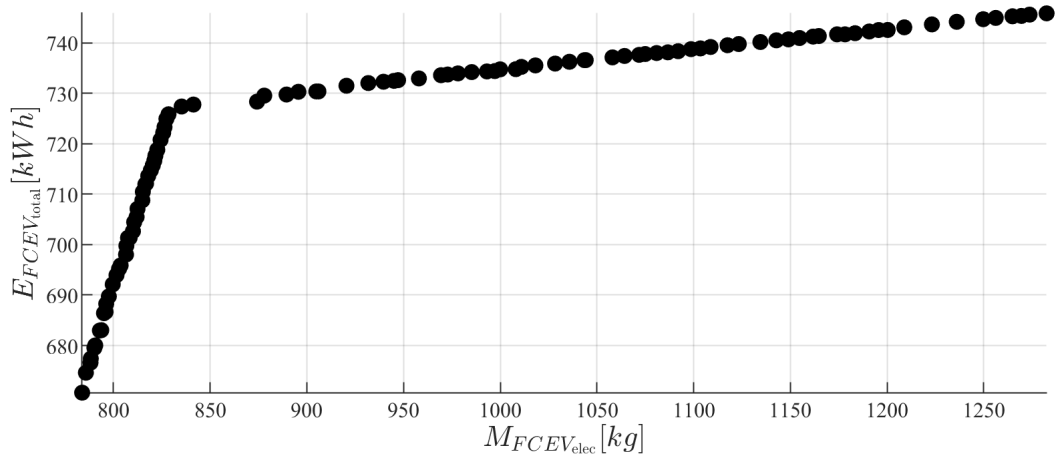


FIGURE 7.1 – Front de Pareto du dimensionnement avec le profil basse fréquence

Pour une masse totale des composants optimisés comprises entre 775 et 1280 kg, il est donc possible d'embarquer jusqu'à 745 kWh d'énergie cumulée sous forme d'hydrogène et sous forme électrochimique dans la batterie. Les deux fonctions objectif l'une à minimiser ($M_{FCEV_{elec}}$) et l'autre à maximiser ($E_{FCEV_{total}}$) présentent des évolutions inhabituelles. En effet, le front de Pareto obtenu est le résultat de l'union de deux segments linéaires discontinus. Le premier segment correspond à une augmentation de l'énergie du système sans grandement impacter sa masse, conséquence d'un dimensionnement plus important du réservoir d'hydrogène. Le deuxième segment également linéaire mais de pente moins importante que le premier correspond à une augmentation de la masse du système sans grande variation de l'énergie qu'il embarque. Ce comportement s'explique par un ajout de cellules au pack batterie pour augmenter à la fois sa puissance et son énergie.

Les paramètres de conception obtenus en utilisant le profil basse fréquence semblent souffrir d'un problème de robustesse. En effet, le changement des paramètres de résolution du problème de dimensionnement, plus particulièrement le nombre de générations n'a pas d'impact significatif sur la forme du front de Pareto. Les solutions proposées semblent donc faire partie de deux tendances indépendantes reposant sur le critère énergétique à cause de l'absence des dynamiques de puissance.

La Figure 7.2 illustre la répartition des valeurs prises par chaque variable de dimensionnement pour une population de 100 individus. On assiste à un déséquilibre de distribution des gènes avec ceux de la batterie concentrés sur les limites inférieures de \mathcal{X}_{N_s} et \mathcal{X}_{N_p} , et à l'opposé ceux de la pile orientés vers les limites supérieures respectivement de $\mathcal{X}_{N_{FC}}$, $\mathcal{X}_{A_{FC}}$ et $\mathcal{X}_{M_{H_2}}$. On retrouve ainsi les deux tendances du dimensionnement observées sur le front de Pareto. Avec l'utilisation d'un profil de puissance dépourvu de dynamiques

fortes, le dimensionnement optimal des composants du système énergétique multi-sources privilégie la maximisation de la taille de la pile et de son réservoir au détriment de celle de la batterie.

Même si la résolution du problème couplé en utilisant le profil basse fréquence se révèle très rapide (un peu moins de deux heures pour une population de 100 individus et 60 générations), les résultats obtenus sont inexploitable. Des tentatives de validation de ces dimensionnements en utilisant le profil réel se soldent par des échecs. Comme illustré à la Figure 6.12, le manque de représentativité du profil basse fréquence du point de vue des dynamiques a pour conséquence un dimensionnement non robuste. Bien que surdimensionnée, la pile peine à assurer les fortes variations de puissance surtout avec une toute petite batterie incapable de fournir les pics de puissance.

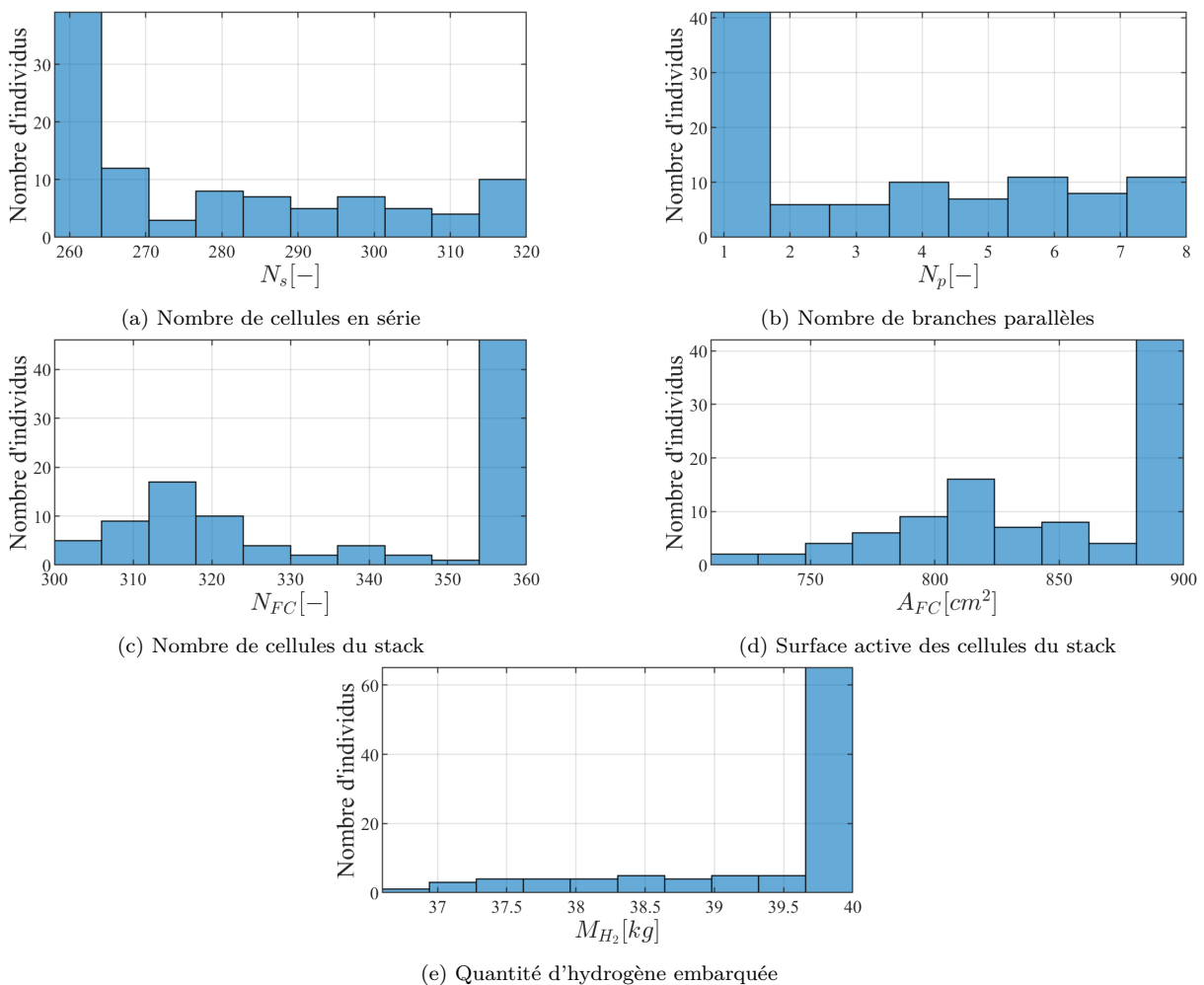


FIGURE 7.2 – Diagramme de répartition des individus pour le dimensionnement avec le profil basse fréquence

7.3 Dimensionnement et commande optimale sur profil à pas de temps variable

7.3.1 Résultats et étude de convergence

Comme observé dans le paragraphe précédent, se limiter à l'usage du profil basse fréquence est insuffisant pour garantir la validité du dimensionnement obtenu sur le profil réel qui est celui qui reflète le mieux le style de conduite du véhicule de course et l'exigence imposée par la nature des pistes parcourues. En utilisant cette fois-ci le profil de durée réduite à pas de temps variable (Figure 6.12), on obtient le front de Pareto de la Figure 7.3.

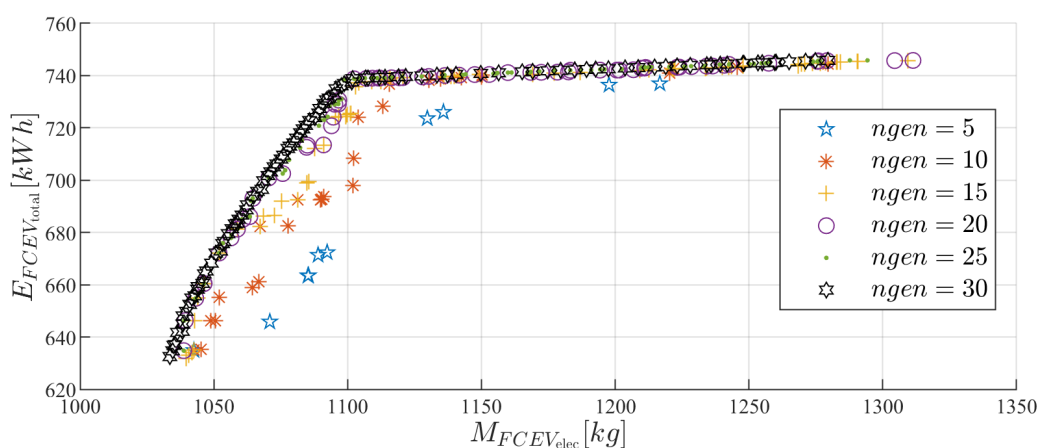


FIGURE 7.3 – Front de Pareto du dimensionnement avec le profil à pas de temps variable

Avec les mêmes paramètres d'optimisation que ceux décrits dans 7.1.2, et en augmentant le nombre de générations, on remarque une évolution de la forme du front de Pareto. Ce dernier présente des solutions éparées pour un nombre d'itérations faible et converge au fur et à mesure que le nombre de générations augmente. Pour un nombre de générations inférieur à 10, les solutions peu nombreuses ne permettent pas d'identifier clairement la forme du front de Pareto. Les solutions optimales pour un nombre de générations élevé donnent cependant lieu à un front de Pareto de forme quadratique pour une masse inférieure à 1100 kg, et une tendance linéaire au delà due à la limite de stockage d'hydrogène fixée à 40 kg.

La Figure 7.4 renseigne sur le nombre d'individus satisfaisants les contraintes de dimensionnement et de commande pour différentes valeurs du nombre de générations effectuées.

La convergence du problème couplé pour une population de 100 individus est donc garantie au delà de la trentaine de générations. Il faut donc à l'algorithme du NSGA-II plusieurs itérations pour parvenir à une population dont tous les individus constituent des solutions potentielles au problème d'optimisation résolu.

Il faut donc trouver un compromis entre le temps de résolution moyen du problème de commande optimal qui impacte celui de la résolution du problème de dimensionnement, et le nombre de segments linéaires considérés pour la discrétisation de la puissance pile. La Figure 7.5 illustre le temps moyen d'optimisation de la commande pour un individu en fonction du paramètre $n_u (= S + 1)$ pour un horizon de temps h fixe correspondant au nombre d'instantanés du profil représentatif de durée réduite.

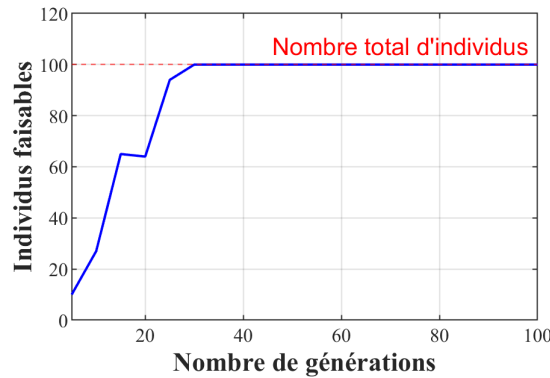


FIGURE 7.4 – Evolution du nombre d’individus solution en fonction du nombre de générations

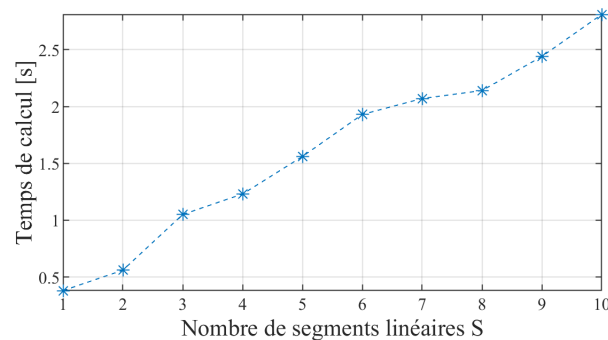


FIGURE 7.5 – Evolution du temps de résolution du problème de commande en fonction de la discrétisation

On constate une augmentation quasi linéaire du temps d’optimisation du problème de commande dans la boucle interne. Ce temps, superposé à la variation de l’erreur de discrétisation (Figure 6.10), permet de conclure que la précision du modèle influence le temps de calcul ainsi que la solution du problème de répartition d’énergie et de puissance. Ainsi, pour une population de 100 individus, un nombre de génération égal à 30 et une discrétisation de la variable de commande pour un nombre de segments linéaires $S = 10$, il faut compter environ trois fois le temps de résolution du problème de la section précédente, soit près de 7 heures pour converger vers des solutions exploitables.

La distribution des individus solution du problème de dimensionnement avec une commande optimale résolue sur le profil à pas de temps variable est illustrée à la Figure 7.6.

Le premier constat réalisé est l’écart entre le dimensionnement de la batterie sur la base du profil basse fréquence et celui obtenu en utilisant le profil à pas de temps variable dont les dynamiques sont plus représentatives du profil réel. En effet, pour assurer les variations récurrentes de puissance, une batterie de forte puissance est nécessaire et permettra de pallier le fonctionnement quasi-stationnaire de la pile. Il vient alors une augmentation de la masse du système complet avec une énergie toujours fournie en majorité par l’hydrogène.

On remarque parmi les gènes des variables de décision N_s et N_p une distribution de valeurs dominées respectivement par $N_s = 280$ et $N_p = 6$. Ceci correspond à une batterie d’environ 13 kWh, d’une puissance de 120 kW et une tension nominale de 672 V. Les variables de dimensionnement du stack de la pile ont par contre des valeurs plus disparates. Plusieurs configurations sont possibles avec une faisabilité qui dépendra principalement des contraintes de fabrication qui n’ont pas été introduites dans le problème d’optimisation. La masse d’hydrogène à embarquer varie quant-à elle entre 34 et 40 kg. Les plus

faibles valeurs correspondent à des masse et énergie réduites pour le système énergétique embarqué. À l’opposé, un stockage élevé induit plus une augmentation de la masse que de l’énergie embarquée dans le véhicule.

Même si la Figure 7.6 nous fournit une tendance des solutions du problème de dimensionnement incluant la commande optimale, une simple interprétation de ces variables de décision est insuffisante pour comprendre les choix réalisés. Nous proposons dans ce qui suit une analyse des résultats à l’échelle du système sur la base d’informations plus pertinentes issues des calculs de puissances, d’énergies et des masses correspondant à ces différentes solutions.

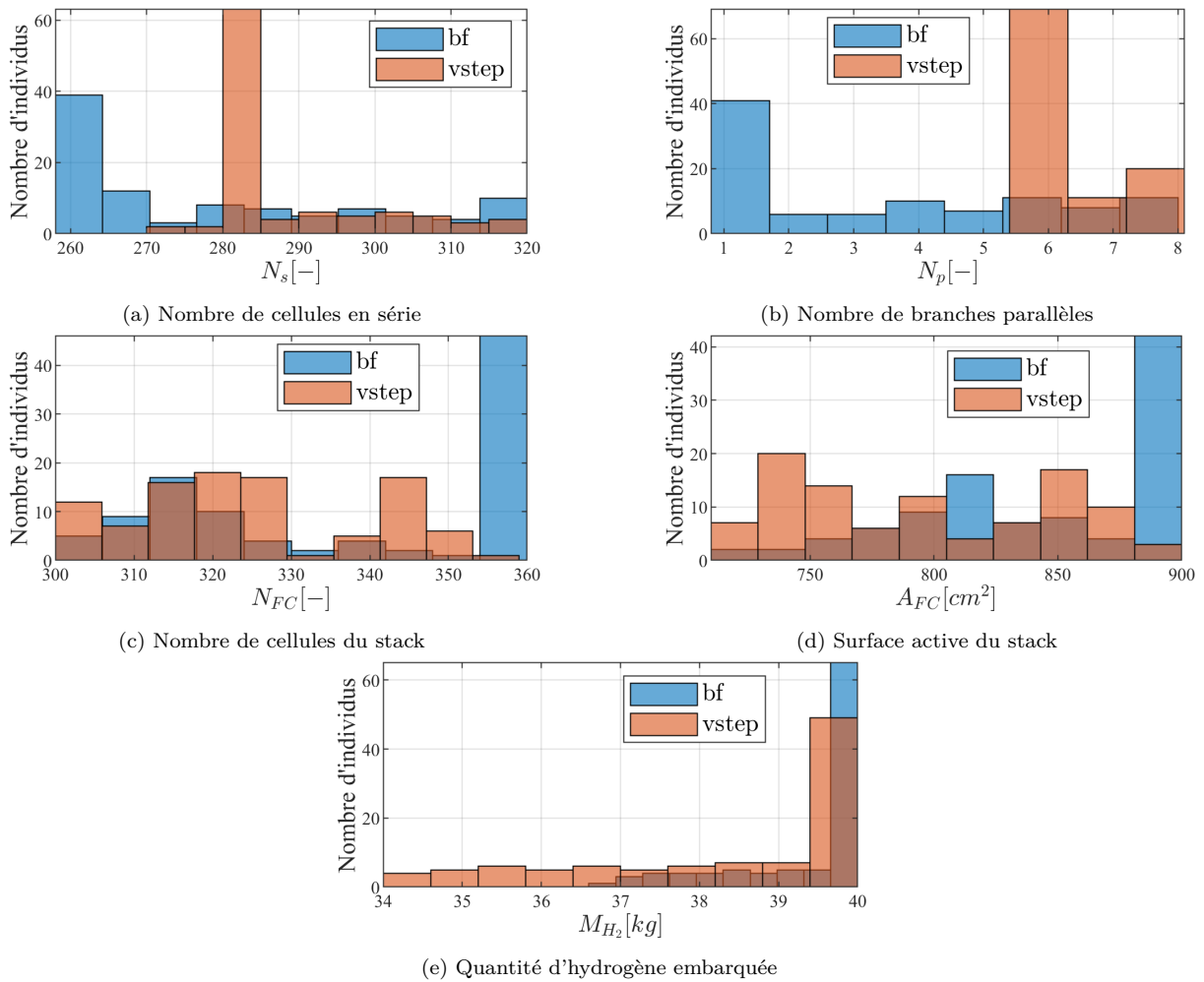


FIGURE 7.6 – Diagramme de répartition des individus pour le dimensionnement avec le profil à pas de temps variable “vstep” (en rouge) superposé à celui du profil basse fréquence “bf” (en bleu)

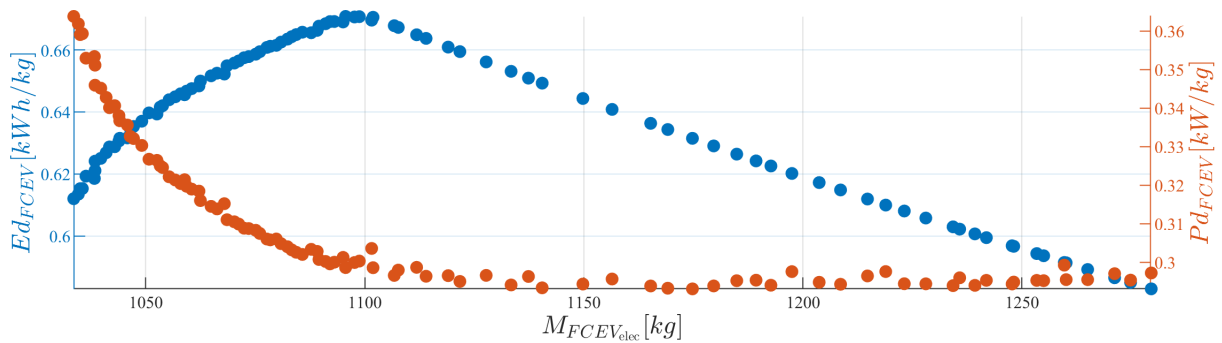
7.3.2 Analyse des résultats à l’échelle du système

Deux informations importantes qui méritent d’être évaluées à l’échelle du système sont les densités massiques de puissance Pd_{FCEV} et d’énergie Ed_{FCEV} qui représentent respectivement la puissance et l’énergie embarquée rapporté à la masse des composants optimisés $M_{FCEV_{elec}}$

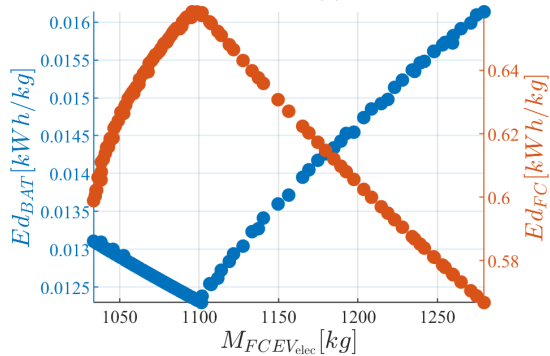
$$Pd_{FCEV} = \frac{P_{max}^{FC} + P_{max}^{BAT}}{M_{FCEV_{elec}}} \quad (7.1)$$

$$Ed_{FCEV} = \frac{E_{max}^{FC} + E_{max}^{BAT}}{M_{FCEV_{elec}}}. \quad (7.2)$$

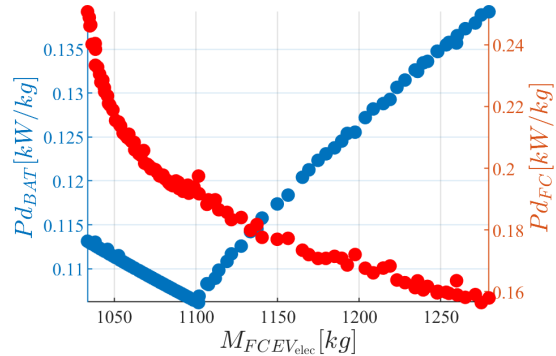
La Figure 7.7 illustre, pour chacune des valeurs de la masse des composants optimisés, l'évolution des densités massiques de puissance et d'énergie du système pile à combustible et de la batterie. De façon globale, la densité massique d'énergie du système a une forme segmentée comme celle obtenue sur le front de Pareto (Figure 7.3).



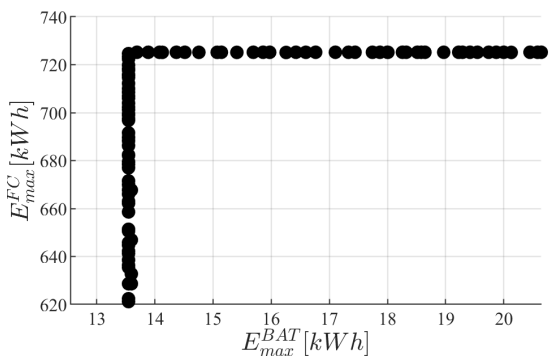
(a) Densités massiques de puissance et d'énergie du système



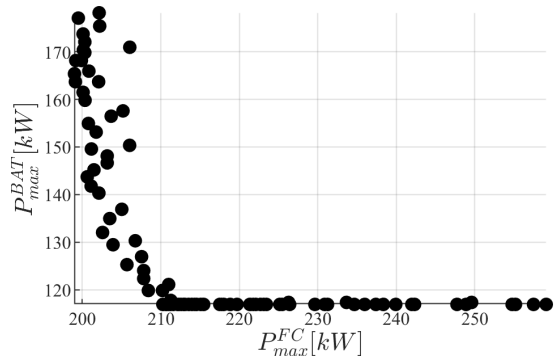
(b) Densités massique d'énergie de la pile et de la batterie



(c) Densité massique de puissance de la pile et de la batterie



(d) Evolution des énergies embarquées d'hydrogène et de la batterie



(e) Evolution des puissances du stack pile et de la batterie

FIGURE 7.7 – Puissances et énergies des différents résultats du dimensionnement

La première portion de forme quadratique correspond à une croissance de la densité massique d'énergie due à l'augmentation de la quantité d'hydrogène et une diminution

de l'énergie de la batterie. À l'opposée, la deuxième portion de forme linéaire est décroissante et traduit la tendance à augmenter l'énergie de la batterie. Comme cette dernière a une faible densité massique d'énergie, son sur-dimensionnement induit une augmentation rapide de la masse du système et une amélioration de l'autonomie.

La densité massique de puissance du système est quant à elle globalement continue et décroissante. Elle est caractérisée par une puissance de la pile qui évolue dans le sens opposé à celle de la batterie. Il convient de souligner le fait que contrairement à la batterie où l'énergie et la puissance dépendent directement de la masse du pack batterie, l'énergie disponible pour le système pile est liée à la dimension du stockage d'hydrogène tandis que sa puissance est liée au dimensionnement du stack.

Energie et puissance des deux sources n'évoluent donc pas dans les mêmes proportions. La Figure 7.7d montre que plus de 97% de l'énergie est fournie par l'hydrogène. Une augmentation de l'énergie de la batterie est insignifiante et ne permet pas de combler le besoin énergétique du véhicule. Enfin, la Figure 7.7e illustre une relation équilibrée entre puissances de la pile variant entre 200 et 265 kW, et celle de la batterie variant entre 120 et 180 kW.

7.3.3 Analyse des résultats à l'échelle des composants

Nous proposons maintenant d'évaluer la répartition de puissance et d'énergie du système dimensionné à l'aide des taux d'hybridation τ_P et τ_E . Ils sont définis comme suit

$$\tau_{P_{\text{source}}} = \frac{P_{\text{max}}^{\text{source}}}{P_{\text{max}}^{\text{BAT}} + P_{\text{max}}^{\text{FC}}} \times 100 \quad (7.3)$$

$$\tau_{E_{\text{source}}} = \frac{E_{\text{max}}^{\text{source}}}{E_{\text{max}}^{\text{BAT}} + E_{\text{max}}^{\text{FC}}} \times 100, \quad (7.4)$$

où le terme "source = {FC; BAT}" désigne les deux sources d'énergie du système que sont la batterie et la pile à combustible via son réservoir d'hydrogène.

L'analyse du dimensionnement du système pile à combustible est illustrée à la Figure 7.8. Elle permet de constater que le taux d'hybridation en puissance est globalement croissant (mis à part quelques points dominés) et reste compris entre 54% et 69 %.

Comme évoqué dans le paragraphe précédent, l'énergie fournie par le système provient principalement de l'hydrogène avec un taux d'hybridation en énergie quasiment constant qui varie légèrement (d'environ 1%) une fois la contrainte de capacité maximale du réservoir atteinte.

Même s'il n'existe pas dans le problème d'optimisation de contrainte associant les variables de décision N_{FC} et A_{FC} d'une part, et M_{H_2} d'une autre part, on constate une réduction de la puissance maximale de la pile pour des valeurs de plus en plus élevées de l'énergie qu'elle embarque. La Figure 7.8d montre l'influence du dimensionnement du stack sur le choix du convertisseur de puissance. Il apparaît évident que la densité de puissance du convertisseur augmente en fonction de la puissance maximale de la pile, puisque celle-ci doit transiter vers le bus continu de tension.

En complément au dimensionnement du système pile à combustible, la Figure 7.9 fournit quelques informations concernant le dimensionnement du pack batterie. Tout comme celui de la pile, le taux d'hybridation de la batterie augmente avec les valeurs de puissance et d'énergie. Ces deux grandeurs sont liées de façon linéaire et ont le même sens de

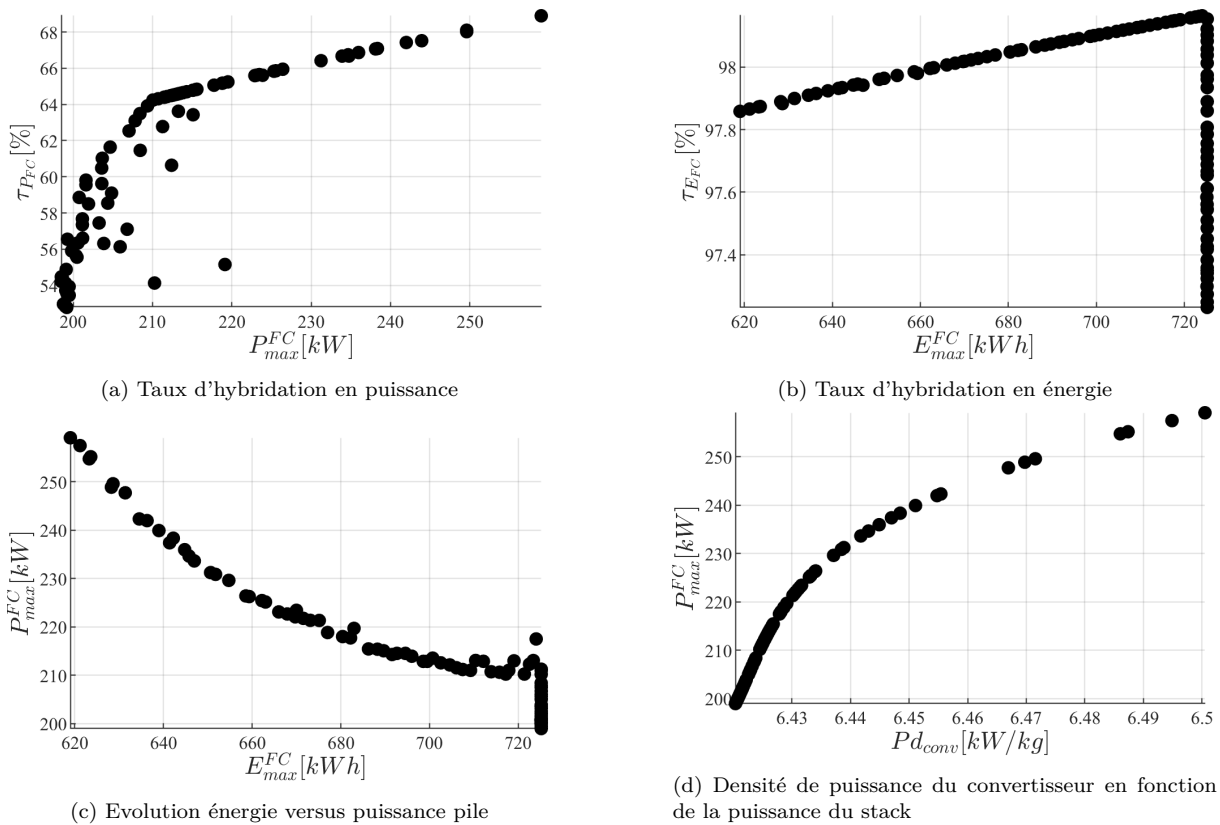


FIGURE 7.8 – Analyse des résultats du dimensionnement à l'échelle du système pile

variation par opposition à la pile où l'augmentation de l'énergie conduit à des solutions dont la puissance maximale baisse.

La Figure 7.10 illustre l'évolution des ratios de masse $\lambda_{m_{FC}}$, $\lambda_{m_{conv}}$, $\lambda_{m_{tank}}$ et $\lambda_{m_{BAT}}$ respectivement du stack de pile, du convertisseur, du réservoir d'hydrogène et du pack batterie par rapport à la masse totale $M_{FCEV_{elec}}$. Tandis que le stack de pile et son convertisseur ne comptent que pour 13% au maximum de la masse totale des composants optimisés, le réservoir d'hydrogène et la batterie représentent la plus grande part de la masse du système énergétique. En effet le caractère énergivore du profil de puissance impose d'embarquer une grande quantité d'hydrogène avec pour conséquence un ratio de masse supérieur à 50% pour le réservoir.

La batterie embarquée représente quant à elle environ 32% à 42 % de la masse totale optimisée. Ce ratio élevé est principalement dû au type de cellule choisi dont la densité massique d'énergie est très faible. La résolution du problème de dimensionnement avec un autre type de profil pourrait nous indiquer s'il conviendrait d'opter pour des batteries typées énergie pour des applications plus usuelles où le critère d'autonomie prime sur celui la performance.

De l'analyse des différents résultats obtenus se dégagent trois types de dimensionnements que nous étudierons dans le paragraphe suivant. L'énergie nécessaire étant presque totalement fournie par l'hydrogène, la sélection des dimensionnements à étudier reposera sur les tendances d'évolution des densités massiques d'énergie et de puissance ainsi que leur impact sur la masse du système.

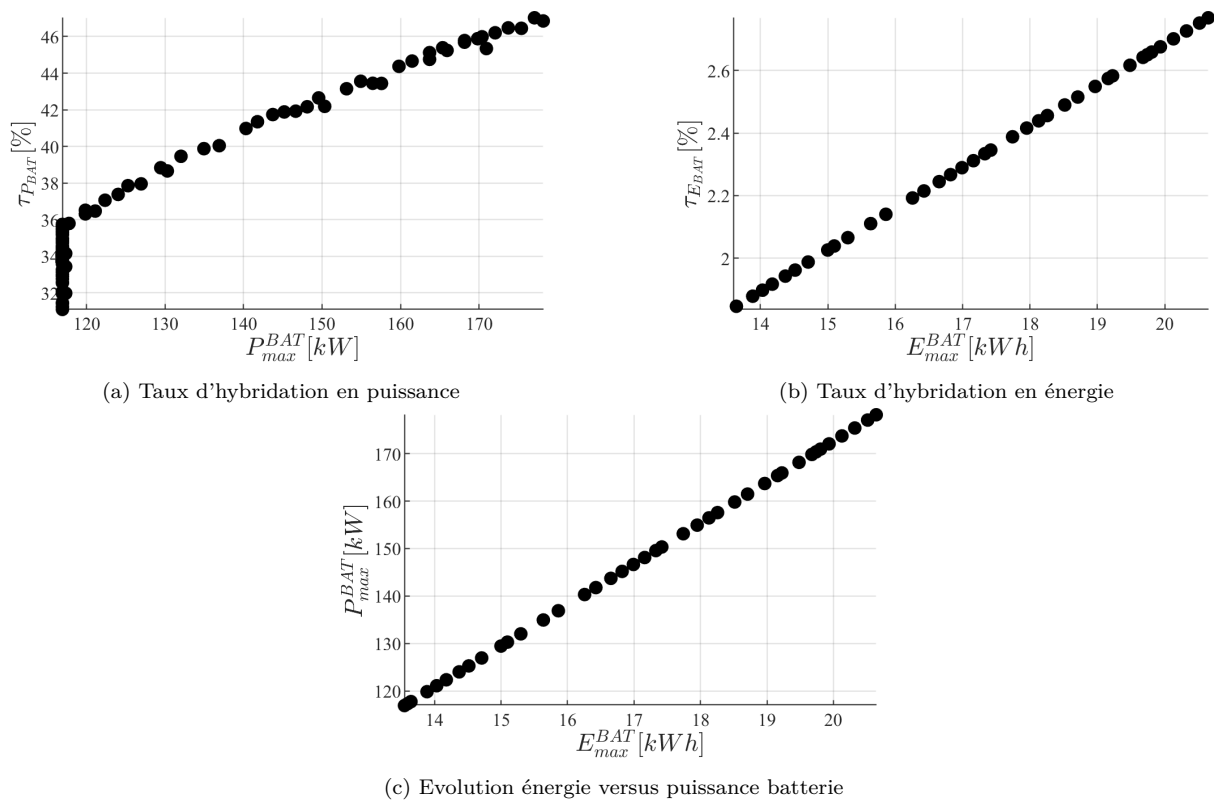


FIGURE 7.9 – Analyse des résultats du dimensionnement à l'échelle de la batterie

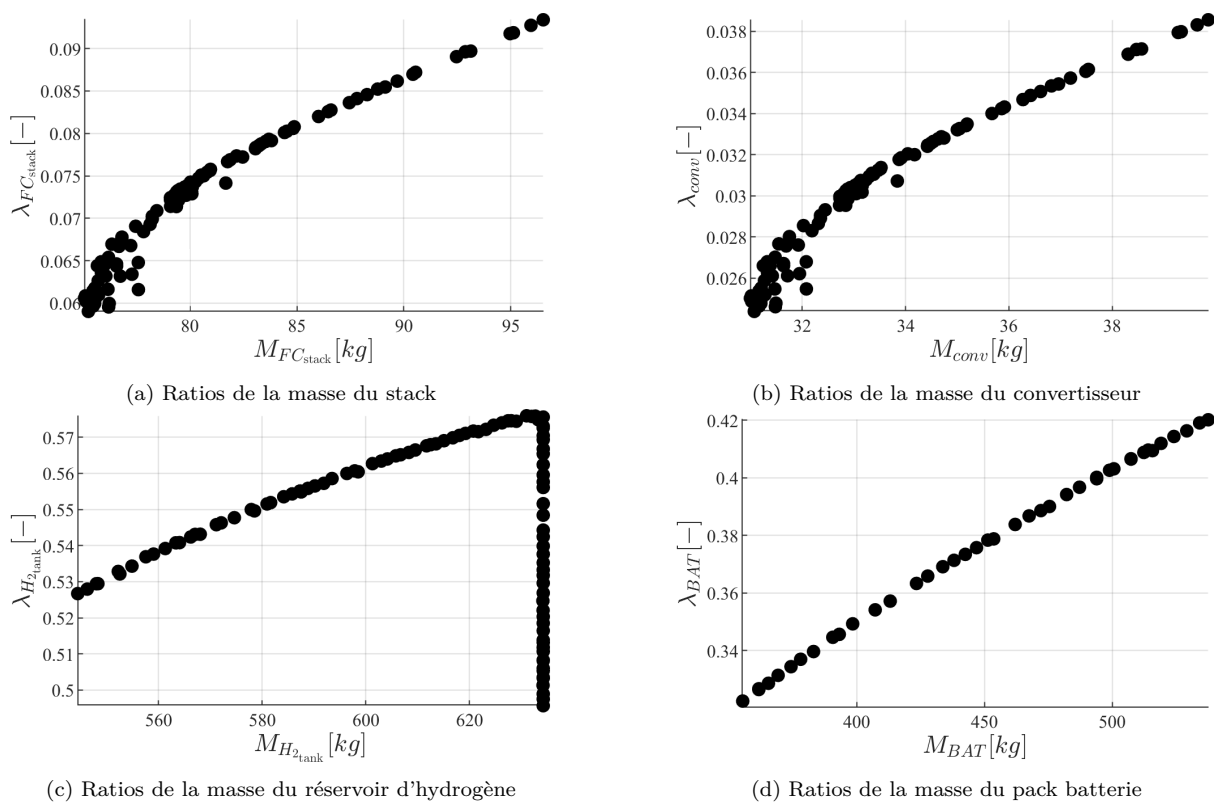


FIGURE 7.10 – Ratios de masse des différents composants du système énergétique

7.3.4 Comparaison de quelques dimensionnements

Les trois dimensionnements retenus et étudiés à titre de comparaison sont ceux mis en évidence sur la Figure 7.11 et détaillés dans le Tableau 7.3.

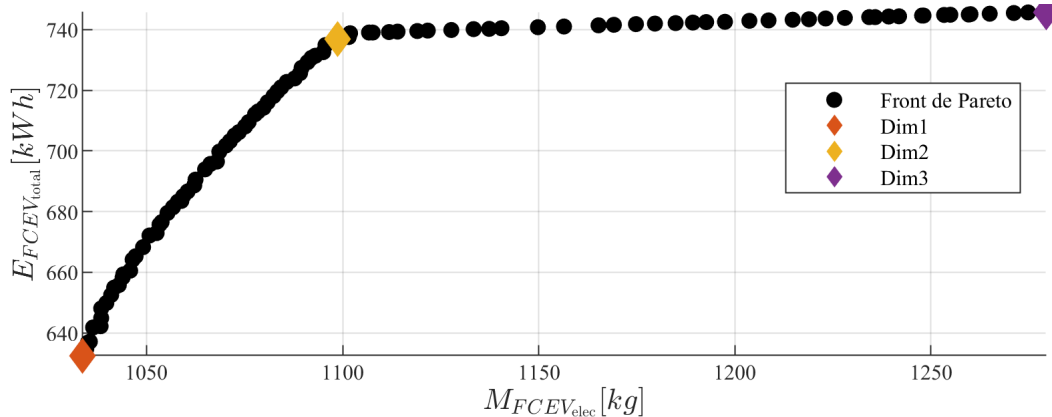


FIGURE 7.11 – Identification des trois solutions de dimensionnement à étudier

Le premier dimensionnement (Dim 1) correspond au système énergétique ayant la plus faible masse, et dont l'énergie embarquée est la moins importante. Elle correspond comme décrit à la Figure 7.7a au dimensionnement ayant la plus grande densité massique de puissance, mais pas la plus faible densité massique d'énergie.

Le deuxième dimensionnement (Dim 2) est relatif au point de cassure du front de Pareto et correspond au dimensionnement à partir duquel on augmente la masse du système que son énergie en favorisant un dimensionnement plus important de la batterie. En ce point, la densité massique d'énergie du système atteint sa valeur maximale et une masse équivalente de 1100 kg.

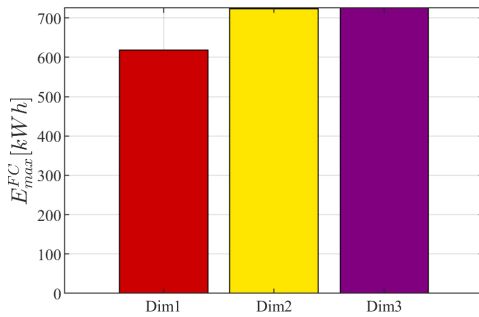
Enfin, le troisième dimensionnement (Dim 3) propose la batterie la plus grande en termes d'énergie et de puissance. Rapporté à la masse totale du système, ce dimensionnement correspond aux plus faibles valeurs de densité massique de puissance et d'énergie à cause de l'ajout des cellules de batterie dont le ratio énergie-masse est défavorable.

Comme illustré à la Figure 7.7c, la différence entre Dim1 et Dim2 provient du dimensionnement du système pile. Un réservoir plus grand et une plus faible puissance du stack sont privilégiés pour la deuxième configuration. Enfin, le troisième dimensionnement se démarque des deux autres par une énergie embarquée plus élevée par les deux sources et un écart réduit entre les puissances qu'elles peuvent fournir.

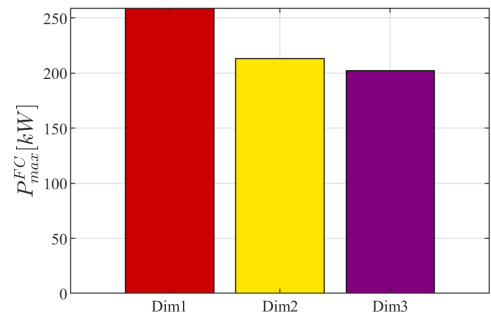
La Figure 7.13 illustre les taux d'hybridation en puissance (haut) et en énergie (bas) pour ces trois dimensionnements. Si la batterie augmente sa capacité en puissance, il n'en est pas de même pour son énergie qui ne gagne que 1% sur le troisième cas. Cette même tendance est observée à la Figure 7.14 qui illustre les répartitions de masse de chaque composants pour les trois configurations. Premièrement, la réduction de la puissance de la pile entraîne une diminution de la masse de son convertisseur. Deuxièmement, les deux stockages d'énergie (réservoir d'hydrogène et batterie) représentent les sous-systèmes les plus lourds. Mais l'augmentation du nombre de cellules et donc de la masse de la batterie, a plus d'incidence sur sa puissance que son énergie.

TABLE 7.3 – Paramètres de conception des trois dimensionnements étudiés

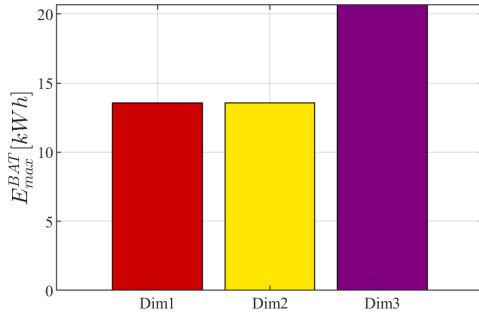
Dimensionnement		Dim 1	Dim 2	Dim 3
Variables de conception	N_s	280	280	320
	N_p	6	6	8
	N_{FC}	359	340	324
	$A_{FC} [cm^2]$	865	751	748
	$M_{H_2} [kg]$	34	40	39
Masse du système $[kg]$		1033.57	1098.75	1279.49
Energie du système $[kWh]$		632.55	736.95	745.84
Système pile	$E_{max}^{FC} [kWh]$	619	723.41	725.19
	$P_{max}^{FC} [kW]$	259	215.06	202.15
	$M_{FC,stack} [kg]$	96.52	80.09	76.20
	$M_{conv} [kg]$	39.86	33.16	31.48
	$M_{H_2,stack} [kg]$	544.39	634.21	632.70
Pack batterie	$E_{max}^{BAT} [kWh]$	13.55	13.55	20.64
	$P_{max}^{BAT} [kW]$	116.93	116.93	178.15
	$M_{BAT} [kg]$	352	352	537



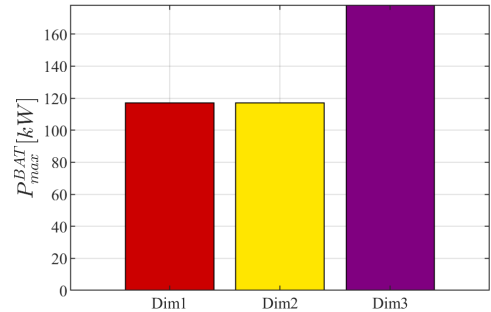
(a) Energie système pile



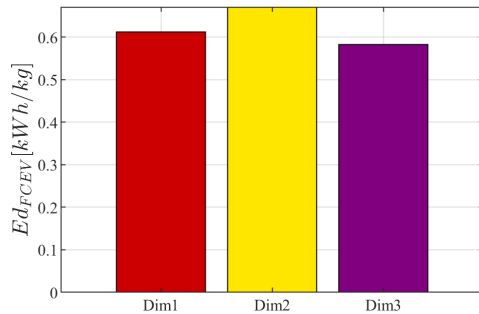
(b) Puissance du stack



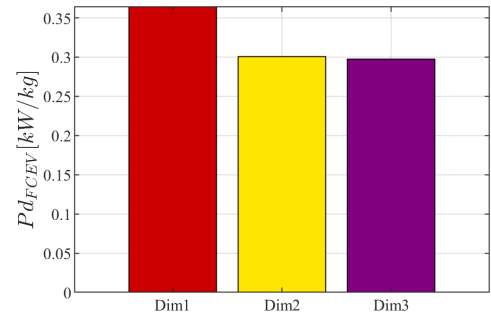
(c) Energie de la batterie



(d) Puissance de la batterie



(e) Densité massique d'énergie du système



(f) Densité massique de puissance du système

FIGURE 7.12 – Répartition générale des énergies et puissance en fonction du dimensionnement

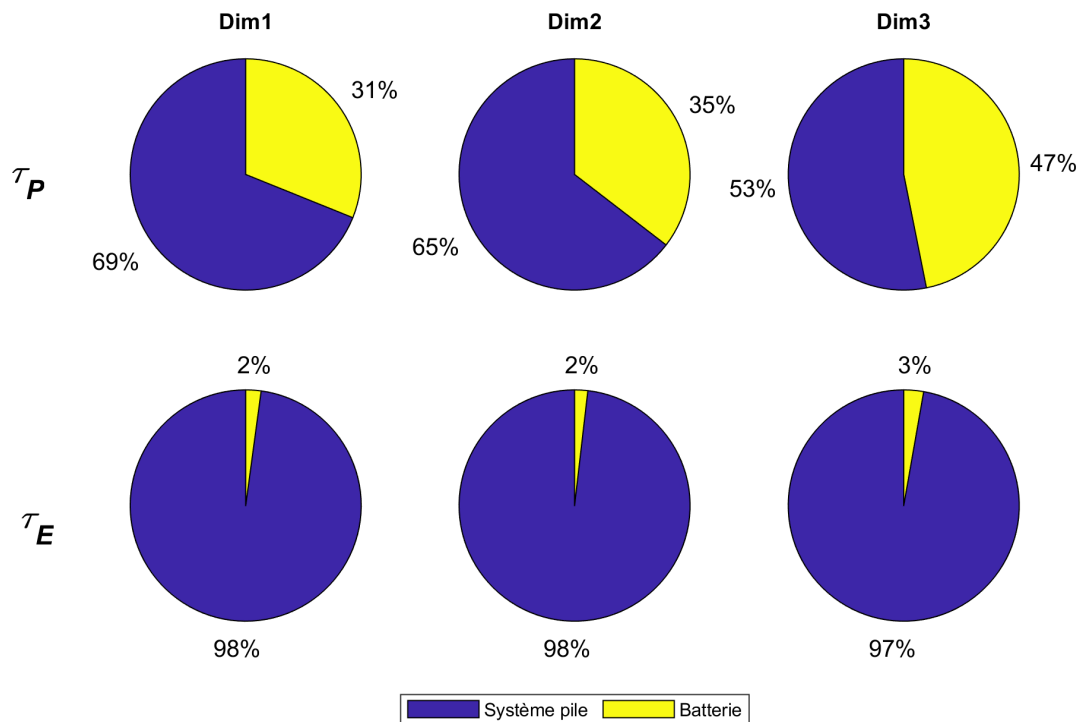


FIGURE 7.13 – Taux d'hybridation en puissance et énergie du système pile et de la batterie

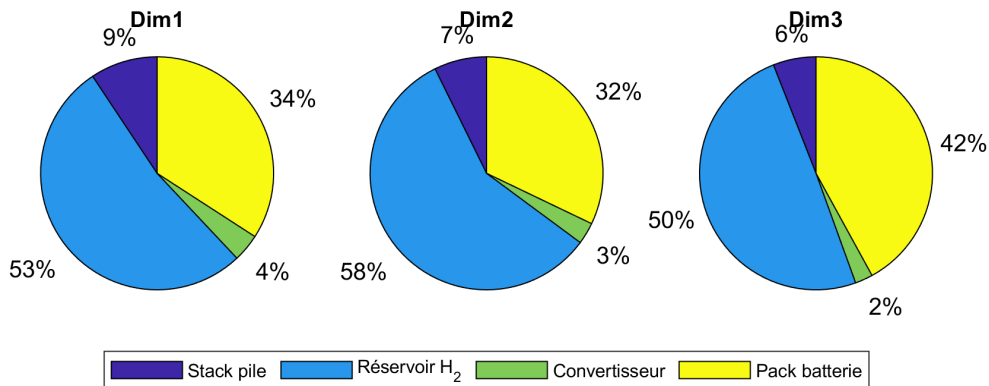


FIGURE 7.14 – Répartition des masses des différents composants optimisés

Il reste difficile de parvenir à un compromis sur ce cas d'application. Puissance et énergie sont toutes deux nécessaires. Le premier critère permet au véhicule d'avoir un couple élevé afin d'être performant aussi bien dans les dunes que sur les pistes et d'atteindre une vitesse globalement élevée. Le système étant lourd et la course relativement longue, une quantité importante d'énergie est nécessaire pour terminer la course. Il n'est donc pas possible de privilégier un critère au détriment de l'autre.

Le dimensionnement du système ainsi que tous ses contours ayant été abordés dans cette section, la suivante s'intéressera à la validation et à l'analyse des résultats de la commande optimale pour les trois configurations retenues.

7.4 Validation des dimensionnements optimaux retenus

Afin de montrer la faisabilité des dimensionnements obtenus à l'aide du profil représentatif de courte durée, nous procédons à la résolution du problème de répartition de puissance et d'énergie pour les trois solutions retenues en utilisant les techniques développées dans la Partie II, en utilisant cette fois-ci le profil de puissance dans sa totalité. Tout comme pour le dimensionnement, une analyse des résultats sera réalisée à l'échelle du système, puis à l'échelle des composants.

7.4.1 Analyse des répartitions de puissance du système

La Figure 7.15 illustre les résultats de la répartition de puissance entre la pile et la batterie pour les trois dimensionnements en utilisant les mêmes paramètres de commande que renseignés dans le Tableau 5.4.

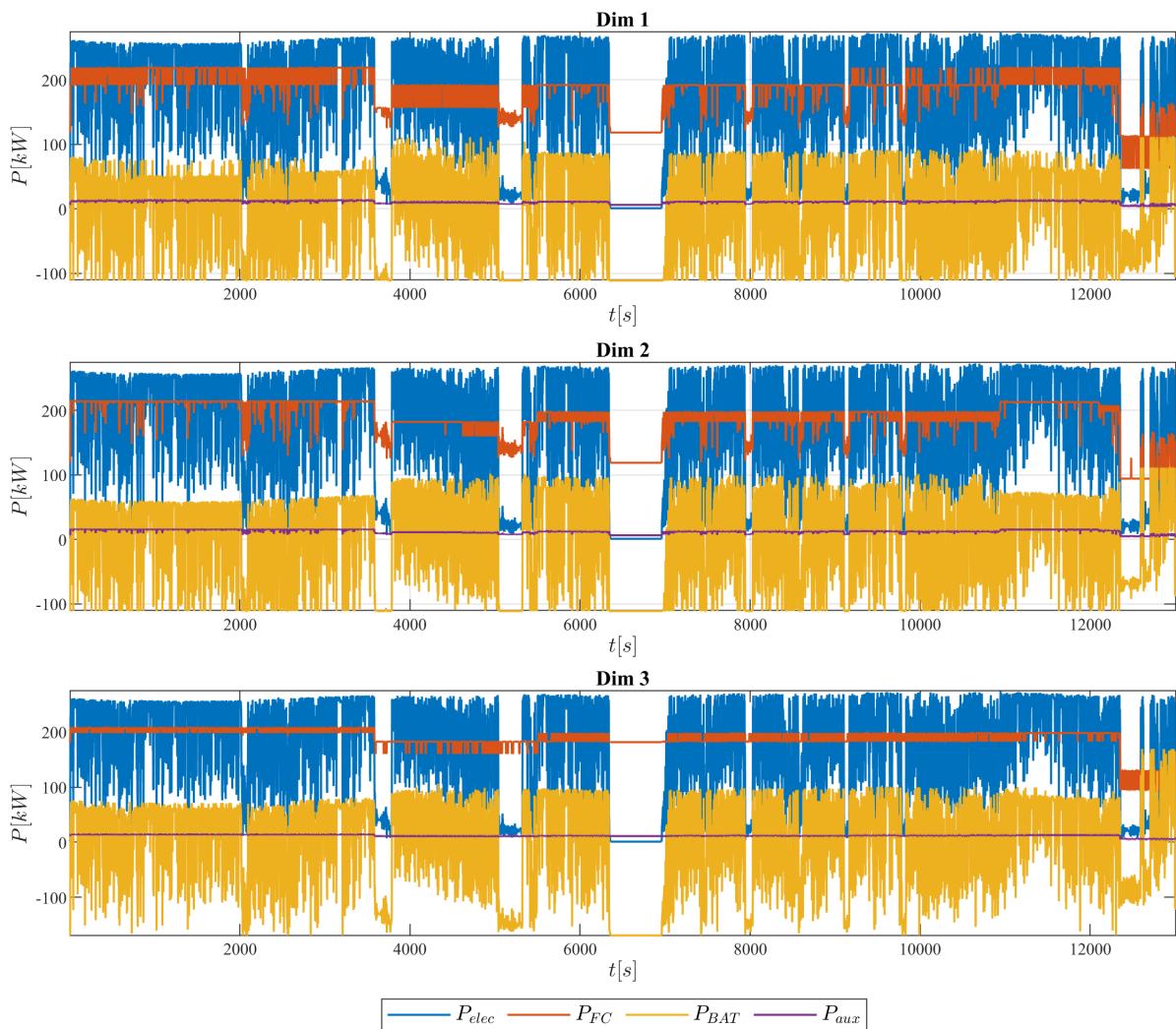


FIGURE 7.15 – Répartition optimale de puissance sur le profil entier

Les résultats d'optimisation de la commande optimale dépendent fortement des différents dimensionnements étudiés. Trois critères à savoir leurs amplitudes, les valeurs maximales ainsi que leurs variations permettront de les comparer. Le premier dimensionnement correspond à une pile d'une puissance supérieure à 250 kW et une batterie avoisinant les 120 kW. Dans cette configuration, les résultats de la commande optimale montrent que la pile et la batterie se partagent les transitoires de puissance. Il en résulte des variations relativement importantes de la puissance fournie par la pile. Mis à part les zones de fortes demandes, la pile fournit une puissance qui oscille autour des 200 kW. La batterie quant à elle fournit la différence, c'est-à-dire une cinquantaine de kW sans être poussée à ses limites.

Le deuxième dimensionnement étant assez similaire au premier, il se distingue par le fonctionnement de la pile et implicitement celui de la batterie. En effet, les deux sources étant légèrement sous-dimensionnées par rapport au premier cas (Figure 7.12), les deux sources doivent souvent fonctionner au voisinage de leurs limites de puissance pour satisfaire la demande de puissance du véhicule (légèrement plus lourd). La pile fournit une puissance au voisinage des 215 kW et dans la limite du possible contribue à satisfaire les pics de puissance. La batterie présente quant à elle des pics de puissance de décharge plus réguliers et plafonnés comparés au premier cas.

Enfin, pour le troisième dimensionnement, on obtient une répartition de puissance qui se distingue largement des deux cas précédents. Avec une plus grosse batterie, la pile a un point de fonctionnement quasi-constant tout au long de la mission et ne fournit que la partie basse fréquence du profil de puissance. La batterie assure la majorité des variations de puissance, et peut même en fournir plus que la pile comme on peut le remarquer à la fin du profil. Avec plus de 160 kW, le comportement de la batterie se rapproche de celui étudié dans la Partie II. De façon globale, les amplitudes des puissances en décharge sont moins importantes que celles en charge. La batterie sert dans ce cas à satisfaire les transitoires et à stocker l'excédent d'énergie de la pile dont le point de fonctionnement est réglé aux alentours de 200 kW.

Pour finir, la puissance des auxiliaires a un comportement similaire à celui de la pile. Plus la puissance fournie par la pile varie, plus on remarque de variations de la consommation des auxiliaires (majoritairement représentée le compresseur).

Comme la répartition de puissance ne fournit pas toutes les informations nécessaires au pilotage des différents système, une étude plus détaillée du comportement de la pile et de la batterie est réalisée dans les Sections 7.4.2 et 7.4.3.

7.4.2 Analyse des résultats de commande à l'échelle du système pile

Les évolutions de tension et courant de la pile pour les trois dimensionnements retenus sont illustrées à la Figure 7.16. Le dimensionnement de la pile dans le premier cas correspondant à la plus grande surface active d'AME A_{FC} , on pourrait s'attendre à ce qu'elle fournisse des valeurs élevées de courant. Au contraire, ce dimensionnement favorise le plus le fonctionnement de la pile avec des valeurs moyennes de courant autour de 800 A. Les deux autres dimensionnements présentent des demandes de puissance plus élevées, car le véhicule est plus lourd, ont quant à eux des demandes en courant plus élevées.

La tension de la pile est globalement en dessous des 300 V pour les trois solutions de

dimensionnement étudiées. Elle a un sens de variation opposé à celui du courant et présente des pics d'autant plus importants que le courant de consigne augmente ou diminue rapidement. Quand le paramètre N_{FC} décroît (359 pour le premier, 340 pour le second, et 324 pour le dernier), il en résulte des valeurs de plus en plus faibles de la tension du stack de la pile entre 230 V et 300 V pour le premier cas, et entre 190 V et 260 V pour les deux autres. En effet, les niveaux de tension du stack de la pile ne dépendent pas uniquement du nombre de cellules empilées, mais aussi des valeurs de courants. Il est donc clair que les chutes de tension deviennent plus importantes pour des valeurs de courant au dessus des 1000 A.

Il est également possible d'observer à travers ces résultats, la contribution de la pile à la satisfaction des transitoires de puissance du véhicule. La variation de la puissance fournie par la pile (Figure 7.15) se répercute sur son courant et sa tension. On remarque ainsi que ces valeurs fluctuent considérablement pour les deux premiers dimensionnements tandis qu'elles sont relativement constantes pour le dernier. Il reste aussi important de souligner que les valeurs de courant de pile sont largement au-dessus de celles du convertisseur et ne permettront pas une conception du stack en un seul bloc. Il sera donc nécessaire de découper cette pile équivalente en multi-stack de façon à ce que l'ensemble puisse fournir la totalité de la puissance requise.

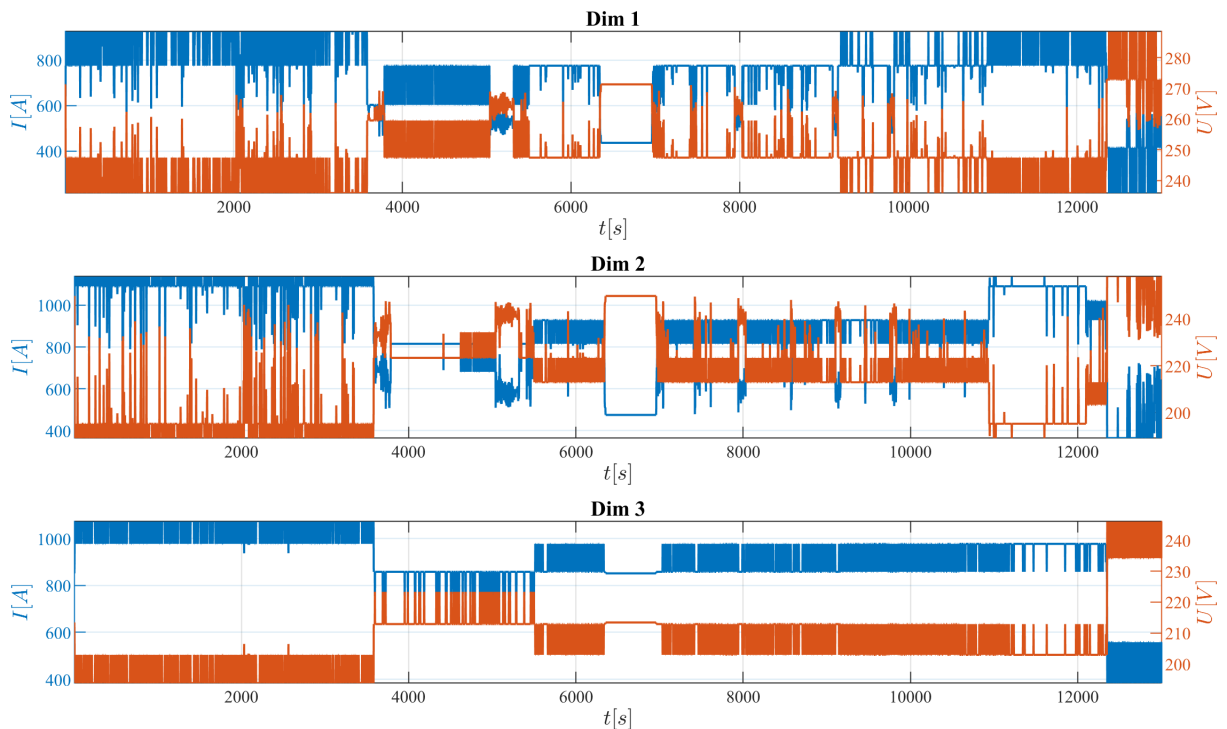


FIGURE 7.16 – Courbes de tension et de courant de la pile

Un élément clé de comparaison des trois dimensionnements en ce qui concerne la commande optimale reste la consommation d'hydrogène. La Figure 7.17 illustre l'évolution de l'intégrale de la consommation d'hydrogène pour les trois configurations étudiées. Le premier constat est une consommation finale d'hydrogène supérieure à celle obtenue lors de l'optimisation du dimensionnement. Ce déficit de quelques centaines de grammes est dû au fait que le dimensionnement réalisé est fait non pas sur le profil réel, mais sur un

profil représentatif de durée réduite. Il s'en suit de faibles écarts de dimensionnement du réservoir d'hydrogène. Ce déficit pourrait également s'expliquer par le choix de la variable de commande. En effet, lors du dimensionnement, la puissance pile est retenue comme variable de décision du problème de répartition d'énergie alors que c'est le courant qui est utilisé pour la validation de la commande une fois les dimensionnements optimaux retenus.

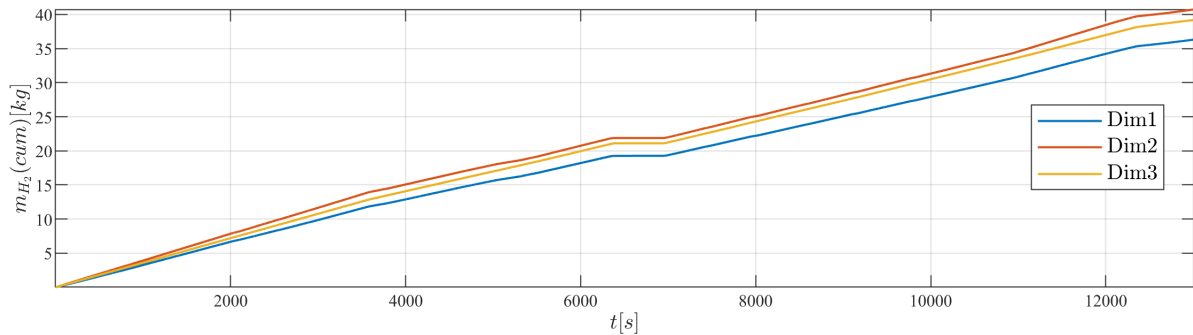


FIGURE 7.17 – Consommation cumulée d'hydrogène sur la totalité du profil

Logiquement, la taille du réservoir d'hydrogène et la consommation de la pile sont corrélées. La consommation la plus importante est observée pour le deuxième dimensionnement ce qui s'explique par des valeurs de courant de pile plus grands (Figure 7.16) et la distribution des points de fonctionnement (Figure 7.18) pour cette configuration.

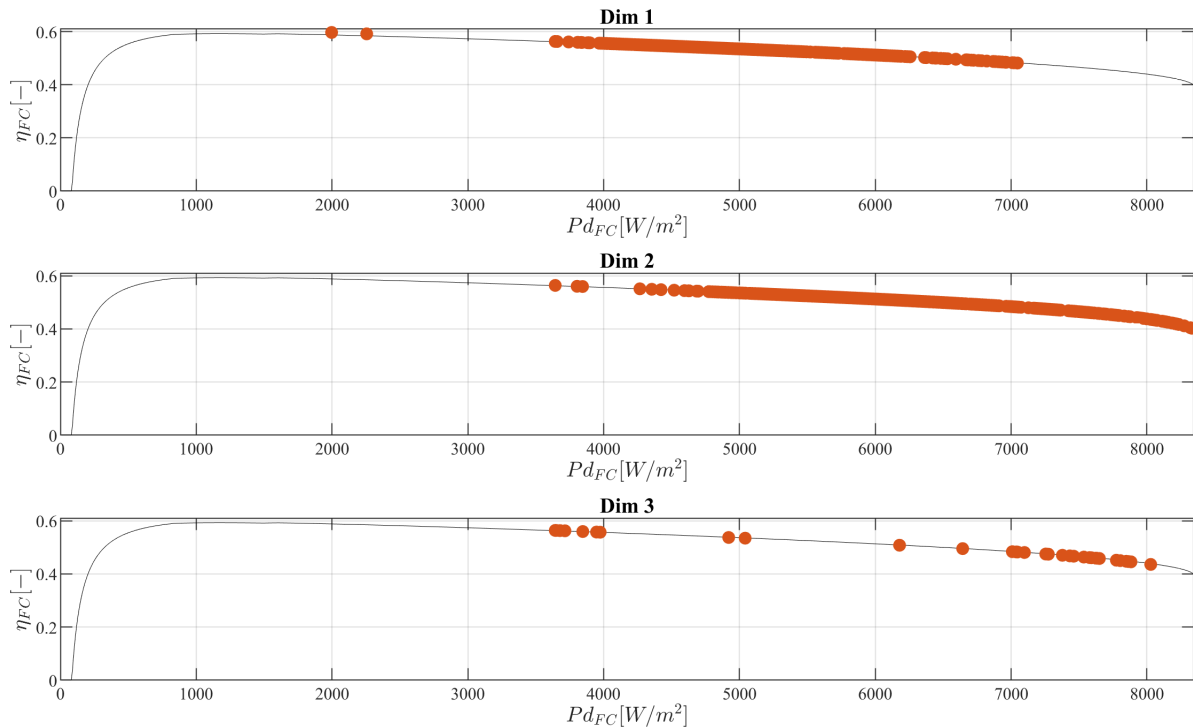


FIGURE 7.18 – Points de fonctionnement et rendements des systèmes piles

Si on observe la densité de puissance (Figure 7.16), le premier dimensionnement est celui qui favorise le plus une utilisation de la pile à des points de bon rendement. Dans ce

cas, on remarque une plage d'utilisation entre 3500 W/m^2 et 7000 W/m^2 et deux points de fonctionnement autour de 2000 W/m^2 , ceci permet d'atteindre des rendements de plus de 58 %. Dans le cas 2, le sous-dimensionnement du stack de pile conduit à un fonctionnement à des densités de puissance élevées, donc à des rendements plus faibles et par conséquent à une consommation élevée d'hydrogène. Enfin dans le cas 3, la dispersion des points de fonctionnement caractérise un pilotage à des puissances relativement constantes, et les pics de puissance étant entièrement pris en charge par la batterie.

Le dimensionnement de la pile a donc un impact considérable sur la commande. Augmenter sa puissance maximum permet d'améliorer la distribution des points de fonctionnement pour ce profil mais en contrepartie ceci conduit à un alourdissement du système. Il en résulte donc un besoin plus élevé d'énergie pour le profil sans oublier des variations du profil de puissance demandée plus importantes. Ce dernier aspect n'est pas toujours appréciées par les concepteurs du système pile. De la même manière, nous allons maintenant étudier le dimensionnement de la batterie afin de dégager les configurations de dimensionnement et de commande les moins contraignantes du point de vue de la conception des composants.

7.4.3 Analyse des résultats de commande à l'échelle de la batterie

Les profils de tension et de courant de la batterie lors de la réalisation du cycle sont illustrées à la Figure 7.19. Tout comme sur la pile, ils varient en fonction des variations de la puissance demandée. Le dimensionnement de la batterie étant identique pour les deux premiers cas, les plages de tensions sont similaires et comprises entre 620 V et 750 V. Si l'on se limite à cet intervalle de variation de tension du bus continu, les deux premières solutions de dimensionnement du pack batterie seraient privilégiées par rapport au troisième cas pour lequel la tension atteint voire dépasse la limite haute autorisée de 850 V.

En revanche, pour le troisième dimensionnement, la batterie comporte plus de cellules. C'est un résultat intéressant car sa capacité à délivrer des courants plus élevés permet d'apporter le complément de puissance nécessaire à la pile.

Au cours des phases de réduction du régime de la pile, on remarque un comportement différent de la batterie en fonction du dimensionnement. Dans le premier cas où la pile partage avec la batterie l'apport en puissance lors des transitoires du profil, on constate des recharges à courant variable. Ce n'est pas ce qu'on observe dans le deuxième cas où la recharge se fait à courant maximal. La troisième batterie, plus grande en puissance et en énergie est quant-à-elle plus sollicitée et n'est rechargée à pleine puissance qu'à quelques instants. Ce comportement se répercute sur les variations d'état d'énergie des différentes batteries.

La Figure 7.20 montre l'évolution des états d'énergie de la batterie pour les trois dimensionnements retenus avec une batterie de 13.55 kWh pour les deux premiers et 20.64 kWh pour le troisième.

On constate de fortes similitudes de variation du SoE des deux premiers dimensionnements avec des disparités lors des phases de fortes variations de puissance. Si en début de mission la première configuration de dimensionnement a tendance à plus solliciter la batterie, et donc à plus la décharger, on constate vers la fin de la mission des allures

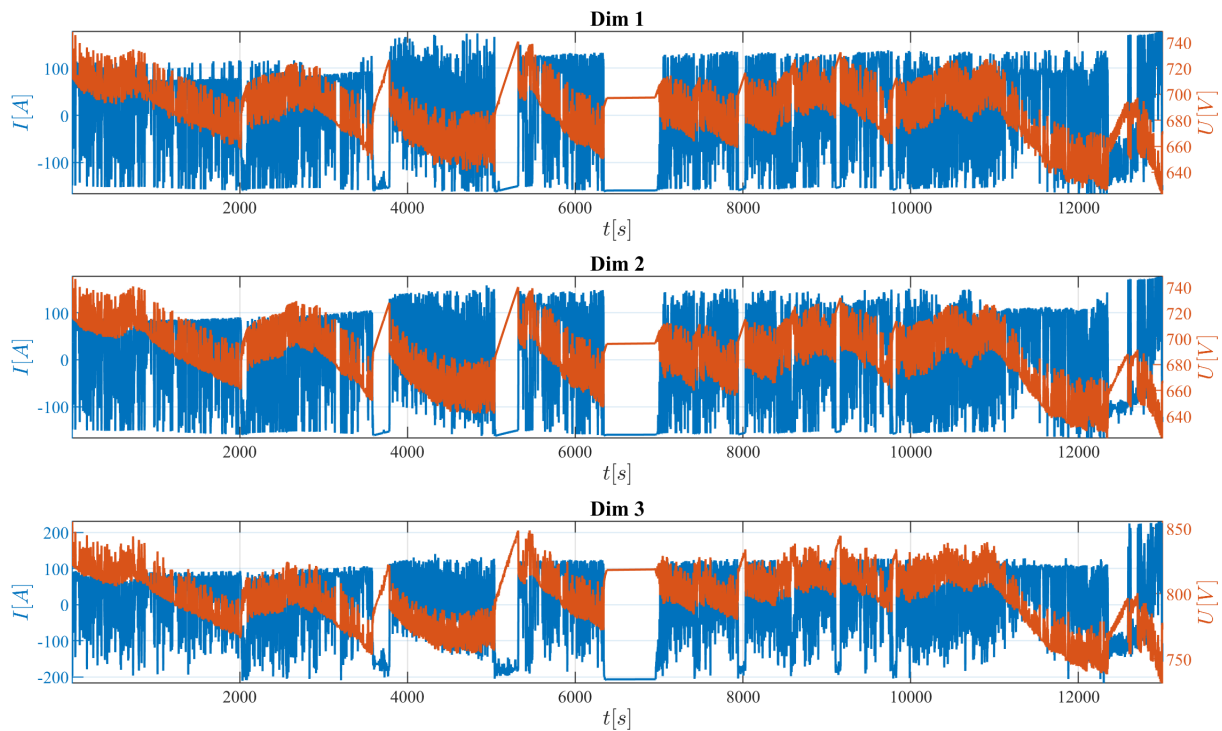


FIGURE 7.19 – Courbes de tension et de courant de la batterie

identiques de variation avec le deuxième dimensionnement.

La troisième batterie se distingue par des décharges plus lentes et une allure globalement au dessus des deux précédentes. Également plus sollicitée à cause de sa puissance élevée, cette batterie présente des phases de recharge moins fréquentes et moins importantes par rapport à sa capacité. Avoir un système de stockage d'énergie avec des puissances élevées est certes intéressant, mais comporte vraisemblablement plus d'inconvénients que d'avantage, du moins avec le type de cellule retenu pour le dimensionnement du pack batterie.

Mis à part l'augmentation importante de masse qui influence la consommation totale du système, le sur-dimensionnement de la batterie ne favorise pas toujours le fonctionnement de la pile à des bons rendements. De plus, dans ce cas, la batterie fournit la presque totalité des transitoires de puissance entraînant de fortes variations et des amplitudes élevées de tension sur le bus DC.

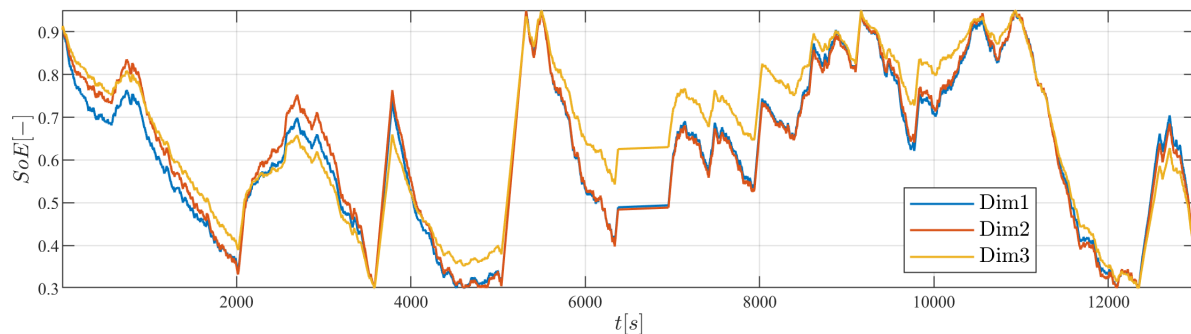


FIGURE 7.20 – Evolution de l'état d'énergie des différentes batteries

Nous réalisons dans la section ci-dessous une synthèse des résultats de la commande optimale pour les trois solutions de dimensionnement étudiées.

7.4.4 Synthèse

Le Tableau 7.4 propose un résumé ainsi qu'une comparaison des différents résultats concernant la commande optimale pour les trois dimensionnements étudiés. Ces données cumulées avec celles du Tableau 7.3 permettent d'identifier le caractère indissociable des aspects de dimensionnement du système et de commande énergétique optimale.

TABLE 7.4 – Synthèse des résultats de commande optimale sur les trois dimensionnements retenus

Dimensionnement	Dim 1	Dim 2	Dim 3
Données de commande du système pile			
Energie [kWh]	632.55	736.95	745.84
Puissance [kW] (min/moy/max)	62.01/189.45/218.81	94.14/190.89/213.25	94.43/189.36/208.08
Courant [A] (min/moy/max)	214.85/771.26/927.63	364.33/913.45/1138.8	383.51/922.21/1073.9
Tension [V] (min/moy/max)	235.88/247.52/288.63	189.02/212.64/258.4	193.76/206.99/246.24
Rendement [-] (min/moy/max)	0.48/0.51/0.59	0.41/0.46/0.56	0.44/0.47/0.57
Consommation au 100km [kg]	11.55	13.59	12.54
Consommation finale [kg]	36.32	40.74	39.2
Données de commande de la batterie			
Energie [kWh]	13.55	13.55	20.64
Puissance de charge [kW] (moy/max)	64.39/111.08	64.46/111.08	72.01/169.27
Puissance de décharge [kW] (moy/max)	52.74/111.08	54.26/111.08	58.31/169.27
Courant de charge [A] (moy/max)	91.43/166.58	91.5/166.78	88.72/217.37
Courant de décharge [A] (moy/max)	78.27/178.22	80.5/178.19	74.23/231.09
Tension [V] (min/moy/max)	623.28/687.12/748.57	622.96/687.85/748.57	731.47/796.47/855.51
Etat d'énergie initial [-]	0.9	0.9	0.9
Etat d'énergie final [-]	0.396	0.396	0.396

- Le premier dimensionnement reste une solution intéressante aussi bien pour la conception que pour la commande du système. Etant la moins lourde des trois cas, et donc la moins énergivore, elle permet de réaliser un gain de masse du réservoir d'hydrogène. Sa batterie suffit pour compenser les limites de la pile et garantit une variation acceptable de la tension du bus DC. Un point handicapant de cette solution reste les transitoires de puissance élevées pour la pile généralement non désirées pour des questions de pilotage et de dégradation.
- Le deuxième dimensionnement semble être le moins intéressant pour l'application étudiée. Avec un dimensionnement de la batterie identique au premier cas et un stack de pile légèrement sous-dimensionné, cette solution requiert un pilotage de la pile sur une large plage de puissance. Ces variations de puissance fournies par la pile sont généralement élevées et induisent à la fois un rendement plus faible et par conséquent plus de consommation d'hydrogène. Si on s'intéresse à la conversion de puissance, les écarts de tension et de courant en amont et en aval du convertisseur DC-DC pourraient poser des problèmes de conception, notamment en ce qui concerne la densité de puissance recherchée et le choix des composants de commutation.
- Enfin le troisième dimensionnement plus lourd favorise un meilleur usage de la batterie et permet de soulager la pile. Avec un rendement moyen du système pile évalué à 47 %, cette solution a pour principale force de limiter les variations brusques de

puissance au niveau du stack. En contrepartie, comme c'est la batterie qui prend en charge les variations de puissance, il en résulte plus de fluctuations de la tension du bus DC et un risque de dépassement de la tension maximale autorisée.

L'amélioration des performances de la batterie dégradant en partie celle de la pile et vice-versa, il ressort de cette comparaison que le dimensionnement idéal, s'il existe pour le véhicule de compétition sera celui qui favorise un meilleur fonctionnement des deux sources. Une étude détaillée de faisabilité pour chaque solution est donc nécessaire afin d'identifier les limites technologiques en termes de fabrication et de commande en temps réel.

7.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les résultats de l'optimisation couplée du dimensionnement et de la gestion de l'énergie du véhicule de course étudié. Au delà des paramètres de réglage des différents algorithmes utilisés, les variables de conception des composants de la chaîne énergétique dépendent non seulement de l'énergie requise par la mission mais aussi, et principalement de la nature du profil de puissance. Plus ce dernier sera exigeant en termes d'amplitude et de fréquence des transitoires, plus le taux d'hybridation en puissance de la batterie sera élevé. Les fronts de Pareto obtenus montrent que les tendances observées sont intuitivement cohérentes mais que le compromis entre les deux critères est plus difficile à appréhender. La prise en compte des densités massiques d'énergie et de puissance du système dans une expression unique de la fonction coût du problème de dimensionnement serait certainement intéressante mais constitue un problème majeur du point de la mise en œuvre. Enfin, la résolution du problème de commande optimale a permis non seulement de valider les dimensionnements obtenus, mais aussi de constater leurs impacts sur le comportement de chaque source. Ainsi, consommation, point de fonctionnement tout comme niveaux de tension et de courant dépendent de la solution retenue et témoignent de l'importance de coupler les phases de dimensionnement et de commande lors du pré-dimensionnement des systèmes hybrides.

Conclusion générale et perspectives

Cette section résume tout le travail réalisé au cours de ces années de thèse et les principaux résultats présentés dans ce manuscrit. Une auto-critique des hypothèses réalisées, des directions prises ainsi que la démarche scientifique adoptée sera faite afin d'identifier les avancées réalisées mais aussi les limitations et les améliorations à intégrer. Des perspectives à moyen et long termes seront proposées pour traiter les problèmes partiellement abordés ou pas du tout dans cette thèse.

Synthèse des contributions

Le dimensionnement des systèmes hybrides multi-sources à l'instar des véhicules électriques propulsés à l'aide d'une pile à combustible et d'un dispositif de stockage électrochimique reste un défi technologique majeur que doit relever le secteur des transports. En effet, ces nouveaux systèmes doivent répondre à un certain nombre d'exigences (conception, pilotage, rendement, normes de sécurités, etc...), et garder, voire avoir des performances meilleures que celles des véhicules thermiques toujours compétitifs.

Lors de la conception préliminaire des systèmes énergétiques, la littérature a montré qu'on ne peut dissocier dimensionnement et commande optimale, c'est-à-dire faire indépendamment le choix des paramètres de conception des composants et la gestion de la répartition de l'énergie et de la puissance. Dans la Partie I, l'état-de-l'art sur les méthodes d'optimisation couplée a souligné la difficulté de choisir ou de mettre en œuvre une approche générique indépendamment du problème à résoudre. Toutes ces méthodes ont des points forts mais sont aussi sujettes à des faiblesses qui dépendent de la complexité du système, du caractère multi-physique et/ou non linéaire des modèles qui impactent leur précision et leur implémentation, de la formulation du problème d'optimisation et du choix des algorithmes pour les résoudre.

La stratégie bi-niveau hybridant des approches combinatoires avec les méthodes évolutionnaires a été retenue dans cette thèse pour faire face d'une part aux problèmes rencontrés avec la programmation dynamique et d'autre part une recherche exhaustive de l'espace des variables de dimensionnement. Utilisée dans la Partie II pour la résolution du problème d'optimisation dans la boucle interne, les approches combinatoires s'appuyant sur des algorithmes de type MILP ont permis de réduire considérablement le temps de calcul notamment en évitant l'évaluation systématique de toutes les trajectoires. Nécessitant une réécriture adaptée du problème, elles ont en contrepartie introduit de nouveaux problèmes principalement celui de l'explosion de la mémoire de calcul, problème amplifié

par le cas d'application étudié.

Au niveau de la boucle externe de dimensionnement, l'usage des algorithmes génétiques dans la Partie III et plus principalement du NSGA-II a facilité l'exploration de plus vastes espaces de recherche et permis d'étudier un problème multi-objectif basé sur deux critères d'optimisation. Au lieu de manipuler un problème monocritère fortement non linéaire qui aurait conduit à utiliser une approximation, cette approche présente l'avantage de permettre une étude comparative d'un ensemble de solutions. C'est un atout supplémentaire pour la phase de conception où un compromis à deux échelles reste à trouver. Ainsi la solution finalement retenue pourra résulter de critères supplémentaires tels que la disponibilité de certains composants sur étagère, ou la facilité de fabrication. Le deuxième aspect à prendre en compte est le point de fonctionnement du système et la pertinence de la solution en termes de rendement global et de durabilité.

La modélisation des composants n'est pas en marge des améliorations apportées. Dimensionner un composant et dimensionner un système ne relèvent pas de la même complexité et de la même granularité des modèles. Les résultats des divers problèmes d'optimisation montrent une corrélation entre les modèles utilisés, le temps de calcul et la qualité de la solution qui approche le problème réel. Le dimensionnement du système pile à combustible a révélé l'importance de prendre en compte son réservoir surtout lorsque le critère poids du système est essentiel. Même si le dimensionnement du convertisseur n'a pas été réalisé, sa densité de puissance et sa masse ont été évaluées à travers la puissance du stack. Deux méthodes de commande de la pile respectivement sur la base du courant et de la puissance ont été élaborées. La première, directement liée à la densité de courant, permet d'obtenir la réponse en tension de la pile en fonction de ses conditions opératoires et a servi de technique de validation globale du système. La deuxième, plus simple à mettre en œuvre a elle été dédiée à la résolution rapide du problème couplé.

Une partie des premiers travaux réalisés en début de thèse s'était articulée autour de la batterie et principalement sur la prise en compte du contrôle de sa tension sujette à des variations. Sans convertisseur, la batterie est une source passive, donc non pilotée. Le modèle source de tension en série avec une résistance utilisé permet d'évaluer le comportement en courant et tension en simulation, les contraintes prises en compte dans le problème de répartition de puissance étant la puissance et l'état d'énergie. Le choix de la chimie des cellules est déterminant aussi bien pour le dimensionnement du pack batterie que sa commande. Les technologies à fortes densité de puissance permettent de supporter des courants importants en charge et décharge et participent à faire fonctionner la pile à des points de rendement intéressants. Toutefois leur capacité en énergie étant plus réduite, elles contribuent malheureusement à alourdir le système dès que le critère d'autonomie rentre en jeu.

Un des aspects traités, et non des moindres, est relatif à l'application. La compétition automobile, moins étudiée que les véhicules personnels et utilitaires, permet de soulever de nombreuses interrogations quant à l'efficacité des méthodes classiques d'optimisation sur des profils de puissance atypiques. En effet, ceux-ci sont caractérisés par de fortes variations de puissance difficiles à approximer et exigent de considérer un pas de temps fin sur la totalité du cycle de conduite. Les techniques de réduction développées ont montré leurs efficacité sur la résolution des problèmes d'optimisation du dimensionnement et de la commande. Avec des demandes de puissance qui varient fréquemment à fortes amplitudes, les technologies de batteries dont la densité de puissance évolue continuellement

nécessitent une conception plus délicate pour satisfaire la composante haute fréquence du profil. On aboutit, pour ce type de comportement, à un résultat de répartition optimale de puissance et d'énergie entre la pile et la batterie qui dépend non seulement des discrétisations de la variable de commande mais aussi du niveau de représentativité des profils traités.

Les principales contributions restent donc axées sur les aspects méthodologiques du dimensionnement des composants et leur commande hors ligne idéale attendue au cours de leur fonctionnement. L'objectif principal de ce travail est de faciliter la réalisation d'études préliminaires sensées fournir ensuite à chaque cœur de métier des spécifications de conception. Accélérer le temps alloué à cette phase a donc été un critère important tout au long de cette thèse.

Limites et pistes d'amélioration

“Il n'existe pas de recettes magiques. Accélérer la fabrication d'un pain en écourtant sa période de fermentation ou en augmentant sa température de cuisson dénature sa texture”.

Ainsi procéder à de nombreuses simplifications des modèles et du profil pourrait donner lieu à une solution peu voire non exploitable. Les limites et améliorations à moyen terme s'articulent autour de trois axes. Il s'agit de :

1) la méthodologie d'optimisation :

il subsiste toujours des extensions ou des améliorations à apporter aux méthodes d'optimisation choisies et aux techniques de résolution développées. En plus d'un paramétrage sensible, la résolution du problème de dimensionnement à l'aide de méthodes méta-heuristiques complexifie la compréhension et l'analyse des résultats. Considérer plusieurs critères d'optimisation nécessite une normalisation des contraintes afin de ramener à des échelles comparables les diverses fonctions coût à minimiser ou maximiser. Le caractère aléatoire de discrétisation et de génération de population permet certes d'éviter le problème d'optimalité locale, mais fournit une tendance de convergence vers la solution qui dépend des techniques de sélection. Une piste à explorer serait d'hybrider cette approche méta-heuristique à des méthodes déterministes. Ainsi, une première étape consisterait à résoudre de façon exacte une relaxation du problème de dimensionnement, puis une deuxième étape, faisant recours à des méthodes issues de l'intelligence artificielle, pourraient prendre en compte le caractère discret de certaines variables de décision ;

Le calcul de la répartition optimale de puissance et d'énergie repose sur des méthodes de type MILP qui a déplacé le problème de temps de calcul vers celui de l'espace mémoire. Il est difficile de justifier le choix de procéder à une discrétisation des variables de décision du problème d'optimisation de la commande surtout lorsque cette dernière est naturellement continue. Imposée par la formulation des approches combinatoires, cette opération permet d'approximer des non-linéarités par des fonctions affines par morceaux. En contrepartie elles posent le problème de recherche de compromis entre niveau de précision des modèles et la robustesse de la solution. La segmentation du profil de puissance pour résoudre le problème de commande optimale offre des opportunités de parallélisation des calculs, mais nécessitera l'acquisition des variables duales pour chaque sous problème afin de les initialiser indépendamment, puis raccorder l'ensemble. Cette technique nécessitera tout de même de disposer d'une machine de calcul multi-cœurs pour être efficace ;

2) la modélisation des composants :

à l'échelle des composants, les aspects de modélisation pourraient s'étendre aux machines électriques pour inclure dans l'optimisation le pilotage du groupe onduleur moteur dont les caractéristiques impactent au premier degré les performances de roulage. Le choix en amont de la technologie de la batterie n'a pas permis de tester la méthode développée avec une cellule de chimie différente. Son dimensionnement s'est donc limité au choix du nombre de cellules en série dans le pack et de branches en parallèle. Une extension de la formulation permettrait de considérer partiellement la chimie de la cellule pour calculer sa capacité nominale ainsi que les taux maximaux de charge et de décharge. Enfin pour le système pile, modéliser plus finement les auxiliaires permettrait de mieux estimer leur consommation. La pile ayant été commandée sur la base d'une courbe de polarisation à stoechiométrie fixée, on pourrait aussi imaginer un pilotage du compresseur d'air pour améliorer le rendement du système. Les catalogues de réservoir rencontrés sur le marché ne fournissent généralement pas toutes les informations, et rendent difficile le calcul de la masse embarquée. On pourrait également considérer une discrétisation de la quantité d'hydrogène embarquée pour s'aligner avec les offres standards du marché ;

3) l'application ou cas d'usage :

L'application retenue reste non conventionnelle et difficile à étudier. Une problématique non abordée dans cette thèse est celle liée la traduction des données d'un véhicule thermique en cahier de charge pour la conception d'un véhicule électrique. En effet, la motorisation ainsi que le poids changent ce qui rend peu évidente la construction d'un profil de puissance représentatif. Tout comme pour la simplification de certains modèles de composants, il faudra faire attention à ne pas être trop simpliste dans la contraction et la suppression des dynamiques réelles du profil de puissance. L'usage de techniques de caractérisation de profils longs pourrait s'avérer salutaire pour cumuler sur une portion plus courte toutes les phases de roulage et de nature de terrain rencontrés par le véhicule de course. Une solution pratique pour réduire la masse du système qui est fortement impactée par le réservoir d'hydrogène, serait de prévoir la recharge des bonbonnes d'hydrogène à des étapes précises du parcours. En effet, cela permettra de ne pas embarquer la totalité d'énergie dès le départ du circuit et de réduire la capacité des réservoirs. L'application choisie a orienté les méthodes élaborées vers la conception des systèmes énergétiques dédiés à de la mobilité lourde. Une autre application, et donc un autre usage pourrait permettre d'évaluer la généricité des techniques développées ainsi que leur robustesse.

Perpectives à long terme des travaux

Tout travail est perfectible et les phases d'améliorations pour aboutir à un outil de pré-dimensionnement complet sont encore nombreuses. Puisqu'une thèse ne dure pas indéfiniment, la définition de perspectives est nécessaire pour prioriser de potentielles et futures actions à réaliser. Celles identifiées suite à ces travaux sont nombreuses mais les principales sont résumées ci-dessous :

1) Optimiser et robustifier les méthodes et techniques de résolution développées :

il s'agirait d'aller au delà des variations paramétriques pour réaliser des études globales de sensibilité afin de quantifier l'impact des paramètres introduits. Robustifier les méthodes pourrait se faire en s'intéressant à d'autres critères que la performance. Des aspects économiques et environnementaux pourraient être privilégiés pour d'autres cas d'application. Un autre volet est d'explorer d'autres méthodes d'optimisation suivant la nature des nouvelles formulations qui seraient réalisées. Pour ce faire il faudra tester d'autres algorithmes afin de juger de leur efficacité et comparer leurs performances à l'existant ;

2) Prendre en compte d'autres aspects connexes au système énergétique jusque-là non évalués :

il s'agirait principalement pour la batterie et la pile à combustible d'intégrer des modèles de vieillissement pour considérer la perte de performances des composants au cours du temps, et éventuellement planifier leur remplacement. Associer à l'électrique toute la partie thermique sans laquelle le fonctionnement des différentes sources et celui de leurs auxiliaires est généralement impossible. L'inclusion du choix d'architecture dans le problème d'optimisation permettrait quant à elle d'attribuer à chaque application un type de fonctionnement ainsi que le mode d'association des différents éléments choisis. Plus concrètement ce volet pourrait concerner l'étude des architectures multi-stacks, des systèmes hybrides d'énergie (batteries typées puissance et/ou batteries typées énergie), et la présence ou non de convertisseur statique pour la batterie ;

3) Valider les résultats obtenus sur un système réel :

bien évidemment cela passera par toutes les étapes de simulations MIL (Model In the Loop), SIL (Software In the loop), et HIL (Hardware In the Loop) pour respectivement simuler le fonctionnement du système, générer le code de contrôle commande à embarquer, et réaliser un prototype sur banc d'essai avec des composants physiques. À l'interrogation "Comment passer d'une commande optimale hors-ligne développée dans la thèse à une commande temps réel ?", un stage initié en dernière année a permis de tester des approches MPC (Model Predictive Control). Le caractère presque aléatoire du profil de puissance n'a pas permis d'avoir une prédiction de puissance fiable et a soulevé des problématiques propres aux applications temps réel comme les délais de consignes et le temps de réponse. Concevoir un système énergétique multi-sources ne relève donc pas d'une seule compétence et exigera l'implication d'un panel diversifié d'acteurs.

Annexes

Méthode d'évaluation de la tension du bus DC

Sommaire

A.1	Illustration du problème implicite de gestion de tension du bus DC	170
A.2	Erreurs d'estimation de la tension du bus	171
A.2.1	Sur profil longue durée avec forte puissance	171
A.2.2	Sur profil moyen avec puissance modérée	172
A.2.3	Analyse et synthèse	173

Cette étude vient en complément de la Section 4.3.3 et porte sur l'intérêt de prendre en compte ou non la variation de la tension du bus continu dans un problème de pré-dimensionnement. Cette approche est développée dans le cas de l'architecture du véhicule présentée à la Figure 1.7. L'objectif de ce travail est de soulever la question de la gestion de la tension du bus continu dans le processus de pré-dimensionnement, car la précision de sa mesure détermine le point de fonctionnement correct des composants du système, en particulier lorsqu'il est dédié à des applications de forte puissance.

A.1 Illustration du problème implicite de gestion de tension du bus DC

Pour rappel, les expressions de puissance électrique à fournir par le moteur, de tension et de courant de la batterie sont respectivement fournies par les équations ci-dessous :

$$P_{elec}(t_k) = \frac{1}{\eta_{mot}} \Gamma_{mot}(t_k) \cdot \omega_{mot}(t_k), \eta_{mot} = f_{\eta_{mot}}(\Gamma_{mot}(t_k), \omega_{mot}(t_k), U_{DC}(t_k)) \quad (A.1)$$

$$I_{BAT}(t_k) = \frac{\left(U_{oc}(t_k) - \sqrt{U_{oc}^2(t_k) - 4R_{BAT} \cdot P_{BAT}(t_k)} \right)}{2R_{BAT}}, U_{oc}(t_k) = f(SoC(t_k)) \quad (A.2)$$

$$U_{BAT}(t_k) = U_{oc}(t_k) - R_{BAT} \cdot I_{BAT}(t_k), R_{BAT} = f(SoC(t_k)) \quad (A.3)$$

Le problème implicite de calcul de la tension du bus DC est illustré à la Figure A.1. Il vient des dépendances du rendement du groupe onduleur-moteur de la tension de la batterie $U_{BAT} = U_{DC}$ et donc indirectement du SoC et de R_{BAT} , c'est-à-dire

$$\begin{cases} I_{BAT} = f(P_{elec}(t_k), U_{DC}(t_k)) & (A.4a) \end{cases}$$

$$\begin{cases} P_{elec}(t_k) = f(U_{BAT}(t_k), \Gamma_{mot}(t_k), \omega_{mot}(t_k)) & (A.4b) \end{cases}$$

$$\begin{cases} U_{BAT} = f(I_{BAT}(t_k), U_{oc}(t_k), R_{BAT}(t_k)). & (A.4c) \end{cases}$$

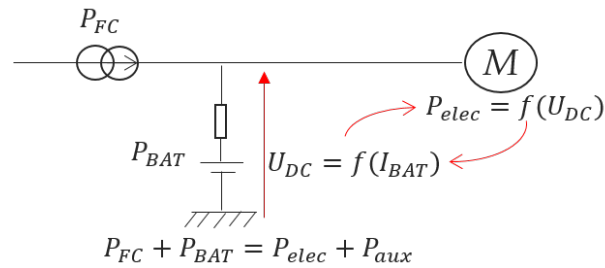


FIGURE A.1 – Illustration du calcul implicite de la tension

La difficulté est la suivante : pour une tension variable du bus continu de tension, il est nécessaire de considérer $U_{DC}(t_k) = U_{BAT}(t_{k-1})$ pour rompre la boucle implicite, hypothèse forte et pas toujours valide même pour Δt très petit. Une tentative de résolution directe de ce problème conduit à l'équation A.5 dont les différentes dépendances et l'incapacité à inverser la cartographie du moteur rendent complexe la recherche de solution.

$$\frac{dU_{BAT}}{dt} = f\left(\frac{\partial U_{oc}}{\partial SoC}, \frac{\partial \eta_{mot}}{\partial U_{DC}}, \frac{\partial \eta_{mot}}{\partial \Gamma_{mot}}, \frac{\partial \eta_{mot}}{\partial \Omega_{mot}}\right). \quad (A.5)$$

Comme alternative, une méthode algébrique itérative est développée dans [Planté et al., 2021] pour réduire les écarts d'erreur entre la tension de la batterie et celle du bus continu $\Delta U(t_k) = U_{DC}(t_k) - U_{BAT}(t_{k-1})$. Nous présentons dans cette annexe les erreurs d'estimation (sans correction) pour deux types de cas d'application et deux technologies de cellules.

A.2 Erreurs d'estimation de la tension du bus

À défaut de résoudre l'équation A.5, les erreurs de calcul de la tension du bus sont quantifiées à l'aide de simulations réalisées pour deux cas d'application. Le premier est celui du véhicule de course étudié dans cette thèse, de forte puissance et de longue durée (Figure A.3a). Le deuxième cas d'application, aussi de longue durée, approxime le comportement d'un véhicule conventionnel avec un cycle de conduite moins dynamique et de puissance modérée (Figure A.4a). Enfin, deux technologies de cellules dont les caractéristiques sont illustrées à la Figure A.2 sont utilisées, chacune sur les deux cas d'application. La première cellule (Cell A) est conçue pour transiter de fortes puissances mais embarque peu d'énergie. La seconde (Cell B), typée énergie, est à l'opposé limitée en puissance possède une forte densité énergétique.

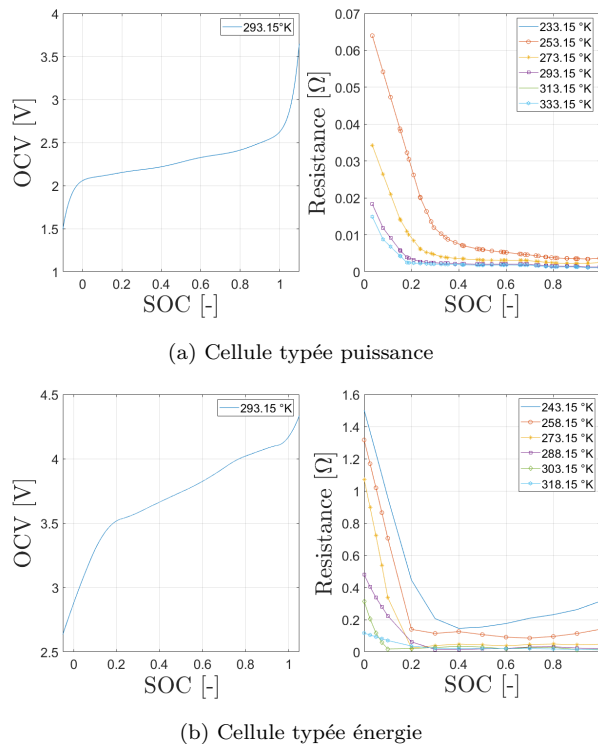


FIGURE A.2 – Caractéristiques des cellules typées puissance (A) et énergie (B).

A.2.1 Sur profil longue durée avec forte puissance

Les simulations montrent que l'usage d'un pack batterie constitué de cellules typées énergie (Cell B) sur des applications dynamiques de fortes puissances génère une forte

variation de la tension (Figure A.3b).

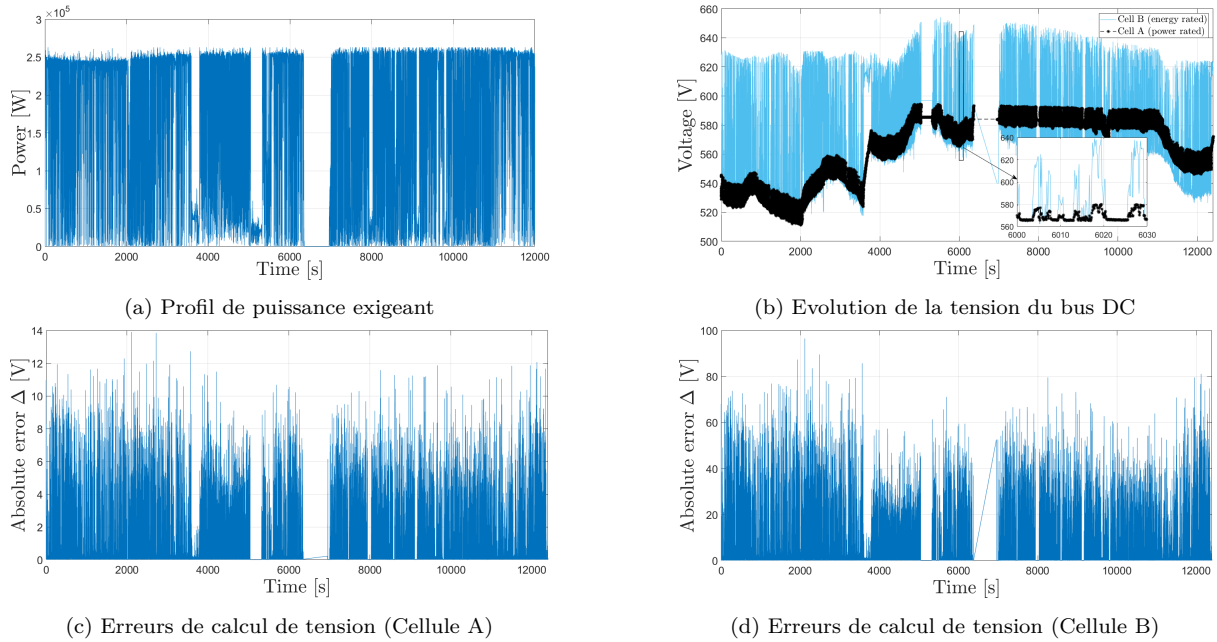


FIGURE A.3 – Evaluation de la tension du bus DC pour le cas du véhicule électrique de course

Cela peut rapidement induire des erreurs considérables d'évaluation de tension (Figure A.3d). Le pack batterie avec des cellules typées puissance (Cell A) est moins sujet à des variations importantes et induit moins d'erreurs ($|\Delta U(t_k)| \leq 15 V$) (Figure A.3c).

A.2.2 Sur profil moyen avec puissance modérée

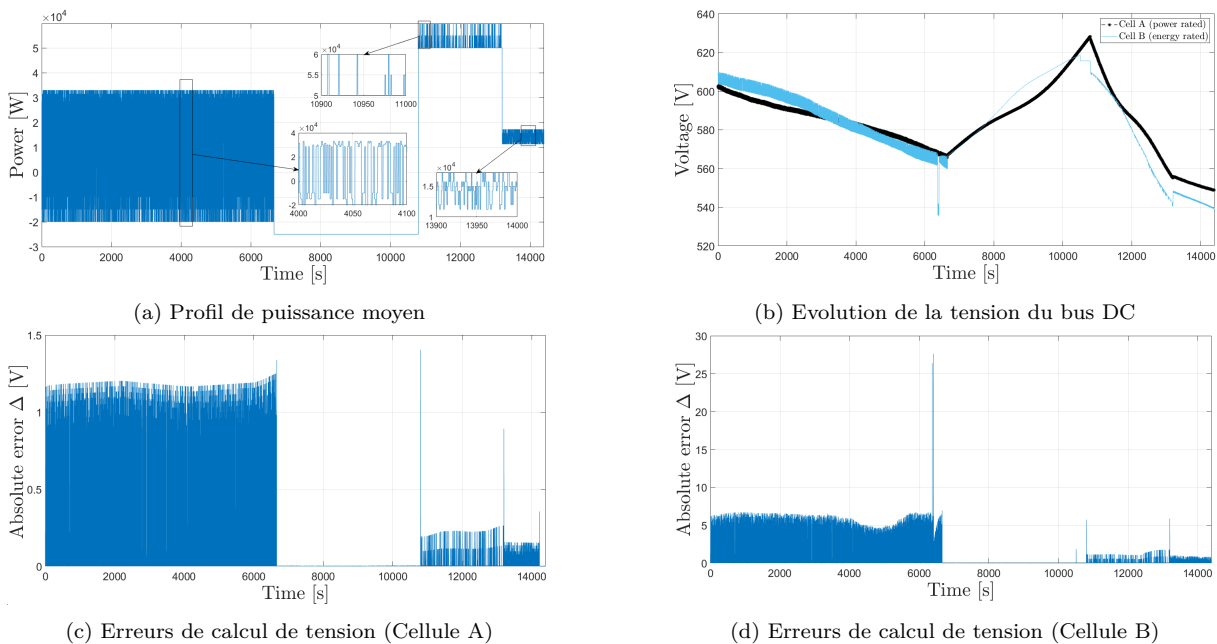


FIGURE A.4 – Evaluation de la tension du bus DC pour le cas du véhicule électrique à usage personnel.

Avec un profil moins exigeant comme celui de la plupart des véhicules utilitaires et personnels, de faibles amplitudes de variation de tension sont constatées aussi bien pour le pack batterie à cellules typées puissance que celui à cellules typées énergie (Figure A.4b). Les écarts commis pour le calcul de la tension à chaque instant t_k sont moins importants (Figures A.4c et A.4d). Cette erreur est inférieure à 1.5 V pour les cellules typées puissance (Cell A) et globalement en dessous de la dizaine de volts pour des cellules typées énergie (Cell B).

A.2.3 Analyse et synthèse

Pour des architectures où le système de stockage d'énergie électrique n'a pas de convertisseur en aval, la variation et les erreurs d'évaluation de la tension du bus DC dépendent fortement de la nature du profil de puissance et de la technologie des cellules constituant le pack batterie. Un profil dynamique avec des demandes de puissances élevées est plus susceptible d'induire des variations importantes de tension. Les amplitudes de ces variations dépendent principalement de la résistance interne des cellules via le terme $R_{BAT} \cdot I_{BAT}(t_k)$ et de la variation de la tension en circuit ouvert en fonction de l'état de charge. Pour une mission longue avec des appels importants de courant comme celle du véhicule de course, une cellule typée puissance ayant une faible résistance interne et une faible variation de l'OCV en fonction du SoC de sera donc préférée à une cellule typée énergie.

Formulation combinatoire des problèmes de commande à pas de temps variable

Sommaire

B.1	Problème de commande avec le courant pile	176
B.2	Problème de commande avec la puissance pile	178
B.3	Comparaison des résultats de commande avec le courant et la puissance pile	180

B.1 Problème de commande avec le courant pile

Formulation mathématique	$\min C_0 = \int_{t_0}^{t_f} q_{H_2}(I_{FC}, t) dt$ <p>st :</p> $P_{elec}(t) + P_{aux}(t) = P_{outDC}(t) + P_{BAT}(t)$ $I_{min}^{FC} \leq I_{FC}(t) \leq I_{max}^{FC}$ $P_{min}^{FC} \leq P_{FC}(t) \leq P_{max}^{FC}$ $\frac{d}{dt} P_{FC}(t) \leq \mathbf{d}_{FC}$ $m_{H_2} _{t_0}^{t_f} \leq M_{H_2}$ $P_{min}^{BAT} \leq P_{BAT}(t) \leq P_{max}^{BAT}$ $SoE_{min} \leq SoE(t) \leq SoE_{max}$ $SoE(t_f) = SoE^{target}$
Discrétisation du temps	$T_{vect} = (t_1, \dots, t_k, \dots, t_{Ndt}), k \in [1, Ndt]$ $\Delta t_k = t_{k+1} - t_k, \Delta t_k \neq \{0, cste\}$
Discrétisation du courant pile	$I_{FC_i} = I_{min}^{FC} + \frac{i-1}{n_u-1}(I_{max}^{FC} - I_{min}^{FC}), i \in [1, n_u]$
Variables combinatoires	$\xi(t_k) = (\xi_1(t_k), \dots, \xi_i(t_k), \dots, \xi_{n_u}(t_k)), i \in [1, n_u], k \in [1, Ndt]$ $I_{FC}(t_k) = \sum_{i=1}^{n_u} (\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i})$
Fonction objectif	$C_0 = \frac{M_{H_2} \cdot St_{H_2} \cdot N_{FC}}{2F} \sum_{k=1}^{Ndt} \sum_{i=1}^{n_u} (\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i}) \Delta t_k$
Modélisation	<p>Véhicule :</p> $\Gamma_{wheel}(t_k) = m_{veh} \cdot R_{wheel} \left(a(t_k) + g_{\top} \cos \phi(t_k) C_r + \frac{1}{2} \rho \frac{A_{veh}}{m_{veh}} C_d v^2(t_k) + g_{\top} \sin \phi(t_k) \right)$ $\omega_{wheel}(t_k) = \frac{v(t_k)}{R_{wheel}}, \frac{A_{veh}}{m_{veh}} = \left(\frac{A_0}{m_0} \right)^\nu$ $P_{mec}^{mot}(t_k) = \frac{1}{\eta_{gear}} \Gamma_{wheel}(t_k) \cdot \omega_{wheel}(t_k), \Gamma_{wheel}(t_k) = \frac{m_{veh}}{m_0} \Gamma_0(t_k)$ $P_{elec}(t_k) = \frac{1}{\eta_{mot}} P_{mec}^{mot}(t_k) = \frac{1}{\eta_{mot}} \Gamma_{mot}(t_k) \cdot \omega_{mot}(t_k), \eta_{mot} = f_{\eta_{mot}}(\Gamma_{mot}(t_k), \omega_{mot}(t_k), U_{DC}(t_k))$ <p>Système pile :</p> $J_{FC}(t_k) = \frac{I_{FC}(t_k)}{A_{FC}}$ $V_{FC_{cell}}(t_k) = f(J_{FC}(t_k), st_{H_2}, st_{O_2}, p_{H_2}, T, h_r)$ $U_{FC}(t_k) = N_{FC} \cdot V_{FC_{cell}}(t_k)$ $P_{FC}(t_k) = U_{FC}(t_k) \cdot I_{FC}(t_k)$ $q_{H_2}(t_k) = st_{H_2} \cdot N_{FC} \cdot \frac{I_{FC}(t_k)}{2F}$ $P_{FC_{aux}}(t_k) = P_{FC_{comp}}(t_k) + P_{FC_{pump}}(t_k)$ $\eta_{FC}(t_k) = \frac{P_{FC}(t_k) - P_{FC_{aux}}(t_k)}{PCI_{H_2} \cdot q_{H_2}(t_k)}$ $P_{outDC}(t_k) = P_{FC}(t_k) \cdot \eta_{conv}$ <p>Batterie :</p> $P_{BAT}(t_k) = P_{elec}(t_k) + P_{aux}(t_k) - \eta_{conv} \sum_{i=1}^{n_u} (\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \cdot U_{FC}(t_k)) = f_{P_{BAT}}(\phi(t_k), \xi(t_k))$ $R_{BAT} = \frac{N_s}{N_p} \cdot R_{cell}, U_{oc}(t_k) = N_s \cdot V_{oc_{cell}}(t_k), V_{oc_{cell}}(t_k) = f(SoC(t_k))$

$$\begin{aligned}
 I_{BAT}(t_k) &= \frac{\left(U_{oc}(t_k) - \sqrt{U_{oc}^2(t_k) - 4R_{BAT} \cdot P_{BAT}(t_k)} \right)}{2R_{BAT}} \\
 U_{BAT}(t_k) &= U_{oc}(t_k) - R_{BAT} \cdot I_{BAT}(t_k) \\
 E_{BAT} &= Q_{BAT} \cdot \int_0^{SoC_{ref}} V_{oc}(SoC) dSoC, Q_{BAT} = N_p \cdot Q_{cell} \\
 SoE(t_{k+1}) &= SoE(t_k) - \frac{P_{BAT}(t_k) \cdot \Delta t_k}{E_{BAT}} \\
 SoC(t_{k+1}) &= SoC(t_k) - \frac{I_{BAT}(t_k) \cdot \Delta t_k}{Q_{BAT}}
 \end{aligned}$$

Contraintes

$$\begin{aligned}
 P_{min}^{FC} &\leq \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \cdot U_{FC}(t_k) \right) \leq P_{max}^{FC} \\
 \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_{k+1}) \cdot I_{FC_i} \cdot U_{FC}(t_{k+1}) \right) - \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \cdot U_{FC}(t_k) \right) &\leq \mathbf{d}_{FC} \cdot \Delta t_k \\
 \frac{M_{H_2} \cdot St_{H_2} \cdot N_{FC}}{2F} \sum_{k=1}^{Ndt} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot I_{FC_i} \right) \cdot \Delta t_k &\leq M_{H_2} \\
 P_{min}^{BAT} &\leq f_{P_{BAT}}(\wp(t_k), \xi(t_k)) \leq P_{max}^{BAT} \\
 E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE_{max} \right) &\leq \sum_{t=t_0}^{t_k} f_{P_{BAT}}(\wp(t), \xi(t)) \Delta t_k \leq E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE_{min} \right) \\
 \sum_{k=1}^{Ndt} f_{P_{bat}}(\wp(t_k), \xi(t_k)) \Delta t_k &\geq E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE^{target}(1 + \epsilon_{SoE}) \right) \\
 \sum_{k=1}^{Ndt} f_{P_{bat}}(\wp(t_k), \xi(t_k)) \Delta t_k &\leq E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE^{target}(1 - \epsilon_{SoE}) \right) \\
 \sum_{i=1}^{n_u} \xi_i(t_k) &= 1 \\
 \xi_i(t_k) &\in \{0, 1\}
 \end{aligned}$$

B.2 Problème de commande avec la puissance pile

Formulation mathématique	$\min C_0 = \int_{t_0}^{t_f} q_{H_2}(P_{FC}, t) dt$ <p>st :</p> $P_{elec}(t) + P_{aux}(t) = P_{outDC}(t) + P_{BAT}(t)$ $I_{min}^{FC} \leq I_{FC}(t) \leq I_{max}^{FC}$ $P_{min}^{FC} \leq P_{FC}(t) \leq P_{max}^{FC}$ $\frac{d}{dt} P_{FC}(t) \leq d_{FC}$ $m_{H_2} _{t_0}^{t_f} \leq M_{H_2}$ $P_{min}^{BAT} \leq P_{BAT}(t) \leq P_{max}^{BAT}$ $SoE_{min} \leq SoE(t) \leq SoE_{max}$ $SoE(t_f) = SoE^{target}$
Discrétisation du temps	$T_{vect} = (t_1, \dots, t_k, \dots, t_{Ndt}), k \in [1, Ndt]$ $\Delta t_k = t_{k+1} - t_k, \Delta t_k \neq \{0, cste\}$
Discrétisation de la puissance pile	$P_{vect} = (P_{FC_1}, \dots, P_{FC_i}, \dots, P_{FC_{n_u}}), i \in [1, n_u]$ $P_{FC_{i+1}} - P_{FC_i} \neq \{0, cste\}$
Variables combinatoires	$\xi(t_k) = (\xi_1(t_k), \dots, \xi_i(t_k), \dots, \xi_{n_u}(t_k)), i \in [1, n_u], k \in [1, Ndt]$ $P_{FC}(t_k) = \sum_{i=1}^{n_u} (\xi_i(t_k) \cdot P_{FC_i})$
Fonction objectif	$C_0 = \sum_{k=1}^{Ndt} \sum_{i=1}^{n_u} (\xi_i(t_k) \cdot q_{H_2}(P_{FC_i})) \Delta t_k$
Modélisation	<p>Véhicule :</p> $\Gamma_{wheel}(t_k) = m_{veh} \cdot R_{wheel} \left(a(t_k) + g_{\top} \cos \phi(t_k) C_r + \frac{1}{2} \rho \frac{A_{veh}}{m_{veh}} C_d v^2(t_k) + g_{\top} \sin \phi(t_k) \right)$ $\omega_{wheel}(t_k) = \frac{v(t_k)}{R_{wheel}}, \frac{A_{veh}}{m_{veh}} = \left(\frac{A_0}{m_0} \right)^\nu$ $P_{mec}^{mot}(t_k) = \frac{1}{\eta_{gear}} \Gamma_{wheel}(t_k) \cdot \omega_{wheel}(t_k), \Gamma_{wheel}(t_k) = \frac{m_{veh}}{m_0} \Gamma_0(t_k)$ $P_{elec}(t_k) = \frac{1}{\eta_{mot}} P_{mec}^{mot}(t_k) = \frac{1}{\eta_{mot}} \Gamma_{mot}(t_k) \cdot \omega_{mot}(t_k), \eta_{mot} = f_{\eta_{mot}}(\Gamma_{mot}(t_k), \omega_{mot}(t_k), U_{DC}(t_k))$ <p>Système pile :</p> $q_{H_2}^s = a_s \cdot P_{FC_i} + b_s$ $q_{H_2}(t_k) = \sum_{i=1}^{n_u} (\xi_i(t_k) \cdot q_{H_2}^s)$ $I_{FC}(t_k) = \frac{2F \cdot q_{H_2}(t_k)}{st_{H_2} \cdot N_{FC}}$ $J_{FC}(t_k) = \frac{I_{FC}(t_k)}{A_{FC}}$ $V_{FC_{cell}}(t_k) = f(J_{FC}(t_k), st_{H_2}, st_{O_2}, p_{H_2}, T, h_r)$ $U_{FC}(t_k) = N_{FC} \cdot V_{FC_{cell}}(t_k)$ $P_{FC_{aux}}(t_k) = P_{FC_{comp}}(t_k) + P_{FC_{pump}}(t_k)$ $\eta_{FC}(t_k) = \frac{P_{FC}(t_k) - P_{FC_{aux}}(t_k)}{PCI_{H_2} \cdot q_{H_2}(t_k)}$ $P_{outDC}(t_k) = P_{FC}(t_k) \cdot \eta_{conv}$
Batterie :	

$$\begin{aligned}
 P_{BAT}(t_k) &= P_{elec}(t_k) + P_{aux}(t_k) - \eta_{conv} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot P_{FC_i} \right) = f_{P_{BAT}}(\wp(t_k), \xi(t_k)) \\
 R_{BAT} &= \frac{N_s}{N_p} \cdot R_{cell}, U_{oc}(t_k) = N_s \cdot V_{oc_{cell}}(t_k), V_{oc_{cell}}(t_k) = f(SoC(t_k)) \\
 I_{BAT}(t_k) &= \frac{\left(U_{oc}(t_k) - \sqrt{U_{oc}^2(t_k) - 4R_{BAT} \cdot P_{BAT}(t_k)} \right)}{2R_{BAT}} \\
 U_{BAT}(t_k) &= U_{oc}(t_k) - R_{BAT} \cdot I_{BAT}(t_k) \\
 E_{BAT} &= Q_{BAT} \cdot \int_0^{SoC_{ref}} V_{oc}(SoC) dSoC, Q_{BAT} = N_p \cdot Q_{cell} \\
 SoE(t_{k+1}) &= SoE(t_k) - \frac{P_{BAT}(t_k) \cdot \Delta t_k}{E_{BAT}} \\
 SoC(t_{k+1}) &= SoC(t_k) - \frac{I_{BAT}(t_k) \cdot \Delta t_k}{Q_{BAT}}
 \end{aligned}$$

Contraintes

$$\begin{aligned}
 P_{min}^{FC} &\leq \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot P_{FC_i} \right) \leq P_{max}^{FC} \\
 \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_{k+1}) \cdot P_{FC_i} \right) - \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot P_{FC_i} \right) &\leq \mathbf{d}_{FC} \cdot \Delta t_k \\
 \sum_{k=1}^{Ndt} \sum_{i=1}^{n_u} \left(\xi_i(t_k) \cdot q_{H_2}(P_{FC_i}) \right) \Delta t_k &\leq M_{H_2} \\
 P_{min}^{BAT} &\leq f_{P_{BAT}}(\wp(t_k), \xi(t_k)) \leq P_{max}^{BAT} \\
 E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE_{max} \right) &\leq \sum_{t=t_0}^{t_k} f_{P_{BAT}}(\wp(t), \xi(t)) \Delta t_k \leq E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE_{min} \right) \\
 \sum_{k=1}^{Ndt} f_{P_{bat}}(\wp(t_k), \xi(t_k)) \Delta t_k &\geq E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE^{target}(1 + \epsilon_{SoE}) \right) \\
 \sum_{k=1}^{Ndt} f_{P_{bat}}(\wp(t_k), \xi(t_k)) \Delta t_k &\leq E_{BAT} \left(SoE(t_0) - SoE^{target}(1 - \epsilon_{SoE}) \right) \\
 \sum_{i=1}^{n_u} \xi_i(t_k) &= 1 \\
 \xi_i(t_k) &\in \{0, 1\}
 \end{aligned}$$

B.3 Comparaison des résultats de commande avec le courant et la puissance pile

La Figure B.1 illustre les différences au niveau des états du système pour une formulation du problème d'optimisation de la gestion des flux d'énergie en considérant le courant de la pile I_{FC} (Section B.1) puis la puissance pile P_{FC} (Section B.2) comme variable de commande.

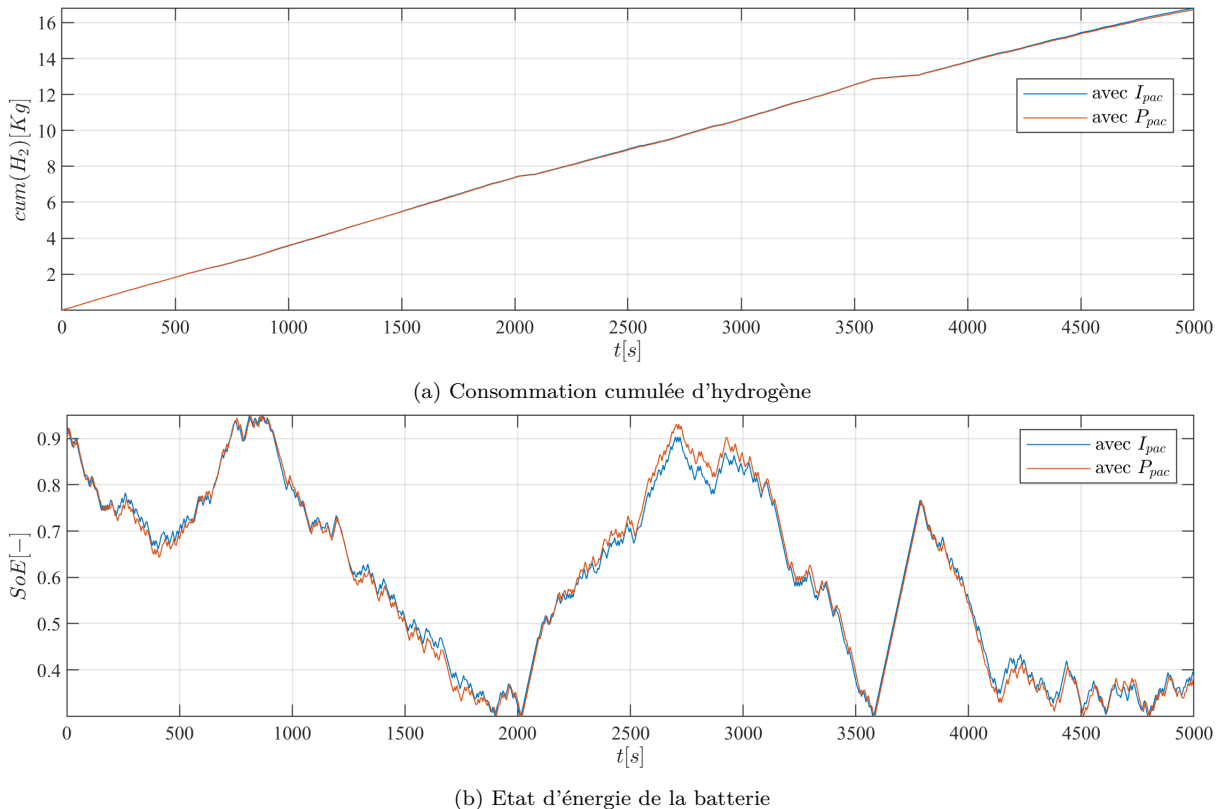


FIGURE B.1 – Comparaisons des états du système pour un choix respectif du courant pile et de la puissance pile comme variable de commande

Pour une discrétisation fine des deux types de variables de commande, il n'existe pas de différences significatives entre les résultats obtenus. Les consommations d'hydrogène sont similaires. L'usage de la batterie montre des disparités de variation de l'état d'énergie. Ceci est dû, pour le premier cas (courant pile comme variable de commande), au fait de passer par la tension pour calculer la puissance. Les deux formulations restent intéressantes :

- l'usage du courant pile permet de mieux évaluer les réponses en tension de la pile, d'élaborer un modèle plus fiable de la consommation des auxiliaires mais sera économe en ressources de calcul. Il est donc plus judicieux d'utiliser cette formulation pour la validation détaillée d'un système dont le dimensionnement est déjà réalisé.
- l'usage de la puissance pile permet d'avoir une formulation "simplifiée" du problème d'optimisation de la gestion des flux d'énergie, ce qui est souhaitable pour avoir avec un temps de calcul réduit des tendances de résultats. En contrepartie, elle repose plus sur des cartographies et interpolations et nécessitera de réaliser une

discrétisation non-uniforme optimisée pour éviter des erreurs d'approximation qui peuvent s'accumuler avec un profil de puissance de longue durée.

Bibliographie

- [Ali and Söffker, 2018] Ali, A. M. and Söffker, D. (2018). Towards optimal power management of hybrid electric vehicles in real-time : A review on methods, challenges, and state-of-the-art solutions. *Energies*, 11(3).
- [Andreasen et al., 2008] Andreasen, S. J., Ashworth, L., Menjón Remón, I. N., and Kær, S. K. (2008). Directly connected series coupled htpem fuel cell stacks to a li-ion battery dc bus for a fuel cell electrical vehicle. *International Journal of Hydrogen Energy*, 33(23) :7137–7145.
- [Ang et al., 2011] Ang, S. M. C., Fraga, E. S., Brandon, N. P., Samsatli, N. J., and Brett, D. J. (2011). Fuel cell systems optimisation – methods and strategies. *International Journal of Hydrogen Energy*, 36(22) :14678–14703. Fuel Cell Technologies : FUCE-TECH 2009.
- [Araújo et al., 2014] Araújo, R. E., de Castro, R., Pinto, C., Melo, P., and Freitas, D. (2014). Combined sizing and energy management in evs with batteries and supercapacitors. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 63(7) :3062–3076.
- [Bellman, 1957] Bellman, R. (1957). *Dynamic Programming*. Princeton University Press, Princeton, NJ, USA, 1 edition.
- [Ben-Tal and Nemirovski, 2000] Ben-Tal, A. and Nemirovski, A. (2000). Robust solutions of linear programming problems contaminated with uncertain data. *Mathematical Programming*, 88 :411–424.
- [Blank and Deb, 2020] Blank, J. and Deb, K. (2020). pymoo : Multi-objective optimization in python. *IEEE Access*, 8 :89497–89509.
- [Blaud et al., 2020] Blaud, P. C., Haurant, P., Claveau, F., Lacarrière, B., Chevrel, P., and Mouraud, A. (2020). Modelling and control of multi-energy systems through multi-prosumer node and economic model predictive control. *International Journal of Electrical Power Energy Systems*, 118 :105778.
- [Boggs and Tolle, 1995] Boggs, P. and Tolle, J. (1995). Sequential quadratic programming. *Acta Numerica*, 4 :1–51.
- [Boyd and Vandenberghe, 2004] Boyd, S. and Vandenberghe, L. (2004). *Convex Optimization*. Cambridge University Press.
- [Boynov, 2008] Boynov, K. (2008). *Efficiency and time-optimal control of fuel cell - compressor - electrical drive systems*. PhD thesis, Electrical Engineering.

- [Camponogara and Nazari, 2015] Camponogara, E. and Nazari, L. F. (2015). Models and Algorithms for Optimal Piecewise-Linear Function Approximation. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015 :876862. Publisher : Hindawi Publishing Corporation.
- [Caux et al., 2017] Caux, S., Gaoua, Y., and Lopez, P. (2017). A combinatorial optimisation approach to energy management strategy for a hybrid fuel cell vehicle. *Energy*, 133 :219–230.
- [Cavazzuti, 2013] Cavazzuti, M. (2013). *Optimization methods : from theory to design*.
- [Ceschia et al., 2020] Ceschia, A., Azib, T., Béthoux, O., and Alves, F. (2020). Optimal Sizing of Fuel Cell Hybrid Power Sources with Reliability Consideration. *Energies*, 13(13) :3510.
- [Changizian et al., 2020] Changizian, S., Ahmadi, P., Raeesi, M., and Javani, N. (2020). Performance optimization of hybrid hydrogen fuel cell-electric vehicles in real driving cycles. *International Journal of Hydrogen Energy*, 45(60) :35180–35197. 4th International HYDROGEN TECHNOLOGIES Congress.
- [Chauvin, 2015] Chauvin, A. (2015). *Contribution à l’optimisation globale pour le dimensionnement et la gestion d’énergie de véhicules hybrides électriques basée sur une approche combinatoire*. Theses, INSA de Lyon.
- [Chauvin et al., 2015] Chauvin, A., Hijazi, A., Bideaux, E., and Sari, A. (2015). Combinatorial approach for sizing and optimal energy management of hev including durability constraints. In *2015 IEEE 24th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, pages 1236–1241.
- [Citepa, 2019] Citepa (2019). Inventaire des émissions de polluants atmosphériques et de gaz à effet de serre en france. https://www.citepa.org/wp-content/uploads/publications/secten/Citepa_Secten-2019_Pack_Integralv40utre-mer.zip. Accessed : 2023-08-21.
- [Citepa, 2023] Citepa (2023). Gaz à effet de serre et polluants atmosphériques. bilan des émissions en france de 1990 à 2022. rapport secten éd. 2023. https://www.citepa.org/wp-content/uploads/publications/secten/2023/Citepa_Secten_ed2023_v1.pdf. Accessed : 2023-08-21.
- [Corno et al., 2015] Corno, M., Bhatt, N., Savaresi, S. M., and Verhaegen, M. (2015). Electrochemical model-based state of charge estimation for li-ion cells. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 23(1) :117–127.
- [Cplex, 2009] Cplex, I. I. (2009). V12. 1 : User’s manual for cplex. *International Business Machines Corporation*, 46(53) :157.
- [Criqui, 2021] Criqui, P. (2021). *Les coûts d’abattement : Partie 2 — Transports*. Available at <https://www.vie-publique.fr/sites/default/files/rapport/pdf/283465.pdf>.
- [Dakar Rally, 2021] Dakar Rally (2021). Le plus grand rallye du monde : le goût de l’extrême. <https://www.dakar.com/fr/univers-dakar/decouvrir>. Accessed : 2023-03-30.
- [Delhommais, 2019] Delhommais, M. (2019). *Pre-Design by Optimization Methodology in Power Electronics*. Theses, Université Grenoble Alpes.

- [Delhommais, 2020] Delhommais, M. (2020). Review of optimization methods for the design of power electronics systems. In *2020 22nd European Conference on Power Electronics and Applications (EPE'20 ECCE Europe)*, pages 1–10.
- [Delhommais et al., 2017] Delhommais, M., Schanen, J.-L., Wurtz, F., Rigaud, C., and Chardon, S. (2017). Design by optimization methodology : Application to a wide input and output voltage ranges interleaved buck converter. In *2017 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, pages 3529–3536.
- [Dempe, 2020] Dempe, S. (2020). Bilevel optimization : Theory, algorithms, applications and a bibliography. chapter Chapter 20, pages 581–672. Springer. Available at <https://optimization-online.org/wp-content/uploads/2018/08/6773.pdf>.
- [Donatantonio et al., 2022] Donatantonio, F., Ferrara, A., Polverino, P., Arsie, I., and Pianese, C. (2022). Novel approaches for energy management strategies of hybrid electric vehicles and comparison with conventional solutions. *Energies*, 15(6).
- [East and Cannon, 2020] East, S. and Cannon, M. (2020). Optimal power allocation in battery/supercapacitor electric vehicles using convex optimization. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 69(11) :12751–12762.
- [Egardt et al., 2014] Egardt, B., Murgovski, N., Pourabdollah, M., and Johanneson Mardh, L. (2014). Electromobility studies based on convex optimization : Design and control issues regarding vehicle electrification. *IEEE Control Systems Magazine*, 34(2) :32–49.
- [El Bechari, 2020] El Bechari, R. (2020). *Optimization and reliability analysis for electrical machines modeled by finite element method*. Theses, Centrale Lille Institut.
- [Elbert et al., 2014] Elbert, P., Nüesch, T., Ritter, A., Murgovski, N., and Guzzella, L. (2014). Engine on/off control for the energy management of a serial hybrid electric bus via convex optimization. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 63(8) :3549–3559.
- [Fazlollahi et al., 2014] Fazlollahi, S., Bungener, S. L., Mandel, P., Becker, G., and Maréchal, F. (2014). Multi-objectives, multi-period optimization of district energy systems : I. selection of typical operating periods. *Computers Chemical Engineering*, 65 :54–66.
- [Feng and Dong, 2020] Feng, Y. and Dong, Z. (2020). Integrated design and control optimization of fuel cell hybrid mining truck with minimized lifecycle cost. *Applied Energy*, 270 :115164.
- [Fletcher et al., 2016] Fletcher, T., Thring, R., and Watkinson, M. (2016). An energy management strategy to concurrently optimise fuel consumption & pem fuel cell lifetime in a hybrid vehicle. *International Journal of Hydrogen Energy*, 41(46) :21503–21515.
- [Fonseca, 2013] Fonseca, Ramon, N. D. (2013). *Optimization of the sizing and the energy management for a hybrid fuel cell vehicle including fuel cell dynamics and durability constraints*. Theses, INSA de Lyon.
- [Forouzesh et al., 2017] Forouzesh, M., Siwakoti, Y. P., Gorji, S. A., Blaabjerg, F., and Lehman, B. (2017). Step-up dc-dc converters : A comprehensive review of voltage-boosting techniques, topologies, and applications. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 32(12) :9143–9178.

- [Fouilhoux, 2015] Fouilhoux, P. (2015). *Optimisation Combinatoire : Programmation Linéaire et Algorithmes*. Available at <http://www-desir.lip6.fr/~fouilhoux/documents/OptComb.pdf>.
- [Gallagher et al., 2015] Gallagher, K. G., Trask, S. E., Bauer, C., Woehrle, T., Lux, S. F., Tschek, M., Lamp, P., Polzin, B. J., Ha, S., Long, B., Wu, Q., Lu, W., Dees, D. W., and Jansen, A. N. (2015). Optimizing areal capacities through understanding the limitations of lithium-ion electrodes. *Journal of The Electrochemical Society*, 163(2) :A138.
- [Gan et al., 2018] Gan, S., Chrenko, D., Kéromnès, A., and Le Moyne, L. (2018). Development of a multi-architecture and multi-application hybrid vehicle design and management tool. *Energies*, 11(11).
- [Goldberg, 1989] Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., USA, 1st edition.
- [Gurobi Optimization, LLC, 2022] Gurobi Optimization, LLC (2022). Gurobi Optimizer Reference Manual. Available at <https://www.gurobi.com>.
- [Guzzella and Sciarretta, 2013] Guzzella, L. and Sciarretta, A. (2013). *Vehicle Propulsion Systems : Introduction to Modeling and Optimization, Third Edition*. Springer Heidelberg New York Dordrecht London.
- [Hahn et al., 2021] Hahn, S., Braun, J., Kemmer, H., and Reuss, H.-C. (2021). Optimization of the efficiency and degradation rate of an automotive fuel cell system. *International Journal of Hydrogen Energy*, 46(57) :29459–29477. HYDROGEN ENERGY SYSTEMS.
- [Hannan et al., 2021] Hannan, M., Wali, S., Ker, P., Rahman, M. A., Mansor, M., Ramachandramurthy, V., Muttaqi, K., Mahlia, T., and Dong, Z. (2021). Battery energy-storage system : A review of technologies, optimization objectives, constraints, approaches, and outstanding issues. *Journal of Energy Storage*, 42 :103023.
- [Hans Eric Melin, 2018] Hans Eric Melin (2018). The lithium-ion battery end-of-life market – a baseline study. https://www3.weforum.org/docs/GBA_EOL_baseline_Circular_Energy_Storage.pdf. Accessed : 2023-08-21.
- [Hexagon Purus, 2023] Hexagon Purus (2023). Hydrogen type 4 cylinders. https://s3.eu-central-1.amazonaws.com/hexagonpurus-website/HPU_0222_12_HydrogenType4_Tabelle_2pages.pdf. Accessed : 2023-08-16.
- [Hofman et al., 2012] Hofman, T., Ebbesen, S., and Guzzella, L. (2012). Topology optimization for hybrid electric vehicles with automated transmissions. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 61(6) :2442–2451.
- [Hou et al., 2020] Hou, S., Gao, J., Zhang, Y., Chen, M., Shi, J., and Chen, H. (2020). A comparison study of battery size optimization and an energy management strategy for fchevs based on dynamic programming and convex programming. *International Journal of Hydrogen Energy*, 45(41) :21858–21872.
- [Hu et al., 2020] Hu, X., Zou, C., Tang, X., Liu, T., and Hu, L. (2020). Cost-optimal energy management of hybrid electric vehicles using fuel cell/battery health-aware predictive control. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 35(1) :382–392.
- [Hu et al., 2016] Hu, Z., Li, J., Xu, L., Song, Z., Fang, C., Ouyang, M., Dou, G., and Kou, G. (2016). Multi-objective energy management optimization and parameter si-

- zing for proton exchange membrane hybrid fuel cell vehicles. *Energy Conversion and Management*, 129 :108–121.
- [Huang et al., 2018a] Huang, Y., Ng, E. C., Zhou, J. L., Surawski, N. C., Chan, E. F., and Hong, G. (2018a). Eco-driving technology for sustainable road transport : A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 93 :596–609.
- [Huang et al., 2018b] Huang, Y., Wang, H., Khajepour, A., Li, B., Ji, J., Zhao, K., and Hu, C. (2018b). A review of power management strategies and component sizing methods for hybrid vehicles. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 96 :132–144.
- [Hugo Leroux and Aude Ganier, 2017] Hugo Leroux and Aude Ganier (2017). Les défis du cea n°219 : Le catamaran energy observer. <https://www.cea.fr/multimedia/Documents/infographies/energy-observer.pdf>. Accessed : 2023-03-30.
- [Huin, 2021] Huin, X. (2021). *Optimisation du dimensionnement de la chaîne cinématique d'un véhicule commercial hybride rechargeable opérant dans des zones zéro-émission*. PhD thesis. Thèse de doctorat dirigée par Bideaux, Eric Automatique Lyon 2021.
- [Huin et al., 2021] Huin, X., Loreto, M. D., Bideaux, E., and Benzaoui, H. (2021). Total cost of ownership optimization of a plug-in hybrid electric truck operating on a regional haul cycle. *IFAC-PapersOnLine*, 54(10) :284–289. 6th IFAC Conference on Engine Powertrain Control, Simulation and Modeling E-COSM 2021.
- [Jamal et al., 2021] Jamal, S., Tan, N. M. L., and Pasupuleti, J. (2021). A review of energy management and power management systems for microgrid and nanogrid applications. *Sustainability*, 13(18).
- [Johri and Filipi, 2014] Johri, R. and Filipi, Z. (2014). Optimal energy management of a series hybrid vehicle with combined fuel economy and low-emission objectives. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D : Journal of Automobile Engineering*, 228(12) :1424–1439.
- [Kabalan et al., 2020] Kabalan, B., Vinot, E., Trigui, R., and Dumand, C. (2020). Systematic methodology for architecture generation and design optimization of hybrid powertrains. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 69(12) :14846–14857.
- [Kabalo et al., 2010] Kabalo, M., Blunier, B., Bouquain, D., and Miraoui, A. (2010). State-of-the-art of dc-dc converters for fuel cell vehicles. In *2010 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, pages 1–6.
- [Karl et al., 2022] Karl, F., Pielok, T., Moosbauer, J., Pfisterer, F., Coors, S., Binder, M., Schneider, L., Thomas, J., Richter, J., Lang, M., Garrido-Merchán, E. C., Branke, J., and Bischl, B. (2022). Multi-objective hyperparameter optimization – an overview.
- [Kato et al., 2013] Kato, H., Ando, R., Kondo, Y., Suzuki, T., Matsuhashi, K., and Kobayashi, S. (2013). Comparative measurements of the eco-driving effect between electric and internal combustion engine vehicles. In *2013 World Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS27)*, pages 1–5.
- [Kelouwani et al., 2013] Kelouwani, S., Agbossou, K., Dubé, Y., and Boulon, L. (2013). Fuel cell plug-in hybrid electric vehicle anticipatory and real-time blended-mode energy management for battery life preservation. *Journal of Power Sources*, 221 :406–418.
- [Kennedy and Eberhart, 1995] Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, volume 4, pages 1942–1948 vol.4.

- [Kim and Peng, 2007] Kim, M.-J. and Peng, H. (2007). Power management and design optimization of fuel cell/battery hybrid vehicles. *Journal of Power Sources*, 165(2) :819–832. IBA – HBC 2006.
- [Korte et al., 2011] Korte, B. H., Vygen, J., Korte, B., and Vygen, J. (2011). *Combinatorial optimization*, volume 1. Springer. Available at <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/978-3-662-56039-6.pdf>.
- [Korthauer, 2018] Korthauer, R., editor (2018). *Lithium-Ion Batteries : Basics and Applications*. Springer Berlin Heidelberg.
- [Krista Martin, 2016] Krista Martin (2016). Nei corporation extends its advanced materials capabilities to develop fuel cell membranes. <https://www.neicorporation.com/nei-corp-to-develop-fuel-cell-membranes/>. Accessed : 2023-07-13.
- [Kuhn and Tucker, 1951] Kuhn, H. W. and Tucker, A. W. (1951). Nonlinear programming. In *Proceedings of the Second Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, pages 481–492, Berkeley, CA, USA. University of California Press.
- [Le Guyadec, 2018] Le Guyadec, M. (2018). *Dimensionnement multi-physique des véhicules hybrides, de leurs composants et de la commande du système*. Theses, Université Grenoble Alpes.
- [Lei et al., 2017] Lei, G., Zhu, J., Guo, Y., Liu, C., and Ma, B. (2017). A review of design optimization methods for electrical machines. *Energies*, 10(12).
- [Li et al., 2019a] Li, H., Ravey, A., N’Diaye, A., and Djerdir, A. (2019a). Online adaptive equivalent consumption minimization strategy for fuel cell hybrid electric vehicle considering power sources degradation. *Energy Conversion and Management*, 192 :133–149.
- [Li and Yao, 2019] Li, M. and Yao, X. (2019). Quality evaluation of solution sets in multiobjective optimisation : A survey. *ACM Comput. Surv.*, 52(2).
- [Li et al., 2021] Li, S., He, H., and Zhao, P. (2021). Energy management for hybrid energy storage system in electric vehicle : A cyber-physical system perspective. *Energy*, 230 :120890.
- [Li et al., 2019b] Li, X., Wang, Y., Yang, D., and Chen, Z. (2019b). Adaptive energy management strategy for fuel cell/battery hybrid vehicles using pontryagin’s minimal principle. *Journal of Power Sources*, 440 :227105.
- [Lin et al., 2013] Lin, M.-H., Carlsson, J. G., Ge, D., Shi, J., and Tsai, J.-F. (2013). A Review of Piecewise Linearization Methods. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013 :101376. Publisher : Hindawi Publishing Corporation.
- [Lofberg, 2004] Lofberg, J. (2004). Yalmip : a toolbox for modeling and optimization in matlab. In *2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation (IEEE Cat. No.04CH37508)*, pages 284–289.
- [Lu and Wang, 2020] Lu, X. and Wang, H. (2020). Optimal sizing and energy management for cost-effective pev hybrid energy storage systems. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 16(5) :3407–3416.
- [Lü et al., 2022] Lü, X., Li, S., He, X., Xie, C., He, S., Xu, Y., Fang, J., Zhang, M., and Yang, X. (2022). Hybrid electric vehicles : A review of energy management strategies based on model predictive control. *Journal of Energy Storage*, 56 :106112.

- [Lü et al., 2020] Lü, X., Wu, Y., Lian, J., Zhang, Y., Chen, C., Wang, P., and Meng, L. (2020). Energy management of hybrid electric vehicles : A review of energy optimization of fuel cell hybrid power system based on genetic algorithm. *Energy Conversion and Management*, 205 :112474.
- [M. Sabri et al., 2016] M. Sabri, M., Danapalasingam, K., and Rahmat, M. (2016). A review on hybrid electric vehicles architecture and energy management strategies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 53 :1433–1442.
- [Ma et al., 2020] Ma, B., Zheng, J., Lei, G., Zhu, J., Jin, P., and Guo, Y. (2020). Topology optimization of ferromagnetic components in electrical machines. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 35(2) :786–798.
- [Mahmoodi-k et al., 2021] Mahmoodi-k, M., Montazeri, M., and Madanipour, V. (2021). Simultaneous multi-objective optimization of a phev power management system and component sizing in real world traffic condition. *Energy*, 233 :121111.
- [Mancarella, 2014] Mancarella, P. (2014). Mes (multi-energy systems) : An overview of concepts and evaluation models. *Energy*, 65 :1–17.
- [Martins and Lambe, 2013] Martins, J. and Lambe, A. (2013). Multidisciplinary design optimization : A survey of architectures. *AIAA Journal*, 51(9) :2049–2075.
- [Mensing et al., 2013] Mensing, F., Bideaux, E., Trigui, R., and Tattégren, H. (2013). Trajectory optimization for eco-driving taking into account traffic constraints. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 18 :55–61.
- [Metais et al., 2022] Metais, M., Jouini, O., Perez, Y., Berrada, J., and Suomalainen, E. (2022). Too much or not enough ? planning electric vehicle charging infrastructure : A review of modeling options. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 153 :111719.
- [Morin, 2013] Morin, B. (2013). *Hybridation d’une pile à combustible par des supercondensateurs : vers une solution passive et directe*. PhD thesis. Thèse de doctorat dirigée par Turpin, Christophe et Astier, Stéphan Génie électrique Toulouse, INPT 2013.
- [Multon et al., 2013] Multon, B., Aubry, J., Haessig, P., and Ben Ahmed, H. (2013). Systèmes de stockage d’énergie électrique. In *Technique de l’Ingénieur*, page BE8100.
- [Murgovski et al., 2011] Murgovski, N., Johannesson, L., Hellgren, J., Egardt, B., and Sjöberg, J. (2011). Convex optimization of charging infrastructure design and component sizing of a plug-in series hev powertrain. *IFAC Proceedings Volumes*, 44(1) :13052–13057. 18th IFAC World Congress.
- [Murgovski et al., 2015] Murgovski, N., Marinkov, S., Hilgersom, D., de Jager, B., Steinbuch, M., and Sjöberg, J. (2015). Powertrain sizing of electrically supercharged internal combustion engine vehicles. *IFAC-PapersOnLine*, 48(15) :101–108. 4th IFAC Workshop on Engine and Powertrain Control, Simulation and Modeling E-COSM 2015.
- [Murphey et al., 2012] Murphey, Y. L., Park, J., Chen, Z., Kuang, M. L., Masrur, M. A., and Phillips, A. M. (2012). Intelligent hybrid vehicle power control—part i : Machine learning of optimal vehicle power. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 61(8) :3519–3530.
- [Naseri et al., 2022] Naseri, F., Barbu, C., and Sarikurt, T. (2022). Optimal sizing of hybrid high-energy/high-power battery energy storage systems to improve battery cycle life and charging power in electric vehicle applications. *Journal of Energy Storage*, 55 :105768.

- [Neustadt, 1976] Neustadt, L. W. (1976). *Optimization : A Theory of Necessary Conditions*. Princeton University Press.
- [Neustadt et al., 1962] Neustadt, L. W., Pontrjagin, L. S., and Trirogoff, K. (1962). *The mathematical theory of optimal processes*. Interscience.
- [Orosz et al., 2020] Orosz, T., Rassölkin, A., Kallaste, A., Arsénio, P., Pánek, D., Kaska, J., and Karban, P. (2020). Robust design optimization and emerging technologies for electrical machines : Challenges and open problems. *Applied Sciences*, 10(19) :6653.
- [Orosz and Vajda, 2014] Orosz, T. and Vajda, I. (2014). Design optimization with geometric programming for core type large power transformers. *Electrical, Control and Communication Engineering*, 6 :13 – 18.
- [Ostadi and Kazerani, 2015] Ostadi, A. and Kazerani, M. (2015). A comparative analysis of optimal sizing of battery-only, ultracapacitor-only, and battery–ultracapacitor hybrid energy storage systems for a city bus. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 64(10) :4449–4460.
- [PADOVANI et al., 2013] PADOVANI, T. M., DEBERT, M., COLIN, G., and CHAMAILLARD, Y. (2013). Optimal energy management strategy including battery health through thermal management for hybrid vehicles. *IFAC Proceedings Volumes*, 46(21) :384–389. 7th IFAC Symposium on Advances in Automotive Control.
- [Pereira et al., 2021] Pereira, D. F., Lopes, F. d. C., and Watanabe, E. H. (2021). Non-linear model predictive control for the energy management of fuel cell hybrid electric vehicles in real time. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 68(4) :3213–3223.
- [Piffard, 2017] Piffard, M. (2017). *Conception d’observateurs pour la commande d’un système pile à combustible embarqué en vue d’optimiser performances et durabilité*. Theses, Université de Lyon.
- [Planté et al., 2022] Planté, E., Bideaux, E., Delhommais, M., and Gérard, M. (2022). Large size optimization problem for power management in a fuel cell electric race car using combinatorial approach. In *IECON 2022 – 48th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pages 1–6.
- [Planté et al., 2023a] Planté, E., Bideaux, E., Delhommais, M., and Gérard, M. (2023a). Offline power management strategy for fuel cell electric race car sizing using bi-level optimization based methodology. In *2023 9th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, pages 1–6.
- [Planté et al., 2023b] Planté, E., Delhommais, M., Bideaux, E., and Gérard, M. (2023b). Optimal components sizing and power management for a fuel cell electric race car using a bi-level strategy. In *2023 IEEE 32nd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, pages 1–6.
- [Planté et al., 2021] Planté, E., Delhommais, M., Bideaux, E., Gérard, M., and Chatroux, D. (2021). Interest and method to evaluate the evolution of the dc bus voltage in a hybrid system during the preliminary design by optimization. In *2021 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, pages 1–6.
- [Poline, 2018] Poline, M. (2018). *Contribution aux méthodes de conception et de gestion des systèmes énergétiques multi-sources par optimisation systémique : application aux trains hybrides électrique autonome*. Theses, Université Grenoble Alpes.

- [Pourabdollah et al., 2018] Pourabdollah, M., Egardt, B., Murgovski, N., and Grauers, A. (2018). Convex optimization methods for powertrain sizing of electrified vehicles by using different levels of modeling details. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 67(3) :1881–1893.
- [Pourabdollah et al., 2014] Pourabdollah, M., Murgovski, N., Grauers, A., and Egardt, B. (2014). An iterative dynamic programming/convex optimization procedure for optimal sizing and energy management of phev. *IFAC Proceedings Volumes*, 47(3) :6606–6611. 19th IFAC World Congress.
- [Pourabdollah et al., 2015] Pourabdollah, M., Silvas, E., Murgovski, N., Steinbuch, M., and Egardt, B. (2015). Optimal sizing of a series phev : Comparison between convex optimization and particle swarm optimization. *IFAC-PapersOnLine*, 48(15) :16–22. 4th IFAC Workshop on Engine and Powertrain Control, Simulation and Modeling E-COSM 2015.
- [Poursamad and Montazeri, 2008] Poursamad, A. and Montazeri, M. (2008). Design of genetic-fuzzy control strategy for parallel hybrid electric vehicles. *Control Engineering Practice*, 16(7) :861–873.
- [Rao, 2009] Rao, S. S. (2009). *Engineering Optimization : Theory and Practice, Fourth Edition*. Wiley, Hoboken.
- [Ritari et al., 2020] Ritari, A., Vepsäläinen, J., Kivekäs, K., Tammi, K., and Laitinen, H. (2020). Energy consumption and lifecycle cost analysis of electric city buses with multispeed gearboxes. *Energies*, 13(8).
- [Riva et al., 2022] Riva, G., Radrizzani, S., Panzani, G., Corno, M., and Savaresi, S. M. (2022). An optimal battery sizing co-design approach for electric racing cars. *IEEE Control Systems Letters*, 6 :3074–3079.
- [Robin et al., 2016] Robin, C., Gérard, M., Quinaud, M., d’Arbigny, J., and Bultel, Y. (2016). Proton exchange membrane fuel cell model for aging predictions : Simulated equivalent active surface area loss and comparisons with durability tests. *Journal of Power Sources*, 326 :417–427.
- [Rodriguez et al., 2022] Rodriguez, R., F. Trovão, J. P., and Solano, J. (2022). Fuzzy logic-model predictive control energy management strategy for a dual-mode locomotive. *Energy Conversion and Management*, 253 :115111.
- [Roy et al., 2021] Roy, A., Olivier, J.-C., Auger, F., Auvity, B., Schaeffer, E., Bourguet, S., Schiebel, J., and Perret, J. (2021). A combined optimization of the sizing and the energy management of an industrial multi-energy microgrid : Application to a harbour area. *Energy Conversion and Management : X*, 12 :100107.
- [Rurgladdapan et al., 2013] Rurgladdapan, J., Uthaichana, K., and Kaewkham-ai, B. (2013). Optimal li-ion battery sizing on pemfc hybrid powertrain using dynamic programming. In *2013 IEEE 8th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, pages 472–477.
- [Saiteja and Ashok, 2022] Saiteja, P. and Ashok, B. (2022). Critical review on structural architecture, energy control strategies and development process towards optimal energy management in hybrid vehicles. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 157 :112038.

- [Schwarzer and Ghorbani, 2013] Schwarzer, V. and Ghorbani, R. (2013). Drive cycle generation for design optimization of electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 62(1) :89–97.
- [Secanell et al., 2011] Secanell, M., Wishart, J., and Dobson, P. (2011). Computational design and optimization of fuel cells and fuel cell systems : A review. *Journal of Power Sources*, 196(8) :3690–3704.
- [Shahriari et al., 2016] Shahriari, B., Swersky, K., Wang, Z., Adams, R. P., and de Freitas, N. (2016). Taking the human out of the loop : A review of bayesian optimization. *Proceedings of the IEEE*, 104(1) :148–175.
- [Shen et al., 2014] Shen, J., Dusmez, S., and Khaligh, A. (2014). Optimization of sizing and battery cycle life in battery/ultracapacitor hybrid energy storage systems for electric vehicle applications. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 10(4) :2112–2121.
- [Silvas et al., 2017] Silvas, E., Hofman, T., Murgovski, N., Etman, L. F. P., and Steinbuch, M. (2017). Review of optimization strategies for system-level design in hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 66(1) :57–70.
- [Silvente et al., 2015] Silvente, J., Kopanos, G. M., Pistikopoulos, E. N., and Espuña, A. (2015). A rolling horizon optimization framework for the simultaneous energy supply and demand planning in microgrids. *Applied Energy*, 155 :485–501.
- [Snoussi et al., 2018] Snoussi, J., Elghali, S. B., Benbouzid, M., and Mimouni, M. F. (2018). Optimal sizing of energy storage systems using frequency-separation-based energy management for fuel cell hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 67(10) :9337–9346.
- [Sohani et al., 2019] Sohani, A., Naderi, S., and Torabi, F. (2019). Comprehensive comparative evaluation of different possible optimization scenarios for a polymer electrolyte membrane fuel cell. *Energy Conversion and Management*, 191 :247–260.
- [Sohani et al., 2020] Sohani, A., Naderi, S., Torabi, F., Sayyaadi, H., Golizadeh Akhlaghi, Y., Zhao, X., Talukdar, K., and Said, Z. (2020). Application based multi-objective performance optimization of a proton exchange membrane fuel cell. *Journal of Cleaner Production*, 252 :119567.
- [Song et al., 2020] Song, K., Wang, X., Li, F., Sorrentino, M., and Zheng, B. (2020). Pontryagin’s minimum principle-based real-time energy management strategy for fuel cell hybrid electric vehicle considering both fuel economy and power source durability. *Energy*, 205 :118064.
- [Sorlei et al., 2021] Sorlei, I.-S., Bizon, N., Thounthong, P., Varlam, M., Carcadea, E., Culcer, M., Iliescu, M., and Raceanu, M. (2021). Fuel cell electric vehicles—a brief review of current topologies and energy management strategies. *Energies*, 14(1).
- [Souffran, 2012] Souffran, G. (2012). *Dimensionnement de la chaîne de traction d’un véhicule électrique hybride basé sur une modélisation stochastique de ses profils de mission*. PhD thesis. Thèse de doctorat dirigée par Guérin, Patrick et Miègeville, Laurence Génie électrique, Electronique et génie électrique Nantes 2012.
- [Symeonidou et al., 2021] Symeonidou, M. M., Giama, E., and Papadopoulos, A. M. (2021). Life cycle assessment for supporting dimensioning battery storage systems in micro-grids for residential applications. *Energies*, 14(19).

- [Taran et al., 2018] Taran, N., Ionel, D. M., and Dorrell, D. G. (2018). Two-level surrogate-assisted differential evolution multi-objective optimization of electric machines using 3-d fea. *IEEE Transactions on Magnetics*, 54(11) :1–5.
- [Targosz et al., 2018] Targosz, M., Skarka, W., and Przystała, P. (2018). Model-Based Optimization of Velocity Strategy for Lightweight Electric Racing Cars. *Journal of Advanced Transportation*, 2018 :3614025. Publisher : Hindawi.
- [Teng et al., 2020] Teng, T., Zhang, X., Dong, H., and Xue, Q. (2020). A comprehensive review of energy management optimization strategies for fuel cell passenger vehicle. *International Journal of Hydrogen Energy*, 45(39) :20293–20303. The 7th International Conference on Energy, Engineering and Environmental Engineering.
- [Tessarolo, 2018] Tessarolo, A. (2018). A quadratic-programming approach to the design optimization of fractional-slot concentrated windings for surface permanent-magnet machines. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 33(1) :442–452.
- [Tie and Tan, 2013] Tie, S. F. and Tan, C. W. (2013). A review of energy sources and energy management system in electric vehicles. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 20 :82–102.
- [Toshiba SCiB Cells, 2023] Toshiba SCiB Cells (2023). High-power type cells. <https://www.global.toshiba/ww/products-solutions/battery/scib/product/cell.html>. Accessed : 2023-09-10.
- [Tran et al., 2018] Tran, D., Chakraborty, S., Lan, Y., Van Mierlo, J., and Hegazy, O. (2018). Optimized multiport dc/dc converter for vehicle drivetrains : Topology and design optimization. *Applied Sciences*, 8(8).
- [Tran et al., 2020] Tran, D.-D., Vafaeipour, M., El Baghdadi, M., Barrero, R., Van Mierlo, J., and Hegazy, O. (2020). Thorough state-of-the-art analysis of electric and hybrid vehicle powertrains : Topologies and integrated energy management strategies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 119 :109596.
- [Trinh et al., 2022] Trinh, H.-A., Truong, H. V. A., Do, T. C., Nguyen, M. H., Phan, V. D., and Ahn, K. K. (2022). Optimization-based energy management strategies for hybrid construction machinery : A review. *Energy Reports*, 8 :6035–6057.
- [van Laarhoven and Aarts, 1987] van Laarhoven, P. J. M. and Aarts, E. H. L. (1987). Simulated annealing : Theory and applications. In *Mathematics and Its Applications*.
- [Vendryès, 1962] Vendryès, P. (1962). Mathématique déterministe et mathématique de l'aléatoire. *Journal de la Société de statistique de Paris*, 103 :17–38.
- [Venkatasatish and Dhanamjayulu, 2022] Venkatasatish, R. and Dhanamjayulu, C. (2022). Reinforcement learning based energy management systems and hydrogen refuelling stations for fuel cell electric vehicles : An overview. *International Journal of Hydrogen Energy*, 47(64) :27646–27670.
- [Vinot et al., 2008] Vinot, E., Scordia, J., Trigui, R., Jeanneret, B., and Badin, F. (2008). Model simulation, validation and case study of the 2004 ths of toyota prius. *International Journal of Vehicle Systems Modelling and Testing*, (Vol3, n3) :p139–167.
- [Visser, 2004] Visser, W. (2004). Dynamic Aspects of Design Cognition :. Research Report RR-5144, INRIA. Projet EIFFEL.

- [Wang et al., 2022] Wang, J., Wang, B., Zhang, L., Wang, J., Shchurov, N., and Malozymov, B. (2022). Review of bidirectional dc-dc converter topologies for hybrid energy storage system of new energy vehicles. *Green Energy and Intelligent Transportation*, page 100010.
- [Wang et al., 2009] Wang, L., Wang, Z., and Li, H. (2009). Optimized energy storage system design for a fuel cell vehicle using a novel phase shift and duty cycle control. In *2009 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition*, pages 1432–1438.
- [Wang et al., 2020] Wang, Y., Wang, L., Li, M., and Chen, Z. (2020). A review of key issues for control and management in battery and ultra-capacitor hybrid energy storage systems. *eTransportation*, 4 :100064.
- [Wikitionnaire, 2023] Wikitionnaire (2023). Wiktionnaire : dictionnaire libre. <https://fr.wiktionary.org/wiki/Wiktionnaire>. Accessed : 2023-01-06.
- [Wirasingha and Emadi, 2011] Wirasingha, S. G. and Emadi, A. (2011). Classification and review of control strategies for plug-in hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 60(1) :111–122.
- [WOS, 2023] WOS (2023). Web of science core collection. <https://www.webofscience.com/wos/woscc/summary/0a7a28a8-335c-4587-89f0-b9e7e13c13ce-691b4a89/relevance/1>. Results for TI=(sizing) and 4.18 Power Systems Electric Vehicles (Citation Topics Meso) and Engineering Electrical Electronic (Web of Science Categories), Accessed : 2023-01-06.
- [Wu et al., 2019] Wu, X., Hu, X., Yin, X., Li, L., Zeng, Z., and Pickert, V. (2019). Convex programming energy management and components sizing of a plug-in fuel cell urban logistics vehicle. *Journal of Power Sources*, 423 :358–366.
- [Wurtz, 2008] Wurtz, F. (2008). *Conceptions de la conception pour le génie électrique : de l'approche " Objets -Savoirs - Méthodes - Outils " à l'approche " Systèmes - Connaissances - Compétences - Organisations*. Habilitation à diriger des recherches, Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG.
- [Wächter and Biegler, 2006] Wächter, A. and Biegler, L. T. (2006). On the implementation of an interior-point filter line-search algorithm for large-scale nonlinear programming. *Mathematical Programming*, 106(1) :25–57.
- [Xing et al., 2009] Xing, X. Q., Lum, K. W., Poh, H. J., and Wu, Y. L. (2009). Geometry optimization for proton-exchange membrane fuel cells with sequential quadratic programming method. *Journal of Power Sources*, 186(1) :10–21.
- [Xue et al., 2020] Xue, Q., Zhang, X., Teng, T., Zhang, J., Feng, Z., and Lv, Q. (2020). A comprehensive review on classification, energy management strategy, and control algorithm for hybrid electric vehicles. *Energies*, 13(20).
- [Yang, 2008] Yang, C. (2008). Hydrogen and electricity : Parallels, interactions, and convergence. *International Journal of Hydrogen Energy*, 33(8) :1977–1994.
- [Yanzi et al., 2014] Yanzi, W., changle, X., and Wang, W. (2014). Energy management strategy based on fuzzy logic for a new hybrid battery-ultracapacitor energy storage system. In *2014 IEEE Conference and Expo Transportation Electrification Asia-Pacific (ITEC Asia-Pacific)*, pages 1–5.

- [Yue et al., 2021] Yue, M., Lambert, H., Pahon, E., Roche, R., Jemei, S., and Hissel, D. (2021). Hydrogen energy systems : A critical review of technologies, applications, trends and challenges. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 146 :111180.
- [Zhang et al., 2015] Zhang, P., Yan, F., and Du, C. (2015). A comprehensive analysis of energy management strategies for hybrid electric vehicles based on bibliometrics. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 48 :88–104.
- [Zhang et al., 2022] Zhang, Q., Cui, N., Zhou, Z., Shang, Y., and Duan, B. (2022). Critical review and analysis of available capacity estimation of lifepo battery using peukert’s law : A case study. *International Journal of Energy Research*, 46(15) :23808–23823.
- [Zhang et al., 2018] Zhang, W., Maleki, A., Rosen, M. A., and Liu, J. (2018). Optimization with a simulated annealing algorithm of a hybrid system for renewable energy including battery and hydrogen storage. *Energy*, 163 :191–207.
- [Zhao et al., 2022] Zhao, X., Wang, L., Zhou, Y., Pan, B., Wang, R., Wang, L., and Yan, X. (2022). Energy management strategies for fuel cell hybrid electric vehicles : Classification, comparison, and outlook. *Energy Conversion and Management*, 270 :116179.
- [Zheng et al., 2013] Zheng, C.-H., Lee, C.-M., Huang, Y.-C., and Lin, W.-S. (2013). Adaptive optimal control algorithm for maturing energy management strategy in fuel-cell/lithium-capacitor hybrid electric vehicles. In *2013 9th Asian Control Conference (ASCC)*, pages 1–7.
- [Zhou et al., 2022] Zhou, S., Fan, L., Zhang, G., Gao, J., Lu, Y., Zhao, P., Wen, C., Shi, L., and Hu, Z. (2022). A review on proton exchange membrane multi-stack fuel cell systems : architecture, performance, and power management. *Applied Energy*, 310 :118555.



FOLIO ADMINISTRATIF
THESE DE L'INSA LYON, MEMBRE DE L'UNIVERSITE DE LYON

NOM : PLANTÉ

DATE de SOUTENANCE : 20/12/2023

Prénoms : Essolizam Alexandre

TITRE : Méthodologie d'optimisation du dimensionnement et de la gestion de l'énergie d'un véhicule à hydrogène : application à un véhicule de compétition automobile

NATURE : Doctorat

Numéro d'ordre : 2023ISAL0115

Ecole doctorale : ED N°160 Electronique, Electrotechnique et Automatisme (E.E.A.)

Spécialité : Automatique

RESUMÉ : Les systèmes hybrides embarqués qui possèdent plusieurs sources d'énergie sont une alternative pour la transition écologique dans le secteur des transports. En contrepartie, ils sont complexes à dimensionner : il y a notamment une forte dépendance entre conception/choix des composants et loi de gestion de l'énergie pour assurer le fonctionnement nominal des composants du système et garantir une gestion d'énergie optimale. En effet, la complexité du problème à résoudre croît rapidement avec le nombre de composants dans le système : les méthodes d'optimisation classiques connaissent très rapidement des limites face au nombre croissant de variables de décision et la complexité des modèles. Il devient donc nécessaire d'élaborer de nouvelles démarches pour prédimensionner de tels systèmes. L'état de l'art met en exergue la nécessité de bien poser le problème, de reformuler ou d'adapter différentes parties de ce problème et enfin de s'appuyer sur l'hybridation des différentes techniques d'optimisation.

Dans ce travail, nous avons donc relevé deux défis. Le premier est relatif au développement d'une méthodologie pour l'optimisation couplée du dimensionnement et de la gestion de l'énergie étant donné l'usage. Le deuxième concerne l'application : non-conventionnelle, elle s'intéresse à un véhicule de compétition automobile pour lequel on ne recherche pas la consommation minimale mais la puissance maximale tout en garantissant l'achèvement de la mission dans un temps minimum. Ce type d'usage s'illustre par des transitoires de puissance demandée de grande amplitude à haute fréquence.

Nous proposons donc dans ce travail différentes méthodes d'adaptation et de reformulation des éléments clés du problème afin d'aboutir à une démarche d'optimisation bi-niveau (dimensionnement et commande) qui permet de traiter des problèmes multi-objectifs. Cette contribution permet d'aboutir à des temps de calcul réduits mais néanmoins garantissant une vaste exploration de l'espace de recherche et une bonne optimisation de la gestion de l'énergie sur une mission représentative. Cette approche appliquée au véhicule de compétition automobile permet de souligner tout l'intérêt et la pertinence de nos propositions pour apporter une aide à la conception des Systèmes d'Energie Electriques Embarqués.

MOTS-CLÉS : véhicule à hydrogène, prédimensionnement par optimisation, gestion d'énergie optimale, optimisation combinatoire, optimisations multicritères.

Laboratoire (s) de recherche : Laboratoire Ampère CNRS UMR5005 & Laboratoire d'Architecture Electrique et d'Hybridation (LAEH) – CEA Grenoble

Directeur de thèse : BIDEAUX Eric, Professeur des Universités, Ampère
Co-encadrement : DELHOMMAIS Mylène, Ingénieure de recherche CEA
GERARD Mathias, HDR, CEA

Présidente de jury : PERA Marie-Cécile
Composition du jury :

Laurent GERBAUD, Professeur des Universités, G2ELAB Université Grenoble Alpes, Rapporteur
Xavier ROBOAM, Directeur de Recherche CNRS, LAPLACE, Université de Toulouse, Rapporteur
Marie-Cécile PERA, Professeure des Universités, FCLAB, Université de Franche-Comté, Examinatrice
Xavier MOREAU, Professeur des Universités, IMS, Université de Bordeaux, Examineur
Daniel CHATROUX, Ingénieur CEA, Invité
Jules MOINE, Ingénieur INOCEL, Invité