



HAL
open science

Heuristiques optimisées et robustes de résolution du problème de gestion d'énergie pour les véhicules électriques et hybrides

Mouloud Guemri

► **To cite this version:**

Mouloud Guemri. Heuristiques optimisées et robustes de résolution du problème de gestion d'énergie pour les véhicules électriques et hybrides. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT, 2013. Français. NNT: . tel-01094409v1

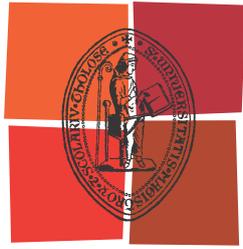
HAL Id: tel-01094409

<https://theses.hal.science/tel-01094409v1>

Submitted on 18 Dec 2014 (v1), last revised 30 Nov 2023 (v2)

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.



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse)

Présentée et soutenue par :

GUEMRI Mouloud

le lundi 16 décembre 2013

Titre :

Heuristiques optimisées et robustes de résolution du problème de gestion d'énergie pour les véhicules électriques et hybrides

École doctorale et discipline ou spécialité :

EDSYS : Systèmes embarqués 4200046

Unité de recherche :

LAPLACE

Directeur(s) de Thèse :

M. Stéphane CAUX, MDC/HDR INP-ENSEEIH Toulouse, co-directeur de thèse
Mme. Sandra Ulrich NGUEVEU, MDC INP-ENSEEIH Toulouse, co-directeur de thèse

Jury :

M. Rachid OUTBIB, Professeur des universités, Univ. d'Aix-Marseille
M. Seddik BACHA, Professeur des universités, Univ. Joseph Fourier Grenoble
M. Patrick SIARRY, Professeur des universités, Univ. Paris-Est Créteil

Résumé

Le système étudié durant cette thèse est un véhicule électrique hybride avec deux sources d'énergies (pile à combustible et supercondensateurs). L'objectif fixé est de minimiser la consommation du carburant tout en satisfaisant la demande instantanée en puissance sous des contraintes de puissance, de capacité et de stockage. Le problème a été modélisé sous la forme d'un problème d'optimisation globale. Nous avons développé de nouvelles méthodes heuristiques pour le résoudre et proposé le calcul d'une borne inférieure de consommation, en apportant de meilleurs résultats que ceux trouvés dans la littérature. En plus, une étude de robustesse a été réalisée afin de minimiser la consommation de pire-cas suite à une perturbation ou du fait d'incertitudes sur les données d'entrée, précisément sur la puissance demandée. Le but de cette étude est de prendre en compte les perturbations dès la construction des solutions afin d'éviter l'infaisabilité des solutions non robustes en situation perturbée. Les heuristiques de résolution du problème robuste modélisé sous la forme d'un problème de Minimax ont fourni des solutions moins sensibles aux perturbations que les solutions classiques.

Mots-clés : Optimisation globale, Programmation dynamique, Heuristiques, Quasi-Newton, véhicules électriques hybrides, Robustesse.

Abstract

The system studied in this thesis is a hybrid electrical vehicle with two energy sources (fuel cell system and super-capacitor). The first goal is to minimize the fuel consumption whilst satisfying the requested power for each instant, taking into account constraints on the availability and the state of charge of the storage element. The system was modeled as a global optimization problem. The heuristics developed for obtaining the best power split between the two sources and the lower bound consumption proposed provide better results than those found in the literature. The second goal of the thesis is the study of the robustness of the solutions in order to minimize the worst-case consumption when perturbation happens or uncertainty is added to the input data. In this study the uncertainty concerns the power required for traction. The objective is to maintain the feasibility of solutions and limit the worst consumption that can happen due to a demand fluctuation. Dedicated heuristics are proposed for solving the identified robust variant of the problem, modeled as a Minimax problem. The solutions provided are less sensitive to the perturbations than the previous ones.

Keywords: Global optimization, Dynamic Programming, Heuristics, Quasi-Newton, Hybrid electric vehicles, Robustness.

Remerciements

Les travaux de la thèse se sont déroulés pendant trois ans au sein du Laboratoire PLASMA et Conversion d'Énergie (LAPLACE) de Toulouse au sein du groupe de recherche COMMANDE et DIAGNOSTIC des Systèmes Électriques (CODIASE).

Je tiens tout d'abord à remercier mes deux chefs : Monsieur Stéphane CAUX et Madame Sandra Ulrich NGUEVEU : Stéphane, je te remercie de m'avoir choisi sur ce sujet de thèse qui m'a passionné pendant trois ans. Merci de m'avoir fait confiance et de m'avoir confié ce sujet. Merci de m'avoir facilité les tâches administratives et d'avoir intervenu sans hésitation à chaque fois et ce de la première inscription à la soutenance. Sandra, je te remercie pour tous les conseils méthodologiques, bibliographiques et de recherche que tu m'as apportés au cours de la thèse. Je te remercie aussi pour nos diverses discussions scientifiques.

Je veux également remercier tous les membres du jury pour avoir accepté d'évaluer mon travail de thèse:

- M. Rachid OUTBIB, Professeur des universités, Université d'Aix-Marseille
- M. Seddik BACHA, Professeur des universités, Université Joseph Fourier Grenoble
- M. Patrick SIARRY, Professeur des universités, Université Paris-Est Créteil

Je tiens à remercier aussi Frédéric MESSINE pour la collaboration qu'il a apporté au début de la thèse. J'ai beaucoup appris pendant nos discussions. Je tiens aussi à remercier Monsieur Maurice Fadel, directeur adjoint du laboratoire LAPLACE, pour son accueil dans le laboratoire site ENSEEIHT. Mes remerciements vont aussi à toute l'équipe CODIASE avec en tête Monsieur Pascal Maussion, mais aussi à tout le personnel du LAPLACE, plus particulièrement les informaticiens Messieurs Jacques Benaïoun et David Bonnafous et n'oublions pas le personnel administratif du LAPLACE : Cécile Daguillanes, Valérie Schwarz, Catherine Moll Mazella, Carine Bastie et la secrétaire de l'école doctorale EDSYS Madame Hélène Thirion, ainsi le personnel de l'INP de Toulouse, spécialement Sylvie Riethmuller et Marie-Claude Portell.

Je tiens à remercier aussi Madame Maria Pietrzak-David pour les riches conversations qu'on a eues autour des cafés ainsi que pour son soutien.

Je tiens tout particulièrement à remercier l'ensemble des doctorants et post-doctorants avec qui j'ai appris beaucoup des choses et nous avons passé de beaux temps avec une ambiance conviviale. Merci à l'équipe «Coffee break» pour le respect du rendez-vous quotidien et les discussions que nous avons eues.

- Merci Musstafa, mon collègue de bureau, qui a pris ma place dans le bureau (la place du chef), pour ta bonne humeur quotidienne, merci pour la music Chaabi qui j'ai beaucoup appréciée pendant la thèse,
- Merci Yacine, l'éditeur en chef de l'équipe, pour les discussions scientifiques qu'on a eues ensemble, pour tes services et l'ambiance partagée,
- Merci Thoura, acteur principal de la pause-café, un ami qu'on ne peut pas oublier après une thèse. Merci pour les repas que tu nous as faits, le circuit quotidien de Toulouse et les balades à Paris.
- Merci Alaric pour les discussions, pour tes invitations, pour les repas qu'on a partagés ensemble et les jeux de société qu'on a joués.

Je tiens aussi à remercier les collègues du LAPLACE :

- Étienne Fournier, Eduard Solano, Julián Suarez, Amel Damdoum : doctorants du LAPLACE,
- Ahmed Neffati, Sébastien Carrière (il connaît tout ou presque), Baptiste Trajin, Damien Bidart, Majid Souley, Julien Yong, Julie Égalon, Mounir Amokrane : docteurs et anciens collègues,
- Jean-Marc Blaquière et Sébastien Vinnac, personnels techniques avec qui j'ai eu de riches discussions.

Je tiens à remercier spécialement mes amis en dehors du LAPALCE :

- Khaled ben Brahim, j'avais avec lui au moins un rendez-vous hebdomadaire, j'ai appris beaucoup en discutant avec lui, un grand merci AMKhaled,
- Fethi (Mhamdi + Hneyen), Habib, Mounir, Wahid, Rahmouni, Selmi, Essahbi,

Enfin, je dédicace cette thèse avec beaucoup d'émotion à mes parents : Fatima et Ahmed, à ma grand-mère Selma, à mon frère Ali pour son soutien moral et matériel durant mes études, à mes sœurs Souad, Roukaya, Emna et Bouthaina pour leurs encouragements précieux. J'ai enfin une pensée particulière pour ma fiancée Marwa qui m'a accompagné durant la rédaction de cette thèse.

Table des matières

Table des matières	i
Introduction générale	1
1 Les véhicules hybrides et électriques	5
1.1 Introduction	6
1.2 Aperçu historique et état de l'art	6
1.3 Définitions et contexte de l'hybridation	9
1.3.1 Crise énergétique	9
1.3.2 Crise économique liée à la crise énergétique	10
1.3.3 La croissance économique et la mobilité	10
1.3.4 Contexte environnemental	10
1.3.5 Problème de comparaison - sujet tabou	11
1.4 Les architectures hybrides	12
1.4.1 Classification des architectures hybrides selon la disposition mécanique	13
1.4.1.1 Principe d'un véhicule de type hybride série	13
1.4.1.2 Hybride parallèle	16
1.4.1.3 Architecture hybride série-parallèle	16
1.4.1.4 Hybride complexe	17
1.4.2 Classification des architectures hybrides selon le niveau d'hybridation	18
1.4.2.1 Hybridation micro	18
1.4.2.2 Hybridation légère	19
1.4.2.3 Hybridation complète - intégrale	19
1.4.2.4 Hybridation rechargeable	19
1.4.3 Stratégie de gestion de la source électrique selon le mode de fonctionnement	20
1.4.3.1 Appauvrissement de l'état de charge	20
1.4.3.2 Maintien de l'état de charge	20
1.4.3.3 Mode combiné	21
1.4.4 Classification des architectures hybrides selon le carburant utilisé	21
1.4.4.1 Véhicule hybride à moteur à combustion	22
1.4.4.2 Véhicule hybride à pile à combustible	22
1.5 Véhicule hybride à pile à combustible	23
1.5.1 Système à Pile à Combustible (SPAC)	24

1.5.1.1	Aperçu historique	25
1.5.1.2	Les différents types de piles à combustible	25
1.5.1.3	Pile à combustible à membrane échangeuse de protons	26
1.5.2	Système de Stockage Electrique (SSE)	28
1.5.2.1	La batterie	29
1.5.2.2	Le supercondensateur	32
1.5.2.3	La différence entre une batterie et un supercondensateur	34
1.5.3	Traction des véhicules hybrides à pile à combustible	35
1.5.4	Avantages des véhicules à pile à combustible	36
1.5.5	Inconvénients des véhicules à pile à combustible	37
1.6	Conclusion	37
2	La gestion d'énergie dans un véhicule hybride et électrique	39
2.1	Introduction	40
2.2	Objectif	40
2.3	La nécessité d'un système de gestion des puissances	41
2.3.1	Le dimensionnement du système	41
2.3.2	L'optimisation des puissances après le dimensionnement	43
2.4	Classification des stratégies de gestion d'énergie dans les véhicules hybrides	44
2.5	Formulation générale du problème	45
2.5.1	Fonction objectif	47
2.5.2	Contraintes	50
2.5.2.1	Contrainte de capacité	50
2.5.2.2	Satisfaire la demande	50
2.5.2.3	Limites sur l'état de charge	51
2.5.2.4	état de charge final du SSE égal à l'état de charge initial	54
2.6	Stratégies d'optimisation globale	56
2.6.1	La programmation dynamique	56
2.6.2	La programmation linéaire	61
2.6.3	La commande optimale	64
2.7	Stratégies d'optimisation instantanée	65
2.7.1	La méthode Thermostat	66
2.7.2	L'algorithme de Toyota Prius et Honda Insight	67
2.7.3	La logique floue	69
2.8	Conclusion	72
3	Optimisation globale de la distribution des puissances pour les véhicules électriques et hybrides	75
3.1	Introduction	76
3.2	Étude approfondie de la programmation dynamique	76
3.2.1	Performances et limites de la programmation dynamique classique	77
3.2.2	Correction des points faibles identifiés	77
3.2.2.1	Récupération de l'intégralité de l'énergie de freinage	78
3.2.2.2	Problème du point de départ d'énergie stockée égal au point d'arrivée	80

3.2.3	Points forts de l'approche corrigée	81
3.2.3.1	Résolution : à partir de n'importe quel état de charge initial, le point d'état de charge final désiré peut être atteint	82
3.2.3.2	Solutions faisables et ligne optimale de la consommation	83
3.2.3.3	Intersection des chemins	85
3.3	Heuristiques proposées	87
3.3.1	Heuristique H1	87
3.3.2	Heuristique H2	92
3.3.3	Heuristique H3	94
3.3.4	Heuristique H4	96
3.3.4.1	Modèle et résolution par Quasi-Newton	96
3.3.4.2	Points de départ aléatoires (<i>multi-start points</i>)	97
3.3.4.3	Points de départ spécifiques("smart start point")	98
3.3.4.3.1	La puissance demandée comme point de départ	99
3.3.4.3.2	La solution de l'heuristique H2 comme point de départ	100
3.4	Bornes de consommation	101
3.5	Conclusion	104
4	Étude de la robustesse des solutions	107
4.1	Introduction	108
4.2	L'optimisation robuste : Définition et généralités	108
4.3	Classification des perturbations	110
4.4	Déroulement en ligne de solutions calculées hors ligne	111
4.5	Formulation robuste du problème	115
4.6	Identification du pire cas de perturbation pour une solution donnée	118
4.6.1	Formulation mathématique du pire cas de perturbation	119
4.6.2	Résolution du problème du pire cas	120
4.6.3	Exemple d'évaluation des solutions	121
4.7	Heuristiques de génération de solutions robustes	122
4.7.1	Heuristique R1 : Reformulation bi-niveau et résolution itérative	122
4.7.1.1	Résolution et Simulations	123
4.7.1.2	Validation des résultats pour des perturbations aléatoirement générées	126
4.7.2	Heuristique R2 : Résolution du problème par une formulation multi-objectifs (solution expérimentale)	127
4.7.2.1	Résolution et Simulations	128
4.7.2.2	Validation des résultats pour des perturbations aléatoirement générées	129
4.7.3	Heuristique R3 : Quasi-Newton sur formulation modifiée suivant les spécificités du véhicule	131
4.7.3.1	Démonstration	131
4.7.3.2	Résolution et simulations	132
4.7.3.3	Validation	133
4.7.4	Heuristique R4 : Adaptation de la programmation dynamique	133

4.7.4.1	Réponse à une variation d'énergie dans le SSE	134
4.7.4.2	Heuristique R4 : H1 avec pénalisation dans les zones de perturbation potentielles	136
4.8	Borne inférieure de consommation et validation	137
4.9	Conclusion	140
Conclusions et perspectives		143
Références bibliographiques		147

Table des figures

1.1	La voiture électrique "Jamais contente".	8
1.2	Découverte de réserves de pétrole et consommation cumulée dans le monde [Ehs 09].	9
1.3	Évolution de la population mondiale et nombre de véhicule	11
1.4	Hybride série.	14
1.5	Architecture hybride parallèle.	15
1.6	Hybride série-parallèle.	17
1.7	Architecture hybride complexe.	18
1.8	Les modes de fonctionnement d'un véhicule hybride rechargeable.	21
1.9	Schéma détaillé du SPAC avec ses auxiliaires et le raccordement avec SSE et la chaîne de traction	24
1.10	Modèle général du SPAC	25
1.11	Modèle et principe de fonctionnement d'une cellule de pile à combustible à hydrogène du type PEMFC	28
1.12	Véhicule General Motors EV1 avec une batterie Pb-acide.	30
1.13	Véhicule Nissan Altra avec une batterie Lithium-ion.	31
1.14	Véhicule Honda EVplus avec une batterie NiMH.	31
1.15	Véhicule Kia avec une batterie li-polymère.	32
1.16	Véhicule BYD-F3DM avec une batterie Li-Fe-Po.	33
1.17	Structure d'un supercondensateur.	33
1.18	Diagramme de Ragone.	34
1.19	Modèle d'un VHPAC avec les flux énergétiques.	36
2.1	Le rôle de chaque élément	41
2.2	Processus d'optimisation des véhicules hybride à pile à combustible	42
2.3	Les scénarios possibles dans la gestion d'énergie dans un véhicule hybride à pile à combustible.	43
2.4	Flux des puissances brutes et nets	46
2.5	Le flux d'énergie du SPAC.	48
2.6	Le rendement global du SPAC en fonction du P_{SPAC}	49
2.7	Allure de la puissance totale et de la puissance des auxiliaires en fonction de P_{SPAC}	49
2.8	Représentation graphique de la contrainte de satisfaction des puissances demandées sur un profil de mission.	51
2.9	Caractéristique du SSE	53
2.10	Cyclage d'une mission SOC maintenu.	55

2.11	Le domaine de validité avant limitation.	59
2.12	Le domaine de validité après limitation.	60
2.13	La stratégie du Thermostat vu comme une fonction d'hystérésis.	67
2.14	La relation entre le ON/OFF du moteur et l'état de charge instantané.	68
2.15	Les fonctions d'appartenance des variables d'entrées et la variable de sortie.	68
2.16	Principe de la logique floue.	70
2.17	Exemple d'une fonction d'appartenance.	70
2.18	Fonctions d'appartenance des variables d'entrées et de la variable de sortie.	71
2.19	Les fonctions d'appartenance des variables d'entrées et de sortie.	72
2.20	La surface de décision	72
3.1	Profils	78
3.2	Résultat de simulation sur l'extrait du profil de mission avec freinage et sans freinage	79
3.3	profil de P_d où le freinage excède l'accélération	80
3.4	Problème de l'énergie finale égale à celle au départ	82
3.5	Domaine de validité et les états à parcourir pour trouver le plus court chemin (profil INRETS)	83
3.6	La programmation dynamique avec multi-départ.	84
3.7	la ligne des solutions et la relation entre les points de départ et le coût de la mission.	84
3.8	La programmation dynamique appliquée avec plusieurs point d'état de charge final.	85
3.9	La génération d'une solution alternative à partir de deux.	86
3.10	Le profil INRETS avec son voisinage jusqu'à 5 kW.	89
3.11	la solution de la programmation dynamique avec la relaxation de la contrainte.	90
3.12	Consommation en fonction du point de surplus pour le profil INRETS.	91
3.13	Le choix des bornes inférieure et supérieure en relation avec le rendement du SPAC	93
3.14	Résultat de l'heuristique H2 appliquée sur le profil INRETS	94
3.15	Le graphe "puissance-instant"	95
3.16	Résultat de l'heuristique H3 appliqué sur le profil INRETS	95
3.17	Résultats des points de départ pris aléatoirement	97
3.18	Résultat de la stratégie avec annulation de quelques valeurs du vecteur de départ	99
3.19	Résultats du point de départ spécifique P_d	100
3.20	Exemple de variation de point de départ.	101
3.21	Le rendement du SPAC devenu fixe	102
3.22	Détail des solutions générées par toutes les heuristiques pour les 5 profils de mission	104
4.1	Illustration de l'importance de l'étude de la robustesse	111
4.2	profil de mission	112
4.3	Répartition de la puissance demandée entre les deux sources d'énergie	113
4.4	profil de la perturbation	114
4.5	Répartition de la puissance demandée entre les deux sources d'énergie	114

4.6	Changement d'ordre des solutions après la perturbation	115
4.7	Principe du calcul de la pire perturbation	119
4.8	Évaluation de la solution obtenue par l'heuristique H4 sur le profil IN- RETS dans la pire perturbation	122
4.9	Principe de résolution du problème bi-niveau	124
4.10	Zoom sur une partie du profil de la puissance demandée avec incertitude.	125
4.11	La répartition robuste des puissances par l'approche bi-niveau	125
4.12	L'effet des perturbations sur la solution robuste et la solution de l'heuris- tique 4	126
4.13	La répartition robuste des puissances par l'approche multi-objectifs . . .	129
4.14	L'effet des 1000 perturbations	130
4.15	L'effet des perturbations sur la solution robuste et la solution H4	130
4.16	L'allure de la fonction objectif	131
4.17	La répartition robuste des puissances entre les sources d'énergie	132
4.18	Effet des perturbations sur la solution heuristique R3	133
4.19	La solution fournie par la programmation dynamique	134
4.20	La solution fournie par l'heuristique 1 du précédent chapitre	135
4.21	La nouvelle solution générée après l'apparition de l'erreur	136
4.22	La solution robuste obtenue fournie par la programmation dynamique avec relaxation	137
4.23	Effet des perturbations sur la solution de la programmation dynamique relaxée ainsi sur la solution robuste	138
4.24	Validation du résultat obtenu par l'heuristique R2	140

Liste des tableaux

1.1	Comparaison entre les différents types de véhicules hybrides et électriques	20
1.2	Comparaison entre les différents types de piles à combustible	27
1.3	Tableau comparatif des caractéristiques des batteries et supercondensateurs	35
3.1	Résultats de la programmation dynamique sur 5 profils	77
3.2	Résultats de la programmation dynamique avec un profil sans freinage et un profil avec freinage.	79
3.3	Comparaison entre une solution alternative et une solution re-calculée . .	86
3.4	Cas puissance légèrement positive	88
3.5	Cas puissance négative	88
3.6	Résultats et comparaisons sur 5 profils	91
3.7	Résultats de l’heuristique H2 et comparaisons sur 5 profils	94
3.8	Résultats de l’heuristique H3 et comparaisons sur 5 profils	96
3.9	Résultats du scénario <i>multi – départ</i>	98
3.10	Résultats de l’heuristique H4 avec P_d comme point de départ pour les 5 profils	99
3.11	Résultats de l’heuristique H4 avec la solution de H2 comme point de départ pour les 5 profils	102
3.12	$H4_{H2}$: Résultats de l’heuristique H4 avec la solution de H2 comme point de départ pour les 5 profils	103
3.13	Les bornes inférieures de chaque consommation	103
4.1	La consommation de chaque solution	113
4.2	Consommation de la solution robuste	121
4.3	Résultat de l’approche bi-niveau R1	126
4.4	Résultat de l’approche Multi-objectifs R2	129
4.5	Résultat de la solution heuristique R3	133
4.6	Consommation en utilisant la programmation dynamique	134
4.7	Résultat de la programmation dynamique et l’heuristique H1	135
4.8	Consommation de la solution robuste	136
4.9	Une borne inférieure de la solution robuste	139
4.10	Comparaison avec la borne inférieure des solutions robustes	139
4.11	Validation des résultats robustes sur le profil INRETS	139

Introduction générale

De nos jours, l'industrie automobile est en pleine évolution autant sur le fond (technologie, motorisation, électrification...) que sur la forme (design, élégance, confort...). Chaque année les constructeurs mettent en avant leurs nouveautés dans plusieurs salons et forums de l'automobile tels que AutoRAI , Salon international de l'automobile de Genève, Salon de l'automobile de Bruxelles, Mondial de l'automobile de Paris et Salon automobile de Francfort.

L'accroissement de la mobilité humaine a été accompagnée d'une forte augmentation du nombre de voitures à l'échelle mondiale. La voiture conventionnelle étant considérée comme le consommateur du carburant le plus polluant de la planète, ce développement important du marché des véhicules se confronte aux problèmes environnementaux et aux contraintes de limitation des ressources. La priorité n'est plus seulement de satisfaire la demande excessive de mobilité mais aussi la réduction de la consommation des énergies fossiles et par la suite la limitation de l'effet de serre imposée par les protocoles nationaux et internationaux (tel que le Protocole de Kyoto).

Depuis la première conférence des Nations Unies sur l'environnement, qui s'est tenue à Stockholm en 1972, et notamment après la seconde conférence qui s'est déroulée à Rio en 1992, le réchauffement climatique, la pollution atmosphérique, les gaz à effet de serre, l'épuisement des ressources fossiles d'un côté et d'un autre côté les énergies renouvelables, le développement durable, les nouvelles technologies, les découvertes de nouvelles ressources (gaz de schiste et autres) bénéficient d'un engouement médiatique sans précédent et préoccupent de plus en plus les scientifiques et chercheurs du monde entier afin de définir, optimiser et maîtriser les paramètres mis en jeu.

La notion d'"énergies fossiles" est une appellation très ancienne et désigne les énergies formées naturellement depuis plusieurs millions d'années. Une consommation excessive a été remarquée depuis la révolution industrielle selon l'Organisation de Coopération et de Développement économiques (OCDE). L'utilisation de l'énergie fossile est surtaxée dans plusieurs pays en vue d'une diminution de l'utilisation des véhicules à moteur à combustion, même si parfois le revenu de ces taxes est utilisé pour la construction des routes et leur maintenance [Iea 09].

Plusieurs alternatives de combustible, telles que l'éthanol et l'hydrogène, ont été introduites pour faire propulser les véhicules à la place de l'essence et du gasoil ; afin d'augmenter le rendement du fonctionnement et ainsi limiter la dépendance aux pays

producteurs des énergies fossiles. La combinaison entre deux sources d'énergie ou plus fait référence à une hybridation. Ainsi les utilisateurs s'intéressent de plus en plus à l'énergie électrique pour des raisons de coût, de transport et de propreté. Pour plus d'efficacité, les véhicules hybrides utilisent un système de stockage électrique rechargeable, soit à partir du réseau électrique, soit à partir du freinage régénératif, afin d'aider la source principale du fonctionnement et ainsi augmenter la performance, diminuer la consommation et limiter la pollution.

La gestion d'énergie a été sujet d'actualité depuis les années 2000 et a fait couler beaucoup d'encre. Plusieurs approches ont été développées afin de minimiser la consommation et réduire les émissions de gaz à effet de serre en satisfaisant la demande à chaque instant avec le respect total des contraintes. Dans ce contexte, la thèse de Hankache [Han 08] a traité les problèmes de gestion d'énergie et la commande des sources d'énergie, la thèse de Marcos Garcia [Gar 07] propose une approche par simple filtrage des missions, la thèse de Ahmed Neffati [Nef 13a] propose des bases de règles floues, tous ces travaux ont été réalisés dans le laboratoire LAPLACE (LABoratoire PLAsma et Conversion d'Énergie) notamment dans le groupe CODIASE (COMmande et DIAGnostic des Systèmes Electriques) dans lequel se déroulent également ces travaux de thèse. Dans cette thèse, un véhicule hybride à pile à combustible avec un système de stockage électrique a été l'objet des recherches. La chaîne de traction et les éléments constituant le groupe électrogène ont été dimensionnés dans les travaux précédents [Han 08]

Dans les travaux de Hankache, la programmation dynamique a donné la meilleure solution de répartition de la puissance demandée entre les deux sources d'énergie sur deux profils de mission réelle en optimisation globale hors ligne. Il s'agissait du profil INRETS : profil de mission routier fournit par Institut National de Recherche sur les Transports et leur Sécurité (aujourd'hui IFSSTAR) et le profil ESKISEHIR qui est un profil de puissance demandée par un tramway en Turquie.

Le travail de cette thèse se situe dans la suite des travaux de Hankache dont nos objectifs sont de reformuler le problème d'optimisation, d'analyser les contraintes nécessaires et suffisantes pour ensuite améliorer les solutions obtenues avec de nouvelles méthodes heuristiques et d'étudier la robustesse des solutions, au cas où une perturbation de la puissance demandée est envisageable dans une fenêtre de temps.

Le premier chapitre de cette thèse présente l'évolution historique des véhicules, l'état de l'art des véhicules hybrides et électriques dans un contexte général lié aux différentes crises pétrolières, financières et économiques. La classification des architectures des véhicules hybrides selon plusieurs critères est décrite également. Le véhicule hybride à pile à combustible, sujet de notre étude, y est détaillé, ainsi que les sources d'énergie constituant cette voiture.

Le deuxième chapitre est consacré à la gestion d'énergie dans les véhicules hybrides et électriques. Une formulation mathématique du problème d'optimisation globale couramment utilisée dans la littérature sera présentée et détaillée, l'expression des contraintes, ainsi que la modélisation des sources d'énergie seront insérées. Une liste non exhaustive

des approches et méthodes existantes dans la littérature permettant de résoudre le problème de gestion d'énergie seront présentées et classées selon la connaissance du profil de mission. Ces études bibliographiques venant des domaines du Génie Electrique et de la Recherche Opérationnelle sont commentées pour justifier le travail de cette thèse concernant l'écriture et la résolution correcte du problème mathématique appliqué à la gestion d'énergie pour un véhicule hybride.

Le troisième chapitre est dédié à la résolution du problème d'optimisation globale de la répartition de la puissance demandée entre le système à pile à combustible et le système de stockage électrique. Une étude approfondie est consacrée à la programmation dynamique connue comme étant la méthode exacte qui donne la solution optimale dans la littérature. Les limites et les points forts de cette méthode ont été identifiées. Quatre méthodes heuristiques ont été développées et donnent des consommations meilleures que la programmation dynamique classique utilisée dans la littérature [Han 08]. Enfin, une borne inférieure de consommation a été construite afin d'avoir une référence de comparaison (*benchmark*) entre les consommations de chaque méthode heuristique et cette borne inférieure. Il est à noter que jusque-là dans la littérature, la comparaison était faite uniquement par rapport à la consommation sans hybridation (consommation en utilisant la pile à combustible seule pour la propulsion, que nous pouvons voir comme une borne supérieure).

Le quatrième chapitre traite le problème de la robustesse des solutions générées hors ligne. Lors de la mise en place ou l'exécution d'une solution optimale (ou proche de l'optimum), si une perturbation des données apparaît, cela peut conduire à une consommation excessive et même, selon l'amplitude et l'instant, à une solution peut être infaisable. L'étude de la robustesse dans cette thèse, est basée sur une fluctuation inconnue mais bornée, de la puissance demandée pendant une fenêtre de temps, ce qui permet de prendre des décisions anticipées sur la répartition des puissances en fonction de l'amplitude de la perturbation envisageable. Quatre heuristiques robustes ont été développées durant cette partie et sont basées sur un modèle robuste (optimisation incluant *a priori*, les variations possibles de la demande). Ces heuristiques donnent des solutions robustes, qui restent faisables et moins sensibles aux perturbations que les solutions optimales de la formulation sans perturbation.

En conclusion, la formulation robuste ayant amenée la plus faible consommation en un temps de calcul raisonnable, est privilégiée. En effet, une de nos heuristiques permet une adaptation de la programmation dynamique qui peut donner des solutions robustes à partir de l'utilisation des solutions générées par la programmation dynamique hors ligne et ceci dans une implémentation temps réel. Des pistes d'amélioration et d'expérimentation sont évoquées à la fin de ce travail.

Chapitre 1

Les véhicules hybrides et électriques

Table des matières

1.1	Introduction	6
1.2	Aperçu historique et état de l'art	6
1.3	Définitions et contexte de l'hybridation	9
1.3.1	Crise énergétique	9
1.3.2	Crise économique liée à la crise énergétique	10
1.3.3	La croissance économique et la mobilité	10
1.3.4	Contexte environnemental	10
1.3.5	Problème de comparaison - sujet tabou	11
1.4	Les architectures hybrides	12
1.4.1	Classification des architectures hybrides selon la disposition mécanique	13
1.4.1.1	Principe d'un véhicule de type hybride série	13
1.4.1.2	Hybride parallèle	16
1.4.1.3	Architecture hybride série-parallèle	16
1.4.1.4	Hybride complexe	17
1.4.2	Classification des architectures hybrides selon le niveau d'hybridation	18
1.4.2.1	Hybridation micro	18
1.4.2.2	Hybridation légère	19
1.4.2.3	Hybridation complète - intégrale	19
1.4.2.4	Hybridation rechargeable	19
1.4.3	Stratégie de gestion de la source électrique selon le mode de fonctionnement	20
1.4.3.1	Appauvrissement de l'état de charge	20
1.4.3.2	Maintien de l'état de charge	20
1.4.3.3	Mode combiné	21
1.4.4	Classification des architectures hybrides selon le carburant utilisé	21
1.4.4.1	Véhicule hybride à moteur à combustion	22
1.4.4.2	Véhicule hybride à pile à combustible	22
1.5	Véhicule hybride à pile à combustible	23

1.5.1	Système à Pile à Combustible (SPAC)	24
1.5.1.1	Aperçu historique	25
1.5.1.2	Les différents types de piles à combustible	25
1.5.1.3	Pile à combustible à membrane échangeuse de protons	26
1.5.2	Système de Stockage Electrique (SSE)	28
1.5.2.1	La batterie	29
1.5.2.2	Le supercondensateur	32
1.5.2.3	La différence entre une batterie et un supercondensateur	34
1.5.3	Traction des véhicules hybrides à pile à combustible	35
1.5.4	Avantages des véhicules à pile à combustible	36
1.5.5	Inconvénients des véhicules à pile à combustible	37
1.6	Conclusion	37

1.1 Introduction

Le développement des véhicules électriques (EV : *Electric Vehicle*) et des véhicules hybrides et électriques (HEVs : *Hybrid Electric Vehicles*) est devenu une nécessité pour faire face à l'explosion du prix du baril de pétrole et aux contraintes environnementales, notamment l'augmentation des émissions de gaz à effet de serre liées au transport routier. Cette nécessité est devenue une obligation et ouvre de nouveaux défis pour découvrir des nouvelles technologies et exploiter des nouveaux composants et dispositifs électriques. Les véhicules hybrides seront des éléments multi-fonctions pour améliorer la conduite, diminuer la consommation, réduire les émissions, récupérer l'énergie du freinage... Tous ces avantages sont attractifs pour les chercheurs pour faire de la voiture hybride le moyen du transport pour le futur.

Dans ce chapitre, nous commençons par l'histoire des véhicules, allant des véhicules à vapeur de la fin du 18-ème siècle jusqu'aux véhicules hybrides d'aujourd'hui. Nous abordons ensuite le contexte de l'hybridation et nous décrivons les défis énergétiques, économiques et environnementaux confrontés au monde actuel. Dans la section suivante, nous allons décrire les différents classements des architectures hybrides, enfin nous allons nous concentrer sur le véhicule hybride à pile à combustible sujet de notre thèse : les sources d'énergie embarquées, leur principe de fonctionnement et les avantages et inconvénients devant être pris en compte pour une gestion intelligente des différentes sources d'énergie disponibles.

1.2 Aperçu historique et état de l'art

Dès le début du vingtième siècle, il y avait trois types de véhicules sur le marché [San 06] [And 10a] :

véhicule à moteur à vapeur : il est le fruit du développement des machines à vapeur au milieu du 18-ème siècle. Ce type de voiture a besoin de temps pour démarrer et plusieurs arrêts intermédiaires pour faire le plein d'eau.

véhicule à moteur à combustion interne (véhicule dit conventionnel) : le forage et la commercialisation du pétrole en 1850 ont permis aux chercheurs d'accélérer les inventions sur les moteurs à combustion interne, à cette étape la conception des véhicules a été déjà mûrie. Ainsi, à travers ces développements, les moteurs à combustion interne ont pris leur place dans le véhicule. La combustion se fait principalement à partir des énergies fossiles (essence/gasoil) [Van 04]. Le moteur à combustion interne a occupé le marché des voitures depuis plus de 100 ans et jusqu'à aujourd'hui, le pourcentage des véhicules autre qu'à moteur à combustion reste négligeable [Cha 07] et selon Villet et al [Van 11] la part de marché des véhicules à moteur à combustion est de 99%.

véhicule électrique (BEV : *Battery Electric Vehicle*) ou aussi *Pure Electric Vehicles* (PEV) : Dans la littérature, il n'y a pas de date précise, par exemple nous trouvons la première voiture électrique ayant été construite en 1881 par le français Gustave Trouvé [Ehs 09]. Selon Anderson et al [And 10a] l'âge des véhicules électriques est divisé en trois parties : les premières années (1890-1929), où la France et l'Angleterre sont leaders dans ce domaine ; les années intermédiaires (1930-1989) durant lesquelles les recherches sur les véhicules électriques ont complètement disparues du fait de la domination totale des véhicules à moteur à combustion ; les années en cours (1990-présent) qui marquent le retour vers l'intérêt de la qualité de l'air et l'importante pollution de l'environnement provoquée par les moteurs à combustion interne et l'apparition des nouvelles législations mises en vigueur, telle que le "Clean Air Act" de 1990. Selon Anderson toujours, le premier véhicule électrique a été construit par M. Raffard en 1881 également cité dans les publications [Mom 04] [Ind]. Le premier véhicule purement électrique propulsé par une batterie a été fabriqué par Thomas Davenport 1834 [She 11] [Cha 02b] [She 11]. L'ingénieur Belge, Camille Jenatzy, a construit la "Jamais contente" (figure 1.1) et a dépassé pour la première fois la vitesse de 100 km/h en 1899 [Cha 02b]. Généralement la voiture électrique est destinée aux routes urbaines du fait de sa faible autonomie [Cha 93].

En 1900, le véhicule électrique a plusieurs avantages par rapport au véhicule à moteur à combustion : propre, silencieux, sans vibration, facile à démarrer et à contrôler, pas d'émission de polluants. Les principaux inconvénients de ce type de véhicule sont les mêmes qu'à ce jour : le coût de fabrication élevé et la courte autonomie [Cha 01].

Malgré les avantages qu'a ce véhicule, il n'a pas résisté au développement de la voiture à moteur à combustion lié à l'avancement et à la progression des découvertes concernant les énergies fossiles et leur efficacité, ce qui a contribué à sa disparition totale en 1930. La dépendance aux énergies fossiles a relancé les recherches autour des énergies alternatives et est l'explication principale du retour des recherches sur les véhicules électriques en 1960 [Hol 10].

Dans la littérature, il y a chevauchement dans l'appellation des véhicules électriques et hybrides. Par exemple, selon Shen et al [She 11], les véhicules électriques se divisent en



FIGURE 1.1 – La voiture électrique "Jamais contente".

trois types : véhicule purement électrique (généralement deux sources d'énergie embarquées 'sans comburant'), véhicule hybride et électrique (moteur à combustion comburant fossile avec un système de stockage électrique) et véhicule à pile à combustible (comburant hydrogène et stockage électrique). La caractéristique en commun entre ces véhicules est qu'il y a une possibilité de récupération de l'énergie de freinage. Par contre Chan [Cha 07] considère que la dénomination 'véhicule électrique' n'est adéquate que pour la voiture purement électrique qui fonctionne avec batterie/super-capacité, alors que les véhicules hybrides et électriques (à moteur à combustion ou à pile à combustible) sont de type différent. Cette dernière définition est largement répandue dans la littérature [Ove 12] [Sye 11] [Liu 10] [Map 09] [Dom 09] et donc nous allons nous appuyer sur cette définition pour faire les classements ci-dessous.

Véhicule hybride et électrique : (*Hybrid Electric Vehicle (HEV)*), c'est une voiture constituée de deux technologies différentes que sont : le moteur à combustion interne et le moteur électrique. Nous pouvons voir cela comme la combinaison de deux véhicules : un véhicule électrique et un véhicule à moteur à combustion. La première voiture de ce type a été développée par l'allemand Ferdinand Porsche en 1898. Le moteur à combustion fait tourner un générateur qui alimente un moteur électrique qui lui, fait avancer la voiture et une batterie est ajoutée comme seconde source et à partir de la batterie seule la voiture peut rouler jusqu'à 40 km [Cha 07] [Mom 09] [Ehs 07] [Cha 02b] [Lo 09] [Ema 05].

Véhicule hybride à pile à combustible : (*Fuel Cell Electric Vehicle (FCEV)* ou *Fuel Cell Hybrid Electric Vehicle (FCHEV)*), c'est une voiture hybride puisqu'elle utilise deux sources d'énergie : un réservoir d'hydrogène relié directement à une Pile A Combustible (PAC) et une batterie ou des super-capacités selon les architectures (*design*). La PAC a été utilisée en 1950 dans la station spatiale Apollo. Elle n'est utilisée dans les

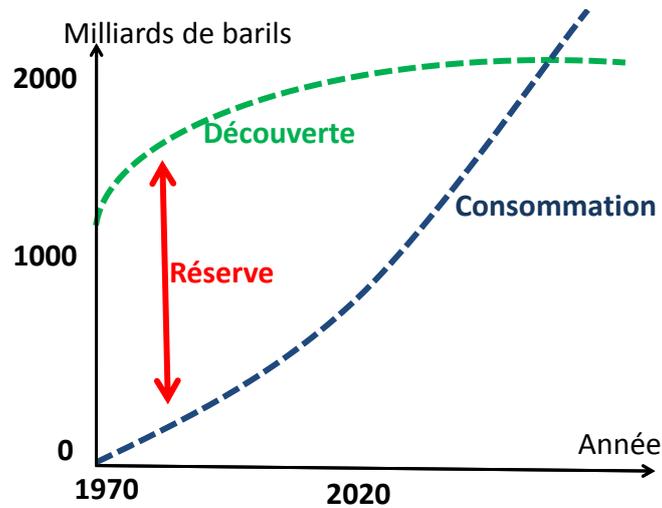


FIGURE 1.2 – Découverte de réserves de pétrole et consommation cumulée dans le monde [Ehs 09].

véhicules pour produire l'électricité qu'au milieu du siècle dernier. Nous allons détailler la description de ce véhicule dans la section 1.5.

1.3 Définitions et contexte de l'hybridation

1.3.1 Crise énergétique

Les découvertes de ressources pétrolières dans le monde ne cessent d'augmenter avec l'accroissement de la demande mondiale en énergie fossile (figure 1.2). Des modèles basés sur l'estimation et la prédiction des réserves pétrolières montrent que si le niveau de découverte des énergies fossiles reste le même qu'aujourd'hui sachant que la demande énergétique sera doublée d'ici à 2050, alors une crise énergétique est prévue au cours de ce siècle. Sachant que depuis 1985 la production annuelle est supérieure à la découverte annuelle [Sor 10] [Rho 10]. Selon [Ehs 09] l'année prévue pour épuiser toutes les ressources pétrolières est 2038, selon [Kja 09] ces ressources ne permettront pas de dépasser l'an 2028. D'autres études optimistes basées sur les nouvelles technologies d'extraction montrent que les réserves ne peuvent pas être épuisées avant 2050 [Lah 06] [Sha 09]. D'autres modèles basés sur les énergies renouvelables et récemment, sur le développement des technologies d'extraction de gaz de schiste et le gaz de houille, prévoient le repoussement de la date d'épuisement des puits de pétrole. Ce qui est sûr c'est que toutes ces données sont basées sur des modèles où l'incertitude est un facteur important, que les évolutions technologiques sont permanentes, mais qu'une gestion de l'énergie notamment dans les transports est incontournable.

1.3.2 Crise économique liée à la crise énergétique

Depuis 1973, la crise économique provoquée par la crise pétrolière a forcé les constructeurs automobiles à trouver des procédures et/ou des énergies alternatives afin de réduire la dépendance croissante aux pays producteurs de pétrole brut. Cette dépendance constitue un danger pour la croissance économique pour les états importateurs de pétrole dont la France. Depuis ce choc pétrolier, il n'y a plus de doute que l'économie mondiale est entrée dans une grave stagnation (Taux de croissance en France nul ou quasiment en 2012 et 2013 selon l'INSEE, crise aux origines multiples mais pour laquelle l'énergie est au centre du problème). Récemment, la crise économique mondiale a été déclenchée par la crise financière, qui a débuté mi-2007 aux Etats-Unis d'Amérique. Le secteur de l'énergie, comme tous les autres secteurs économiques, est profondément touché par l'état des affaires financières. Par conséquent, l'investissement global dans l'approvisionnement en énergie fossile, a été substantiellement réduit sur les dernières décennies [Owe 10]. L'impact de la crise en France a frappé directement le prix du carburant qui a été augmenté de 50 % pendant 3 ans. Par exemple, mi-2009 le litre de gasoil était en France de l'ordre de 0.9 euro, après 3 ans, le prix du litre a atteint 1.5 euros.

Actuellement, il y a une énorme incertitude sur les perspectives économiques, fortement liée aux découvertes énergétiques. Pour faire face, l'Union Européenne a mis en place plusieurs politiques (telle que "stratégie Europe 2020") et de nombreuses législations, afin de réduire la consommation en énergie fossile.

1.3.3 La croissance économique et la mobilité

Pour bien comprendre l'évolution du marché des véhicules, il est nécessaire de la comparer à l'augmentation de la population mondiale. Nous commençons par l'enquête sur la croissance de la population mondiale. En 2000, la population mondiale compte 6 milliards d'individus avec 700 millions de voitures. En revanche, en 2050, la population sera de 10 milliards avec 2.5 milliards de véhicules [Cha 02a] (figure 1.3). Par contre les climatologues conseillent une diminution des émissions de gaz à effet de serre de 60 % par rapport au niveau actuel d'ici à 2050 pour éviter un changement climatique dramatique [Cag 11]. Ces deux scénarios sont totalement contradictoires : une augmentation importante du nombre des véhicules engendre une grosse demande jour après jour, d'énergie fossile, essentiellement venue du pétrole, ce qui va à l'encontre des contraintes environnementales de diminution drastique des émissions de gaz à effet de serre.

Donc le dilemme à résoudre est : comment diminuer la pollution à travers les émissions toxiques conjuguée à une augmentation importante du nombre des véhicules ?

1.3.4 Contexte environnemental

La combustion dans les véhicules classiques peut être complète ou incomplète. Dans le cas où tout le carburant se transforme en dioxyde de carbone CO_2 et en eau H_2O

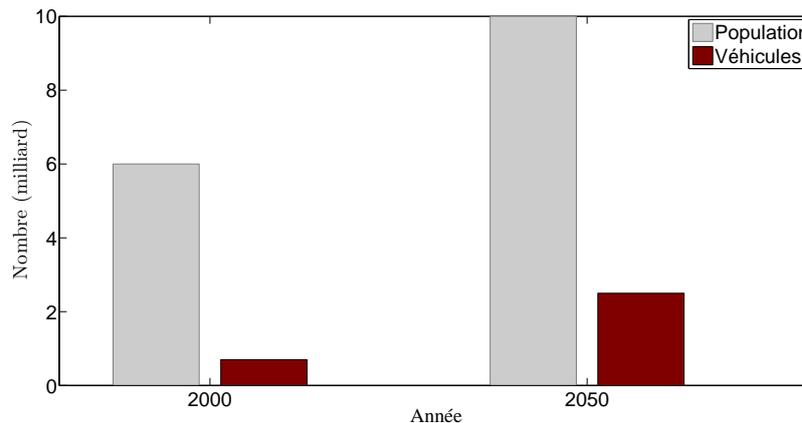


FIGURE 1.3 – Évolution de la population mondiale et nombre de véhicule

en réaction avec l'oxygène de l'air, alors la combustion est complète (stoechiométrie=1). La combustion est incomplète si une portion du combustible n'a pas été transformée. Dans ce cas, des résidus et des émissions sont produits sous forme : de monoxyde de carbone CO , hydrocarbure HC et oxyde d'azote NO_x qui sont très dangereux pour la santé (responsables de plusieurs cancers) et sont des poisons pour l'être humain et pour l'environnement. La combustion incomplète se fait principalement quand il y a défaut ou excès d'oxygène (contrôle d'injection) dans la chambre de combustion pour le cas d'un moteur à explosion.

Environ le quart des émissions mondiales en CO_2 est généré par les moyens de transport tous types confondus. 75% de ce quart est généré par les moyens du transport routiers (voitures, bus et camions). Entre 1990 et 2000, les émissions globales de CO_2 ont augmenté de 13%, alors que les émissions produites par le transport aérien et routier ont augmenté de 25% [Bal 06]. En 2050, La demande en énergie pour le domaine du transport pourrait être doublée, selon les statistiques [Iea 09], alors que la stratégie mondiale vise à réduire les émissions à 50 % [But 08]. L'agence internationale de l'énergie prévoit en 2050, une augmentation de 70 % de la demande en pétrole et 130 % d'augmentation du taux de CO_2 [Gre 11] [The 09] [Fug 08].

La création des législations sur les émissions de gaz à effet de serre a obligé les gouvernements à promouvoir les développements des véhicules hybrides et électriques. Le protocole de Kyoto est l'une des principales législations qui oblige la majorité des pays industriels (37 pays) à diminuer les émissions de gaz à effet de serre [Pro 97].

1.3.5 Problème de comparaison - sujet tabou

Les énergies renouvelables et les solutions alternatives bénéficient de l'engouement médiatique en nous faisant oublier des informations économiques et techniques importantes [Har 09]. L'utilisation des hydrocarbures et leurs émissions de gaz à effet de serre sont bien connus et rend possible le calcul de leurs impacts sur l'environnement, alors que ce n'est pas le cas pour les solutions alternatives, que ce soit pour les véhicules hybrides

à pile à combustible ou les véhicules à batterie. Le coût est basé sur des estimations et des prévisions et ignore complètement les coûts de développement et d'investissement pour produire l'hydrogène par exemple (idem pour la production des panneaux photovoltaïques) et l'acheminer jusqu'aux stations-services ou les bornes d'alimentation électrique. Par ailleurs, la quantité d'électricité nécessaire pour charger tous ces véhicules électriques par exemple et les questions de sécurité (stabilité du réseau de distribution électrique), si tous les véhicules se connectent ou se déconnectent du réseau en même temps (chute de tension voire instabilité), sont mal connus.

Il est vrai que le véhicule à batterie et le véhicule à pile à combustible sont appelés véhicule à zéro-émission par contre la production d'hydrogène est polluante. Le plomb utilisé dans les batteries au plomb est toxique et polluant, la fabrication des batteries au nickel nécessite du cadmium qui est polluant aussi et n'oublions pas la durée de vie de ces éléments et leurs coûts de fabrication et de recyclage encore mal maîtrisés. Tout cela montre que le bilan en CO_2 et en gaz à effet de serre est partiel et en tout cas mal calculé.

Dans la sous-section 1.3.2, nous avons évoqué le prix de litre du carburant, sachant que ce prix englobe une grande partie des taxes, alors que pour l'hydrogène et l'électricité, jusqu'à aujourd'hui, il n'y a pas de taxes équivalentes (la majorité de l'électricité en France est produite par l'uranium et le gouvernement prévoit de supprimer plusieurs centrales nucléaires ce qui reviendrait à utiliser le pétrole pour produire l'énergie électrique). Les technologies récemment développées pour les moteurs à combustion telle que le *downsizing* (réduire la cylindrée du moteur à combustion afin de réduire la consommation du carburant tout en gardant les mêmes performances du système, autrement dit : obtenir plus de performance avec moins de carburant consommé), le principe *start & stop*, l'utilisation des matériaux plus légers permettent aux véhicules classiques d'être encore majoritaires d'ici à 2030 selon les prévisions actuelles [Syr 08].

1.4 Les architectures hybrides

La définition la plus large et la plus générale qui peut inclure les futures sources d'énergies est celle du comité technique 69 (véhicules routiers électriques) de la Commission Electrotechnique Internationale : Un véhicule hybride et électrique, est un véhicule où l'énergie de propulsion est fournie à partir de deux ou plusieurs sortes ou types de réserves différentes (moteur à explosion, PAC...) à l'aide d'une conversion d'énergie (arbre à cône, réducteur épicycloïdale, convertisseurs statiques), et au moins une d'entre elles peut fournir de l'énergie électrique [Wou 95]. Cette définition n'est pas adoptée par les scientifiques, car il y a toujours confusion pour le grand public sur le fait qu'un véhicule hybride puisse fonctionner avec un moteur à combustion interne et un moteur électrique [Cha 02b].

Dans la littérature, se trouvent beaucoup de définitions considérant le véhicule hybride et électrique comme un véhicule électrique tout simplement [Par 10]. Selon Westbrook, un véhicule 'hybride' désigne tout véhicule qui a plus qu'une source d'alimen-

tation [Wes 01]. Un véhicule 'électrique et hybride' désigne un véhicule avec au moins une source d'énergie, un stockage ou un convertisseur, qui peut fournir de l'énergie électrique [Hus 10]. Un véhicule hybride et électrique est un véhicule combinant deux sources de puissances énergétiques [Fuh 08]. Ceci inclut alors toutes ces combinaisons : moteur à combustion interne/batterie, pile à combustible/batterie, moteur à combustion interne/super-capacité, pile à combustible/super-capacité, super-capacité/batterie.

Le principal défi des véhicules hybrides est : comment gérer les sources d'énergie existantes dans le véhicule, ce qui dépend notamment du programme de gestion d'énergie, mais également de la constitution mécanique liant les sources de puissance au groupe moto-propulseur pour la traction.

1.4.1 Classification des architectures hybrides selon la disposition mécanique

La distinction des architectures des véhicules hybrides selon la composition mécanique, ne concerne que les véhicules hybrides à moteur à combustion (base de construction industrielle des véhicules actuels).

Traditionnellement, les véhicules hybrides et électriques ont été divisés en deux grandes catégories : hybride-série et hybride-parallèle. Les véhicules hybrides à pile à combustible sont considérés comme hybride-série [Cha 07]. Avec le développement des convertisseurs statiques (électronique de puissance) et la technologie d'hybridation, la catégorie hybride série-parallèle a été ajoutée au classement. Les nouveaux véhicules hybrides sur le marché ont une architecture spécifique et ne peuvent plus entrer dans les trois catégories connues. Alors tout véhicule n'ayant pas une architecture claire et simple est un véhicule de type 'hybride complexe'.

La confusion dans la distinction des architectures existe depuis la mise en place de la combinaison de l'architecture série-parallèle : pour certains chercheurs, toute architecture qui n'est ni série ni parallèle, est une architecture complexe [Mag 00] [She 11] [Hus 10] et pour d'autres, une architecture complexe est une quatrième catégorie autre que le série, parallèle et le série-parallèle [Ehs 09] [Cha 02a] [Mi 11].

1.4.1.1 Principe d'un véhicule de type hybride série

La figure 1.4 montre la configuration la plus simple : hybride-série. La source principale dans ce système est le Moteur à Combustion Interne (MCI). Ce moteur transforme l'énergie fossile en énergie mécanique, puis cette énergie mécanique sera convertie en énergie électrique par le générateur. Le flot d'énergie électrique fournie par le générateur a deux choix de passage seulement : soit passer vers le moteur électrique pour propulser la voiture, soit être stocké dans la batterie pour une utilisation ultérieure. Alors le moteur électrique responsable de la transmission peut être alimenté, soit par le moteur à

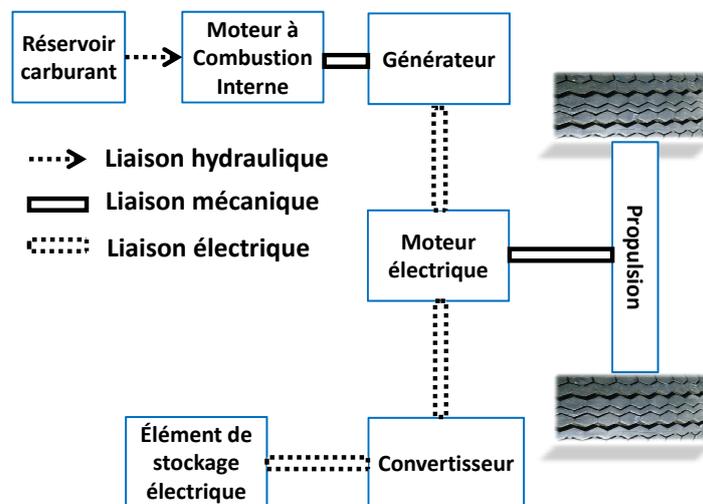


FIGURE 1.4 – Hybride série.

combustion interne, soit par le système de stockage, soit par les deux en même temps.

Avantages

1. Dans une zone urbaine, la vitesse de roulement est faible et si le système de stockage électrique est bien chargé, alors le moteur à combustion est arrêté et la voiture est en mode 100 % électrique avec un bon rendement énergétique.
2. Le conducteur peut choisir le mode de fonctionnement du moteur à combustion : faible ou forte puissance, mais aussi un mode réduit (par exemple : quatre cylindres en fonction, alors que le moteur dispose de huit cylindres).
3. Bonne maîtrise de conduite, puisque la traction se fait par un moteur électrique plus facile à piloter avec les lois de commandes actuelles.
4. L'optimisation de la répartition des puissances fournies par les deux sources en un noeud électrique est moins difficile, comparée aux autres architectures.
5. Quand la puissance demandée en zone urbaine est faible et le système de stockage est déchargé, le mode tout électrique n'est pas faisable. Le mode 'biberonnage' est la solution d'optimisation : le moteur à combustion fait fonction de propulsion mais, pour amener son point de fonctionnement à un meilleur rendement, une partie de l'excès de production sera dispatchée vers le système de stockage pour le charger.
6. Le système de stockage peut être chargé soit en arrêt soit à partir de l'énergie de freinage : alors au total, trois choix sont possibles pour charger l'élément de

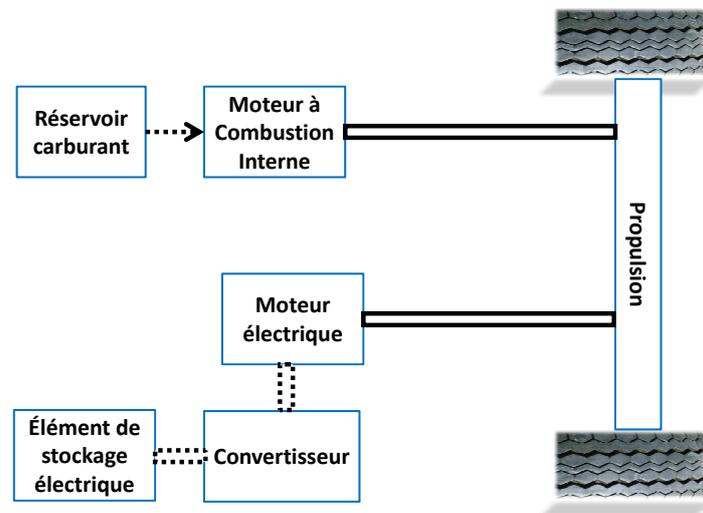


FIGURE 1.5 – Architecture hybride parallèle.

stockage : en arrêt (par moteur interne sans traction ou recharge sur bornes fixes ou boucles à induction), freinage et biberonnage.

Inconvénients

1. Sur autoroute, la puissance demandée par le conducteur est assez élevée, le système de stockage est en décharge continue ou épuisé, dans ce cas le moteur à combustion fonctionne à haute puissance, donc à bas rendement (pas de boîte de vitesse).
2. Pas de liaison directe entre le moteur à combustion interne et la transmission : l'énergie mécanique produite par le moteur à combustion se transforme en énergie électrique, puis en énergie mécanique encore une fois. Cette double transformation, ainsi que le faible rendement du générateur et du moteur à combustion, génèrent des pertes significatives et cela engendre un faible rendement énergétique global de la chaîne de traction.
3. Le générateur électrique contribue à augmenter la masse totale de la voiture, ce qui induit un sur-coût de production et à un impact sur la puissance de traction pour suivre la demande du conducteur.

Comparés aux autres architectures hybrides, les véhicules à hybridation série sont rares : Renault Kangoo Elect'Road modèle 2003, Chevrolet Volt (2010) et Opel Flex-treme, Opel Ampera (2011).

1.4.1.2 Hybride parallèle

L'architecture présentée par la figure 1.5 est celle du véhicule hybride parallèle. Comparée à l'hybride série, la propulsion se fait par une liaison électrique au niveau du moteur électrique, par contre, dans cette architecture, la propulsion peut se faire par le moteur à combustion ou le moteur électrique ou les deux ensemble, via une liaison/couplage mécanique au niveau de la transmission. Ainsi, dans ce système, il existe une seule machine électrique, alors que dans l'hybride série, il en existe deux. Ces avantages permettent à l'hybride parallèle de bien se positionner sur le marché des véhicules hybrides (du fait que l'on y retrouve les bases de construction commercialisées aujourd'hui).

Si la puissance demandée par le conducteur est plus élevée que la puissance du moteur à combustion, alors le moteur électrique intervient pour aider le moteur à combustion afin de satisfaire la demande. Dans le cas contraire, le moteur électrique se transforme en générateur, afin d'absorber la différence de puissance. Tout simplement, cette architecture peut être vue comme une assistance électrique du moteur à combustion interne, afin de le laisser fonctionner à un rendement maximal pour minimiser la consommation du combustible.

Avantages

1. L'hybride parallèle peut fonctionner avec le moteur à combustion seul ou à partir du moteur électrique seul.
2. Le mode 100 % thermique est possible dans cette architecture.
3. Le moteur lié au système de stockage se transforme en générateur et charge le système de stockage électrique que se soit en freinage ou en biberonnage.

Inconvénients

1. Couplage mécanique complexe : la conception mécanique d'un point d'accouplement entre trois couples mécaniques (deux couples d'entrées, dont un d'entre eux est bidirectionnel, et un couple de sortie vers l'arbre des roues bidirectionnel), est assez difficile en comparaison d'un point électrique d'accouplement pour l'hybride série.
2. Gestion d'énergie difficile du fait des rendements à caractériser.

Plusieurs modèles vendus dans le monde ont ce type d'architecture. La Honda Insight modèle 1999 est la première hybride parallèle produite à grande échelle, puis Honda Civic en 2001, Ford Escape hybrid-parallel modèle 2005 et enfin Lexus Hybrid SUV (modèle RX400h) [Bat 09].

1.4.1.3 Architecture hybride série-parallèle

Avec l'ajout d'un générateur entre le moteur à combustion et le convertisseur dans l'architecture hybride parallèle, nous obtenons l'architecture hybride-série-parallèle montrée dans la figure 1.6. Cette configuration permet au système de fonctionner, soit en hybride-série, soit en hybride-parallèle, soit les deux modes en même temps. Avec cette

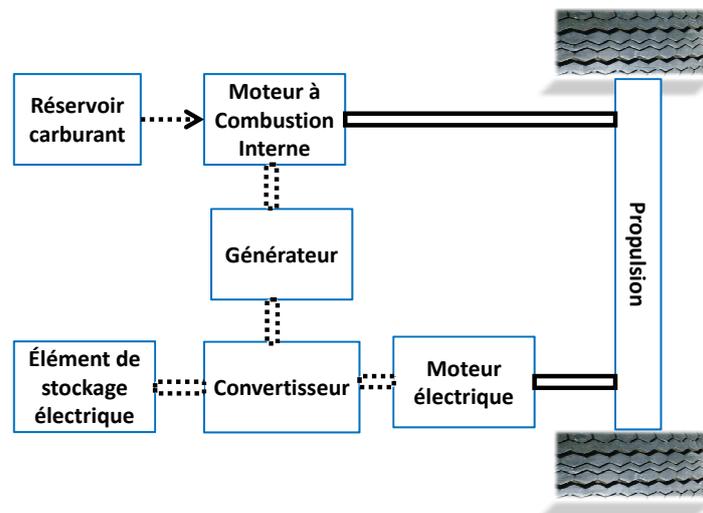


FIGURE 1.6 – Hybride série-parallèle.

architecture, le véhicule peut avoir un très bon rendement énergétique et une excellente flexibilité de conduite. Autre avantage de cette configuration : tous les modes sont envisageables (mode 100% électrique, 100 % thermique, biberonnage...). L'inconvénient majeur de l'hybride série-parallèle est sa complexité mécanique et par la suite une bonne gestion de l'énergie est un défi pour les chercheurs, du fait de la multiplicité des chemins possibles du flot d'énergie, ce qui rend le véhicule possédant cette architecture plus cher que tout autre type. Le moteur à combustion fonctionne à son rendement maximum et par la suite les émissions sont réduites jusqu'à 80% ; à titre d'exemple, la voiture la plus populaire et la plus vendue dans le monde en terme d'hybridation toutes architectures confondues, est la Toyota Prius modèle 2004-2009 (100 000 unités vendues aux Etats Unis en 2005 uniquement) [Cha 07] ainsi elle représente 74% des ventes des véhicules hybrides de Toyota [Fla 11] [Cip 12] [Wu 09] [Che 11] [Bur 11] [Aye 04] [Eff 06] [Liu 06] [Liu 08].

1.4.1.4 Hybride complexe

Comme le montre la figure 1.7, cette architecture ne peut pas être classée parmi les trois configurations standards. Dans ce type de configuration, plusieurs moteurs électriques sont connectés et notamment dans le cas où la propulsion se fait par les quatre roues 4x4 (deux moteurs électriques responsables de la traction de 4 roues). C'est une combinaison entre l'architecture série et parallèle pour augmenter la performance de la voiture. Le nombre de chemins de transfert de l'énergie, donne un nombre de combinaisons possibles élevé et peut être très important en ajoutant un autre moteur électrique. Les voitures portant cette configuration peuvent avoir un rendement élevé, mais un coût d'achat relativement important dû à la complexité du système ainsi qu'au nombre de machines électriques utilisées [Jon 02] [Wal 04].

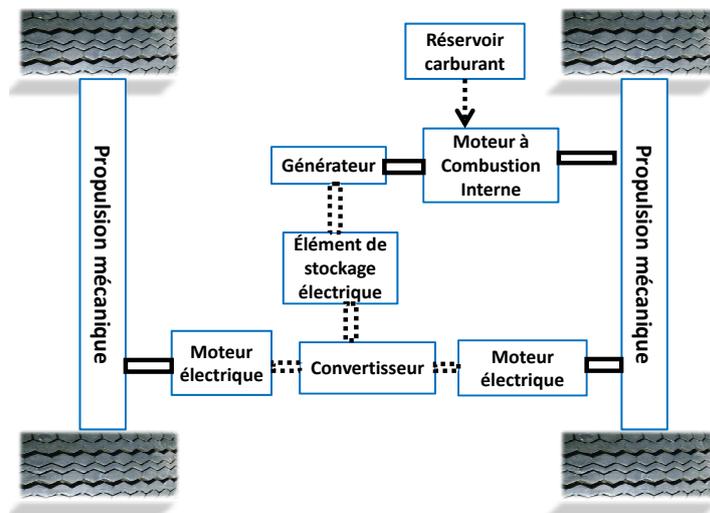


FIGURE 1.7 – Architecture hybride complexe.

1.4.2 Classification des architectures hybrides selon le niveau d'hybridation

Le taux d'hybridation est le principal sous-critère de classement des véhicules hybrides. Le degré (taux ou niveau) d'hybridation est le pourcentage de participation du système de stockage électrique dans la propulsion totale demandée par le conducteur. Dans la littérature, il existe quatre classes de véhicules hybrides : micro-hybride (*micro-hybrid*), légère-hybride (*mild-hybrid*), hybride-complète (*full-hybrid*) et hybride rechargeable (*plug-in-hybrid*). Le tableau 1.1 récapitule les différentes options que peut avoir un véhicule hybride et électrique.

1.4.2.1 Hybridation micro

Un véhicule micro-hybride utilise la technologie *start & stop*. Il est équipé d'un démarreur/générateur (alternateur/démarrageur), le moteur à combustion s'arrête complètement si la voiture est stoppée (feu rouge, congestion ...) et il fonctionne quand le conducteur appuie sur la pédale d'accélération. Ce type de voiture est propulsé grâce au moteur à combustion seulement. Il intègre ainsi un petit moteur électrique relié à une batterie qui a pour rôle principal le démarrage de la voiture et la récupération de l'énergie du freinage. La consommation d'une voiture micro-hybride peut être réduite jusqu'à 10% comparée à une voiture classique (non hybride) dans une zone urbaine, mais moins dans une zone roulante ou sur autoroute [Rom 06]. General Motors est le premier à introduire cette technologie dans ses véhicules, les autres marques les plus populaires de ce type sont : SMAT, Fiat 500, Ford Transit, Citroen C3, Mercedes-Benz A-class, GM Saturn et Toyota Crown.

1.4.2.2 Hybridation légère

La conception est la même qu'une micro-hybride, sauf que le moteur électrique utilisé est plus puissant et aide le moteur à combustion pendant une forte accélération. Le moteur électrique est utilisé aussi comme générateur pour récupérer l'énergie du freinage (bidirectionnel). Le moteur à combustion interne s'arrête lorsque la voiture est au point mort, est inutilisé en phase de freinage ou à l'arrêt complet, mais jamais la propulsion ne se fait en mode 100% électrique. Une voiture à hybridation légère peut économiser jusqu'à 35 % du carburant par rapport à une voiture non hybride. Les véhicules avec une hybridation légère les plus populaires sont Chevrolet Silverado, GMC Sierra et Honda (Accord, Civic et Insight).

1.4.2.3 Hybridation complète - intégrale

Le niveau d'hybridation d'un véhicule est complet, lorsqu'il peut se propulser, soit uniquement par la batterie, soit uniquement par le moteur à combustion, soit la combinaison des deux. La puissance moyenne du moteur électrique équipant ce type de véhicule est plus importante que celle du véhicule *mild-hybrid* et est généralement comprise entre 50 kW et 75 kW [Mi 11]. Le système de stockage électrique dans cette catégorie est généralement une batterie de grande capacité énergétique. En utilisant une voiture avec une hybridation complète, nous pouvons économiser jusqu'à 45 % de la consommation du carburant et dans le cas de la Toyota Prius, la réduction peut même atteindre 60 % ou plus [Joh 00]. La différence par rapport à une hybridation légère est que le moteur à combustion interne est plus petit et de ce fait, le système de gestion de la répartition des puissances est plus complexe.

1.4.2.4 Hybridation rechargeable

Un véhicule hybride rechargeable (véhicule hybride et électrique rechargeable), est caractérisé par son moteur électrique puissant (à peu près de même puissance que le moteur à combustion interne) et une batterie avec une capacité énergétique importante rechargeable en la connectant sur le réseau électrique. Ce type de véhicule a les mêmes performances qu'une voiture à hybridation complète et il peut être hybride série ou parallèle, avec une option de rechargement sur le réseau électrique. Généralement, le moteur à combustion est en arrêt et ne se déclenche que si la batterie est épuisée ou au-delà d'une vitesse bien déterminée (vitesse correspondant à la puissance maximale du moteur électrique). L'architecture hybride rechargeable peut réduire jusqu'à 70 % la consommation de carburant nécessaire sur un parcours donné.

La voiture rechargeable la plus populaire est BYD F3DM du constructeur chinois BYD Auto, dont la batterie a une capacité de 16 kWh, cette voiture peut rouler jusqu'à 100 km en mode 100 % électrique.

TABLE 1.1 – Comparaison entre les différents types de véhicules hybrides et électriques

	Start/Stop	Assistance mot. élect.	mode électrique
Hybridation micro	✓		
Hybridation légère	✓	✓	
Hybridation complète	✓	✓	✓
Hybride rechargeable	✓	✓	✓
Véhicule électrique			✓

1.4.3 Stratégie de gestion de la source électrique selon le mode de fonctionnement

Ce classement concerne essentiellement les véhicules hybrides rechargeables (*Plug-in hybrids electric vehicles* (PHEVS)). Rappelons que les hybrides rechargeables sont similaires aux véhicules hybrides en ce qui concerne les structures : moteur à combustion interne/batteries ou à pile à combustible/batteries. La seule différence est que ce type de véhicule peut être branché sur le réseau électrique pour charger la source de stockage électrique ; de plus, son moteur électrique est suffisamment puissant pour faire avancer la voiture [Iea 09].

1.4.3.1 Appauvrissement de l'état de charge

Ce mode consiste simplement à éteindre la source principale de propulsion (moteur à combustion interne ou pile à combustible) et utiliser uniquement la source secondaire de stockage électrique (batteries ou supercondensateur) pour faire fonctionner la voiture [Bel 11]. Ce mode est conseillé pour les véhicules qui font l'aller-retour travail-maison (cycle de fonctionnement avec phase d'arrêt) et qui peuvent être rechargés pendant la nuit ou pendant les heures de travail, car l'élément de stockage est vide à l'arrivée (*Charge-depleting mode*). C'est le mode qui est mentionné dans les caractéristiques par *PHEVs – X*, où *X* représente le nombre de kilomètres que la voiture peut effectuer avec ce mode. Exemple : *PHEVs – 50* : cette voiture peut rouler 50 kilomètres en mode d'appauvrissement d'état de charge.

1.4.3.2 Maintien de l'état de charge

Après l'épuisement de la batterie dans le mode appauvrissement de l'état de charge, la voiture change de mode de fonctionnement en imposant l'état de charge à un niveau donné (*Charge-sustaining mode*). Par conséquent, le moteur à combustion reprend la main et la voiture fonctionne en mode hybride. La figure 1.8 montre la succession des deux modes. Généralement la connaissance du trajet et les stratégies de gestion de l'énergie par seuils implantées dans le système de gestion des puissances, est capable de déterminer quel mode est le plus intéressant.

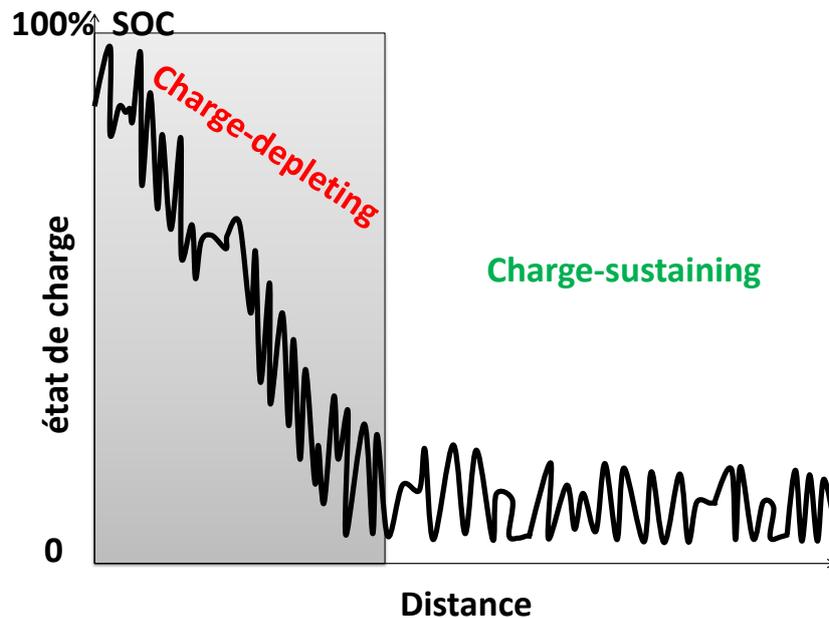


FIGURE 1.8 – Les modes de fonctionnement d'un véhicule hybride rechargeable.

1.4.3.3 Mode combiné

Sur un profil de mission, l'état de charge du système de stockage d'énergie peut avoir plusieurs diminutions et plusieurs augmentations, mais à la fin du cycle, l'état de charge final doit être égal à celui du début [Mar 06]. C'est la combinaison la plus complexe pour gérer les flots d'énergie des sources, afin de maintenir l'état de charge à un niveau donné en tenant compte de l'ensemble des demandes sur un parcours donné, répétitif, que l'on se doit de répéter en cycle.

1.4.4 Classification des architectures hybrides selon le carburant utilisé

De nos jours, comparées aux voitures classiques, les véhicules hybrides en général, peuvent réduire à la fois la consommation en carburant et les émissions de gaz à effet de serre jusqu'à 47% actuellement et jusqu'à 65% prévu en 2020 [Wei 03].

Tout dépend de l'architecture hybride, des caractéristiques des éléments constituant la voiture hybride, du profil de mission et essentiellement de la méthode de gestion de l'énergie utilisée, mais nous gagnons toujours avec l'hybridation. Sur des profils standards, la réduction de la consommation varie entre 20% et 30 % [Ahl 05] [Wan 01] [Man 07] et peut même atteindre jusqu'à 60% [Fon 08]. Pour des profils autoroutiers, pour lesquels il y a peu de freinage, le gain en carburant est nettement moindre par rapport aux missions urbaines. La pollution causée par les véhicules et la forte baisse des énergies fossiles exigent de nouveaux véhicules avec de nouveaux carburants et une gestion intelligente optimisée des ressources embarquées.

Dans les dernières décennies, nous trouvons aussi, plusieurs études comparatives sur le choix du carburant pour la pile à combustible, sachant qu'il y en a trois importants : l'hydrogène qui est le gaz le plus abondant dans l'univers, le méthanol et l'essence. Ces études sont plutôt axées sur les technologies et sur le dimensionnement, mais peu sur la commande et l'optimisation des flux d'énergie [Tho 00] [Wan 05] [Ogd 99] [Mer 02] [Wan 02]. Dans le reste de la thèse, nous ne nous intéresserons qu'au véhicule à réservoir d'hydrogène puisque le prototype de notre voiture est un véhicule à pile à combustible fonctionnant à partir de ce gaz.

1.4.4.1 Véhicule hybride à moteur à combustion

Les constructeurs automobiles ont introduit des batteries dans les véhicules à moteur à combustion interne essentiellement pour améliorer le rendement et compenser les pertes générées en faible charge du moteur. Ce type de véhicule combine un moteur à combustion interne et un moteur électrique reliés à une batterie. Le moteur à combustion interne dans ce type de véhicule a une petite dimension (jusqu'à 50% de volume en moins selon [Kat 07]), il est moins puissant, comporte moins de pistons (*downsizing*) que son équivalent dans une voiture conventionnelle [Ahl 05].

Cette hybridation permet au moteur à combustion de fonctionner près de sa puissance nominale puisque les accélérations sont assistées par le moteur électrique et, à bas régime, un biberonnage vers le stockage est permis. Dans la voiture conventionnelle, pour stopper la voiture nous utilisons les freins mécaniques et, par la suite, l'énergie de freinage est dissipée en frottement (chaleur). Dans les véhicules hybrides, cette énergie est récupérée par le moteur électrique pour une réutilisation ultérieure. Il est à noter qu'en diminuant la consommation du carburant cela revient aussi à diminuer les émissions de CO_2 ce qui va dans le sens recherché.

1.4.4.2 Véhicule hybride à pile à combustible

La voiture à pile à combustible de marque Daimler Chrysler "NECAR 4" est une voiture non hybride mais électrique, qui utilise une pile à combustible de puissance maximale égale à $70kW$ composée de 160 cellules élémentaires. Le rendement de cette source à hydrogène est de 37.7%, alors que classiquement, un moteur à combustion interne n'a que 22-24 % pour le diesel et ne dépasse pas le 18 % pour l'essence [Fri 01]).

Le rendement important d'un système PAC est l'avantage majeur de son utilisation [Van 12]. De plus, l'absence d'émission de gaz à effet de serre et l'absence de bruit et de vibrations et enfin, l'abondance de l'hydrogène dans la nature, en font une source intéressante pour les transports. L'ajout à la PAC d'un autre élément électrique réversible a plusieurs avantages notamment sur la réduction de la consommation. Le principe d'hybridation est alors le même qu'une voiture hybride à moteur à combustion, sauf que dans ce type de véhicule l'architecture est unique : la pile à combustible et la batterie/supercapacité ajoutent leur courant sur un noeud électrique un forme une structure série

[Cha 07].

Une comparaison entre un véhicule à pile à combustible seule et un véhicule hybride à PAC sur un profil standard est faite et a montré que la voiture hybride est la plus performante des deux [Jeo 02] du fait de l'utilisation du stockage réversible.

1.5 Véhicule hybride à pile à combustible

La substitution d'un moteur à combustion interne par la pile à combustible dans un groupe motopropulseur pour un véhicule hybride résulte en un processus assez complexe [Neh 09]. Afin de pouvoir être utilisée dans un véhicule, la PAC doit être intégrée avec d'autres composants, pour former un Système Pile à Combustible (SPAC), capable de propulser la voiture. Le SPAC est constitué principalement d'un réservoir de stockage d'énergie (hydrogène), d'un compresseur s'il utilise l'air ambiant, des convertisseurs électriques et divers composants auxiliaires dans six circuits (figure 1.9) :

- 1 : circuit d'alimentation d'hydrogène, qui relie le réservoir et l'anode de chaque cellule de la PAC
- 2 : système d'alimentation en air, reliant le compresseur et la cathode de chaque cellule de la PAC
- 3 : la gestion de la circulation en eau, l'eau déminéralisée servant de liquide de refroidissement dans le canal de refroidissement de la pile,
- 4 : circuit d'humidification, pour humidifier l'hydrogène et l'air à l'entrée de la pile.
- 5 : circuit de récupération de l'eau de la sortie de la pile à combustible.
- 6 : circuit électrique entre le SPAC, le système de stockage d'énergie et le moteur responsable de la propulsion. D'où la nécessité d'implanter un système de gestion de puissance gérant la répartition.

Le fonctionnement sous pression améliore considérablement la vitesse de la réaction chimique et donc de l'efficacité des cellules de la PAC, qui donnent une plus grande densité de puissance [App 88] [Kin 88]. Un compresseur est nécessaire pour comprimer l'air à un niveau de pression désiré. L'air sort avec une température élevée, alors un refroidisseur et un humidificateur sont nécessaires pour réduire la température et à la fois humidifier l'air (pour éviter la déshydratation de la membrane) avant son entrée dans la pile. Selon [Gou 09], il est très important de veiller à ce que toutes les cellules de la pile soient suffisamment hydratées, si une telle déshydratation se produit, la durée de vie de la membrane sera affectée. Pour l'autre entrée de la pile, l'alimentation est continue en hydrogène pur sous pression (qui peut atteindre jusqu'à 400 bar) ou sous forme liquide. Dans le cas où l'hydrogène est à l'état gazeux, un humidificateur est installé pour assurer l'humidification et la pression est ajustée par un détendeur. Le contrôle de l'air et de l'hydrogène est assuré par deux vannes installées juste avant l'humidificateur. La température de la pile à combustible ne doit pas dépasser les 100°C afin que la membrane soit bien humidifiée [Zha 11a]. Un circuit d'eau déminéralisée (ou un fluide de

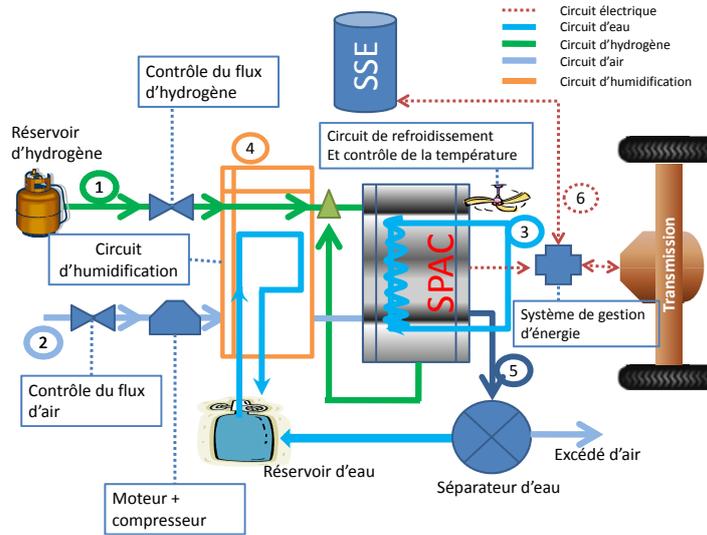


FIGURE 1.9 – Schéma détaillé du SPAC avec ses auxiliaires et le raccordement avec SSE et la chaîne de traction

refroidissement en général) circule entre les cellules de la PAC pour extraire la chaleur dégagée par la réaction chimique. L'eau chaude sortant de la pile passe par un système de refroidissement (radiateur symbolisé par une hélice dans la figure). Pour un détail de ces éléments internes à la PAC nous pouvons renvoyer le lecteur à : [Bar 12] [And 10b] [Jun 07] [Rga 11] [Kam 12].

Côté sortie de la pile, l'air sortant ramène avec lui la vapeur produite dans la pile à combustible (après la réaction chimique), d'où un séparateur d'eau qui est installé afin de récupérer l'eau pour une réutilisation d'humidification. La puissance fournie par la pile est très variable et dépend fortement des paramètres de ce système complexe (débits de l'eau et de l'air, pression d'air, température, pression globale, humidité de la membrane...), donc un système de gestion des courants et des tensions est nécessaire pour commander et contrôler la puissance fournie par la pile. Ses points de fonctionnements contrôlés, permettent de stabiliser le comportement du SPAC et de ne considérer qu'un seul comportement en fonction de la puissance demandée fournie (une seule courbe de rendement). Ce comportement sera donc une donnée d'entrée pour la gestion globale d'énergie en le combinant avec les caractéristiques des autres sources du véhicule.

1.5.1 Système à Pile à Combustible (SPAC)

Un SPAC fonctionne comme une batterie en convertissant l'énergie chimique en électricité à partir de réactifs. Le fonctionnement d'un SPAC peut être modélisé par une boîte noire comme le montre la figure 4.7.

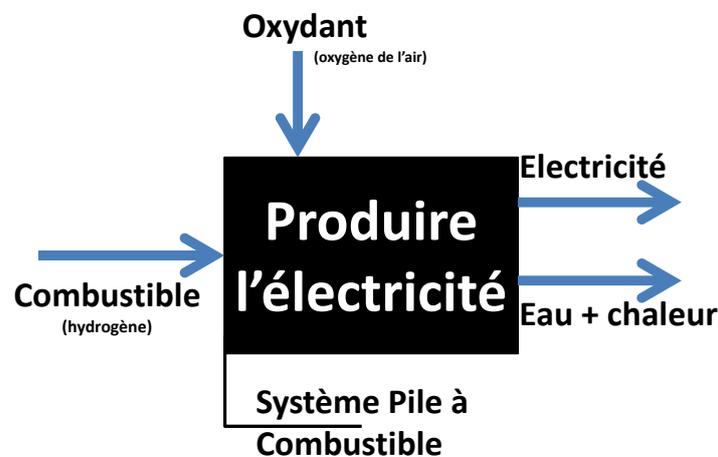


FIGURE 1.10 – Modèle général du SPAC

1.5.1.1 Aperçu historique

La première pile à combustible a été inventée par Sir William Grove en 1839 et a été parmi les premiers outils de conversion d'énergie. L'utilisation massive de l'électricité au début du vingtième siècle augmente le besoin de ces outils de conversion. Sa première utilisation a été réellement faite en 1950 par la NASA dans les programmes spatiaux Apollo comme source idéale pour produire de l'électricité et de l'eau potable pour les astronautes. De nos jours, elle est utilisée dans les avions 'plus électrique', pour les mêmes raisons avec en plus l'exploitation possible de la chaleur dégagée lors de la réaction chimique pour le dégivrage des ailes. Ces aspects de co-génération ne seront pas pris en compte dans ces travaux uniquement axés sur la fonction de traction.

1.5.1.2 Les différents types de piles à combustible

Les applications des piles à combustible varient en fonction du type de PAC utilisé. Les piles à combustible sont capables de produire de l'électricité n'importe où et avec une gamme importante de puissance (de 1 W à 100 MW souvent en mettant en série plusieurs SPAC pour atteindre de telles puissances). Pratiquement elles peuvent être utilisées dans n'importe quelles applications qui nécessitent une alimentation électrique [Val 06]. Leurs utilisations vont des téléphones cellulaires, aux ordinateurs et tout autre type d'équipement électronique personnel pour les petites puissances. Pour les puissances de 1kW à 100kW, leurs applications principales sont dédiées à des véhicules et des moyens de transport en général. Au-delà de 100 kW, un SPAC est considéré comme centre de production d'électricité stationnaire (habitat) et raccordée à un réseau électrique (privé ou publique) [Ray 03] [Dye 02][Li 06].

Il existe différents types de PAC, qui se distinguent principalement par le type d'élec-

trolyte utilisé. Les différences dans les caractéristiques des cellules élémentaires, telles que le matériau utilisé, la température de fonctionnement et le type de comburant, font que chaque type de pile à combustible, à une utilisation privilégiée pour des applications spécifiques. Sept catégories existent sur le marché, mais d'autres sont encore en phase de développement et de prototypage [Var 07]. Dans le tableau 1.2, ces piles sont classifiées et comparées entre elles :

Sur le marché des transports, les piles à combustible de type PEMFC (*Proton Exchange Membrane Fuel Cell*) sont adaptées aux applications automobiles. Les PEMFC ont plusieurs avantages :

- une forte densité de puissance,
- la membrane solide électrolyte polymère utilisée, est un excellent conducteur d'ions d'hydrogène et résiste aux vibrations, présente une
- faible corrosion et donc une longue durée de vie. La PAC-PEM
- permet des démarrages rapides (permet de délivrer un courant après arrêt) et fonctionne à une température ambiante (
- de 50 à 100 °C), sans réel besoin d'isolation thermique.

Dans le reste du travail, nous nous intéressons à la pile de type PEMFC, puisque c'est la source principale d'énergie dans la voiture hybride à pile à combustible étudiée.

1.5.1.3 Pile à combustible à membrane échangeuse de protons

En général, une pile à combustible est un dispositif de conversion de l'énergie électrochimique, qui convertit l'hydrogène et l'oxygène en électricité et en eau, en dégageant de la chaleur. Mais le gaz naturel et les alcools peuvent être aussi utilisés à la place de l'hydrogène [Hoo 02] dans les PAC.

La pile à combustible à membrane échangeuse de protons (PEMFC) est composée de plusieurs cellules élémentaires (la tension de base étant inférieure au volt, une association de cellules permet de monter le niveau de tension en distribuant l'air et l'hydrogène par construction interne à des cellules en série). Chaque cellule comporte deux compartiments principaux : électrode positive (Anode) et une électrode négative (Cathode). Entre les deux, se trouve un matériau qui laisse passer les ions (électrolyte) (voir figure 1.11), la charge électrique est présente entre la cathode et l'électrode où circulent les électrons négatifs.

L'hydrogène est stocké dans un réservoir à haute pression (jusqu'à 400 bar). L'hydrogène est transportée sur l'anode afin d'être oxydée dès le premier contact avec un catalyseur (généralement le platine disposé sur l'anode). L'oxydation se produit très vite et avec une densité bien définie. Comme le montre l'équation (1.1), cette réaction libère des électrons e^- et des ions H^+ .

TABLE 1.2 – Comparaison entre les différents types de piles à combustible

Nom	PAC alcaline (AFC)	PAC à membrane échangeuse de protons (PEMFC)	PAC à méthanol direct (DMFC)	PAC à acide phosphorique (PAFC)	PAC à carbonate fondu (MCFC)	PAC à oxyde solide (SOFC)
électrolyte	KOH	Polymère (Nafion-PBI)	Polymère	H_3PO_4	Carbonate fondu	Céramique
Puiss (kW)	10 -100	0.1-500	0.001-100	100-10000	300-100 000	jusqu'au 100 MW
Tempér°C	60-90	60-220	60-130	150-200	600-700	700-1100
Ion	OH^-	H^+	H^+	H^+	CO_3^{2-}	O^{2-}
Avantages	Pas de platine utilisé - bon rendement 60-70%	Démarrage rapide/ dynamique importante	Fonctionne directement à partir du méthanol (pas de stockage haute pression)	Moins sensible aux impuretés	Bon rendement (40 à 50%)/ Plusieurs catalyseurs possibles	Bon rendement (50 à 60%)/plusieurs types de céramique peuvent être utilisées
Inconvénients	uniquement hydrogène pur, sensible au CO_2	Métal noble/sensible aux impuretés	Métal noble / faible rendement (20 à 30%)	Métal noble /long démarrage/	Température élevée/ faible densité/ Long démarrage	dégradation des composants (température)/ long démarrage
Domaines	Aviation, militaire, station spatiale	Excellent pour les transports / téléphonie ..	micro électronique / station spatiale	Transport /industrie	Industrie/ production électrique	production électrique principalement
Dens $W.cm^{-2}$	0.1-0.3	>0.7	<0.25	0.14	0.1-0.12	0.15-0.7



Les électrons vont passer par l'anode vers la charge électrique puisqu'ils ne peuvent pas passer dans l'électrolyte, puis ils vont être transportés vers la cathode par un autre circuit afin de rencontrer les protons H^+ qui sont passés par l'électrolyte. De l'autre côté, se trouve en permanence l'oxygène de l'air pour réagir avec les électrons et les protons d'hydrogène comme le montre l'équation (1.2)



La réaction dans la cathode est exothermique. La température dégagée est fortement liée au point de rendement de la pile, ainsi que la tension libérée. La réaction globale d'une cellule de pile à combustible peut être mise sous l'équation (1.3).

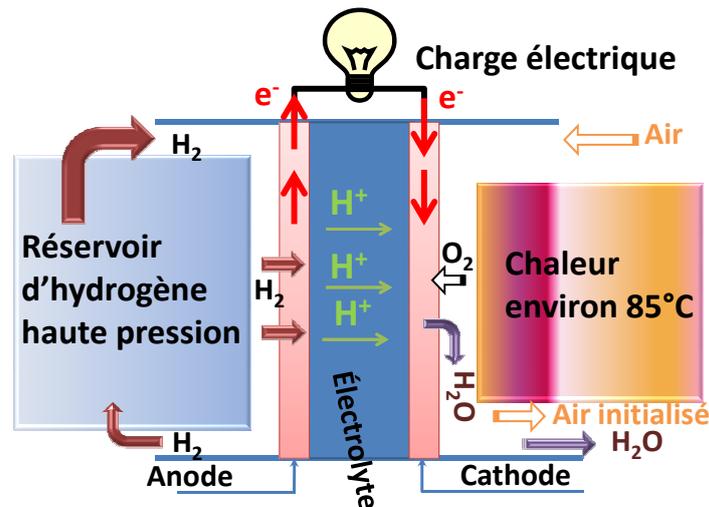
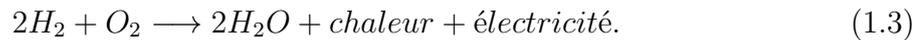


FIGURE 1.11 – Modèle et principe de fonctionnement d'une cellule de pile à combustible à hydrogène du type PEMFC

1.5.2 Système de Stockage Electrique (SSE)

La technologie du stockage électrique pour les véhicules hybrides a été depuis toujours un vrai problème. Au cours de ces dernières années, le développement des nouveaux matériaux a permis aux chimistes de fabriquer des systèmes plus performants et plus efficaces, qui répondent de plus en plus aux besoins délicats des industriels automobiles. Selon l'architecture et les convertisseurs utilisés, les batteries et les supercondensateurs sont les deux technologies de stockage d'énergie électrique actuellement utilisés dans

les véhicules hybrides à pile à combustible [Zha 11c]. L'implantation d'un système de gestion d'énergie électrique exige l'existence d'un système de stockage réversible avec de bonnes caractéristiques, telles que : une longue autonomie, une meilleure énergie et une meilleure puissance spécifique, un bon rendement...(nous ne prendrons pas en compte les volants d'inertie).

1.5.2.1 La batterie

Plusieurs conditions sont nécessaires pour qu'un système de stockage électrique puisse être associé à une autre source dans une application hybride. Premièrement, l'élément doit avoir une capacité énergétique suffisante (Wh/kg) pour récupérer le maximum d'énergie du freinage, deuxièmement une densité de puissance acceptable (W/kg), afin de répondre aux pics de puissance demandés lors des accélérations et ainsi participer à l'échange d'énergie quelle que soit les phases du système (demande de puissance faible, forte, positive ou négative). De nos jours, plusieurs technologies de batteries ont été utilisées principalement dans des véhicules purement électriques et d'autres sont en cours de développement. Ci-dessous une liste non-exhaustive des batteries les plus intéressantes du marché de l'automobile :

1. *batterie Pb-acide* : La batterie plomb-acide a été inventée par le physicien français Gaston Planté (1858), et elle est actuellement une technologie mature. La batterie au plomb a été longtemps le meilleur choix pour les véhicules électriques [Cau 00]. Un coût relativement faible et la disponibilité de la matière première (Plomb principalement) ont permis aux batteries plomb-acide de dominer le marché des batteries pendant le siècle dernier. Une infrastructure de recyclage est en place pour elles, près de 98 % des batteries sont recyclées ce qui permet une certaine minimisation de son impact sur l'environnement [Can 11]. Dans les années 1980, plus de 100 millions de batteries plomb-acide ont été produites chaque année. Cependant, une faible énergie spécifique, une mauvaise performance à basse température, une vie courte et un nombre de cycles ne dépassant pas 800, sont parmi les obstacles à leur utilisation dans les véhicules électriques et hybrides. GM EV1 (figure 1.12) et Toyota RAV4 sont les deux voitures purement électriques les plus populaires qui fonctionnent à partir de *packs* de batteries au plomb.
2. *Batterie Lithium-ion (Li-ion)* : Elle est fabriquée à grande échelle depuis 1991, principalement pour les téléphones portables et les ordinateurs portables. En 1998, le véhicule électrique de marque Nissan Altra (figure 1.13) utilise pour la première fois une batterie de ce type dans le domaine des véhicules. Jusqu'à aujourd'hui, plusieurs marques ont leurs voitures hybrides et électriques avec le même type de batterie telles que : Toyota Vitz CVT 4 et Mercedes-Benz s400 blue hybrid modèle 2009. Les ions de lithium transportent les électrons de la cathode vers l'anode pendant le chargement de la batterie et de l'anode vers la cathode lors du déchargement [IJE 00]. Avec une bonne densité énergétique (trois fois plus que la batterie nickel-hydrure métallique 1.3) et une faible auto-décharge, la batterie Li-ion est utilisée dans plusieurs domaines tels que : le spatial, le militaire et pénètre de plus



FIGURE 1.12 – Véhicule General Motors EV1 avec une batterie Pb-acide.

en plus le marché de l'électro-domestique.

3. *Batterie Nickel-Hydrure Métallique ou NiMH* : Elle est similaire aux batteries NiCd car elles utilisent toutes les deux le même type d'électrode positive : l'oxyhydroxyde de nickel (NiOOH), mais du côté de l'anode il est utilisé ici, de l'hydrure métallique au lieu du cadmium. Ce type de batterie est actuellement utilisé dans tous les types de véhicule de type hybridation rechargeable et hybridation complète [Kar 07] puisque son coût a été réduit de moitié dans les dix dernières années, nous trouvons la Toyota Prius et la Honda EV Plus (figure 1.14). (Pour plus d'information sur les batteries NiMH, voir [Kop 04])
4. *Batterie Li-Polymère (Li-Po)* : c'est le résultat de l'évolution des électrolytes solides et des batteries Li-ion avec des électrolytes en solvant organique. La différence majeure par rapport aux batteries Li-ion est que le lithium sous forme de sel organique est remplacé par un polymère solide. L'électrolyte de type polymère le plus utilisé est l'oxyde de polyéthylène et polyacrylonitrile. Les batteries de type Li-Po ont la meilleure densité énergétique et une meilleure densité de puissance avec une bonne fonctionnalité à des températures supérieures à 60°C [Hus 10]. En utilisant ce type de batterie, beaucoup de problèmes de sécurité sont évités, par exemple, lors d'un accident de la route car il y a moins de possibilité d'inflammabilité contrairement aux batteries Li-ion. Depuis la première utilisation de cette batterie destinée essentiellement aux véhicules hybrides en 1995, l'Audi2 version octobre 2010, est l'hybride rechargeable la plus répandue, avec une autonomie d'environ 500 km avec un seul plein électrique. Sur la figure 1.15 est présenté la photo d'un véhicule de la marque KIA qui utilise ce type de batterie.



FIGURE 1.13 – Véhicule Nissan Altra avec une batterie Lithium-ion.



FIGURE 1.14 – Véhicule Honda EVplus avec une batterie NiMH.



FIGURE 1.15 – Véhicule Kia avec une batterie li-polymère.

5. Batterie Lithium-Fer-Phosphate :

Traditionnellement, le nickel-cadmium (NiCd) a remplacé les batteries au plomb-acide, mais l'industrie des batteries s'éloigne de cette technologie vu son impact environnemental et les nouvelles technologies qui sont développées. Que ce soit pour le marché de l'électronique portable ou pour les véhicules hybrides et électriques, les batteries lithium-ion (Li-ion) ont remplacé les batteries NiCd. De nos jours, la nouvelle technologie phosphate de lithium-fer (Li-FePO), est devenue un principal concurrent pour la prochaine génération de batterie pour les véhicules hybrides par rapport aux batteries existantes telles que Ni-MH ou autres. Comparé aux autres batteries, le lithium-fer phosphate a un bon nombre de cycles et une vie durable (> 10 années) ainsi qu'une importante densité énergétique. Le véhicule BYD F3DM modèle 2009 (figure 1.16), représente la première hybride rechargeable avec une batterie de ce type.

1.5.2.2 Le supercondensateur

Les supercondensateurs sont des dérivés des condensateurs classiques, où la densité d'énergie a été augmentée avec une détérioration de la densité de puissance pour faire fonctionner les engins gourmands en énergie. Donc c'est une technologie qui se situe entre les batteries (forte densité énergétique et faible densité en puissance) et les condensateurs (faible densité d'énergie et forte densité en puissance). Le supercondensateur est un dispositif de stockage d'énergie électrique avec une bonne densité énergétique et une forte puissance spécifique par comparaison avec d'autres types de stockage d'énergie électrique [Flo 12]. Comme le montre la figure 1.17, il est constitué de deux électrodes (anode et cathode) séparées par une membrane isolante qui permet le passage des électrons seulement et un électrolyte qui est généralement une solution H_2SO_4 [Zha 11b].



FIGURE 1.16 – Véhicule BYD-F3DM avec une batterie Li-Fe-Po.

La pile à combustible peut être une solution alternative dans les véhicules hybrides en remplacement de la source principale (le moteur à combustion), alors le supercondensateur est vu également comme la technologie alternative aux batteries intégrées dans les véhicules hybrides à moteur à combustion classiques. Il faut noter que l'utilisation d'une batterie ou de supercondensateurs dépend énormément de l'application, du cahier des charges, de l'architecture et de la technologie utilisée. L'hybridation pile à combustible / supercondensateur crée une réponse dynamique importante. La pile est assistée par le supercondensateur notamment durant les fortes variations de la demande de puissance et par conséquent, cette association permet de réduire le stress sur la PAC, ce qui la rend bien adaptée aux applications automobiles. Généralement la possibilité de réduction de la consommation du carburant est meilleure avec un stockage de type supercondensateur

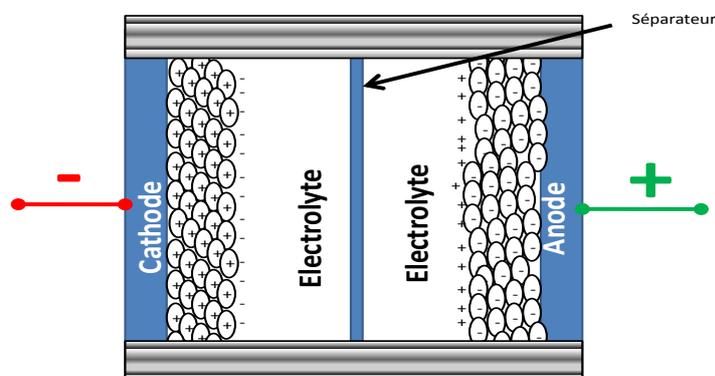


FIGURE 1.17 – Structure d'un supercondensateur.

plutôt qu'avec une batterie et contribue cette hybridation contribue à l'augmentation de la durée de vie de la pile à combustible [Zha 10]. [Tho 09], [Bau 08] et [Gao 05] font des comparaisons intéressantes entre l'hybridation des véhicules à pile à combustible, soit avec une batterie, soit avec un supercondensateur.

Il est à noter que tous ces éléments peuvent impacter la gestion d'énergie finale à bord du véhicule. Pour notre travail axé sur la formulation et la résolution du problème d'optimisation de l'énergie, nous partons du dimensionnement des sources embarquées fait dans les travaux d'Hankache, l'architecture série PAC/SC sera donc la structure retenue.

1.5.2.3 La différence entre une batterie et un supercondensateur

La densité énergétique et la densité de puissance sont des critères suffisants pour choisir entre une batterie et un supercondensateur pour une utilisation automobile [Bur 07]. Le diagramme de Ragone (figure 1.18) représenté sur une échelle logarithmique montre la comparaison entre les différentes technologies de stockage d'énergie électrique. Les critères de comparaison sont essentiellement, la densité en puissance en abscisse, la densité énergétique en axe des ordonnées et sur l'axe incliné est notée l'autonomie cyclique (temps nécessaire pour charger ou décharger le dispositif).

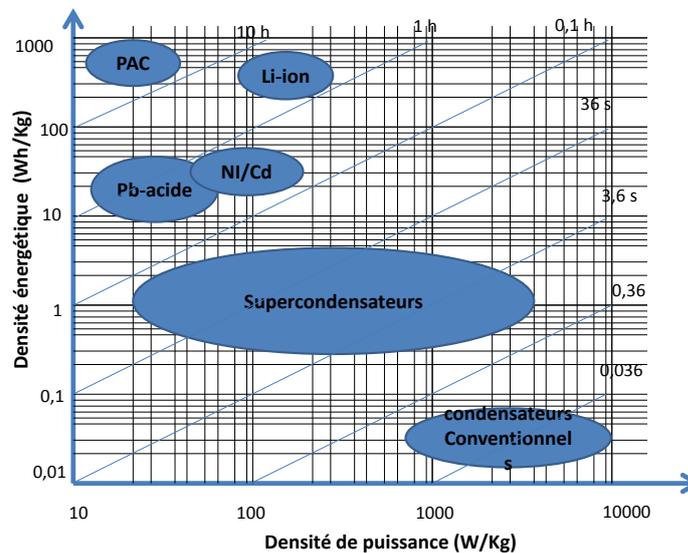


FIGURE 1.18 – Diagramme de Ragone.

Pour plus de précision nous définissons les termes :

- énergie spécifique ou densité énergétique, ou encore dénommée énergie massique : ces termes désignent la quantité d'énergie électrique contenue dans une masse de matière Wh/kg .
- énergie spécifique ou puissance massique ou encore appelée densité de puissance : ces termes représentent la dynamique du dispositif. C'est la quantité de puissance électrique qu'il peut fournir par unité de masse W/kg .

- autonomie cyclique ou temps de décharge : cette notion désigne le temps nécessaire pour charger ou décharger le dispositif, elle est exprimée en secondes.

D'autres caractéristiques néanmoins importantes mais pas souvent représentées sur le diagramme sont : le rendement cyclique (le rendement pendant la décharge ou la charge du dispositif), la durée du vie (année, mois ...), le coût de fabrication, l'impact sur l'environnement, la sécurité, la maintenance, le poids et les dimensions...

TABLE 1.3 – Tableau comparatif des caractéristiques des batteries et supercondensateurs

Dispositif		Tension nominale (V)	Densité énergétique (Wh/kg)	densité en Puissance (kW/kg)	Nombre de cycles
Batteries	Pb-acid	2	30-40	0.18	<800
	NI-Mh	1.2	55-80	0.4-1.2	<1000
	Li-Ion	3.6	80-170	0.8-2	<1200
	Li-Po	3.7	130-200	1-2.8	<1000
	Li-Ion Phosphate	3.2-3.3	80-115	1.3-3.5	<2000
Super-condensateur		2.5-2.7	0-30	4-10	> 1 million

Le tableau 1.3 [Cao 12], montre une comparaison entre les deux principales technologies utilisées dans les véhicules hybrides. Le choix est entre une densité énergétique élevée (batterie) ou une excellente densité de puissance et une faible densité énergétique (supercondensateur). La différence nette entre les deux technologies est le nombre de cycles qu'elles peuvent faire chacune (plus d'un millions de cycles pour les supercondensateurs contre 2 000 au maximum pour les batteries).

1.5.3 Traction des véhicules hybrides à pile à combustible

La chaîne de traction d'un véhicule hybride à pile à combustible (VHPAC) se décompose principalement en deux éléments : (i) un Système à Pile A Combustible (SPAC) qui représente la source principale de propulsion. (ii) un Système de Stockage d'énergie (SSE) qui, lui, représente la source secondaire et peut être une batterie ou un supercondensateur.

La modélisation et la gestion d'énergie sont représentées par la figure 1.19. Nous y voyons : $P_{SPAC}(t)$ la puissance fournie par le SPAC (puissance toujours positive, flux unidirectionnel), P_{SSE} est la puissance produite/stockée par l'élément de stockage électrique (puissance positive/négative, c'est un flux de puissance bidirectionnel), enfin P_d c'est la puissance demandée par le moteur électrique (flux de puissance bidirectionnel, accélération/freinage récupératif) qui correspond à la puissance demandée par le conducteur pour assurer la mission.

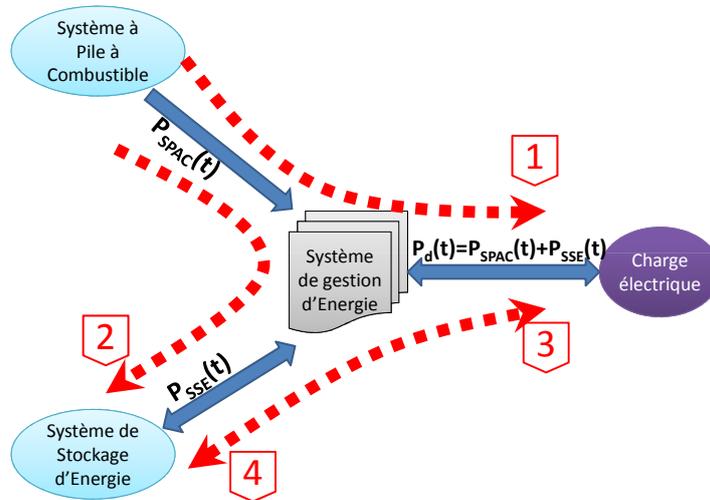


FIGURE 1.19 – Modèle d'un VHPAC avec les flux énergétiques.

Un VHPAC fonctionne pour une grande partie avec les puissances P_{SPAC} délivrées par le SPAC et le reste par le P_{SSE} délivrée par le SSE afin que la somme satisfasse la puissance demandée par le moteur électrique P_d responsable de la traction. Généralement la distribution des puissances est gouvernée par la loi suivante (équation (1.4)) :

$$P_{SPAC} + P_{SSE} = P_d \quad (1.4)$$

Nous verrons dans les prochains chapitres que cette égalité peut être changée dans certains cas, afin de minimiser la consommation d'hydrogène. Les numéros sur la figure 1.19 représentent :

1. Le SPAC comme source principale d'énergie, fournit directement de la puissance vers le moteur électrique
2. Le SPAC charge le SSE en cas d'arrêt de la voiture, pour un biberonnage ou s'il est épuisé.
3. Lors d'une forte accélération, le SSE intervient et fournit une partie de la puissance demandée afin d'aider le SPAC à satisfaire P_d . Ces puissances sont déjà récupérées précédemment lors du freinage.
4. Lors d'un freinage, les puissances demandées sont considérées comme négatives, il est possible et préférable de les récupérer pour charger le SSE.

1.5.4 Avantages des véhicules à pile à combustible

La réaction chimique produite dans la PAC est exothermique et produit uniquement de l'électricité et de l'eau [Car 01]. Le premier avantage est que cette transformation ne dégage pas de gaz à effet de serre (pas de pollution, zéro émission). L'électricité produite

par la PAC est plus efficace pour la propulsion qu'un autre type d'énergie. La réaction chimique traitée dans la PAC est silencieuse, avec une PAC, la voiture ne dispose pas de pistons faisant du bruit comme les véhicules classiques avec moteur à explosion, la PAC rend la conduite plus confortable en pilotant un groupe moto-propulseur lui aussi électrique. La pile à combustible contrôlée pas ses auxiliaires, fournit l'électricité continuellement et sans changement d'état, contrairement aux batteries pour lesquelles les éléments chimiques se dégradent avec le temps. Plusieurs autres avantages sont : son rendement élevé (deux fois plus performant en comparaison à un moteur à combustion), bonne alternative de ce carburant pour remplacer les énergies fossiles, installation facile, coût peu élevé en production de masse.

1.5.5 Inconvénients des véhicules à pile à combustible

En ce moment, l'hydrogène n'a aucun avenir comme source d'énergie principale pour les véhicules à PAC, puisque l'hydrogène n'est pas une source d'énergie première et généralement, il est produit par électrolyse de l'eau [Lar 03] [OHa 06], utilisant de fait, l'électricité produite par le nucléaire pour le cas de la France aujourd'hui. Les perspectives actuelles sur son utilisation sont peu réalistes à cause de la quantité d'électricité nécessaire pour obtenir l'hydrogène lequel sera transformé en électricité par la PAC. Il serait préférable de l'utiliser directement sous sa forme initiale. La logistique et le stockage de l'hydrogène soulèvent de nombreux problèmes de sécurité (reformer, stockage hydrure...). La quantité d'hydrogène qui peut être stockée dans un véhicule hybride à pile à combustible ne permet pas une autonomie raisonnable comparé à une voiture conventionnelle. Les enjeux économiques et techniques sont considérables vu que les composants des PAC sont assez chers et rares car non encore produits en masse. Les stockages de l'hydrogène sous forme de liquide ou solide à une température ambiante sont peu favorables en ce moment.

Enfin les moteurs à combustion interne sont encore en plein développement et ont encore un avenir avantageux du fait des avancées de la technologie mécanique. Ces investissements restent moins coûteux que les enjeux de la logistique de la filière hydrogène qui reste à développer. La durée de vie et le nombre de cycles des batteries utilisées dans les voitures sont améliorées chaque année et les nouvelles technologies restent à fiabiliser ce qui freine le développement de nouveaux véhicules en rupture technologique.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit brièvement l'univers des véhicules hybrides. Nous avons vu ainsi qu'un véhicule hybride à pile à combustible a la même architecture qu'une voiture conventionnelle où le Système Pile à Combustible a pris la place du moteur à combustion et du générateur électrique. Le SPAC est considéré comme la source principale de la propulsion. L'ajout d'une source secondaire à but d'hybridation a des effets directs sur le coût de fabrication mais aussi sur la possibilité d'optimisation de la

répartition de l'énergie entre les sources. L'impact économique est le paramètre le plus important parmi les facteurs 3E (économique, énergétique, environnemental) associés au véhicule pour faire la comparaison entre n'importe quel type de véhicule. Pour faire face au prix d'achat élevé des véhicules hybrides, la réduction de la consommation du carburant et des émissions de gaz nocifs sont un vrai déficit. Nous nous intéressons dans notre travail à l'aide à la décision, à l'optimisation sur ordinateur de bord, pour la gestion des puissances électriques. C'est-à-dire, définir l'organe logiciel devant fournir à chaque instant de temps, une référence de puissance à chacune des sources, cette décision devra résoudre le déficit en trouvant une combinaison optimale de la répartition de la puissance demandée sur les deux sources sur la globalité d'un trajet. Dans le chapitre suivant nous devons tout d'abord modéliser le système moto-propulseur et les caractéristiques des sources en présence. De plus, nous présenterons les méthodes et outils d'optimisation appliqués dans la littérature sur le problème de gestion de l'énergie multi-sources.

Chapitre 2

La gestion d'énergie dans un véhicule hybride et électrique

Table des matières

2.1	Introduction	40
2.2	Objectif	40
2.3	La nécessité d'un système de gestion des puissances	41
2.3.1	Le dimensionnement du système	41
2.3.2	L'optimisation des puissances après le dimensionnement	43
2.4	Classification des stratégies de gestion d'énergie dans les véhicules hybrides	44
2.5	Formulation générale du problème	45
2.5.1	Fonction objectif	47
2.5.2	Contraintes	50
2.5.2.1	Contrainte de capacité	50
2.5.2.2	Satisfaire la demande	50
2.5.2.3	Limites sur l'état de charge	51
2.5.2.4	état de charge final du SSE égal à l'état de charge initial	54
2.6	Stratégies d'optimisation globale	56
2.6.1	La programmation dynamique	56
2.6.2	La programmation linéaire	61
2.6.3	La commande optimale	64
2.7	Stratégies d'optimisation instantanée	65
2.7.1	La méthode Thermostat	66
2.7.2	L'algorithme de Toyota Prius et Honda Insight	67
2.7.3	La logique floue	69
2.8	Conclusion	72

2.1 Introduction

D'une manière générale, une stratégie de gestion d'énergie est nécessaire pour tout système multi-sources afin d'orchestrer la distribution des puissances entre ces sources. Cette large définition rend nécessaire l'utilisation de stratégies intelligentes dans plusieurs domaines et pas seulement pour les véhicules hybrides, à savoir : les bateaux [See 10] [Kwa 05], les métros et tramways [Foi 06] [Gar 10], les ascenseurs [Pai 10], ainsi que plusieurs autres systèmes électroniques (téléphones et PC portables) [Ben 00b], voire dans les applications stationnaires (bâtiments d'habitation [Wur 07], usines). Dans une architecture hybride pour le transport, la coordination entre les différentes sources d'énergie et les moteurs de traction, se doit de respecter les contraintes physiques et mécaniques, assurer la stabilité du système, avoir une conduite confortable et en toute sécurité. Ces points sont les principaux objectifs du système de gestion d'énergie auxquels aujourd'hui s'ajoutent des contraintes d'autonomie, de diminution des gaz à effet de serre, c'est-à-dire : obtenir une diminution de la consommation globale.

Indépendamment des machines électriques et thermiques utilisées et, peu importe le type de véhicule hybride (véhicule hybride à moteur à combustion interne ou véhicule hybride à pile à combustible), l'implantation d'un programme de gestion des puissances, s'appuie sur des approches communes afin de déterminer une stratégie de management d'énergie optimale.

2.2 Objectif

La minimisation de la consommation du carburant est un défi depuis longtemps pour les constructeurs automobiles. Selon l'architecture complexe des véhicules hybrides (composées de une ou deux sources d'énergies au moins, de contrôleurs, de convertisseurs, de moteurs électriques...), le rôle d'un système de gestion des flux de puissance est devenu essentiel, afin de trouver un bon compromis et une distribution intelligente du flot d'énergie entre les différentes sources, en prenant en considération les différentes caractéristiques des composants (rendements, pertes, puissances maximales et minimales, capacité énergétique de stockage, densité de puissance...). Selon Kim et al [Kim 07], l'implantation d'un système de gestion est aussi important que le dimensionnement des sources d'énergie dans la conception des véhicules.

Le principal objectif de l'utilisation d'un système de gestion des puissances est de satisfaire la puissance demandée par le conducteur (garder le confort de conduite) tout en réduisant la consommation du carburant et souvent, avec le maintien de l'état de charge de l'élément du stockage électrique à un niveau donné (possibilité de reproduire en cycle la même mission).

2.3 La nécessité d'un système de gestion des puissances

Pour une application dans un véhicule hybride, le Système de Stockage électrique SSE (supercondensateurs associés à une machine réversible alternateur par exemple) est destiné essentiellement à satisfaire les pics de puissance et récupérer l'énergie du freinage en régime transitoire, comme le montre la figure 2.1. Cette technique améliore considérablement le niveau de conduite [Gua 07]. Une autre fonctionnalité du SSE est de venir en assistance au SPAC (Système Pile A Combustible) pendant une forte accélération permettant de ne pas surdimensionner cet élément. Pendant le démarrage, le moteur demande une puissance élevée qui doit être délivrée entièrement par le SSE (la source principale n'ayant pas démarrée) et notamment si le véhicule est équipé de l'option start & stop. Après le démarrage, le SPAC intervient afin de fournir un ampérage suffisant au groupe moto-propulseur, permettant un bon fonctionnement en régime permanent.

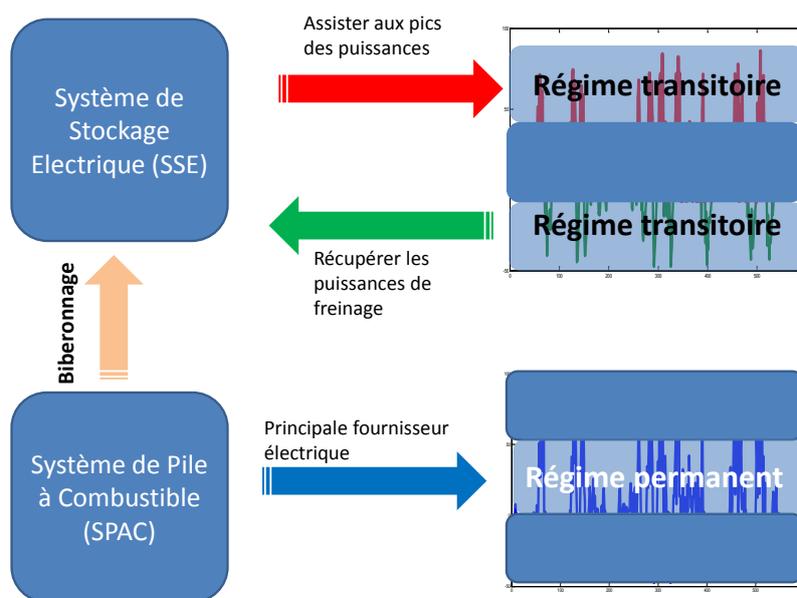


FIGURE 2.1 – Le rôle de chaque élément

2.3.1 Le dimensionnement du système

Selon le domaine d'application ou de l'utilisation du véhicule hybride, un cahier des charges résume et décrit les besoins (généralement puissances instantanées demandée par la charge à chaque instant de la mission). Une fois l'analyse fonctionnelle du véhicule hybride faite, l'étape suivante est la sélection de la technologie à mettre en place et le choix des éléments (batterie ou super-capacité, pile à combustible à hydrogène ou à méthanol, couplage mécanique ...). Selon les missions que le véhicule va devoir faire, l'optimisation du dimensionnement (ou calcul dimensionnel systémique) (voir (1) figure 2.2) est une étape essentielle pour assurer l'autonomie, la performance, la forme et la masse

du véhicule, le tout afin de minimiser le coût de fabrication et satisfaire les contraintes.

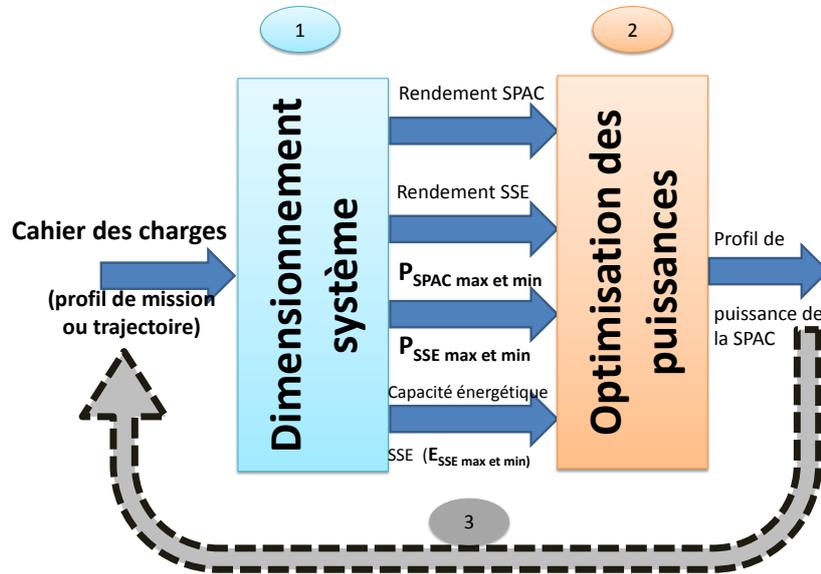


FIGURE 2.2 – Processus d'optimisation des véhicules hybride à pile à combustible

Le dimensionnement de la source secondaire doit prendre en considération notamment, la quantité d'énergie cinétique de freinage que le concepteur envisage de récupérer. En fonction de l'usage prévu de la voiture (pour des trajectoires urbaines ou autoroutières), la source principale est dimensionnée : si le véhicule est destiné à une utilisation urbaine alors les puissances demandées pourraient être globalement faibles et par la suite la source principale aura une puissance maximale faible. De même, si le véhicule est destiné à des trajets autoroutiers, la puissance demandée par le conducteur est généralement élevée et par la suite la puissance maximale de la source principale devrait être élevée aussi. Ce dimensionnement impacte le poids mais aussi les puissances et les énergies échangées. Après la définition des caractéristiques des deux sources, l'optimisation des puissances (étape (2) de la figure 2.2) a pour objectif de trouver la gestion optimale des puissances fournies par chaque élément, afin de satisfaire la puissance demandée par le conducteur avec la moindre consommation énergétique sur le trajet global, ce qui permet par la suite une réduction des émissions polluantes.

Dans plusieurs cas, le processus d'optimisation est un cycle itératif. En effet, l'optimisation des puissances est liée directement à l'approche globale de gestion d'énergie au niveau du système *design*/commande. La question qui se pose est : comment peut-on concevoir un système sans savoir son comportement ? Donc après l'optimisation énergétique et la simulation du comportement de la voiture élaborée dans l'étape (2), il se peut que les éléments conçus auparavant soient sous-dimensionnés ou sur-dimensionnés, pour cela le cycle (1) - (2) est répété plusieurs fois afin d'affiner le cahier des charges pour concevoir un système bien adapté à la stratégie énergétique qui sera implantée une fois pour toute.

2.3.2 L'optimisation des puissances après le dimensionnement

Le véhicule hybride à pile à combustible, objet de cette thèse, dispose de deux sources d'énergie avec deux caractéristiques différentes. La question qui se pose est : quelle est la proportion de participation de chaque source pour satisfaire la demande instantanée ? Sachant qu'une seule est réversible (SSE), alors nous avons une combinaison de 8 scénarios (trajets des flots d'énergie), comme le montre la figure 2.3. Nous remarquons que quelque soit l'état du moteur, il y a deux scénarios pour le SPAC et la décision sera toujours prise sur la source secondaire. Le groupe motopropulseur peut avoir trois points de fonctionnement : en accélération, arrêt ou décélération. Selon ces trois modes nous avons :

Condition sur le moteur	Condition sur le SPAC	Condition sur le SSE	Description
1 $P_d > 0$ Traction	$P_{SPAC} > 0$	$P_{SSE} > 0$	Les deux sources participent à la traction
		$P_{SSE} = 0$	La traction est faite par le SPAC uniquement
		$P_{SSE} < 0$	Le SPAC satisfait la traction + biberonnage
	$P_{SPAC} = 0$	$P_{SSE} > 0$	La traction est faite par le SSE uniquement
2 $P_d = 0$ Stop	$P_{SPAC} > 0$	$P_{SSE} < 0$	Le SSE se recharge par le SPAC
	$P_{SPAC} = 0$	$P_{SSE} = 0$	Arrêt total
3 $P_d < 0$ Freinage	$P_{SPAC} > 0$	$P_{SSE} < 0$	Le SSE se recharge par le freinage et par le SPAC
	$P_{SPAC} = 0$	$P_{SSE} < 0$	Le SSE se recharge par le freinage uniquement

FIGURE 2.3 – Les scénarios possibles dans la gestion d'énergie dans un véhicule hybride à pile à combustible.

1. La traction est caractérisée par une puissance demandée P_d strictement positive. Dans ce cas, la propulsion peut être satisfaite soit par le SPAC uniquement, soit par le SSE uniquement, soit par les deux sources en même temps. Mais aussi, le SPAC peut fournir la totalité de la demande et recharger le SSE (c'est le biberonnage : le SPAC fournit la totalité de la puissance demandée avec un surplus dédié à recharger le SSE)
2. Deux scénarios possibles en cas d'arrêt total du véhicule : Arrêt des sources ou recharger le SSE par le SPAC.
3. En cas de freinage, la puissance demandée est strictement négative. Deux scénarios sont possibles : soit arrêter le SPAC et récupérer toute l'énergie de freinage dans le SSE, soit le SSE se recharge simultanément par la récupération de l'énergie cinétique du freinage et par le SPAC pour "faire le plein" le plus vite possible.

Un scénario a cependant été négligé, c'est le cas où l'énergie cinétique du freinage est dissipée sous forme de frottement mécanique ou sous forme de chaleur (à travers une résistance). En effet, si le SSE est plein, pour des raisons de sécurité ou d'optimalité globale venant du système de gestion d'énergie, il devra y avoir perte de cette énergie. Cela peut être contradictoire à l'objectif de l'hybridation qui serait de toujours récupérer le maximum des puissances de freinage pour une réutilisation ultérieure, mais utile pour un critère sur la minimisation globale de la consommation d'énergie (points de rendement global maximum). Il est à noter que le freinage est une fonctionnalité obligatoire à assurer (ce freinage mécanique est toujours présent et l'énergie dans ce cas sera définitivement perdue).

2.4 Classification des stratégies de gestion d'énergie dans les véhicules hybrides

Un système de gestion d'énergie est l'algorithme de contrôle de la répartition des puissances demandée par le moteur de propulsion entre les différentes sources d'énergie afin de minimiser la consommation de carburant, tout en satisfaisant les contraintes d'une bonne conduite et le respect de la fiabilité des composants. Principalement les systèmes de gestion d'énergie ont été développés sur trois bases : soit sur des modèles mathématiques, soit sur l'expertise humaine, soit sur la base de simulations [Che 08] [Par 08] [Mur 09].

Dans la littérature, plusieurs classifications ont été proposées :

Selon [Lin 04][Lin 03] :

- Stratégies basées sur des règles utilisant principalement des apprentissages, tels que la logique floue et les réseaux de neurones.
- Stratégies basées sur l'optimisation statique, la puissance électrique est transformée en un équivalent de carburant, afin de calculer la consommation totale (exemple l'approche ECMS (Equivalent Consumption Management Strategy)).
- Stratégies basées sur l'optimisation quasi-statique : en prenant en compte la dynamique du système, l'horizon temporel a un grand effet (programmation dynamique, programmation linéaire....). Ces stratégies ne peuvent pas être appliquées en ligne à cause de la nature non prévisionnelle du système (mission réelle plus ou moins connue) et un important temps de calcul.

Selon [Zha 11b] et [Pro 09], trois catégories principales :

- Heuristiques basées sur la cartographie/courbe de rendement des sources.
- Méthodes basées sur la connaissance de la répartition des puissances avec un profil connu avant la mission (telle que la programmation dynamique, programmation linéaire ...).
- Méthodes basées sur la prédiction de la conduite en utilisant des réseaux de neurones et la logique floue.

Selon Desai [Des 10], les stratégies de gestion d'énergie se divisent en deux grandes catégories :

- contrôle basé sur des règles.
- contrôle basé sur des méthodes d'optimisation.

Delprat dans sa thèse [Del 02], classe les stratégies de commande en deux groupes :

- stratégies basées sur des règles.
- stratégies basées sur une minimisation instantanée de la consommation.

Enfin, [Wei 07] classe les méthodes sous une autre appellation :

- méthodes de contrôle causales (hors ligne).
- méthode non-causale (méthodes temps réel).

Ce chapitre présente principalement l'état de l'art des stratégies de décision implantées dans les systèmes embarqués des véhicules hybrides. Nous abordons dans ce travail un autre classement, en nous basant sur la vision temporelle des profils de mission. Ce qui nous amène à définir deux catégories de méthode :

- Stratégies d'optimisation à vision globale où le trajet doit être entièrement connu à l'avance. Le calcul de la répartition ne peut souvent pas être fait en temps réel du fait du grand nombre de combinaison possible sur une mission longue. Le résultat de l'optimisation ne peut être rejoué en ligne et obtenir le coût annoncé, que sur une mission (puissance demandée) identique.
- Stratégies d'optimisation instantanée (méthodes de gestion en temps réel). Sans connaissance du futur de la mission il ne peut y avoir que des optimisations locales, cependant des réglages optimisés hors ligne peuvent aider à la décision en ligne.

2.5 Formulation générale du problème

L'optimisation se réfère généralement à une procédure de sélection d'une solution faisable pour minimiser ou maximiser un critère [Lu 11]. Le problème de la gestion d'énergie dans les véhicules hybrides et électriques, traite de l'échange et de la distribution du flux des puissances électriques entre les sources d'énergie, (éléments d'input) et les consommateurs d'énergie (éléments d'output) tout en respectant les normes de conformité, de sécurité et de conductibilité. Les variables du problème varient d'une formulation à une autre et dépendent de l'objectif à atteindre.

Le problème de gestion d'énergie peut être formulé comme un problème général d'optimisation avec une fonction objectif à minimiser sous des contraintes [Gue 13]. Ce problème est dynamique dû à l'effet du temps sur ces équations (la gestion des puissances sur une durée bien précise).

Que ce soit un véhicule hybride, un ascenseur, un métro ou un bâtiment, le problème de gestion d'énergie est vu comme un problème d'ordonnancement, pour lequel l'énergie contenue dans le réservoir et/ou l'élément de stockage électrique, est considérée comme

une ressource finie et la demande instantanée d'énergie est considérée comme une tâche à satisfaire. Ce problème est le même que pour les problèmes de gestion d'énergie de la maison autonome équipée d'un SPAC et/ou éolienne et/ou panneaux photovoltaïques et/ou un SSE [Tis 11] [Lev 13].

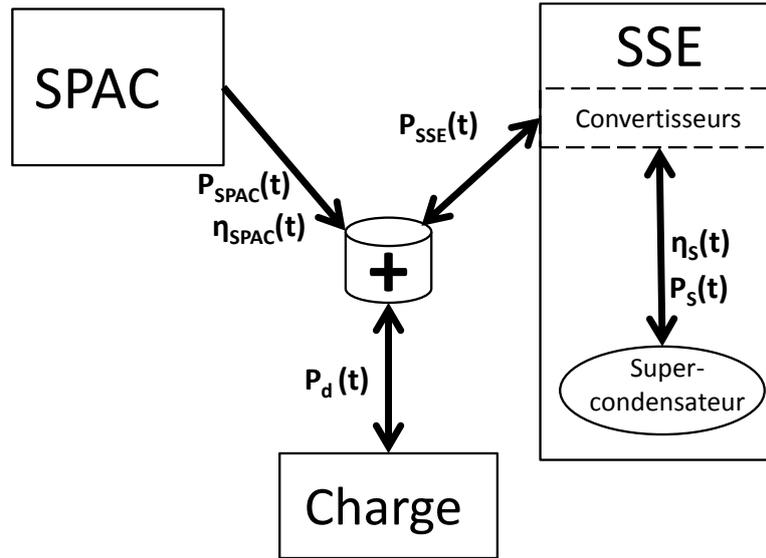


FIGURE 2.4 – Flux des puissances brutes et nets

Le système de cette thèse est présenté sur la figure 2.4 et deux types de puissance sont considérés. $P_{SPAC}(t)$ est la puissance nette fournie par le système à pile à combustible à l'instant t (puissance unidirectionnelle positive du SPAC vers la charge uniquement), $P_{SSE}(t)$ est la puissance nette fournie/stockée par le système de stockage électrique à l'instant t et enfin $P_S(t)$ est le flux de puissance brute délivré ou stocké directement par le pack des supercondensateurs à l'instant t .

L'objectif du problème d'optimisation énergétique dans les véhicules hybrides et électriques est de minimiser la consommation du combustible (dans notre cas c'est l'hydrogène) sous un certain nombre de contraintes de capacité et de disponibilité. Ce problème est formulé en temps continu, mais lors de la résolution informatique, ce problème est discrétisé. Sachant qu'un profil de puissances demandées, commence à un instant initial t_0 et se termine à un instant final t_f . Une période d'échantillonnage est notée δt . Si la valeur de δt est petite alors nous avons plus de précision et un énorme temps de calcul et si la valeur du pas est importante, alors nous obtenons moins de précision sur l'optimum calculé mais un temps de calcul et de simulation assez réduit. Le nombre d'échantillon est égal à $N = (t_f - t_0)/\delta t$. Il est à noter que cet échantillonnage en temps est naturellement présent, car la principale donnée d'entrée du problème qu'est la puissance demandé est un fichier de points échantillonnés en temps. Notre problème de minimisation d'hydrogène C_{H_2} peut prendre la forme générale suivante, avec une fonction objectif et trois contraintes données ci-après :

$$\min C_{H_2} = \min \int_{t_0}^{t_f} f(P_{SPAC}(t)) dt \text{ avec } \begin{cases} P_{SPAC}^{min} \leq P_{SPAC}(t) \leq P_{SPAC}^{max} \\ P_{SSE}^{min} \leq P_{SSE}(t) \leq P_{SSE}^{max} \\ E_{SSE}^{min} \leq E_{SSE}(t) \leq E_{SSE}^{max} \end{cases} \quad (2.1)$$

Comme le montre le système d'équations (2.1), nous avons trois variables de décision qui sont liées entre elles par des relations que nous allons détailler par la suite.

L'objectif global est de trouver une solution réalisable tout en gardant le niveau de charge du SSE entre ses bornes et respecter les puissances du fait du dimensionnement donné des sources d'énergie.

2.5.1 Fonction objectif

La fonction objectif doit permettre de déterminer la meilleure distribution de puissance et la quantité d'énergie échangée, fixant ainsi le mode de fonctionnement de la voiture, c'est-à-dire, obtenir toutes les références optimales de la répartition entre les différentes sources d'énergie sur un profil donné. Tout dépend de l'objectif et de l'approche utilisée : soit minimiser les pertes dans le système, soit minimiser les émissions, soit minimiser la quantité d'énergie totale (le carburant), soit la combinaison de tous ces objectifs. Ci-dessous nous allons présenter la formulation générale de minimisation de la consommation d'hydrogène, qui diminuera le coût de consommation et augmentera l'autonomie.

– Mode continu :

$$\min C_{H_2} = \min \int_{t_0}^{t_f} \frac{P_{SPAC}(t)}{\rho_{SPAC}(P_{SPAC}(t))} dt \quad (2.2)$$

– Mode discret :

$$\min C_{H_2} = \min \sum_{i=0}^N \frac{P_{SPAC}(i)}{\rho_{SPAC}(P_{SPAC}(i))} \quad (2.3)$$

ρ_{SPAC} représente le rendement du SPAC. Cela représente la performance instantanée de la pile, elle est exprimée en fonction de la puissance totale délivrée par le SPAC (puissance fournie pour la charge et puissance fournie pour les auxiliaires). Dans la littérature, le rendement est une donnée expérimentale obtenue à partir des essais sous forme d'une courbe quasi-statique, ou des équations électrochimique de comportement incluant les auxiliaires de la pile. Nous considérons que la commande et le dimensionnement permettent d'avoir les point de fonctionnement sur une courbe que nous considérerons comme donnée d'entrée. Nous pouvons identifier deux types d'énergie produites à partir

de l'hydrogène contenue dans le réservoir (figure 2.5) :

- Une énergie pour la consommation interne (pour faire fonctionner les auxiliaires comme le compresseur et les circuits de refroidissement ...)
- Une énergie fournie directement à la charge et/ou à l'élément de stockage électrique.

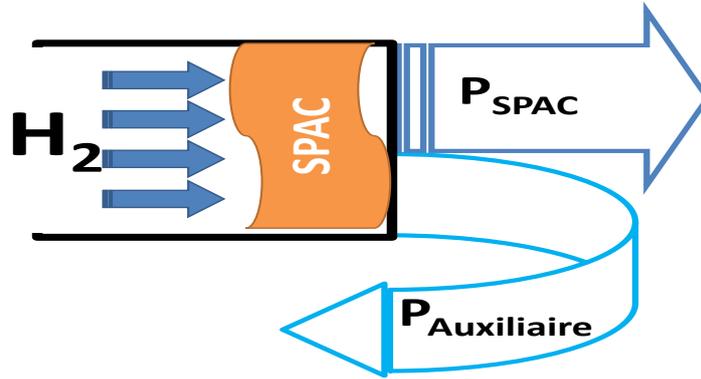


FIGURE 2.5 – Le flux d'énergie du SPAC.

à partir de la figure 2.5 nous pouvons en déduire l'équation du rendement du SPAC :

$$\rho_{SPAC} = \frac{P_{SPAC}}{P_{SPAC} + P_{Auxiliaire}(P_{SPAC})} \quad (2.4)$$

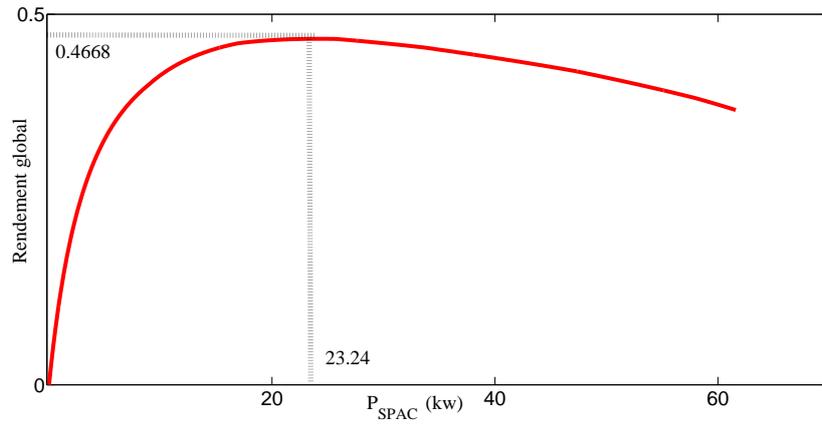
Comme le montre l'équation (2.4), la consommation énergétique interne du SPAC $P_{Auxiliaire}$ est en fonction de la puissance délivrée pour la demande externe. Cette équation simplifiée de la performance globale du SPAC, permet une compréhension plus facile du modèle. Pour savoir le rendement détaillée de chaque cellule de la pile, le rendement thermodynamique et d'autres relations, Hankache [Han 08] a présenté dans sa thèse plusieurs modèles de calcul, afin de déterminer le rendement théorique du groupe électrogène, pour plus de détail sur le rendement il faut se référer au handbook des piles à combustible [Hoo 02] [Kin 88] [App 88].

D'une manière générale, le rendement est compris entre $[0,1]$ mais pour le SPAC de notre véhicule, ce rendement ne dépasse pas 50 % comme le montre la figure 2.6. Tous les points traçant la courbe, sont des points de fonctionnement, ils sont pris lors de tests de fonctionnement du SPAC effectués dans le laboratoire FEMTO-ST/FCLab. Elle englobe le rendement de tous les composants du SPAC.

à partir de l'équation (2.4) et les données expérimentales de la courbe de rendement du SPAC, nous pouvons déterminer la consommation des auxiliaires (figure 2.7) et l'équation est donnée par (2.5).

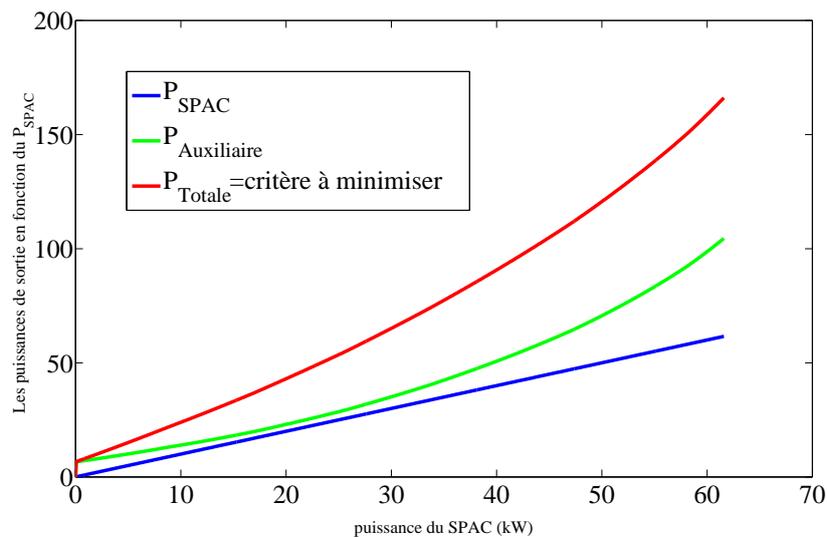
$$P_{Auxiliaire}(P_{SPAC}) = \frac{P_{SPAC} - \rho_{SPAC} \times P_{SPAC}}{\rho_{SPAC}} \quad (2.5)$$

Nous prenons l'équation (2.4) et nous l'intégrons dans la fonction objectif (2.2), nous obtenons l'équation (2.6). La fonction objectif peut être exprimée en fonction du

FIGURE 2.6 – Le rendement global du SPAC en fonction du P_{SPAC} .

rendement et de la puissance du SPAC ou en fonction de deux puissances : P_{SPAC} et $P_{Auxiliaire}$. Dans les deux cas nous faisons intervenir la puissance globale fournie à partir de la conversion électro-chimique de l'hydrogène en électricité. Autrement dit, à un facteur d'échelle près, il s'agit de la quantité d'hydrogène consommée pour faire fonctionner la voiture.

$$\min C_{H_2} = \min \int_{t_0}^{t_f} [P_{SPAC}(t) + P_{Auxiliaire}(P_{SPAC}(t))] dt \quad (2.6)$$

FIGURE 2.7 – Allure de la puissance totale et de la puissance des auxiliaires en fonction de P_{SPAC} .

2.5.2 Contraintes

Généralement dans la littérature, les contraintes sont exprimées d'une façon standard, mais le nombre de ces contraintes est différent. Elles représentent toujours la capacité, la disponibilité ou la sécurité du système que ce soit, instantanément ou globalement. En fait, dans la pratique et pour les cas réels, ces contraintes sont plus sophistiquées et plus complexes, mais pendant la résolution et la simulation, elles sont souvent simplifiées. Dans cette section, nous allons exprimer les contraintes que nous avons utilisées pour résoudre notre problème d'optimisation globale de répartition des puissances.

2.5.2.1 Contrainte de capacité

Ce type de contrainte est lié directement au dimensionnement du système qui est fait de telle sorte que, quel que soit l'instant et quelle que soit la demande prévue, le système doit répondre sans difficulté. Autrement dit, les éléments sont capables de satisfaire la demande.

De plus, les puissances des deux éléments, quel que soit l'instant, doivent être bornées comme le montre la formulation générale du problème (2.1), :

$$P_{SPAC}^{min} \leq P_{SPAC}(t) \leq P_{SPAC}^{max} \quad (2.7)$$

$$P_{SSE}^{min} \leq P_{SSE}(t) \leq P_{SSE}^{max} \quad (2.8)$$

2.5.2.2 Satisfaire la demande

à tout instant du profil de mission, les deux sources d'énergie doivent satisfaire la puissance demandée par le groupe motopropulseur. Donc, le rôle du programme de gestion d'énergie, sera de préciser la proportion d'énergie de chaque source pour assurer la demande. Dans la littérature, cette contrainte est exprimée en égalité comme le montre l'équation (2.9).

$$P_{SPAC}(t) + P_{SSE}(t) = P_d(t) \quad (2.9)$$

L'équation (2.9) est exprimée à l'instant t , les puissances du SPAC et SSE sont donc représentées par un profil de puissance à fournir également en fonction du temps, comme le montre la figure 2.8.

L'équation (2.9) exige que si la puissance demandée par le moteur est positive (traction / accélération), alors les deux sources assurent la satisfaction totale de cette puissance, si la puissance demandée est négative (freinage / décélération), le SSE doit récupérer toute cette énergie afin de l'emmagasiner puisque le SPAC est une source unidirectionnelle. Par conséquent, le SSE doit être toujours prêt à absorber les puissances demandées négatives. En d'autres termes, cette égalité force les deux sources à obéir strictement au groupe motopropulseur. Nous allons voir dans le chapitre suivant que

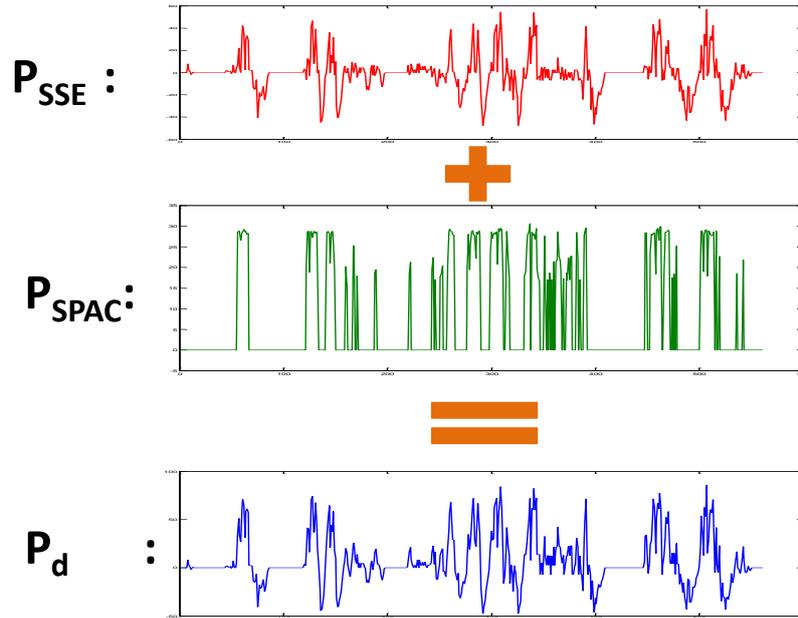


FIGURE 2.8 – Représentation graphique de la contrainte de satisfaction des puissances demandées sur un profil de mission.

cette égalité peut être relaxée et se transformer en une inégalité afin de 'vraiment' minimiser la consommation.

2.5.2.3 Limites sur l'état de charge

Puisque l'énergie stockée dans le SSE est relativement faible par rapport à la demande totale tout au long d'un profil de puissance demandée, cette quantité d'énergie peut être épuisée au bout des premières fortes accélérations, ne permettant ensuite plus aucune optimisation, d'où l'importance de gérer au mieux cette ressource cruciale.

La contrainte concerne les bornes de la variation de l'énergie à l'intérieur du SSE (équation (2.1)). Pour un profil de N points (ou N instants), ces contraintes deviennent un ensemble de N contraintes.

Le niveau d'énergie instantané dans le SSE est donné par l'équation générale suivante :

$$E_{SSE}^{min} \leq E_{SSE}(t) \leq E_{SSE}^{max} \quad (2.10)$$

En supposant que $P_s(t)$ est la puissance réellement fournie ou stockée par le SSE à chaque instant t . Alors nous pouvons déterminer le niveau d'énergie à n'importe quel instant en soustrayant ces puissances instantanées de l'énergie initialement contenue dans le SSE.

Alors à l'instant t : la contrainte est la suivante :

– sur tout le profil et en mode continu :

$$E_{SSE}(t) = E_{SSE}^{t_0} - \int_{t_0}^t P_s(x) dx \quad (2.11)$$

Autrement dit :

$$\frac{d E_{SSE}(t)}{dt} = -P_s(t) \quad (2.12)$$

– En temps discret :

$$E_{SSE}(k) = E_{SSE}(t_0) - \sum_{i=0}^N P_s(i) \quad (2.13)$$

Une autre variable très répandue dans la littérature et relative au niveau d'énergie instantanée E_{SSE} dans le système de stockage électrique, c'est l'état de charge (*State Of Charge* (SOC)). Dans certaines approches, le SOC est considéré comme variable de décision. Cette variable est exprimée en pourcentage et est écrite dans l'équation suivante :

$$SOC(k) = \frac{E_{SSE}(k)}{E_{SSE}^{Cap}} \times 100\% \quad (2.14)$$

Où E_{SSE}^{Cap} est la capacité énergétique maximale du SSE.

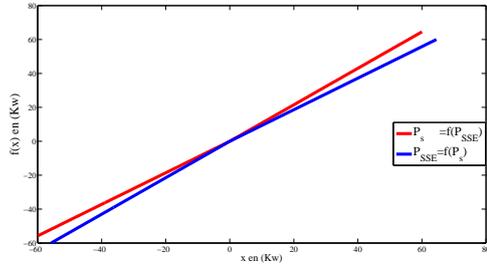
Généralement, les fabricants conseillent d'utiliser les supercondensateurs dans les 75% hauts de leurs capacité énergétique, alors il est impératif de garder le SOC entre 25% et 100% pour éviter les problèmes physiques et techniques de stockage électrostatique (destruction, vieillissement accéléré, problème d'équilibrage interne etc.).

Il faut noter que ce n'est pas toute l'énergie fournie par le SSE qui sera ajoutée à la puissance délivrée par le SPAC afin de satisfaire la puissance demandée, une partie de cette puissance sera dissipée sous forme de perte dans le convertisseur connecté aux bus d'alimentation. Idem pour les puissances demandées négatives, lors d'un freinage, une portion seulement sera effectivement stockée dans le SSE et le reste sera perdu (rendement à la charge et à la décharge comprenant le convertisseur réversible non idéal). Par exemple si le SSE fournit une puissance P_s cette puissance sera différente de P_{SSE} que nous retrouverons dans le noeud électrique avec le SPAC et la charge. La relation entre ces deux puissances est illustrée par l'équation (2.15) :

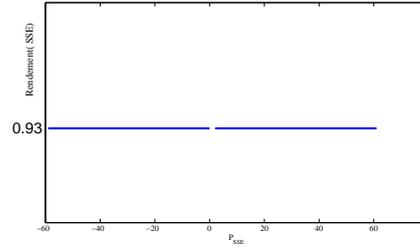
$$P_s(t) = \begin{cases} P_{SSE} \times \eta_{SSE} & \text{en charge} \\ \frac{P_{SSE}}{\eta_{SSE}} & \text{en décharge} \end{cases} \quad (2.15)$$

Les données expérimentales sont présentées sur la figure 2.9, nous remarquons sur la figure 2.9(a) que quelle que soit la puissance stockée ou fournie réellement par le SSE, elle est toujours supérieure à la puissance arrivée au noeud de connection électrique avec le SPAC et le groupe motopropulseur. Cela montre aussi que les pertes générées dans les

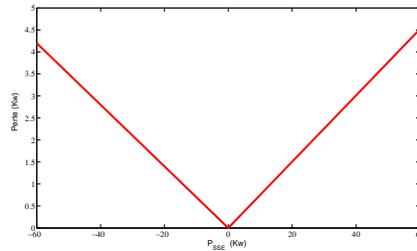
deux sens représentées par la figure 2.9(c) sont quasiment égales et quasiment constantes (rendement proche de 93%). cette hypothèse possible pour un SSE de supercondensateur serait à changer pour d'autres éléments de type batterie par exemple.



(a) Relation entre les puissances du noeud électrique et la puissance réellement stockée dans le SSE.



(b) Rendement constant du SSE



(c) Les pertes à l'intérieur du SSE

FIGURE 2.9 – Caractéristique du SSE

Nous pouvons en déduire la relation entre la puissance réelle fournie du SSE P_s et la puissance au noeud P_{SSE} ,

$$P_s = P_{SSE} - Perte(P_{SSE}) \quad (2.16)$$

Où la fonction Perte est représentée par la courbe 2.9(c). Cela constitue également une donnée d'entrée de notre problème d'optimisation car nous considérons ces pertes connues et liées au dimensionnement fixé du SSE. Alors les contraintes (2.11) et (2.13) peuvent être transformées comme suit :

– sur tout le profil en temps continu :

$$E_{SSE}(t) = E_{SSE}^{t0} - \int_{t0}^t (P_{SSE}(x) + Perte(P_{SSE}(x))) dx \quad (2.17)$$

– en temps discret :

$$E_{SSE}(k) = E_{SSE}(t0) - \sum_{i=0}^k (P_{SSE}(i) + Perte(P_{SSE}(i))) \quad (2.18)$$

Enfin la contrainte (2.10) sur la limite de l'état de charge à n'importe quel instant est exprimée en fonction de P_{SSE} :

– sur tout le profil et en temps continu :

$$E_{SSE}^{min} \leq E_{SSE}^{t0} - \int_{t0}^t (P_{SSE}(x) + Perte(P_{SSE}(x)))dx \leq E_{SSE}^{max} \quad (2.19)$$

– en temps discret :

$$E_{SSE}^{min} \leq E_{SSE}(t0) - \sum_{i=0}^k (P_{SSE}(i) + Perte(P_{SSE}(i))) \leq E_{SSE}^{max} \quad (2.20)$$

2.5.2.4 état de charge final du SSE égal à l'état de charge initial

Ce type de contrainte n'est pas lié à des conditions de limite physique comme le sont les contraintes vues précédemment dans 2.5.2.3, mais dû essentiellement, au nombre de fois que ce profil va être répété. Autrement dit, inclure une contrainte pour satisfaire la reproductibilité de la solution (cyclage). Dans le cas où le profil sera fait une seule fois, il vaut mieux ignorer ce type de contrainte et finir la mission avec le SSE à un niveau libre pour consommer le moins de carburant possible . Dans la majorité des cas (comme pour les métros, les véhicules et bien d'autres applications), il est préférable de garder le même état de charge à la fin de la mission qu'au départ, pour permettre un trajet aller-retour domicile-travail répété tous les jours ou faire l'itinéraire d'un transport en commun n fois dans la journée etc, en rejouant les mêmes solutions et éviter ainsi de faire une autre optimisation avec d'autres contraintes.

La contrainte peut être exprimée de différentes façons, nous pouvons tout simplement la définir par :

$$E_{SSE}^{t0} = E_{SSE}^{tf} \quad (2.21)$$

Rendre l'élément de stockage électrique avec le même état de charge initial peut être vu comme "la somme des puissances réelles (puissances brutes P_s) sorties du SSE sur tout le trajet, doit être nulle" :

– En temps continu :

$$\theta = \int_{t0}^{tf} P_s(t)dt = \int_{t0}^{tf} (P_{SSE}(t) + Perte(P_{SSE}(t)))dt = 0 \quad (2.22)$$

– En temps discret :

$$\sum_{i=0}^N P(i) = \sum_{i=0}^N (P_{SSE}(i) + Perte(P_{SSE}(i))) = 0 \quad (2.23)$$

Cette contrainte permet facilement d'utiliser les mêmes répartitions de puissances et par la suite, l'allure de la variation de l'état de charge du SSE restera la même pour répéter la mission autant de fois que nécessaire. Cette contrainte peut être illustrée par la figure 2.10.

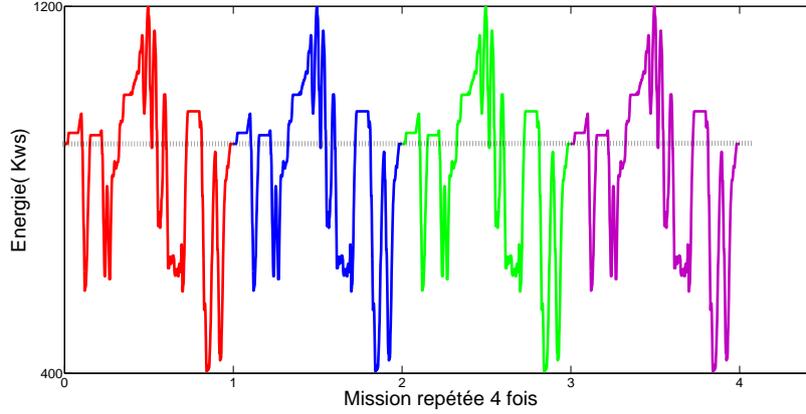


FIGURE 2.10 – Cyclage d'une mission SOC maintenu.

Puisque les données expérimentales (profils de mission relevés) sont en temps discrets, ci-dessous nous écrivons une formulation résumant le problème en temps discret afin de préparer la résolution de ce problème d'optimisation avec les approches que nous décrirons dans le chapitre suivant.

$$\left\{ \begin{array}{l}
 \text{Objectif} \quad \min \quad C_{H_2} = \min \sum_{i=0}^N \frac{P_{SPAC}(i)}{\rho_{SPAC}(P_{SPAC}(i))} \\
 \text{Contraintes :} \\
 \quad P_{SPAC}(i) + P_{SSE}(i) = P_d(i) \quad \text{pour tous } i \in [0..N] \\
 \quad P_{SPAC}^{min} \leq P_{SPAC}(t) \leq P_{SPAC}^{max} \\
 \quad P_{SSE}^{min} \leq P_{SSE}(t) \leq P_{SSE}^{max} \\
 \quad \sum_{i=0}^N (P_{SSE}(i) + Perte(P_{SSE}(i))) = 0 \\
 \quad E_{SSE}^{min} \leq E_{SSE}(t_0) - \sum_{i=0}^k (P_{SSE}(i) + Perte(P_{SSE}(i))) \leq E_{SSE}^{max} \\
 \quad k \in [0..N]
 \end{array} \right. \quad (2.24)$$

Dans la formulation 2.24, la fonction objectif ainsi que les contraintes sont fonction de deux variables de décision P_{SPAC} et P_{SSE} , alors que le système 2.25 n'est fonction que de la puissance du SSE et le système 2.26 est en fonction de la puissance du SPAC. Dans le système 2.25, la contrainte de l'état de charge initial égal à l'état de charge final est incluse dans la fonction objectif et par la suite, l'objectif est devenu la minimisation de la consommation d'hydrogène et la minimisation de l'écart entre les deux états de charge (initial et final). Nous pouvons noter que la minimisation de l'écart entre les deux états de charge ne donne pas forcément une minimisation de la consommation d'hydrogène (et vice-versa), nous allons donc proposer dans nos heuristiques, des solutions levant ce dilemme.

$$\left\{ \begin{array}{l}
\text{Objectif} \\
\min C_{H_2} = \min \sum_{i=0}^N \frac{P_d(i) - P_{SSE}(i)}{\rho_{SPAC}(P_d(i) - P_{SSE}(i))} + M \cdot \sum_{i=0}^N (P_{SSE}(i) + Perte(P_{SSE}(i))) \\
\text{Contraintes :} \\
\text{Où } M \text{ est un grand nombre.} \\
P_{SSE}^{min} \leq P_{SSE}(t) \leq P_{SSE}^{max} \\
E_{SSE}^{min} \leq E_{SSE}(t_0) - \sum_{i=0}^k (P_{SSE}(i) + Perte(P_{SSE}(i))) \leq E_{SSE}^{max} \\
k \in [0..N]
\end{array} \right. \quad (2.25)$$

$$\left\{ \begin{array}{l}
\text{Objectif} \quad \min C_{H_2} = \min \sum_{i=0}^N \frac{P_{SPAC}(i)}{\rho_{SPAC}(P_{SPAC}(i))} \\
\text{Contraintes :} \\
P_{SPAC}^{min} \leq P_{SPAC}(t) \leq P_{SPAC}^{max} \\
\sum_{i=0}^N (P_d(i) - P_{SPAC}(i) + Perte(P_d(i) - P_{SPAC}(i))) = 0 \\
E_{SSE}^{min} \leq E_{SSE}(t_0) - \sum_{i=0}^k (P_d(i) - P_{SPAC}(i) + Perte(P_d(i) - P_{SPAC}(i))) \\
E_{SSE}(t_0) - \sum_{i=0}^k (P_d(i) - P_{SPAC}(i) + Perte(P_d(i) - P_{SPAC}(i))) \leq E_{SSE}^{max} \\
k \in [0..N]
\end{array} \right. \quad (2.26)$$

2.6 Stratégies d'optimisation globale

Dans les travaux de recherche actuels, une solution globale est considérée comme une solution de référence (Benchmark) afin de la comparer aux autres solutions générées en temps réel ou de manière heuristique. La connaissance entière du profil de mission est une condition nécessaire.

La recherche d'une méthode exacte qui donne une solution optimale a été l'objectif de nombreuses recherches ces dernières années. Le passage d'une étape de prototypage du véhicule hybride, vers une étape de commercialisation a intensifié cette recherche.

Il est à noter que l'optimisation globale des puissances est appliquée dans le cas d'un véhicule d'architecture particulière et sur un profil de mission bien défini. Selon Tate et Boyd [Tat 00], deux types de techniques d'optimisation globale sont à considérer : (1) choisir la méthode et ensuite optimiser la consommation (2) choisir la méthode d'optimisation, optimiser et contrôler les paramètres de la méthode simultanément.

2.6.1 La programmation dynamique

La programmation dynamique (DP : *Dynamic Programming*) est une technique qui permet de résoudre un problème d'optimisation globale à travers une séquence de calculs successifs. La théorie de cette méthode est basée sur le principe d'optimalité de Bellman formulé en 1957 [Bel 56]. Pour en savoir plus sur la programmation dynamique, le livre

Bertsekas [Ber 95] est la meilleure référence. C'est l'approche la plus utilisée dans la littérature pour résoudre les problèmes de gestion d'énergie pour différentes applications. Classiquement la programmation dynamique est appliquée aux problèmes d'optimisation globale avec une équation dynamique d'état :

$$\dot{x} = f(x(t), u(t)) \quad (2.27)$$

Pour la forme discrète, l'équation (2.27) devient :

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)) \quad (2.28)$$

Où x représente la variable d'état (ce sera dans un premier temps l'état de charge dans notre problème) et u représente la variable de contrôle (cette variable peut être soit P_{SPAC} soit P_s ou soit encore P_{SSE} puisque les deux premières variables sont liées par l'équation (2.9) et les deux dernières variables sont liées par l'équation (2.15)). L'objectif est de faire évoluer le système entre un état initial $x(0)$ et un état final $x(N)$ afin de minimiser un critère de coût :

$$J(u) = g(x(N)) + \sum_{k=0}^{N-1} g(x(k), u(k)) \quad (2.29)$$

$g(x(N))$ est le coût à l'état final à l'instant $t_f = N$ et la somme représente le coût instantané (consommation du carburant dans notre cas) de l'instant 0 à l'instant $N-1$ sachant que, à l'instant N la commande est nulle puisque notre système est arrivé à l'état final. à partir d'un état final/initial connu, nous devons chercher les variables de commande admissibles u pour tous les instants afin de minimiser le coût global $J(u)$.

Soit $u_0 = [u_0(0), u_0(1), \dots, u_0(N)]$, une suite de commande successives et admissibles allant de $x_0(0)$ à $x_0(N)$ (Γ est l'ensemble des commandes admissibles), alors le coût de cette stratégie de commande est exprimé par l'équation suivante :

$$J(u_0) = g(x_0(N)) + \sum_{k=0}^{N-1} g(x_0(k), u_0(k)) \quad (2.30)$$

Soit $u^* = [u^*(0), u^*(1), \dots, u^*(N)]$ une stratégie admissible et optimale des commandes :

$$J(u^*) = \min_u J(u) = g(x(N)) + \min_u \sum_{k=0}^{N-1} g(x(k), u(k)) \quad (2.31)$$

alors nous en déduisons :

$$u^* = \arg \min_u J(u) = \arg \min_u g(x(N)) + \sum_{k=0}^{N-1} g(x(k), u(k)) \quad (2.32)$$

et aussi :

$$J(u^*) \leq J(u) \quad \forall u \in \Gamma \quad (2.33)$$

à partir de n'importe quel état intermédiaire du système $x(t)$ à un instant t , nous pouvons calculer les commandes successives en appliquant l'équation de récurrence suivante :

$$J(u_t) = \min_u (g(x(t), u(t)) + \sum_{k=t+1}^{N-1} g(x(k), u(k))) \forall t \in [0..N-1] \quad (2.34)$$

Nous commençons par expliquer le principe de la Programmation Dynamique (DP), plus loin nous reviendrons sur la commande optimale qui pourrait être une autre méthode de résolution de cette catégorie de problème.

La programmation dynamique a été adaptée à ce type de problème depuis les travaux de Mosbech en 1980 [Mos 80] Oprean en 1988 [Opr 88] et depuis les recherches se sont amplifiées en faisant des comparaisons sur des véhicules et des cycles de mission divers. Ci-après, nous donnons une liste non exhaustive des travaux de thèses dans lesquels la programmation dynamique produit la solution de référence en France : Hankache [Han 08], Scordia [Sco 04], Bernard [Ber 07], Kermani [Ker 09], Delprat [Del 02], Rousseau [Rou 08], Granato (thèse en anglais) [Gra 12] et dans le monde : Serrao [Ser 09], [Cro 08], Opila [Opi 10], [Liu 07], Vial [Via 12]. Dans plusieurs articles : [Lin 03] [Per 06], [Vin 10], [Mal 11], [Ira 09] et dans l'article [Sun 09], nous pouvons même trouver un algorithme standard appliqué aux véhicules hybrides avec un programme *dpm - fonction* Matlab en libre licence que vous pouvez télécharger.

Mais nous retenons le travail de Koot [Koo 05] le plus lisible et clair pour implanter la programmation dynamique pour des systèmes multi-sources dont nous nous inspirons pour expliquer cette approche exacte.

Pour appliquer la programmation dynamique, il faut tout d'abord construire le graphe d'état, où les noeuds représentent l'état de charge (SOC) du SSE et les arcs entre les noeuds représentent le coût de consommation d'hydrogène pour se déplacer entre ces deux états de charge. Alors le problème modélisé dans la section 2.5 doit être discrétisé temporellement (avec un pas d'échantillonnage δt) et énergétiquement (avec un pas énergétique fixe δE). où les pas sont définis comme suit :

$$\delta E = \frac{E_{SSE}^{max} - E_{SSE}^{min}}{M} \quad (2.35)$$

$$\delta t = \frac{t_f - t_i}{N} \quad (2.36)$$

de telle sorte que le nombre de noeuds vaut $M \times N$.

Le graphe d'état est appelé 'domaine de validité' ou aussi 'zone de traçabilité', ou encore 'zone faisable', elle est construite comme suit :

L'énergie contenue dans le SSE est discrétisée comme suit :

$$E_{SSE}(k) = E_{SSE}^{min} + \delta E \times j \quad \text{avec } j = 0..M \quad (2.37)$$

Nous obtenons alors un réseau présenté par la figure 2.11 :

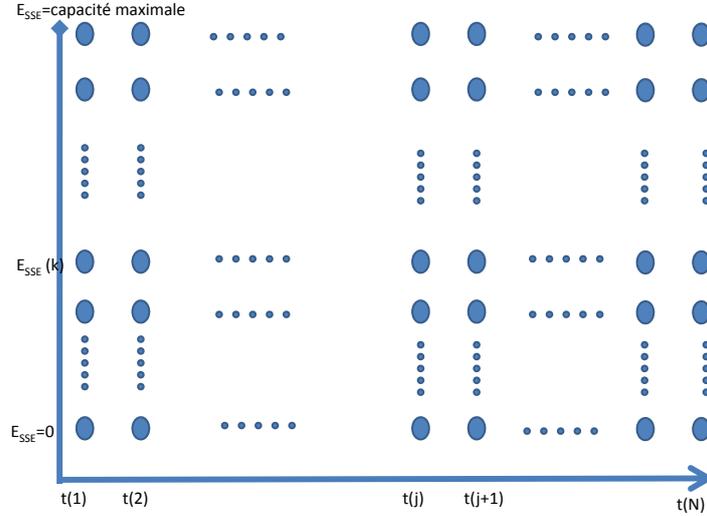


FIGURE 2.11 – Le domaine de validité avant limitation.

Pour appliquer la programmation dynamique il faut au moins un point de départ. Dans notre problème, nous avons déjà fixé l'instant final t_f et un état de charge final E_{SSE}^f . Pour commencer n'importe quelle mission, nous pouvons savoir l'état de charge du SSE designé par E_{SSE}^i , ainsi que l'instant du départ t_i . Ainsi l'objectif de la programmation dynamique est de trouver le plus court chemin (la succession des commandes à moindre coût) entre l'état initial et l'état final. Alors, l'état de charge de l'énergie du SSE peut être déterminé à partir de l'équation (2.13) qui devient :

$$E_{SSE}(k+1) = E_{SSE}(k) + \delta t \times P_s(k) \quad \text{avec } k = 0..N-1 \quad (2.38)$$

Le réseau des noeuds construit et représenté par la figure 2.11, peut être utilisé tel qu'il est, mais pour gagner du temps de calcul, il vaut mieux le limiter un peu plus. Le principe est d'éliminer tous les noeuds (les états de charge) non réalisables.

– Axe numéro 1 :

$$E_{SSE}^{min1}(k) = E_{SSE}(0) + \sum_{i=1}^k P_s^{min}(i) \times \delta t \quad (2.39)$$

– Axe numéro 2 :

$$E_{SSE}^{min2}(k) = E_{SSE}(N) - \sum_{i=k+1}^N P_s^{max}(i) \times \delta t \quad (2.40)$$

– Axe numéro 3 :

$$E_{SSE}^{min3}(k) = E_{SSE}^{min} \quad (2.41)$$

– Axe numéro 4 :

$$E_{SSE}^{max1}(k) = E_{SSE}(0) + \sum_{i=1}^k P_s^{max}(i) \times \delta t \quad (2.42)$$

– Axe numéro 5 :

$$E_{SSE}^{max2}(k) = E_{SSE}(N) - \sum_{i=k+1}^N P_s^{min}(i) \times \delta t \quad (2.43)$$

– Axe numéro 6 :

$$E_{SSE}^{min3}(k) = E_{SSE}^{max} \quad (2.44)$$

Pour créer une zone fermée, la borne inférieure et la borne supérieure de l'énergie forment un hexagone avec les six axes définis précédemment. Alors nous pouvons en déduire une borne inférieure et une borne supérieure de l'énergie plus fine et un espace des solutions plus réduit qu'avec la contrainte de l'équation (2.10) :

Borne inférieure :

$$E_{SSE}^{*min}(k) = \max(E_{SSE}^{min1}, E_{SSE}^{min2}, E_{SSE}^{min3}) \text{ au lieu de } E_{SSE}^{min} \quad (2.45)$$

Borne supérieure :

$$E_{SSE}^{*max}(k) = \min(E_{SSE}^{max1}, E_{SSE}^{max2}, E_{SSE}^{max3}) \text{ au lieu de } E_{SSE}^{max} \quad (2.46)$$

Alors le domaine de validité peut être défini tout simplement par D :

$$D = \{(k, j)_{k \in [1, N] \text{ et } j \in [0, M]} \text{ tel que } E_{SSE}^{*min}(k) \leq E_{SSE}^{min} + j \times \delta E \leq E_{SSE}^{*max}(k)\} \quad (2.47)$$

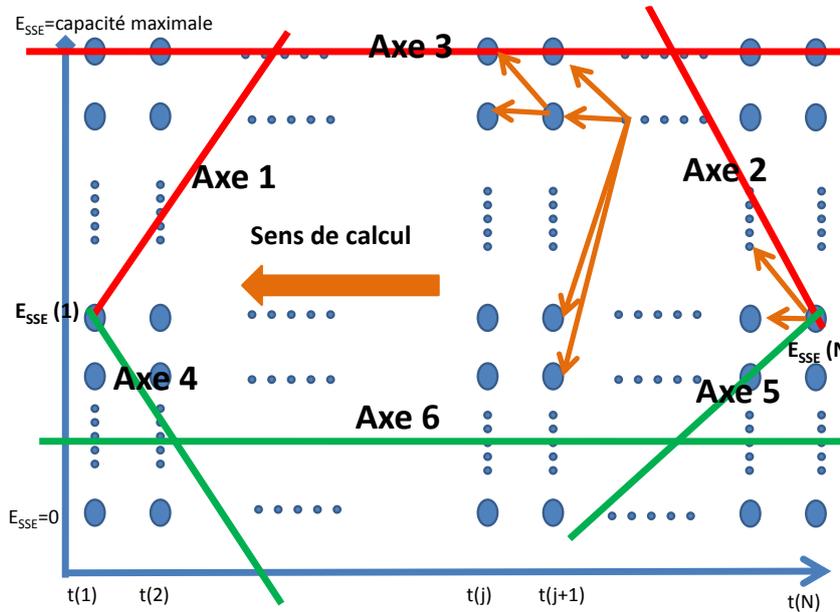


FIGURE 2.12 – Le domaine de validité après limitation.

En appliquant la fonction de récurrence (2.34) à notre problème, nous obtenons :

$$C(M, N) = 0 \quad (2.48)$$

$$C(j, k) = \min_{j, j' \in D} (C(j', k + 1) + g(k, j, j')) \text{ pour } k \in [N, 1[\quad (2.49)$$

$C(M, N) = 0$ est nul puisque si notre système est à l'état final, alors il n'y a plus de commande à faire, donc pas de consommation.

$C(j, k)$ est le coût de consommation (ou le plus court chemin) pour aller à la fin à partir de l'état de charge $E_{SSE}(j)$ à l'instant k .

$g(k, j, j')$ représente la consommation en hydrogène entre deux états de charge $E_{SSE}(j)$ et $E_{SSE}(j')$ entre deux instants successifs k et $k + 1$.

En appliquant la programmation dynamique, nous obtenons une première matrice coût de dimension $N \times (M + 1)$ dans laquelle il y a le coût des déplacements possibles à partir de n'importe quel point de l'état de charge $E_{SSE}(k) \in [E_{SSE}^{*min}(k), E_{SSE}^{*max}(k)[$ et $k \in [1, N[$ vers l'état de charge final $E_{SSE}(N)$. Cette matrice est connue dans la littérature ([Koo 05] et [Mic 12]) sous le nom matrice *cost - to - go*. Peu importe la nature du problème, non-linéaire et/ou non-convexe, la programmation dynamique, est forte et peut résoudre tout genre de problème. Parmi ses points faibles, le temps d'exécution, le volume de données à mémoriser, liés à la discrétisation de l'énergie du SSE. Une seconde matrice indique le lien entre les sommets assurant ce coût. C'est en suivant ce chemin (en le rejouant en ligne) que la puissance demandée est satisfaite à moindre coût. Cette condition essentielle est une contrainte de limitation en plus et nous allons le voir dans le chapitre suivant.

2.6.2 La programmation linéaire

S'il est possible de formuler le problème de gestion d'énergie à partir d'un problème non-linéaire et convexe afin d'obtenir un programme linéaire avec un grand nombre de paramètres, la programmation linéaire s'applique mais la convexité n'est pas garantie pour tous les problèmes dû aux nombres importants de variables et de contraintes discrètes qui peuvent être introduites. Selon [Kha 10], la programmation linéaire ne pourrait pas être appliquée à des problèmes sophistiqués, les approximations utilisées lors de la linéarisation peuvent dégrader l'approche utilisée. Par contre si un tel problème d'optimisation des puissances est convexe, alors la solution calculée est une solution optimale.

Dans la littérature, il y a une énorme confusion entre l'application de la programmation linéaire sur le problème tel qu'il est (Tate & Boyd [Tat 00] et Gaoua et al [Gao 13b]) et la linéarisation du problème en simplifiant les contraintes conduisant à un problème qui n'est plus le même. Par exemple dans [Per 09], Pérez suppose que le rendement de la source principale (moteur à combustion interne) est constant ainsi que des pertes nulles dans l'élément de stockage électrique et par la suite le rendement du SSE vaut 1. Le système d'équations est alors devenu 'artificiellement' linéaire, il est alors facile de trouver la solution optimale. Cette solution sert comme un point de départ pour une autre méthode à base du gradient descendant.

Nous commençons par la forme générale d'un problème d'optimisation linéaire :

$$\min C^T \times x \text{ Contraintes : } \begin{cases} Ax \leq b \\ Aeq \times x = beq \\ Bi \leq x \leq Bs \end{cases} \quad (2.50)$$

Où C , b beq Bi Bs sont des vecteurs de données
 x , est un vecteur de variables
 Et A , Aeq , sont des matrices

Dans la littérature, Tate et Boyd dans [Tat 00] ont utilisé la programmation linéaire afin de résoudre le problème de gestion d'énergie pour un véhicule hybride-série, en commençant par la formulation d'un problème non-linéaire et convexe.

L'objectif est de transformer le problème d'optimisation énergétique en un problème linéaire et convexe afin essentiellement de bénéficier de la haute performance en temps de calcul des logiciels de résolution/programmation linéaire.

Les simplifications qui ont été proposées dans les travaux de Tate et Boyd ne peuvent pas être appliquées pour tous les problèmes de gestion d'énergie et la solution ne peut pas être généralisée. Dans les deux travaux [Tat 00] et [Gao 13b], les auteurs supposent que le problème est totalement convexe et ils ont linéarisé les fonctions non-linéaires. La seule différence entre les deux est, que le premier a linéarisé la fonction objectif (fonction linéaire par morceaux) et la courbe des pertes a été approximée pour qu'elle puisse être utilisée dans un programme linéaire. Dans [Gao 13a] et [Gao 13b] l'auteur a fait l'inverse : il a utilisé les données expérimentales pour la fonction et a linéarisé la fonction des pertes du SSE.

Dans notre problème, l'allure de la fonction objectif (représentée sur la figure 2.7 par la puissance totale) est remplacée par L fonctions linéaires par morceaux. Comme déjà mentionné, la consommation totale peut être représentée par la fonction f comme suit (passage en problème combinatoire) :

$$C = \sum_{i=1}^N f(x_i) \quad \text{où} \quad f \mapsto \frac{P_{SPAC}}{\rho_{SPAC}(P_{SPAC})} \quad (2.51)$$

Dans [Tat 00], l'auteur a linéarisé la fonction objectif qui représente la puissance totale instantanée.

L'équation (2.51) est remplacée tout simplement par :

$$\min C = \min \sum_{i=1}^N f(x_i) \quad \{f(x_i) \leq a_j \times x_i + b_j \text{ avec } j \in [1..L]\} \quad (2.52)$$

où a_i et b_j sont les caractéristiques du morceau j (pente et donnée à l'origine). Par contre Gaoua dans [Gao 13b], a introduit un nouveau paramètre binaire dans la fonction objectif $y(t, i)$ (c'est la variable de décision nommée variable d'activation). Alors la fonction objectif (2.51) a été transformée comme suit :

$$C = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L y(j, i) \times f(x_i)$$

où $\sum_{j=1}^L y(j, i) = 1 \quad \forall \quad i = 1..N$ (2.53)

La contrainte d'égalité (2.9) est devenue :

$$\sum_{j=1}^L (y(j, i) P_{SPAC}(i)) + P_{SSE}(i) = P_d(i) \quad (2.54)$$

Dans l'équation (2.54) il y aura un seul $k \in [1..L]$ pour lequel $y(k, i) = 1$ sera activé, alors pour tout $j \neq k$ la variable binaire $y(k, i) = 0$. Autrement dit, $y(j, i)$ sera activé, si et seulement si, $P_{SPAC}(i)$ est continue dans le morceau j de la fonction objectif.

Par contre pour la courbe des pertes, les auteurs ont opté pour une formulation différente. Ci-dessous nous pouvons résumer leur formulation en introduisant nos paramètres.

Gaoua et al :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Objectif} \quad \min \quad C_{H_2} = \min \sum_{t=1}^L \sum_{i=0}^N \frac{P_{SPAC}(i)}{\rho_{SPAC}(P_{SPAC}(i))} \times y(t, i) \delta t \\ \text{Contraintes :} \\ \quad \sum_{t=1}^L y(t, i) = 1 \\ \quad \sum_{t=1}^L y(t, i) P_{SPAC}(i) + P_{SSE}(i) = P_d(i) \quad \text{pour tous } i \in [0..N] \\ \quad P_{SPAC}^{min} \leq P_{SPAC}(t) \leq P_{SPAC}^{max} \\ \quad P_{SSE}^{min} \leq P_{SSE}(t) \leq P_{SSE}^{max} \\ \quad \text{Perte}(t) = \max(\alpha_j \times P_{SSE}(t) + \beta_j) \\ \quad \sum_{i=0}^N (P_{SSE}(i) + \text{Perte}(i)) = 0 \\ \quad E_{SSE}^{min} \leq E_{SSE}(t_0) - \sum_{i=0}^k (P_{SSE}(i) + \text{Perte}(i)) \leq E_{SSE}^{max} \\ \quad k \in [0..N] \end{array} \right. \quad (2.55)$$

Tate et Boyd :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Objectif} \quad \min \quad C_{H_2} = \min \sum_{i=0}^N f(P_{SPAC}(i)) \delta t \\ \text{Contraintes :} \\ \quad f(P_{SPAC}(i)) \geq a_j \times P_{SPAC}(i) + b_j \quad j = 1..L \\ \quad P_{SPAC}(i) + P_{SSE}(i) = P_d(i) \quad \text{pour tous } i \in [0..N] \\ \quad P_{SPAC}^{min} \leq P_{SPAC}(t) \leq P_{SPAC}^{max} \\ \quad P_{SSE}^{min} \leq P_{SSE}(t) \leq P_{SSE}^{max} \\ \quad \sum_{i=0}^N (P_{SSE}(i) + \sum_{t=1}^L y(t, i) \text{Perte}(t)) = 0 \\ \quad E_{SSE}^{min} \leq E_{SSE}(t_0) - \sum_{i=0}^k (P_{SSE}(i) + \sum_{t=1}^L y(t, i) \text{Perte}(t)) \leq E_{SSE}^{max} \\ \quad k \in [0..N] \end{array} \right. \quad (2.56)$$

L'intérêt de transformer le problème en programme linéaire est de diminuer le temps de calcul de la résolution. Dans [Tat 00] pour un profil de 1371s et un pas de temps de $\delta t = 1s$ le nombre de variables augmente à 26068 variables et 19210 contraintes,

pour trouver la solution globale il suffit de 2 minutes sur un PC Pentium Pro avec une fréquence de 200 MHz. Les résultats de Tate et Boyd, sont très bien évalués dans la littérature [Koo 05] et sont considérés comme référence pour la programmation linéaire appliquée aux problèmes de gestion d'énergie avec modélisation convexe. La programmation linéaire et la programmation quadratique appliquées aux problèmes de gestion d'énergie [Kes 07] donnent des solutions optimales et globales et dans un temps de calcul très faible comparés à la programmation dynamique.

2.6.3 La commande optimale

En plus de la programmation dynamique et de la programmation linéaire, nous trouvons les méthodes basées sur les principes de la commande optimale. Cette méthode est à la fois une méthode de résolution hors-ligne et se transforme en ECMS (Equivalent Consumption Management Strategy) pour l'implantation temps réel. Elle est basée sur le principe du minimum de Pontryagin ainsi que la théorie de Hamilton-Jacobi. Le principe est basé sur la résolution des équations dynamiques (2.2) et (2.12) en appliquant la fonction Hamiltonienne, l'optimum correspond à l'annulation de cet Hamiltonien (nécessité d'avoir des fonctions 2 fois différentiables). Le Hamiltonien a la forme suivante :

$$H(x(t), u(t), \lambda(t)) = g(x(t), u(t)) + \lambda^T(t)f(x(t), u(t)) \quad (2.57)$$

Où g est la fonction coût de consommation et f représente la dynamique du SSE. $\lambda(t)$ est la solution de l'équation donnée par Euler-Lagrange suivante :

$$\frac{d\lambda(t)}{dt} = \frac{\delta H(x, u, \lambda)}{\delta x} \quad (2.58)$$

Ainsi que :

$$u^{optimale}(t) = \arg \min_u H(x(t), u(t), \lambda(t)) \quad (2.59)$$

$$\dot{x}^{optimale}(t) = f(x^{optimale}(t), u^{optimale}(t)) \quad (2.60)$$

λ est une nouvelle variable et adjointe de x . Comme dans la programmation dynamique x représente l'état de charge SOC et u est une puissance. L'état de charge initial de la solution optimale est connu et est défini par : $x^{optimale}(t_0) = x(t_0)$ alors que pour λ sa valeur initiale est inconnue mais sa valeur finale est condamnée par l'état finale de charge définie par θ dans l'équation (2.22) :

$$\lambda(t_f) = \frac{\delta \theta(x(t_f))}{\delta x(t_f)} \quad (2.61)$$

La théorie de la commande optimale a été utilisée dans la thèse de Hankache [Han 08] et a donnée des solutions moins bonnes que la programmation dynamique. Selon Hankache, l'approximation de la courbe du rendement du SPAC et la courbe des pertes de SSE donne une convergence de l'algorithme vers une solution de bonne qualité assez

difficile, surtout lors de la prise en compte des contraintes non linéaires de limitation (puissance et SOC min, max). Par contre Maker [Mak 08] a consacré toute sa thèse à l'application et l'implantation de la commande optimale avec des tests expérimentaux sur des cycles de conduite normalisés et sur une maquette à échelle réduite. Dans ces travaux nous déduisons que cette méthode peut être efficace et donner de bons résultats mais l'auteur n'a pas fait de comparaison même pas avec la programmation dynamique.

La différence entre la programmation dynamique et la commande optimale est que la première approche donne les meilleurs résultats, mais est plus complexe du point de vue algorithmique que la deuxième approche [Lin 11], par contre DP a besoin d'un énorme temps de calcul et de grande quantité de données à stocker. Sachant que la programmation dynamique donne des solutions optimales à partir de n'importe quel point de l'état de charge (la programmation dynamique donne la meilleure trajectoire entre un point de départ A et un point d'arrivée B, soit C entre ces deux points, la programmation dynamique donne la solution optimale entre C et B sans refaire le calcul). Plusieurs comparaisons entre ces deux approches similaires (puisque les deux sont basées sur l'équation dynamique/différentielle de l'état de charge sont identiques) ont été faites dans [Kim 11]. Pour plus d'information sur la théorie de la commande optimale, vous pouvez voir [Ser 11] [Wei 07].

2.7 Stratégies d'optimisation instantanée

Toutes les stratégies vues dans la section précédente, ne peuvent pas être appliquées en ligne puisque la connaissance totale du trajet est une condition nécessaire. Ces solutions calculées à l'avance ne peuvent donner le même coût de consommation, que si les solutions sont rejouées en ligne et idéalement (sans modification des données d'entrée que sont : les deux caractéristiques des sources et la puissance demandée), c'est le cas de véhicules autonomes sur circuit fermé où il n'y a pas de variation de conduite, ni de variation de parcours (fussent elles minimales). Néanmoins, c'est le seul moyen de résolution exact possible pour avoir une référence de consommation à utiliser pour évaluer les performances d'une solution de type temps réel. Cela sert aussi pour établir une connaissance a priori (apprentissage) et générer des règles afin d'être utilisées pour la décision par logique floue par exemple [Che 08].

Pour implanter une solution en-ligne, le temps de calcul de la solution est un facteur important puisque la décision doit être prise instantanément (dans un temps de réaction très court $<1s$) en fonction des paramètres d'entrée (puissance demandée et état de charge). D'où l'impossibilité d'utiliser les mêmes approches d'optimisation globale. Dans cette section, une liste de trois stratégies d'optimisation instantanée de répartition des puissances pour un véhicule hybride est présentée .

2.7.1 La méthode Thermostat

La méthode "Thermostat" (stratégie "On/Off") est connue par son efficacité et sa robustesse [Lin 01]. Le principe est très simple et similaire au principe du thermostat électromécanique.

Le principe d'un thermostat électromécanique est le suivant : Pour garder la température dans un réfrigérateur aux alentours de 4 °c par exemple, le groupe électrogène (moteur, pompe, compresseur du fluide fréon) fonctionne en permanence tant que la température est inférieure à 2 °c, à cet instant le thermostat envoie un signal au groupe pour s'arrêter. Pendant quelques minutes et pendant l'arrêt total du moteur, la température intérieure augmente (inertie thermique) et dépasse le 6 °c, à cet instant, le thermostat envoie un autre signal au groupe pour re-fonctionner éventuellement pour refroidir (si réversibilité du système). L'objectif est de garder la température intérieure entre 2°C et 6°C.

La méthode "Thermostat" suit le même principe, sauf qu'à la place de la température, il faut garder l'état de charge (SOC) de l'élément de stockage entre deux bornes (50 % et 80 % de l'état de charge maximal par exemple). Généralement entre ces deux bornes, l'élément de stockage (batterie généralement utilisée avec ce principe) a un meilleur rendement. N'oublions pas que si le moteur est déclenché, il est censé fonctionner sur le point où sa performance est maximale. Donc, dans tous les cas on maximise le gain coté moteur, et on minimise les pertes coté batterie. Autrement dit, la régulation doit créer une fonction d'hystérésis appliquée à la fonction du SOC [Sha 12] [Cro 08]. La fonction d'hystérésis est illustrée par la figure 2.13. Selon l'état de charge à l'état initial, le moteur oscille entre deux positions "on" et "off" : si l'état de charge initial est inférieur à "état de charge min" le moteur est à l'état "on" jusqu'au moment où le niveau de l'élément de stockage atteint "état de charge max", ainsi l'état de charge reste toujours borné entre ces deux états. Lorsque l'état de charge initial est supérieur à "état de charge max" la voiture fonctionne en mode 100% électrique jusqu'à ce que l'état de charge atteigne la borne min "état de charge min" à cet instant le moteur se déclenche et l'état de charge restera dans les deux bornes.

Vu la simplicité de la méthode, elle peut être appliquée même hors-ligne (parcours de mission connu) pour avoir une bonne référence de la consommation (réglage par itération des seuils du Thermostat). Comme pour toutes les méthodes en ligne (parcours de mission inconnu), l'approche Thermostat ne peut pas satisfaire la condition sur l'état de charge final égal à celui de départ. Comme le montre la figure 2.14, la source principale, que ce soit moteur à combustion ou pile à combustible, est contrôlée uniquement par l'état de charge du SSE. Dans le cas où le moteur est "OFF", la voiture roule en mode 100 % électrique, dans le cas contraire trois possibilités sont envisageables : (1) mode thermique (2) mode hybride (3) biberonnage.

L'objectif de cette méthode est de faire fonctionner l'actionneur de la voiture autour de sa meilleure performance globale, mais aussi de garder l'état de charge entre ses deux limites, cette stratégie est vue dans le premier chapitre sous le nom "*charge-sustaining mode*". Le diagramme de cette approche est bien expliqué dans [Ehs 09]. Dans ces tra-

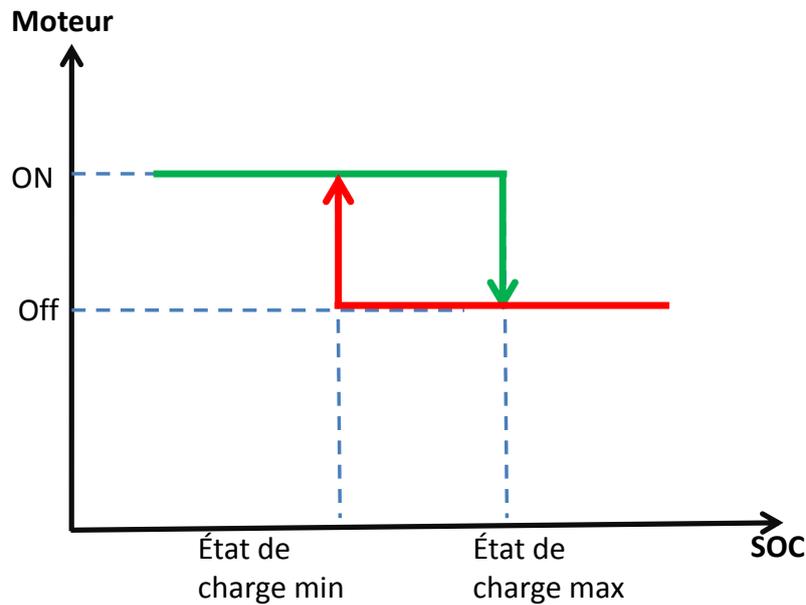


FIGURE 2.13 – La stratégie du Thermostat vu comme une fonction d'hystérésis.

vaux [Wil 06] [Xu 10] [Gao 09], la méthode a été utilisée dans des simulateurs et a été implantée puis prise comme référence, afin de comparer la consommation obtenue avec celles d'autres méthodes d'optimisation sur des trajets normalisés.

2.7.2 L'algorithme de Toyota Prius et Honda Insight

C'est une stratégie de contrôle simple et facile à implanter par rapport aux autres approches (quelle soit hors ligne ou en ligne). Elle est basée sur l'expertise humaine et la connaissance des points de fonctionnement du moteur à combustion interne et ses rendements. étant donné la cartographie du moteur à combustion interne, qui est une surface de rendement et non pas une courbe, cette surface est paramétrée par deux variables : Régime (tr/min) et le couple (Nm) (pour plus de notions [Gup 06] semble être une bonne référence). Dans cette surface, une seule courbe (contenue dans la surface du rendement) présente le fonctionnement optimal du moteur, c'est une courbe concave très similaire à la courbe de rendement d'une pile à combustible comme le montre la figure 2.15(a).

Le principe de l'heuristique est simple et peut être exprimé en s'appuyant sur la figure 2.15(b) comme suit :

- 1 Le fonctionnement du moteur est limité entre deux courbes de couple (couple min et couple max)
- 2 Si le couple demandé par le conducteur est plus petit que le couple min défini auparavant, alors le moteur est en arrêt et la voiture est en mode électrique. Au cas où ce mode est prolongé dans le temps, la batterie risque d'être épuisée, alors le moteur reprend le fonctionnement avec un rendement maximal pour satisfaire

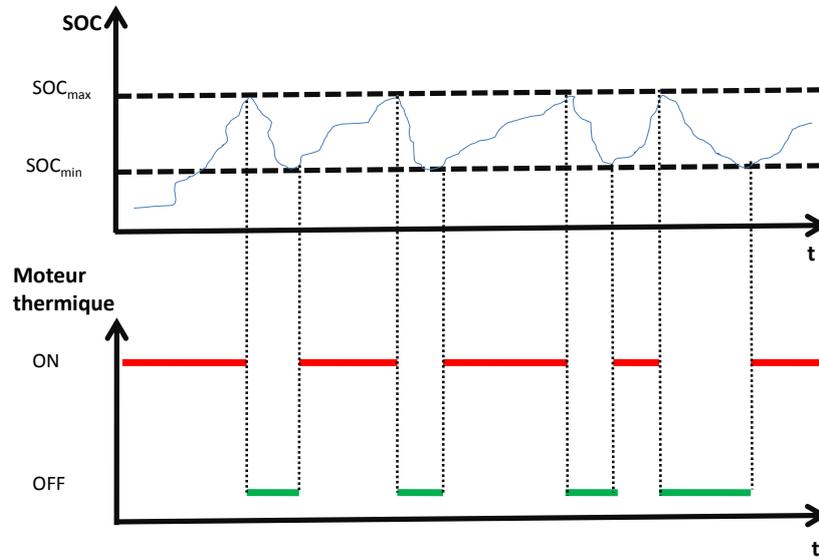
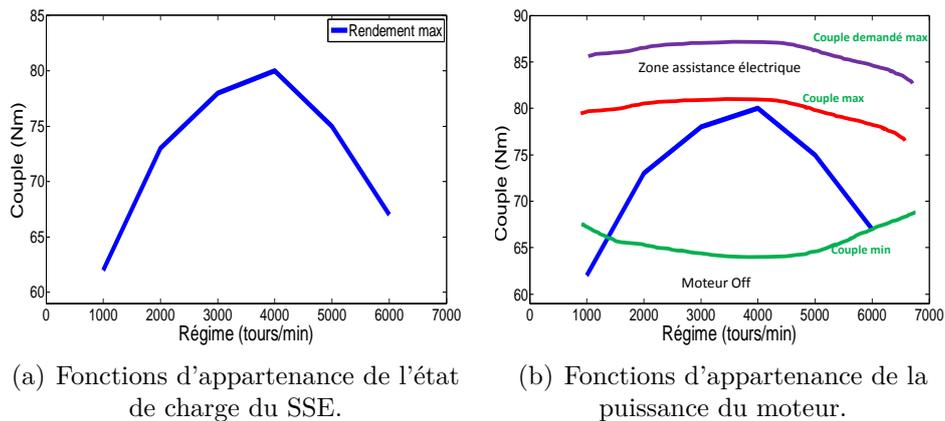


FIGURE 2.14 – La relation entre le ON/OFF du moteur et l'état de charge instantané.



(a) Fonctions d'appartenance de l'état de charge du SSE.

(b) Fonctions d'appartenance de la puissance du moteur.

FIGURE 2.15 – Les fonctions d'appartenance des variables d'entrées et la variable de sortie.

le couple demandé et recharger la batterie.

- 3 Si le couple demandé est supérieur au couple max défini auparavant, alors le véhicule est en mode assistance : Le moteur fonctionne avec un rendement très proche de son optimum et le reste sera satisfait par la deuxième source.
- 4 Si le couple demandé par le conducteur est entre le min et le max du couple défini, alors le véhicule est en mode 100 % thermique.
- 5 En cas de freinage, le système de stockage électrique récupère l'énergie de décélération pour une réutilisation ultérieure.

De près, il semble que cette méthode soit très semblable à la méthode thermostat, mais la différence est que la méthode thermostat permet de faire fonctionner le moteur entre deux variables booléennes (on/off représentée par 0/1), dans ce cas, le mode 100 % thermique ne se produirait jamais, donc il persiste deux modes, soit 100 % électrique, soit mode assistance. De plus dans la méthode Thermostat l'élément de stockage est

resté entre deux bornes (généralement dans la moitié supérieure de son fonctionnement) pour garder le mode "charge sustaining". Pour la méthode Thermostat si le système de stockage est plein, dans ce cas le moteur baisse son rendement pour satisfaire la puissance demandée alors que l'algorithme utilisé dans Prius est plus performant et permet à la voiture de fonctionner avec plusieurs modes [Ehs 09] [Sal 07].

Pour améliorer cette méthode, plusieurs études font appel à la logique floue basée sur cette stratégie pour gérer au mieux les flux des puissances [Ao 06].

2.7.3 La logique floue

Durant ces dernières années, les approches venant des domaines de l'intelligence artificielle telle que la logique floue, les réseaux de neurones, les essais particuliers, ont fait l'objet de plusieurs formulations et adaptations, afin de résoudre le problème de gestion d'énergie pour les véhicules hybrides. Quelles que soient les méthodes hors ligne ou les méthodes en ligne, toutes ont des avantages et des inconvénients. Désavantage comme le fait de ne pas garantir la solution optimale et de consommer beaucoup de temps de calcul (temps tendant vers l'infini pour un long profil ou une discrétisation fine). La non-satisfaction des contraintes (cas de la logique floue pour l'état final de charge) est également une différence majeure. Les avantages sont que ces méthodes peuvent être appliquées à une gamme très variée de problèmes d'optimisation avec différentes contraintes. La logique floue transforme un système non-linéaire complexe en combinant plusieurs fonctions simples [Zha 11b]. La logique floue a été établie en 1965 par Zadeh [Zad 65] et basée essentiellement sur la théorie des ensembles. Dans le domaine de la gestion de la distribution des puissances dans les véhicules électriques et hybrides, la logique floue a besoin de deux paramètres d'entrée (état de charge du SSE à l'instant i , puissance demandée à l'instant i), afin de faire la décision sur un paramètre de sortie (la puissance à fournir par le SPAC) comme le montre la figure 2.16. La logique floue est basée sur des règles. Deux façons existent pour l'élaboration des ces règles : (1) Soit à base de l'expertise humaine et à la connaissance du profil (2) soit basée sur les données générées par un deuxième niveau de réglage/apprentissage par algorithme génétique ou par utilisation des valeurs de la programmation dynamique.

Le principe est simple est se compose de trois étapes : la translation, l'explication et la représentation des valeurs numériques sous forme linguistique, comme par exemple (petit, faible, fort, beaucoup, élevé, assez petit, assez faible, assez grand, moyen...). Puis à partir de ces définitions, des fonctions d'appartenance sont créées pour chaque variable d'entrée comme le montre la figure 2.17. Enfin la décision sur la variable de sortie peut se faire par un simple calcul de barycentre sur la surface déterminée en tant qu'intersection entre deux fonctions d'appartenance floues.

Dans le contexte d'un véhicule hybride, la façon la plus simple d'appliquer la logique floue sur ce genre de problème d'optimisation d'énergie est de définir deux variables d'entrées qui doivent être exprimées chacune sous forme de fonctions d'appartenance. D'un côté, l'état de charge du SSE à n'importe quel instant peut être mis sous trois fonctions comme le monte la figure 2.18(a) et de l'autre côté, la puissance demandée par

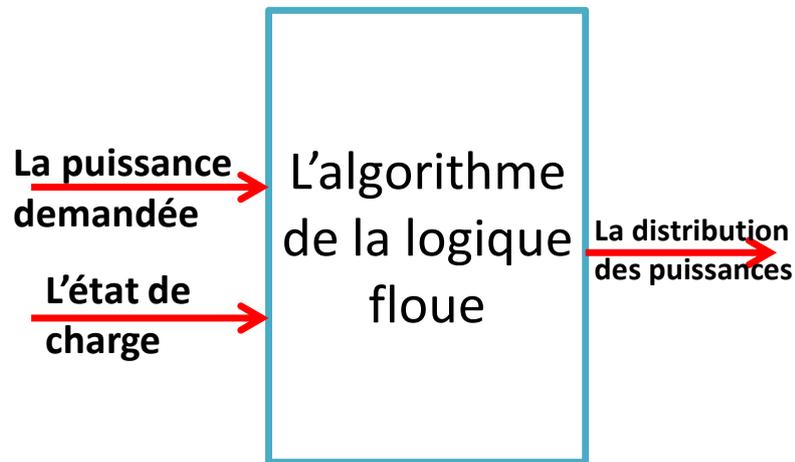


FIGURE 2.16 – Principe de la logique floue.

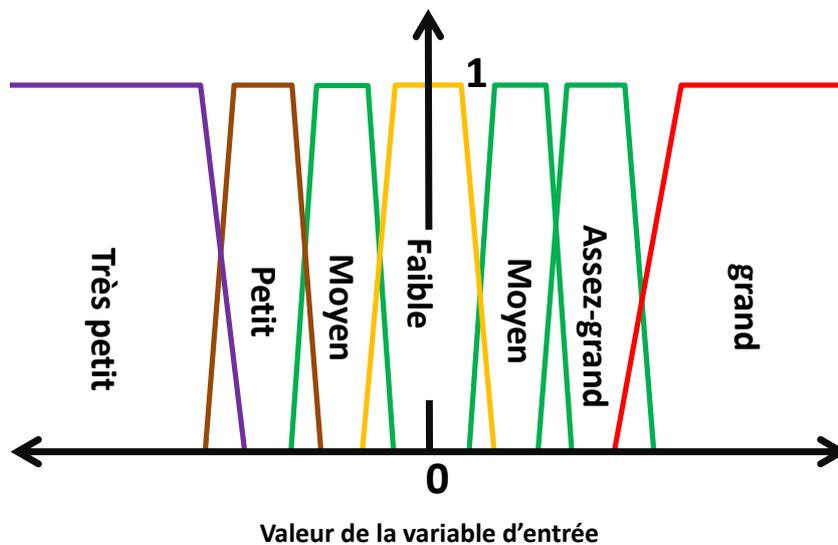
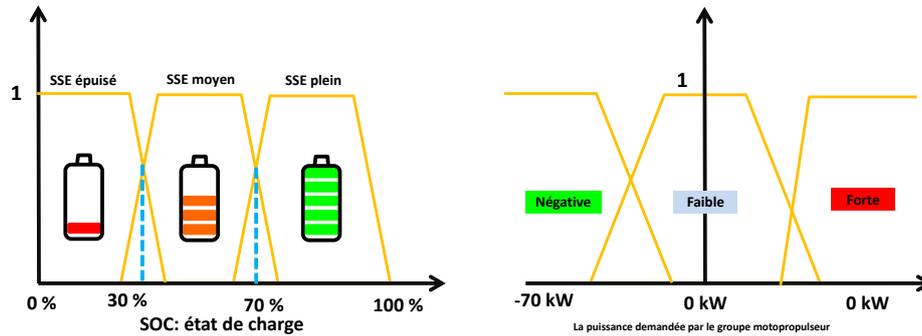


FIGURE 2.17 – Exemple d'une fonction d'appartenance.

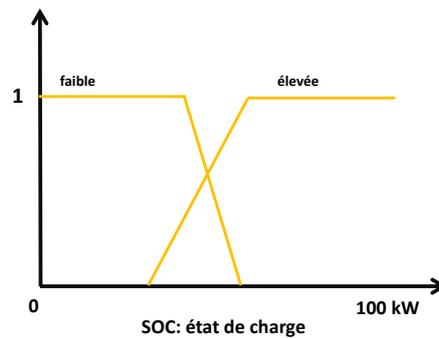
le conducteur doit être exprimée aussi avec un autre jeu de fonctions 2.18(b).

Par exemple en utilisant une décision simple basée sur les fonctions d'appartenance de ces deux variables, nous avons tout d'abord une combinaison de 3×3 et par exemple il est supposé que l'on dispose d'un moteur à combustion interne comme source principale, alors nous prenons deux décisions sur le fonctionnement du moteur, "faible" ou "élevé" avec un rendement maximal si il est en fonctionnement élevé (Figure 2.18(c)).



(a) Fonctions d'appartenance de l'état de charge du SSE.

(b) Fonctions d'appartenance de la puissance demandée.



(c) Fonctions d'appartenance de la puissance du moteur.

FIGURE 2.18 – Fonctions d'appartenance des variables d'entrées et de la variable de sortie.

- 1 - **SI** le SSE est "épuisé" et **SI** la P_d est "négative" **ALORS** Moteur "élevé"
- 2 - **SI** le SSE est "épuisé" et **SI** la P_d est "faible" **ALORS** Moteur "élevé"
- 3 - **SI** le SSE est "épuisé" et **SI** la P_d est "forte" **ALORS** Moteur "élevé"
- 4 - **SI** le SSE est "moyen" et **SI** la P_d est "négative" **ALORS** Moteur "faible"
- 5 - **SI** le SSE est "moyen" et **SI** la P_d est "faible" **ALORS** Moteur "élevé"
- 6 - **SI** le SSE est "moyen" et **SI** la P_d est "forte" **ALORS** Moteur "élevé"
- 7 - **SI** le SSE est "plein" et **SI** la P_d est "négative" **ALORS** Moteur "faible"
- 8 - **SI** le SSE est "plein" et **SI** la P_d est "faible" **ALORS** Moteur "faible"
- 9 - **SI** le SSE est "plein" et **SI** la P_d est "forte" **ALORS** Moteur "faible"

Dans le cas pratique, nous pouvons utiliser Matlab (*Toolbox FuzzyLogic*) pour dessiner les fonctions d'appartenance 2.19, les règles sont générées en prenant en compte les cas présentés précédemment. à partir des fonctions d'appartenance, la surface de décision est générée et nous pouvons alors prendre des décisions à n'importe quel instant en connaissant l'état de charge (SOC) et la puissance demandée (P_d) par le groupe motopropulseur d'une façon rapide comme le montre la figure 2.20 ci-dessous :

La logique floue a été déployée dans plusieurs thèses et articles pour résoudre le problème d'optimisation d'énergie tel que dans [Nef 13b] [Nef 13a] [Han 08] [Abd 12]

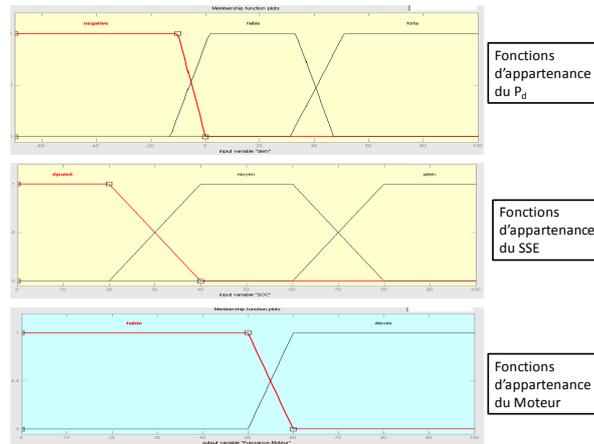


FIGURE 2.19 – Les fonctions d'appartenance des variables d'entrées et de sortie.

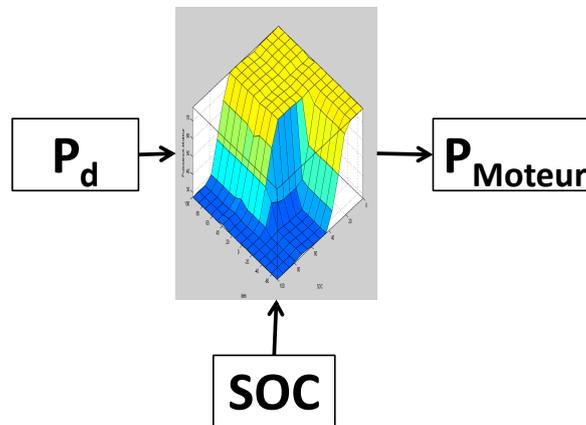


FIGURE 2.20 – La surface de décision

[Zha 11b] [Gao 08] [Sal 00] [Zhu 04]. La logique floue peut donc être utilisée avec des contraintes non linéaires et une connaissance linguistique simple, le tout conjugué pour donner de bonnes solutions [Ao 06]. Malgré le fait que la logique floue soit facile à implanter, dans les véhicules hybrides les plus populaires (Toyota Prius et Honda Insight), les industriels utilisent une autre méthode pour leur stratégie de contrôle : le "*Power Follower (Baseline) Control Strategy*" [Sal 07]. Dans [Gao 08], l'auteur a fait une comparaison entre ces deux stratégies de contrôle (la logique floue et la stratégie 'de base') et a montré que la logique floue a pu donner une amélioration de 11.7 % par rapport à la méthode classique de contrôle telle qu'elle existe dans la Toyota Prius. Cependant, une optimisation par apprentissage hors ligne, de la position des fonctions est nécessaire (l'optimisation du coût ne peut être que sous-optimale dans cette approche).

2.8 Conclusion

Les méthodes d'optimisation globale ou les méthodes d'optimisation en ligne, peuvent être appliquées sur tout type d'architecture de véhicules hybrides et électriques. Cela fa-

cilite énormément la tâche pour éviter tout changement de stratégie et de fonction au cas par cas. Les méthodes exactes nécessitent la connaissance a priori de l'ensemble de la demande sur le parcours à effectuer. La solution est obtenue difficilement, du fait des non linéarités des éléments et de la fonction coût à minimiser (prise en compte des contraintes, établissement du domaine de validité, résolution du Hessien, valeur de paramètres de Lagrange etc...). La forme discrète (avec un pas faible) pour l'implantation sur ordinateur, donne des temps très longs incompatibles avec une décision en ligne. Nous avons vu durant ce chapitre, une liste non exhaustive des méthodes, car un grand nombre de méthodes existe dans la littérature et ce sujet est en pleine expansion. De nos jours, à part la dernière méthode vue dans la section 2.7.2, toutes les méthodes en ligne relèvent du domaine de la recherche dans les laboratoires et en prototypage. Dans la pratique, des méthodes simples et faciles à implanter sont encore favorisées et donnent de bons résultats sans réelle optimisation globale de l'énergie. Toutes les méthodes (Thermostat ou programmation linéaire) ne peuvent pas être adaptées à une utilisation pour les piles à combustible car le fonctionnement d'une PAC est plus délicat que celui d'un moteur à combustion, notamment, ces méthodes exigent une utilisation de la source principale entre deux états *on/off* (avec un "on" sur un excellent rendement ou l'arrêt sur "off"), alors que faire passer la pile brutalement entre ces deux états n'est pas possible aujourd'hui (surtout si un arrêt complet de la pile est demandé). Les décisions à base de seuils (Thermostat, règles booléennes, etc), assurent une minimisation locale, la prise en compte de la globalité de la mission n'étant pas prévue et l'anticipation pour la gestion de l'élément de stockage n'étant pas faite. Les stratégies à base de règles floues sur lesquelles une phase d'apprentissage hors ligne est effectuée, permettent en partie d'atteindre une solution proche de l'optimum. Dans le chapitre suivant, nous allons proposer une liste de nouvelles méthodes qui amélioreront les approches globales existantes, principalement celles basées sur la résolution par programmation dynamique. Les nouvelles méthodes heuristiques présenteront des contraintes écrites différemment (inégalités plutôt qu'égalité, choix des variables de décision) et des optimisations locales (telle que la méthode Quasi-Newton) qui viendront en aide à la recherche de l'optimum global en un temps réduit de calcul.

Chapitre 3

Optimisation globale de la distribution des puissances pour les véhicules électriques et hybrides

Table des matières

3.1	Introduction	76
3.2	Étude approfondie de la programmation dynamique	76
3.2.1	Performances et limites de la programmation dynamique classique	77
3.2.2	Correction des points faibles identifiés	77
3.2.2.1	Récupération de l'intégralité de l'énergie de freinage	78
3.2.2.2	Problème du point de départ d'énergie stockée égal au point d'arrivée	80
3.2.3	Points forts de l'approche corrigée	81
3.2.3.1	Résolution : à partir de n'importe quel état de charge initial, le point d'état de charge final désiré peut être atteint	82
3.2.3.2	Solutions faisables et ligne optimale de la consommation	83
3.2.3.3	Intersection des chemins	85
3.3	Heuristiques proposées	87
3.3.1	Heuristique H1	87
3.3.2	Heuristique H2	92
3.3.3	Heuristique H3	94
3.3.4	Heuristique H4	96
3.3.4.1	Modèle et résolution par Quasi-Newton	96
3.3.4.2	Points de départ aléatoires (<i>multi-start points</i>)	97
3.3.4.3	Points de départ spécifiques ("smart start point")	98
3.3.4.3.1	La puissance demandée comme point de départ	99
3.3.4.3.2	La solution de l'heuristique H2 comme point de départ	100

3.4 Bornes de consommation	101
3.5 Conclusion	104

3.1 Introduction

Comme nous l’avons signalé dans l’introduction générale, ce travail fait suite à une thèse effectuée dans le laboratoire LAPLACE dans laquelle W. Hankache [Han 08] a obtenu la consommation d’hydrogène la plus basse, pour un véhicule hybride à PAC, en utilisant la programmation dynamique. Cette approche expliquée dans le précédent chapitre, était jusque là la méthode la plus performante pour la résolution hors ligne de ce type de problème. Les solutions obtenues par cette méthode y sont considérées optimales. En effet, la programmation dynamique est une méthode exacte qui donne la solution optimale du problème qu’elle résout. Cependant son application nécessite que le problème soit discret. Dans la littérature sur l’optimisation d’énergie pour les véhicules électriques et hybrides, son application fait donc suite non seulement à une discrétisation temporelle (ou échantillonnage) du profil de mission, mais aussi à une discrétisation en seuils sur l’énergie. Si l’existence d’un niveau de discrétisation temporel incompressible pourrait être argumentée d’un point de vue physique, par exemple pour permettre à la dynamique interne des sources d’évoluer entre deux instants, la discrétisation du niveau d’énergie fait souvent suite à un compromis sur le ratio entre le nombre de niveaux et le temps de résolution. De fait, il est envisageable que l’utilisation de la programmation dynamique conduise à des solutions même pires que l’utilisation de la SPAC seule (souvent considérée comme le pire cas dans la littérature) y compris avec pas de discrétisation faible, phénomène que nous allons détailler et corriger dans ce qui suit. Dans ce chapitre, nous allons donc nous focaliser sur les points forts et les points faibles de la méthode afin d’améliorer les contraintes de discrétisation qui la rendent mauvaise et proposer de nouvelles contraintes et heuristiques pour la gestion de l’énergie optimisée en coût et maîtrisée en temps de calcul.

3.2 Étude approfondie de la programmation dynamique

Dans la littérature, il n’est pas rare de trouver des travaux où les chercheurs soit utilisent, soit évoquent l’utilisation de la programmation dynamique comme l’approche exacte qui donne la solution optimale et cela depuis 1980 comme nous l’avons mentionné dans le précédent chapitre. Dans [Yua 13], [Lin 01], [Joh 11], [Rif 11] et [Ott 07] la programmation dynamique est définie comme l’outil qui donne la solution optimale : toutes les autres approches peuvent être plus rapides en temps de calcul, mais donnent des solutions au mieux égales sinon pire que celle de la programmation dynamique. Dans d’autres références (exemple [OKe 06]) elle est considérée comme l’approche qui donne une solution proche-optimale. Par contre dans nos travaux de thèse, cette approche a donné des solutions variant d’une solution acceptable pour certains profils de mission à

des solutions mauvaises, et parfois même pires que le cas sans hybridation.

3.2.1 Performances et limites de la programmation dynamique classique

Pour bien comprendre les avantages/inconvénients de la programmation dynamique (DP), nous avons utilisé la formulation présentée lors du chapitre précédent et en nous appuyant sur les travaux de W. Hankache [Han 08]. Pour une discrétisation en temps δt de 1 seconde et en énergie de l'élément de stockage δE de 1 kws tels que fait dans les travaux [Han 08], les résultats de la programmation dynamique sont donnés sur 5 profils réels INRETS (figure 3.1(a)), ESKISEHIR (figure 3.1(b)), Urbain (figure 3.1(d)), Routier (figure 3.1(c)), Autoroutier (figure 3.1(e)). Notons que ces profils étaient déjà utilisés dans les thèses [Han 08] et [Nef 13a]. Les résultats de l'application de la programmation dynamique appliquée sur ces cinq profils sont présentés dans le tableau 3.1. L'utilisation du véhicule sans jamais faire appel à l'élément électrique réversible (SSE) ou "sans hybridation", est aussi nommée "SPAC seul", dans les tableaux de résultats, c'est-à-dire que la propulsion est faite uniquement par le SPAC et dans ce cas, comme dans plusieurs références de la littérature ([Han 08] [Lin 03] [Ehs 09]) la consommation résultante est considérée comme borne supérieure ou pire solution. Le gain de consommation obtenu est le pourcentage d'énergie économisé en utilisant le stockage et le type de méthode d'optimisation utilisée par rapport au cas sans hybridation. Ce gain pour un dimensionnement donné des sources, varie donc en fonction de la méthode de gestion d'énergie et des profils de mission.

TABLE 3.1 – Résultats de la programmation dynamique sur 5 profils

Profils	INRETS	ESKISEHIR	Urbain	Autoroutier	Routier
Longueur du profil (s)	560	1400	811	734	811
Cons. DP (kWs)	10131	31826	5986	20099	12667
Temps de calcul DP (h)	22	52	44	48	44
Cons. SPAC seul (kWs)	15903	48043	5815	23084	15451
Gain (%)	36,30	33,76	-2,94	12,93	18,02

3.2.2 Correction des points faibles identifiés

Comme le mettent en évidence les résultats de la programmation dynamique affichés sur le tableau 3.1, cette approche améliore considérablement la consommation de carburant, sauf pour le profil *Urbain*. Pour ce dernier la consommation donnée par la programmation dynamique est catastrophique : la consommation est plus élevée que si le SPAC était utilisé seul (sans hybridation).

La conclusion qui s'impose est donc : l'hybridation avec l'avantage de la récupération de l'énergie de freinage n'est pas pertinente que si une bonne méthode de gestion d'éner-

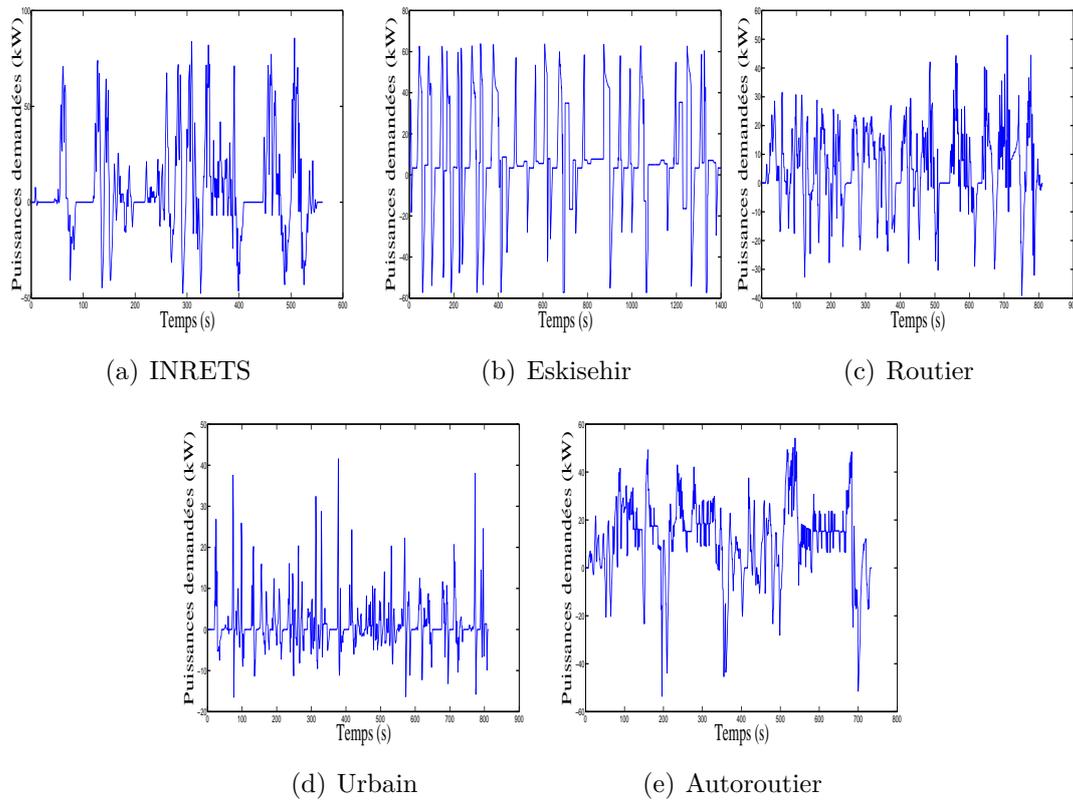


FIGURE 3.1 – Profils

gie est mise en place. De ce fait nous constatons que la programmation dynamique peut avoir de bons résultats pour des profils type INRETS, comme elle peut donner de mauvais résultats pour des profils types Urbain. Afin de caractériser les solutions obtenues par les méthodes de gestion optimisées que nous allons développer, il est donc important de trouver une bonne référence de comparaison (borne inférieure et supérieure de consommation), afin de mieux évaluer l'efficacité des méthodes d'optimisation du partage de l'énergie entre les deux sources. Nous pourrions penser, tel que cela est fait dans la littérature, que le pire cas correspond à la non utilisation du stockage et le meilleur cas à la récupération de la totalité de l'énergie de freinage pour une ré-utilisation à un autre moment de la mission, en fait ce n'est pas si simple que cela au sens de l'optimisation globale de l'énergie sur toute la mission.

3.2.2.1 Récupération de l'intégralité de l'énergie de freinage

Pour appliquer la programmation dynamique, la discrétisation de l'énergie contenue dans le SSE est nécessaire, de même pour la discrétisation en temps (dans le cas où le choix a été fait pour une discrétisation sur le SSE), ceci afin de pouvoir construire le graphe d'état. Du fait de ces discrétisations, nous ne pouvons nous déplacer d'un état de charge à un autre qu'en fonction du pas d'échantillonnage. Si nous utilisons une contrainte d'égalité pour satisfaire la puissance demandée à un instant 't' donné ($P_d = P_{PAC} + P_{SSE}$), alors, quelle que soit la puissance demandée strictement négative,

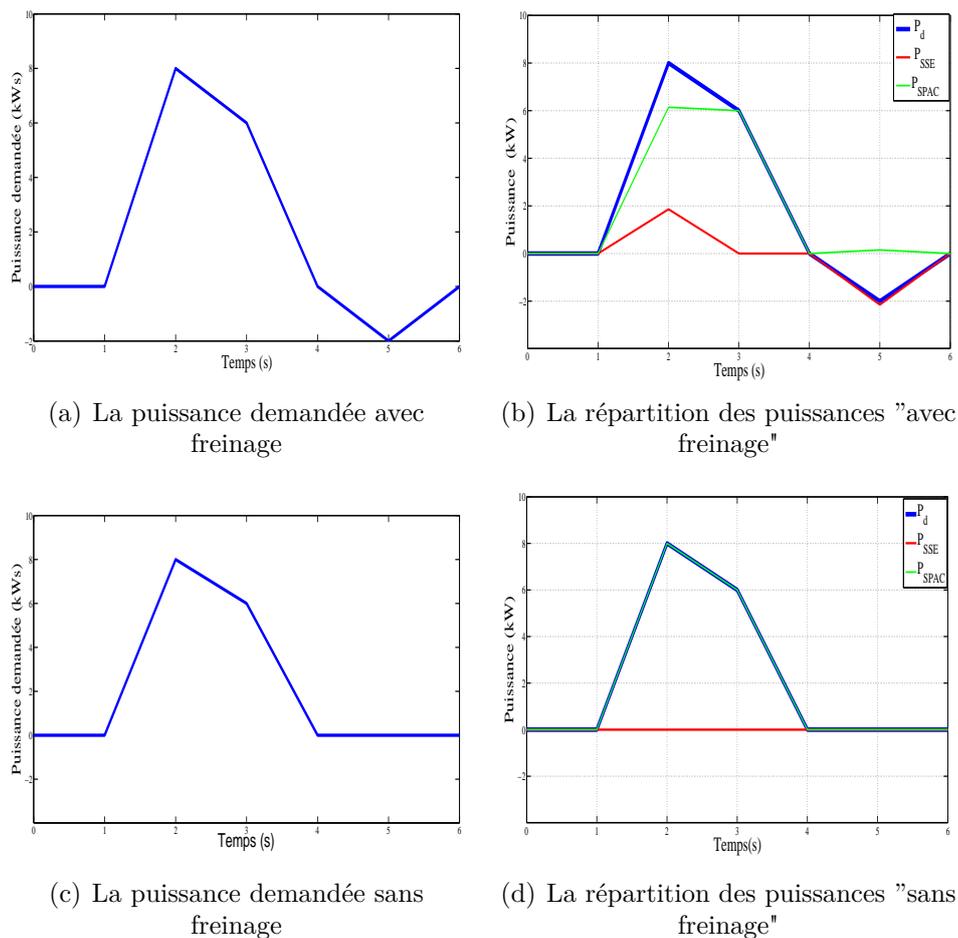


FIGURE 3.2 – Résultat de simulation sur l'extrait du profil de mission avec freinage et sans freinage

le véhicule est en mode hybride. En utilisant la programmation dynamique le véhicule ne fonctionne jamais en mode tout électrique ou en mode 100 % avec le SPAC car cela nécessiterait une valeur de P_d exactement multiple du pas de discrétisation, ce qui n'est pas possible vu le degré de précision (plusieurs chiffres après la virgule). Les exemples illustrés en figures 3.2) expliquent pourquoi la contrainte d'égalité peut conduire à une détérioration du critère de consommation pour la solution résultante. Ces exemples représentent un extrait de profil de mission, avec et sans phase de freinage.

TABLE 3.2 – Résultats de la programmation dynamique avec un profil sans freinage et un profil avec freinage.

Profils	Profil avec freinage	Profil sans freinage
Consommation (kW)	40.8	37.2

Comme le montrent les résultats affichés sur le tableau, l'application de la programmation dynamique incluant comme contrainte de récupérer toute l'énergie du freinage et de la restituer à la fin du parcours (contrainte de l'état de charge initial retrouvé en

fin de mission) conduit à un partage des puissances évidemment différent, mais surtout peut amener le SPAC à fonctionner dans des zones de faible rendement (car le SSE doit restituer coûte que coûte son énergie et le SPAC étant non réversible c'est lui qui se voit attribuer une demande de puissance plus faible), ce qui explique la consommation excessive obtenue pour le profil Urbain dans le tableau 3.1.

En fait, dans le cas où le profil de mission contient plus de freinage que d'accélération, la programmation dynamique ne peut pas être appliquée telle qu'elle est définie 'classiquement', il faut modifier les contraintes pour pouvoir trouver des solutions meilleures en coût de consommation. Ce défaut a été pris en compte lors de la conception de nos nouvelles heuristiques.

3.2.2.2 Problème du point de départ d'énergie stockée égal au point d'arrivée

Dans cette section nous allons montrer l'utilité d'utiliser un domaine de validité semi-ouvert afin d'éviter les problèmes qui peuvent être rencontrés avec la programmation dynamique. La figure 3.3 illustre un profil où l'énergie de freinage est supérieure à l'énergie demandée pendant l'accélération (mission en pente descendante). Dans ce cas il n'est pas possible d'appliquer la programmation dynamique avec les contraintes vues dans le chapitre précédent, c'est pour cela que nous proposons de laisser l'énergie finale un peu plus libre, afin de trouver un état de charge convenable à une solution possible et optimale au sens du coût de consommation minimum de combustible.

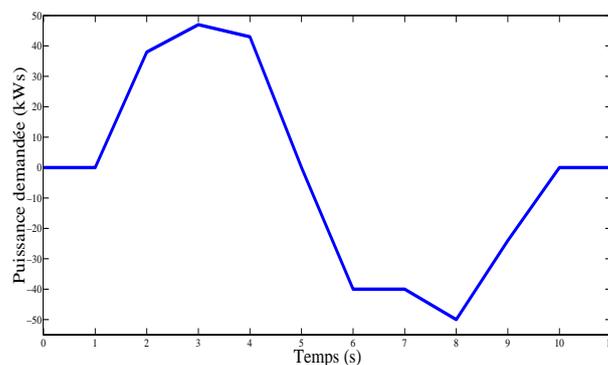


FIGURE 3.3 – profil de P_d où le freinage excède l'accélération

Dans ce cas nous imposons seulement que l'état de charge final autorisé soit au moins égal à l'état de charge initial (en effet : partir avec un certain niveau d'énergie et finir la mission à vide biaiserait trop notre comparaison et rendrait les résultats trop dépendants de la taille de l'élément de stockage que nous supposons définie dans notre étude). Si, pour une application devant enchaîner plusieurs fois un même cycle, le véhicule doit absolument redémarrer avec les mêmes états d'énergie, l'excès d'énergie pourra être dissipé sous forme de chaleur (auxiliaires, climatisation, ou décharge et récupération au garage), pour que le SSE revienne à l'état préférable. Les figures 3.4 présentées

montrent la solution de l'utilisation de la programmation dynamique avec un domaine de validité semi-ouvert à la fin de la mission.

Sur la figure 3.4(b), nous remarquons que la pile à combustible fournit de l'énergie malgré le fait que le profil a suffisamment d'énergie de freinage pour satisfaire tous les points d'accélération et cela se voit notamment sur la figure 3.4(d) où l'état de charge à l'instant final est supérieur à celui prévu. Cela s'explique par le fait que en utilisant la programmation dynamique, la contrainte de satisfaction de la puissance demandée $P_d = P_{SPAC} + P_{SSE}$ entraîne une intervention de deux sources d'énergies pour satisfaire la propulsion, vu que l'énergie SSE a été discrétisée d'un pas (1kW) non multiple exacte de la puissance demandée à l'instant 't'. Cela amène notamment pour les faibles demandes à un fonctionnement à bas rendement du SPAC, ce fonctionnement augmente donc la consommation globale. Dans ce cas cette approche oblige le SPAC à fonctionner sur des points de basse performance sur plusieurs instants de temps au lieu d'essayer de faire fonctionner le SPAC à haute performance. Laisser le reste de l'énergie être fourni par le SSE (car le SSE a un rendement très élevé par rapport au SPAC), voire utiliser le surplus du SPAC pour recharger le SSE (biberonnage) serait une meilleure solution. Dans cet exemple nous ne pouvons pas fixer l'état de charge final égal à celui de départ ce qui justifie d'autant plus l'utilisation d'un domaine de validité semi-ouvert (comme le montre la figure 3.4(c)).

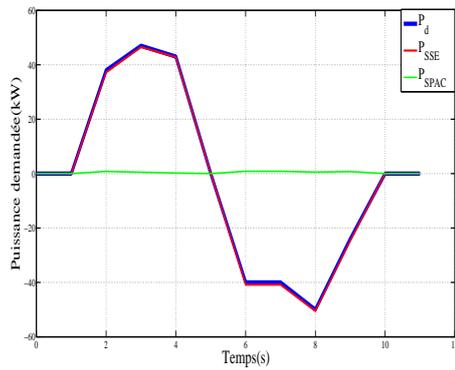
Pour résumer, l'utilisation de la programmation dynamique avec les contraintes standards oblige une égalité entre les puissances fournies par les éléments de propulsion d'un côté et la puissance demandée par le groupe motopropulseur ($P_d = P_{SPAC} + P_{SSE}$). Puisque la puissance négative (décélération) ne peut être satisfaite qu'à partir du SSE (puisque le SPAC est une source unidirectionnelle : ne peut que fournir l'énergie), en plus le SSE est condamné par la contrainte de discrétisation (entre deux instants le SSE ne peut fournir qu'une valeur multiple du pas de discrétisation), alors pendant les freinages l'algorithme oblige toujours à récupérer plus que la quantité donnée par le conducteur (3.1).

$$si \ P_d < 0 \ Alors \ P_{SSE} < P_d \ , \ P_{SPAC} > 0 \ et \ P_{SSE} + P_{SPAC} = P_d \quad (3.1)$$

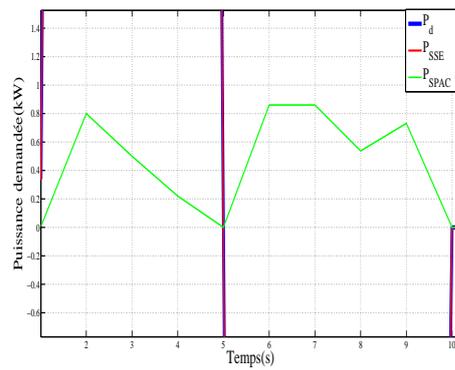
Pour éviter ce problème du fonctionnement du SPAC pendant le freinage à faible rendement, nous devons relaxer la contrainte d'égalité afin d'autoriser la récupération de moins d'énergie dans cette phase.

3.2.3 Points forts de l'approche corrigée

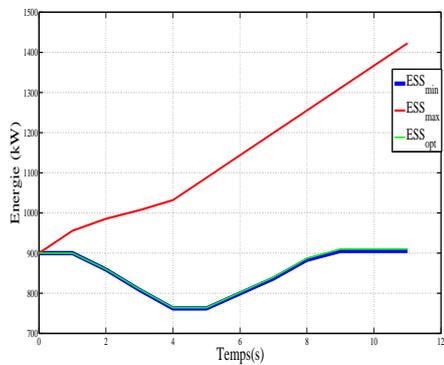
En regardant le tableau 3.1, l'efficacité de la programmation dynamique se voit notamment par le gain possible sur certains profils de mission, ce gain en consommation pouvant atteindre jusqu'à 36 % (le cas du profil INRETS) par rapport à la non utilisation d'un SSE (sans hybridation). Prenant l'exemple du profil INRETS, le domaine de vali-



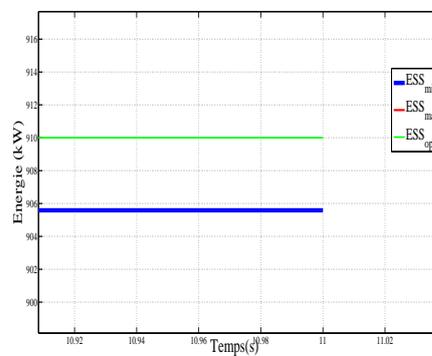
(a) La répartition des puissances entre les sources



(b) Zoom sur les parties où le SPAC intervient



(c) La variation de l'énergie dans le SSE



(d) Zoom sur l'état de charge final

FIGURE 3.4 – Problème de l'énergie finale égale à celle au départ

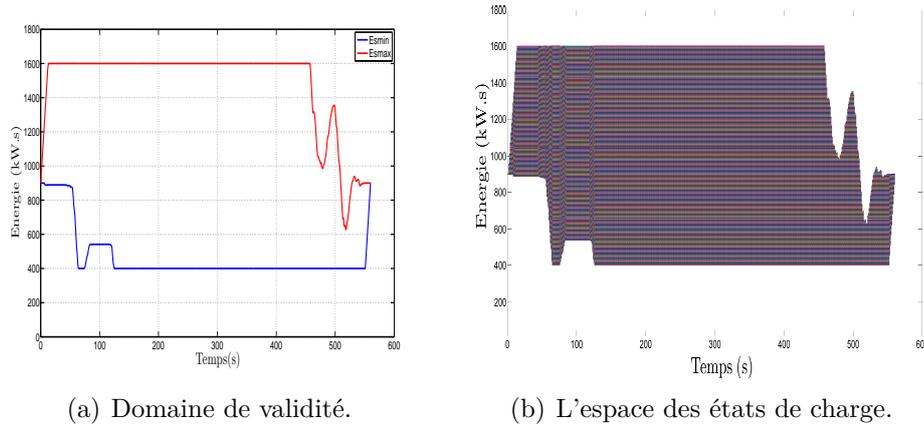
dité ainsi que l'espace des états de charge sont représentés par les figures 3.5(a) et 3.5(b).

Rappelons qu'avec la discrétisation sur les deux axes et les limites de variation de l'état de charge (SOC_{min} , SOC_{max}) pour générer le graphe ayant pour noeuds les couples possibles "état de charge, l'instant t", l'objectif est de calculer le plus court chemin (moindre coût) entre l'état de charge de départ et l'état de charge final. La courbe que nous cherchons relie les noeuds d'instant t consécutifs en temps croissant.

Au cours de ce calcul de nombreuses courbes intermédiaires auront été générées qui ont la propriété de relier optimalement les noeuds visités. Ces courbes pourront donc être stockées et utilisées en cas de variation du niveau d'énergie, sans avoir besoin de relancer les calculs, comme expliqué dans les sous-sections qui suivent.

3.2.3.1 Résolution : à partir de n'importe quel état de charge initial, le point d'état de charge final désiré peut être atteint

Le principe d'optimalité de Bellman montre que si la trajectoire ABC est optimale alors BC est optimal. Après la discrétisation de l'énergie contenue dans le SSE nous



(a) Domaine de validité.

(b) L'espace des états de charge.

FIGURE 3.5 – Domaine de validité et les états à parcourir pour trouver le plus court chemin (profil INRETS)

allons donc parcourir tous les points d'état de charge à rebours afin d'obtenir la matrice *go – to – cost* (appellation usuelle dans la littérature) qui nous donne une trajectoire optimale qui mène à l'état de charge final à partir de n'importe quel niveau de charge initial du SSE. C'est-à-dire : si la voiture s'arrête au milieu du chemin quelle qu'en soit la cause (soit pour recharger ou soit pour laisser la voiture en état de fonctionnement, bref si l'état de charge se trouve modifié à un instant donné), alors en lisant la matrice *go – to – cost* nous pouvons déterminer la trajectoire optimale qui repart de cet état de charge pour rejoindre optimalement l'état final désiré.

3.2.3.2 Solutions faisables et ligne optimale de la consommation

Dans la plupart des recherches pour la gestion d'énergie dans les véhicules hybrides, les chercheurs appliquent la programmation dynamique en discrétisant l'énergie contenue dans le SSE. Généralement cette approche est appliquée en précisant des états de charge avec un point de départ et un point d'arrivée, ce qui permet de calculer de manière unique le plus court chemin entre ces deux points. Il est possible d'appliquer la programmation dynamique à partir d'un point de départ fixé mais avec un point d'arrivée libre (laissant le choix sur toutes les possibilités pour le point d'arrivée). En utilisant cette procédure, nous obtenons toute une palette de points d'arrivée avec leurs coûts, et ainsi nous pouvons laisser le choix au conducteur d'y finir la mission avec un SSE plein et un coût élevé ou avec un SSE épuisé et un coût relativement faible en fin de parcours, ou mémoriser ces trajectoires pour une possible adaptation à des changements 'en ligne'. En effet, si avant la mission (ou pendant la mission temps réel) le SSE n'a pas le niveau de charge comme prévu à cause d'une chute de tension par exemple ou une utilisation excessive de l'énergie, alors avoir plusieurs points de départ potentiels permet d'avoir plusieurs alternatives viables.

Prenons l'exemple du profil INRETS, en appliquant cette procédure, le temps de calcul sera augmenté de quelques heures, car il n'y a plus de critère d'arrêt lié à l'atteinte

d'un point de départ particulier lors de l'exploration du graphe par la programmation dynamique. Dans ce cas, nous obtenons 1200 points de départ possibles (pour une discrétisation de 1 kW, figure 3.6).

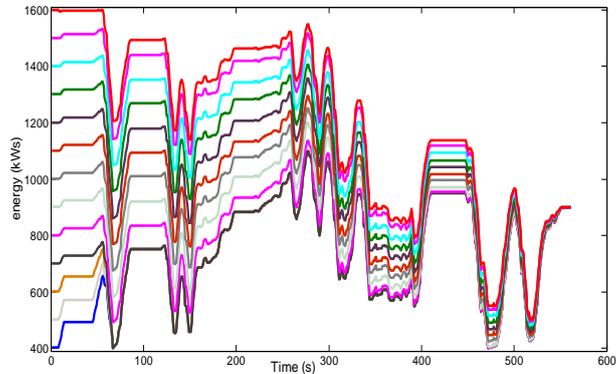


FIGURE 3.6 – La programmation dynamique avec multi-départ.

Sachant que chaque point de départ est lié à un coût de mission, alors nous obtenons un jeu de courbes sur lesquelles nous pouvons prendre deux décisions : la première sur le choix des points de départ et la seconde sur le coût de la mission en arrivant toujours à un état de charge final fixe égal ici à 900kWh .

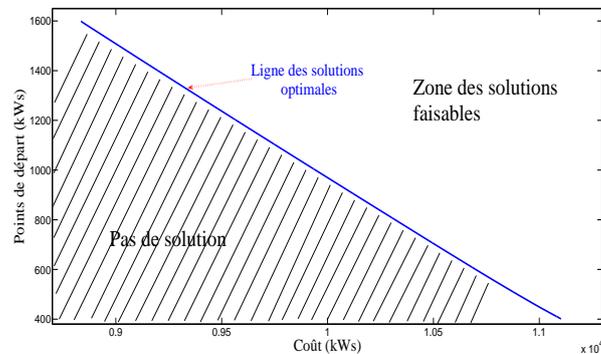


FIGURE 3.7 – la ligne des solutions et la relation entre les points de départ et le coût de la mission.

Chaque point de la courbe de la figure 3.7 représente un point de départ (état de charge) et le coût de la mission (le plus court chemin de ce point de départ vers le point final de 900kWh). Nous pouvons déduire ainsi l'évolution optimale de l'énergie du SSE et par la suite, la répartition des puissances entre les sources d'énergie et tout cela sans re-exécution de la programmation dynamique. En effet, la ligne représente aussi la limite entre la zone des solutions possibles et la zone où il n'y a pas de solutions réalisables. Rappelons que la ligne représentant les solutions optimales pour chaque point de départ est obtenue en lançant l'algorithme hors ligne une seule fois.

3.2.3.3 Intersection des chemins

Dans la section précédente, nous avons vu comment nous pouvons explorer l'ensemble des résultats de la programmation dynamique en la lançant une seule fois avec de multiples points de départ ou en ouvrant le domaine de validité (tous les états de charge finaux possibles) pour obtenir de multiples points d'arrivée. Dans cette section, nous allons faire tourner la programmation dynamique deux fois : (1) La première fois avec un point de départ de 900kWs pour calculer toutes les possibilités des points d'arrivée libres (2) Calculer pour plusieurs points de départ avec un point d'arrivée fixe de 900kWs et cela dans l'objectif d'avoir plus de choix entre le SOC initial et le point final d'état de charge. Le principe est : avant de commencer la mission, notre programme donne le choix au conducteur ou aux donneurs d'ordre, de faire le diagnostic sur l'état du SSE qui correspondra alors au point de départ et de choisir ce qui sera l'état de charge final (voir figure 3.8).

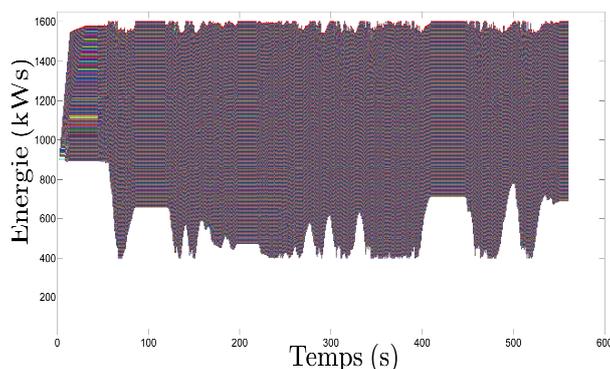


FIGURE 3.8 – La programmation dynamique appliquée avec plusieurs point d'état de charge final.

Chaque point de départ est lié avec l'état final de charge par une succession d'états de charge permettant d'optimiser la consommation du carburant. En sélectionnant les données des simulations présentées par les deux figures 3.6 et 3.8, nous pouvons chercher l'intersection des chemins quels qu'ils soient en avant de commencer la mission et même après le commencement, nous pouvons changer la décision et changer l'état de charge final du SSE si nécessaire. Comme le montre la figure 3.9 une solution alternative peut être générée à partir d'un niveau de SOC de l'élément de stockage et jusqu'à n'importe quel point d'état de charge avec la procédure suivante :

- Demander à l'utilisateur de donner un point de SOC de départ
- Extraire la meilleure solution qui commence à partir de cet état de charge (ex vers 900kWs) car cette information existe dans la matrice *go – to – cost* avec multi départs.
- Demander à l'utilisateur de donner un état de charge final
- Extraire la meilleure solution se terminant vers le point d'état de charge demandé par l'utilisateur (cette information existe dans la matrice *go – to – cost* avec multi-fin).

– Chercher l’intersection de ces deux chemins et générer ainsi une solution souhaitée.

En ayant pre-calculé et mis en mémoire hors ligne, tous ces chemins (temps de calcul d’environ une journée), si par exemple avant de redémarrer la voiture, l’état de charge du SSE égale $450kWs$ et que nous voulons terminer la mission à $700kWs$ (au lieu de classiquement commencer à $900kWs$ et terminer à cet état de charge), il suffit juste de générer un chemin alternatif tel que décrit plus haut, et cela se fait en moins d’une seconde. Notons que dans ce cas un coût de consommation égal à $11179kWs$ alors que la solution re-calculée serait égale à $10639kWs$ (Voir tableau 3.3). Il faut noter que pour la solution re-calculée avec le point de départ de $450kWs$ et le point d’arrivée $700kWs$ la programmation dynamique est incapable de trouver une solution si nous commençons le calcul à partir du point final et en appliquant le calcul récursive (à rebours), il n’est possible que dans le cas où le calcul commence à partir d’un ‘bon’ point de départ. Ce problème est dû à l’épuisement du SSE (butée vide) très vite en cherchant à minimiser la consommation.

TABLE 3.3 – Comparaison entre une solution alternative et une solution re-calculée

Profils	solution alternative	solution re-calculée
Consommation (kWs)	11179	10639
Temps de calcul (s)	<1	20×3600

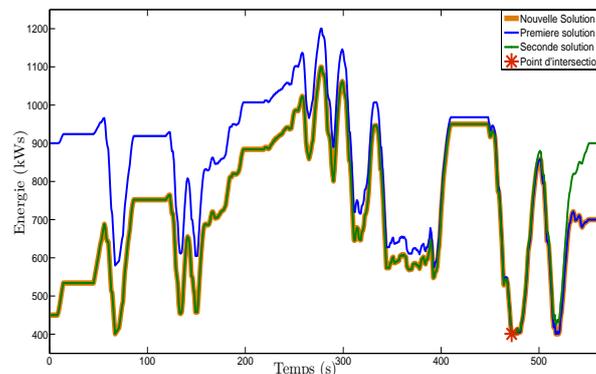


FIGURE 3.9 – La génération d’une solution alternative à partir de deux.

L’avantage de cette procédure est donc de trouver des chemins alternatifs sans refaire des calculs longs. La décision rapide de quelques secondes est donc possible en ligne mais nécessite des calculs longs hors ligne et une mémorisation importante de toutes les trajectoires. En plus de cet avantage, la possibilité est offerte de choisir entre plusieurs états de charge de départ et plusieurs états de charge finaux, et cela permet l’utilisation des résultats de la programmation dynamique avec une grande flexibilité et avec des coûts de consommation acceptables.

Par exemple, si la puissance demandée égale à $1kW$, nous avons plusieurs possibilités ou scénarios pour satisfaire la demande et tout cela en fonction des pas d'échantillonnage du SSE lors de l'application de l'algorithme de la programmation dynamique. Ceux-ci sont résumés dans le tableau 3.4). Pour un pas de $1kW$, P_s peut fournir $0,1, 2... kW$ ou même $-1, -2, -3, ... kW$ si le SSE reçoit de l'énergie. Connaissant P_{SSE} , on peut ensuite trouver la puissance du SPAC à partir du calcul $P_d - P_{SSE}$ et ainsi son coût. L'exemple suivant montre les possibilités de choix de répartition des puissances de chacune des deux sources pour satisfaire la demande de $1kW$:

TABLE 3.4 – Cas puissance légèrement positive

	SSE				SPAC				$P_{SPAC} + P_{SSE}$
scén	P_d	P_s	P_{SSE}	Rend	P_{SPAC}	Rend	Coût	ϵ	$P_{SPAC} + P_{SSE}$
1	1	2	1.8600	0.93	0	-	0	-0.8	1.8
2	1	1	0.9300	0.93	0.7	0.0903	7.7519	0	1
3	1	0	0	-	1	0.1213	8.2466	0	1
4	1	-1	-1.0753	0.93	2.0753	0.2065	10.0499	0	1
5	1	-2	-2.1505	0.93	3.1505	0.2653	11.8767	0	1
6	1	-3	-3.2258	0.93	4.2258	0.3079	13.7259	0	1
....	1	-10	-10.7527	0.93	11.7527	0.4342	27.0681	0	1
....	1	-20	-21.5054	0.93	22.5054	0.4666	48.2351	0	1
....	1	-30	-32.2581	0.93	33.2581	0.4557	72.9771	0	1

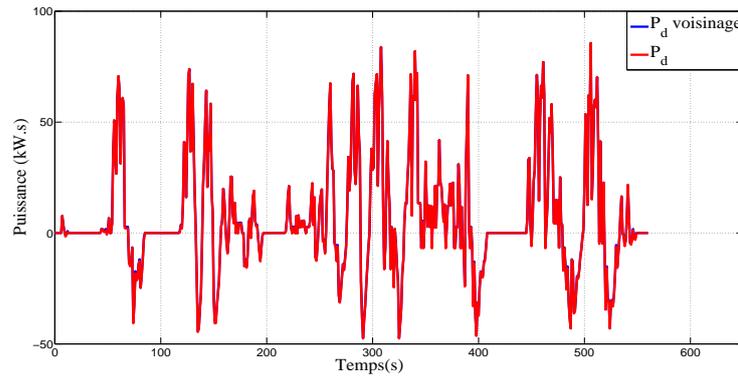
Nous remarquons dans les résultats du tableau 3.4, que seul le premier scénario permet un coût de consommation nul, en plus la demande a été satisfaite uniquement par l'intermédiaire du SSE sans l'intervention du SPAC. Autoriser la fourniture d'une quantité d'énergie supplémentaire de $0.8kW s$ par rapport à la demande a donc permis d'avoir un coût égal à zero avec un haut rendement du SSE.

Dans le cas du freinage, la puissance demandée est négative. Supposons que la puissance demandée est égale à $-1kW$, les scénarios de calcul du P_s puis P_{SSE} et enfin P_{SPAC} montrent bel et bien que si on ne récupère pas la quantité d'énergie de $-1kW s$ on aura un coût de consommation nul (scénario 1 de la première colonne du tableau 3.5).

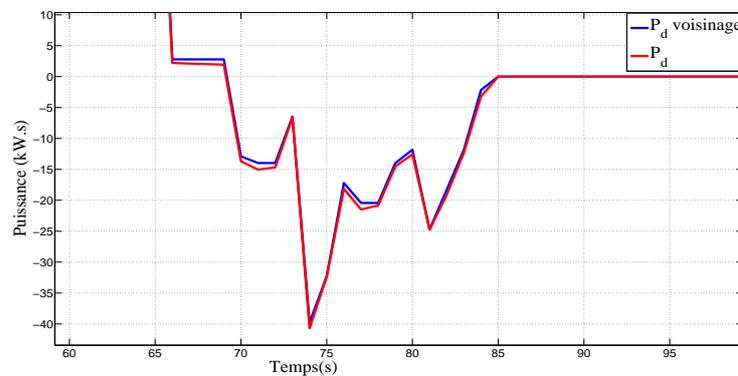
TABLE 3.5 – Cas puissance négative

	Traction	SSE			SPAC				$P_{SPAC} + P_{SSE}$
scén	P_d	P_s	P_{SSE}	Rend	P_{SPAC}	Rend	Coût	ϵ	$P_{SPAC} + P_{SSE}$
1	-1	0	0	-	0	-	0	-1	0
2	-1	-1	-1.0753	0.93	0.0753	0.0112	6.7487	0	-1
3	-1	-2	-2.1505	0.93	0.1505	0.0218	6.9041	0	-1

En d'autres termes, nous fournissons un peu plus et nous récupérons un peu moins que la demande cela signifie que nous satisfaisons un autre profil de demande, un profil 'au voisinage' égal à $P_d - \epsilon$. Alors pour tout instant donné nous cherchons une demande



(a) Le profil INRETS avec le profil voisinage.



(b) Zoom sur une fenêtre de temps.

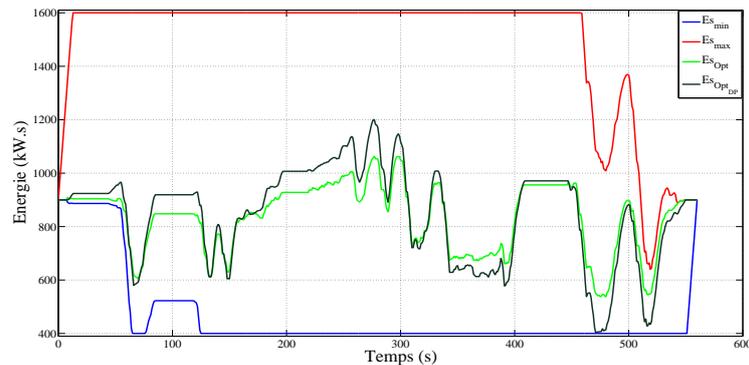
FIGURE 3.10 – Le profil INRETS avec son voisinage jusqu'à 5 kW.

au voisinage de telle sorte que la consommation globale soit plus faible pour le profil donné, mais la puissance fournie soit au moins aussi grande que la demande du profil.

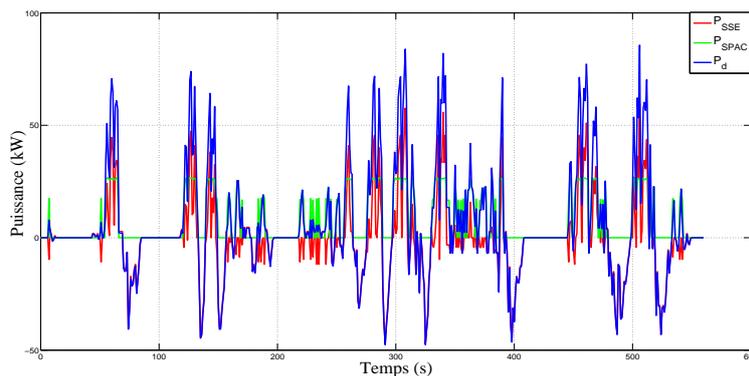
Le problème est de savoir jusqu'à quel écart de la puissance demandée nous pouvons aller pour fournir plus que la demande. Nous prenons l'exemple du profil INRETS, en appliquant la programmation dynamique avec la relaxation de la contrainte d'égalité et avec un surplus jusqu'à 5 kW, c'est-à-dire que nous fournissons plus que la demande tant que la puissance demandée est inférieure à 5 kW. Sur la figure 3.10, nous avons projeté le profil INRETS avec son profil au voisinage. Nous remarquons que ces deux profils sont très proches, la quantité d'énergie qui peut être dissipée (la totalité de surplus sur tout le profil) dans ce cas est égal à 113 kW.

La figure 3.11 présente la solution de la programmation dynamique avec relaxation de la contrainte d'égalité. La variation de l'énergie du SSE 3.11(a) tout au long du profil est comparée à celle de la solution générée par la programmation dynamique définie dans la littérature. Nous remarquons notamment que la variation de l'énergie est plus faible pour notre heuristique. La figure 3.11(b) affiche la distribution des puissances entre les sources d'énergie, dans cette heuristique, le système peut fonctionner soit en mode 100 % avec le SPAC ou 100 % avec le SSE soit en mode simultanée (hybride), pendant la récupération de l'énergie du freinage ; la pénalité due à la discrétisation a disparue avec cette heuristique et par la suite nous savons éviter de faire fonctionner le SPAC à faible

rendement. Si la consommation est plus faible nous constatons toutefois que les variations de la charge SSE (supercapacités) sont de faible dynamique, et que nous devons régulièrement 'utiliser/arrêter' le SPAC ce qui va à l'encontre de leur bonne utilisation en génie électrique (vieillesse prématuré, problèmes de refroidissement, de contrôle des courants/tensions etc). Nous proposons donc d'autres heuristiques dans ce qui suit.



(a) La variation d'énergie dans le SSE.



(b) La répartition des puissances.

FIGURE 3.11 – la solution de la programmation dynamique avec la relaxation de la contrainte.

En fait, récupérer moins et fournir un peu plus que la demande est une optimisation multi-objectif. Le premier objectif est de minimiser la consommation, le deuxième étant minimiser le surplus. Dans la solution affichée dans la figure 3.11 nous avons pris 5 kW comme une limite pour avoir une bonne solution. Mais nous avons effectué plusieurs essais/erreurs pour le profil INRETS afin de trouver cette consommation, à partir de plusieurs valeurs de surplus nous avons construit la figure 3.12 sur laquelle le point de sur-plus donne une bonne solution par rapport aux autres points. En général, le point de surplus entre 0 et 10 donne de bonnes solutions. NB : sachant que si le point de surplus est pris de façon à ce qu'il n'y ait pas de surplus, nous retrouvons le résultat de la consommation de la programmation dynamique telle qu'elle est appliquée dans la littérature.

Le tableau 3.6 récapitule les résultats de cette heuristique sur les 4 autres profils. Nous avons pu améliorer la consommation par rapport à la méthode classique jusqu'à

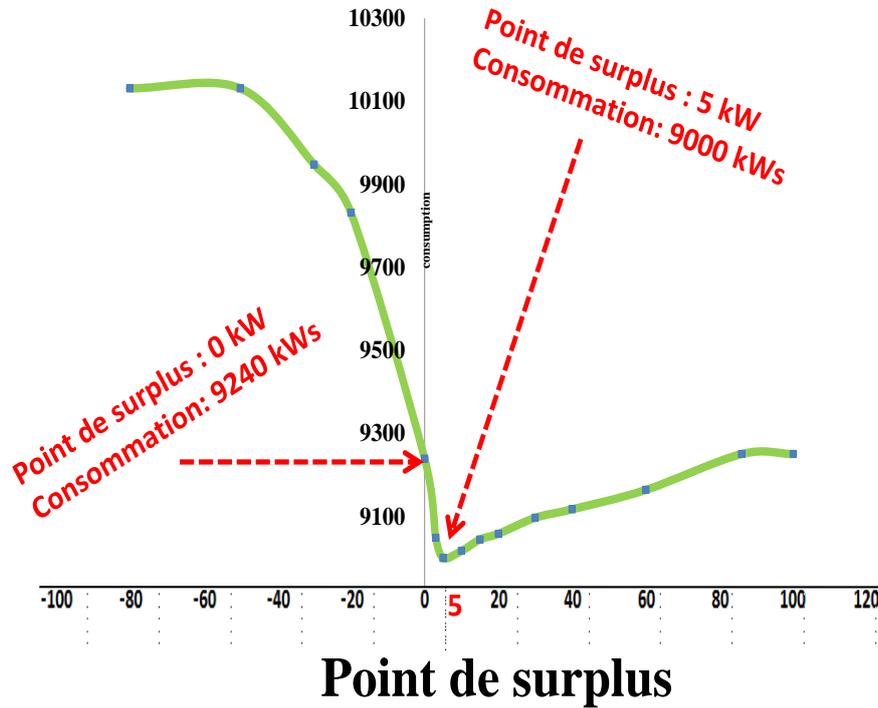


FIGURE 3.12 – Consommation en fonction du point de surplus pour le profil INRETS.

46.53 % et cela est très important car nous rappelons que pour le profil Urbain, la programmation dynamique à contraintes 'classiques' a donné une solution pire que l'utilisation du SPAC seul.

TABLE 3.6 – Résultats et comparaisons sur 5 profils

Profils	INRETS	ESKISEHIR	Urbain	autoroutier	routier
Longueur du profil (s)	560	1400	811	734	811
DP	10131	31826	5986	20099	12667
Temps de calcul (h)	22	52	44	48	44
Sans hybridation	1.5903	48043	5815	23084	15451
H1	9000	28640	3201	18907	10 304
Point de surplus	5	5	10	10	10
Gain DP vs Sans hyb	36,30 %	33,76 %	-2,94 %	12,93 %	18,02 %
Gain H1 vs Sans hyb	43.41 %	40.39%	44.95 %	18.09 %	33.31 %
Gain H1 vs DP	11.16%	10.01 %	46.53 %	5.93 %	18.65 %

La programmation dynamique est restée longtemps comme la méthode exacte qui donne la solution optimale dans ce genre de problème de gestion d'énergie. Nous avons pu dans cette méthode heuristique H1 modifier les contraintes classiques afin de réduire la consommation globale et par la suite réduire les émissions de gaz à effet de serre et augmenter l'autonomie du véhicule. La variété des profils que nous avons testés, a permis de montrer l'importance d'utiliser plusieurs profils pour montrer l'indépendance

de la méthode par rapport aux données du problème, car la programmation dynamique est dans la majorité des cas testée sur un ou deux profils pour lesquels elle donne de bons résultats alors que pour d'autres profils cette méthode peut donner des solutions catastrophiques.

3.3.2 Heuristique H2

Inspirée de la méthode 'Thermostat' et de l'approche implantée dans les voitures commercialisées telle que Toyota Prius ou Honda Insight (voir chapitre 2), nous pouvons établir une autre stratégie heuristique H2. En réalité la méthode Thermostat est basée sur des règles imposées sur le SSE (énergie stockée disponible) totalement en ligne et ne peut pas satisfaire la contrainte de l'énergie finale égale à l'état de charge initial (pas de gestion globale ou de prédiction). L'heuristique proposée ici peut se classer parmi les méthodes à base de règles. Elle est basée ici essentiellement sur le rendement du SPAC. Pour répartir les puissances demandées nous avons besoin de deux paramètres seuils, que dans notre heuristique nous appelons : seuil inférieur et seuil supérieur.

1. S_I : c'est le seuil inférieur et sa valeur est choisie entre 0 et P_{SPAC} .
2. S_S : c'est le seuil supérieur et sa valeur est choisie entre 0 et P_{SPAC} .

Dans cette méthode heuristique, il n'y aura pas de chargement du SSE à partir du SPAC (biberonnage) afin d'éviter les doubles pertes dues aux charge/décharge. Rappelons que dans le cas où le SPAC charge le SSE, le chemin du flot d'énergie donne une première perte au niveau de la pile (avec un rendement de moins de 50 %) puis une deuxième perte quand le SSE reçoit de l'énergie à stocker et enfin une troisième perte lorsque le SSE renvoie cette énergie pour une utilisation dans le groupe moto-propulseur.

Le principe de l'heuristique H2 est résumé dans l'algorithme 1 :

Algorithm 1 Pseudo-Code de l'heuristique

```

1: pour  $i$  allant de 1 à  $n$  faire
2:   si  $P_{d_i} \leq S_I$  alors
3:      $P_{SPAC_i} = 0$  et  $P_{SSE_i} = P_{d_i}$ 
4:   sinon
5:     si  $S_I \leq P_{d_i} \leq S_S$  alors
6:        $P_{SPAC_i} = P_{d_i}$  et  $P_{SSE_i} = 0$ 
7:     sinon
8:        $P_{SPAC_i} = S_S$  et  $P_{SSE_i} = P_{d_i} - S_S$ 
9:     fin si
10:  fin si
11: fin pour

```

Comme le montre la figure 3.13, le principe de cette méthode heuristique est parfaitement adapté à la technologie de l'hybridation (comme illustré dans la figure 2.1 du chapitre précédent), en effet le SSE est utilisé pour les modes transitoires et le SPAC

pour le mode permanent. Le SPAC fonctionne donc uniquement si la puissance demandée correspond à la haute performance de la pile à combustible.

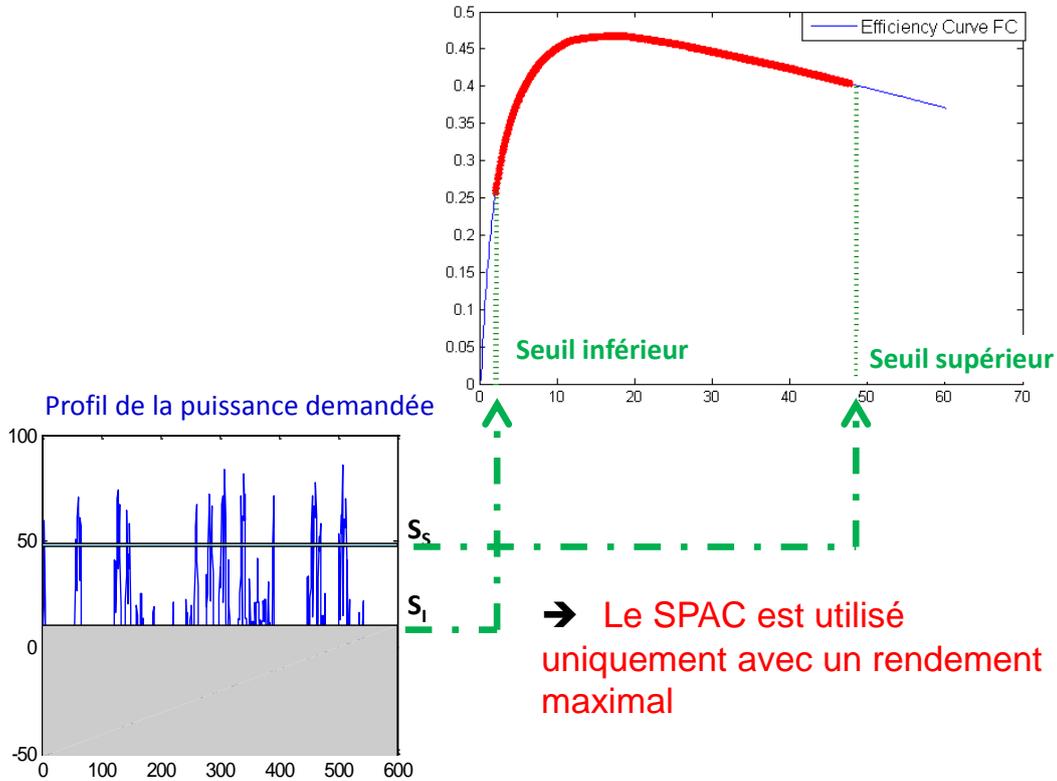


FIGURE 3.13 – Le choix des bornes inférieure et supérieure en relation avec le rendement du SPAC

La figure 3.14 affiche la variation de l'énergie dans le SSE, il est à noter qu'il est obligatoire de laisser le domaine de validité semi-ouvert afin de laisser une marge pour finir la mission avec un peu plus d'énergie comme le montre la figure 3.14(a). Nous remarquons que pendant le freinage il n'y a pas de pénalité de consommation due à la discrétisation contrairement au cas de la programmation dynamique.

Le tableau ci-dessous 3.7 résume la consommation de carburant pour chaque profil et montre que de très bonnes solutions ont été obtenues. Pour le profil Autoroutier, cette heuristique a pu améliorer la consommation de près de 18 % malgré la quantité d'énergie de freinage très faible. Nous remarquons que l'amélioration a atteint 54 % pour le profil Urbain. Autrement dit, avec la même quantité de carburant consommée, l'heuristique H2 permettrait de faire deux fois la distance de la programmation dynamique pour un véhicule suivant le profil Urbain (aller-retour avec la même quantité). Cela montre bel et bien l'efficacité de cette heuristique

En plus, le temps de calcul est très faible, peu importe le profil, (temps inférieur à 1000s) dans le cas où les bornes sont calculées/identifiées automatiquement. Mais dans

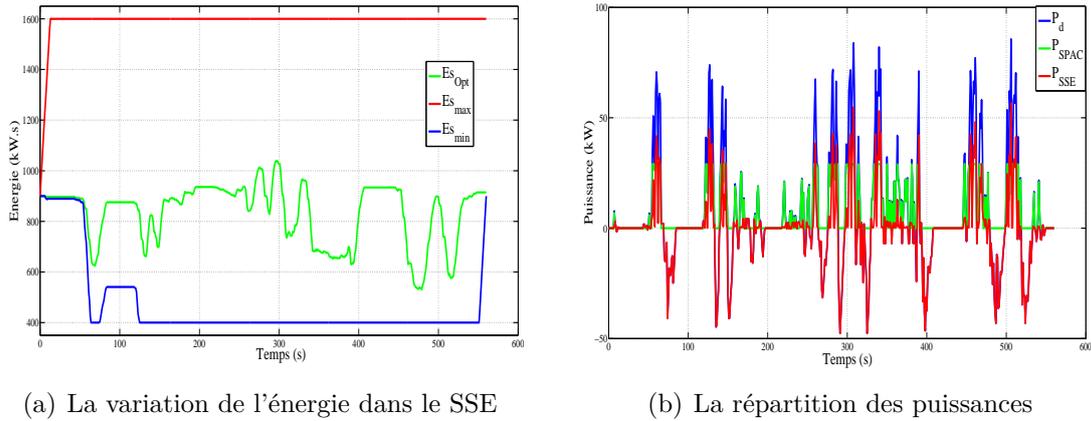


FIGURE 3.14 – Résultat de l'heuristique H2 appliquée sur le profil INRETS

TABLE 3.7 – Résultats de l'heuristique H2 et comparaisons sur 5 profils

Profils	INRETS	Eskisehir	Urbain	Autoroutier	Routier
Cons. H2 (kW.s)	8869	28365	2680	18773	9739
Temps de calcul (s)	149	956	80	677	550
Gain H2 vs Sans hyb	44.23 %	40.96 %	53.91 %	18.68 %	36.97 %
Gain H2 vs DP	12.46 %	10.87%	55.23 %	6.60 %	23.12 %

le cas où les bornes sont données manuellement à travers l'expertise humaine, le temps de calcul est inférieur à 10s et cela nous permet de faire plusieurs essais dans un temps de simulation négligeable par rapport à une seule simulation faite par la programmation dynamique. Dans l'objectif d'avoir plusieurs méthodes heuristiques qui répondent à notre problématique même si on modifie/ajoute/supprime des contraintes nous avons développé les heuristiques H3 et H4. Cela dans le but aussi de laisser le choix aux décideurs de sélectionner la meilleure solution adaptée aux problèmes spécifiques à leur système.

3.3.3 Heuristique H3

Au lieu d'utiliser la programmation dynamique avec une discrétisation de l'énergie contenue dans le SSE, la programmation dynamique peut être appliquée sur une discrétisation de la puissance fournie par le SPAC à chaque instant.

La première étape dans l'application de cette heuristique est de discrétiser la puissance instantanée qui peut être fournie par le SPAC (entre 0 et 70 kW). La discrétisation en temps reste de 1 s. Pour illustrer la pertinence de cette heuristique par rapport à la programmation dynamique classique, nous appliquerons le même pas de discrétisation au SPAC (noté ici δP_{SPAC}) que celui du pas de discrétisation du SSE de la programmation dynamique classique, c'est à dire 1 kW. Le réseau "puissance-instant" illustrant la puissance délivrée par le SPAC à chaque instant (figure 3.15) est plus petit que le

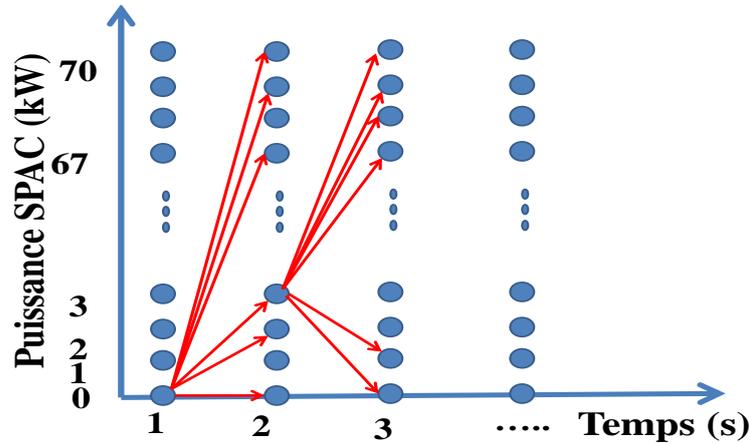


FIGURE 3.15 – Le graphe "puissance-instant"

réseau des états de charge construit lors de la discrétisation de l'énergie contenue dans le SSE. Par exemple pour une discrétisation de l'énergie du SSE (dans le cas de la programmation dynamique classique) égale à la discrétisation de la puissance du SPAC : $\delta E = \delta P_{SPAC} = 1s$ nous obtiendrons un nombre des noeuds égal à 1200×560 dans le cas de la programmation dynamique classique et dans le cas de l'heuristique H1, mais dans cette heuristique (H3) nous obtiendrons un réseau de 70×560 noeuds. Ce nombre faible des noeuds a un effet direct sur le temps de calcul qui ne dépasse pas les 10 minutes pour le cas du profil Eskisehir comme le montre le tableau récapitulatif 3.8. La variation de l'énergie dans l'élément du stockage ainsi que la répartition des puissances entre les deux sources sont affichées dans la figure 3.16 pour l'instance INRETS.

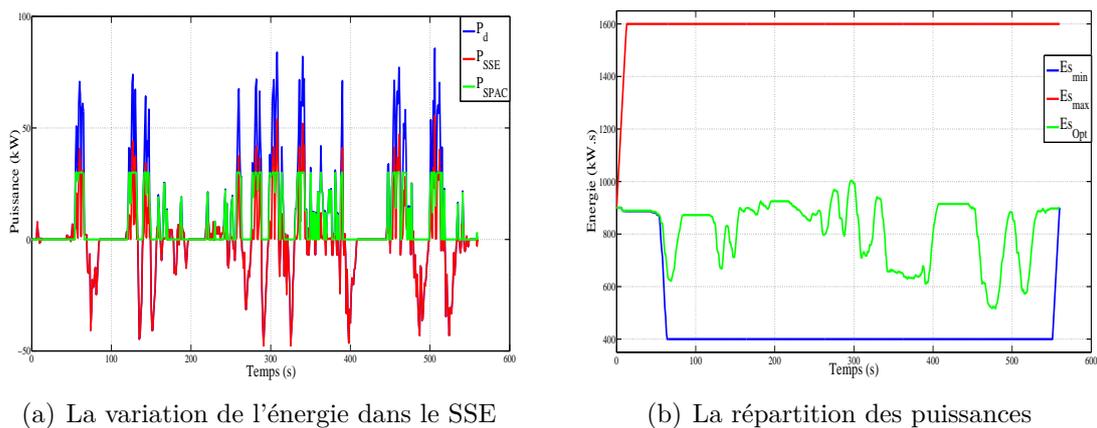


FIGURE 3.16 – Résultat de l'heuristique H3 appliqué sur le profil INRETS

Le tableau 3.8 montre l'efficacité de l'heuristique H3 capable de résoudre le problème de gestion d'énergie en quelques minutes. En appliquant cette heuristique sur les cinq profils de missions, nous améliorons la consommation par rapport à l'utilisation du SPAC seul ou par rapport à l'utilisation de la programmation dynamique classique.

TABLE 3.8 – Résultats de l’heuristique H3 et comparaisons sur 5 profils

Profils	INRETS	Eskisehir	Urbain	Autoroutier	Routier
Cons. H3 (kWs)	9138	30700	3874	19189	11 081
Temps de calcul (min)	5	10	5	7	7
Gain H3 vs Sans hyb	42.54 %	36.10 %	33.38 %	16.87 %	28.28 %
Gain H3 vs DP	9.80 %	3.54 %	35.28 %	4.53 %	12.52 %

L’heuristique H3 a été appliquée dans l’espoir d’éviter les pénalités due à la discrétisation de l’énergie du SSE. Le surplus montré dans les faiblesses de la programmation dynamique 3.2.2.1 a été gommé par cette heuristique. De plus, le temps de calcul est très faible en le comparant avec le temps de calcul pour trouver une solution dans la programmation dynamique classique. Les pics de la puissance demandée sont plutôt sur SSE (ayant une bonne dynamique pour cela).

3.3.4 Heuristique H4

3.3.4.1 Modèle et résolution par Quasi-Newton

Le problème de gestion d’énergie est déjà formulé avec trois types de formulation dans le chapitre précédent. Les méthodes de recherche locale sont très efficaces pour trouver des solutions réalisables pour les problèmes non-linéaires. Leur faiblesse est que si le problème est non-convexe l’optimalité de la solution n’est pas garantie et sa qualité est fortement dépendante du point de départ.

La formulation générale du problème non linéaire est sous la forme :

$$\min_x f(x) \tag{3.3}$$

$$\text{avec les contraintes } H_i(x) = 0 \quad i = 1..j, \tag{3.4}$$

$$H_i(x) \leq 0 \quad i = j + 1..n, \tag{3.5}$$

où x est le vecteur de décision de taille m et $f(x)$ est la fonction objectif qui retourne une valeur et $H(x)$ est un vecteur de n valeurs représentant les valeurs des contraintes d’égalités et les contraintes d’inégalités évaluées en x . Généralement la résolution des problèmes non-linéaires nécessite une procédure itérative afin de déterminer la direction de recherche de la solution (calcul à chaque itération du gradient afin d’identifier la direction où la fonction sera minimisée).

Dans un problème d’optimisation avec contraintes, l’objectif de l’approche Lagrangienne est de transformer le problème en un sous-problème plus facile à résoudre en quelques itérations. Cette heuristique H4 consiste à transformer le problème avec contraintes en un problème sans contrainte où il y a affectation de pénalités sur les contraintes dans la fonction objectif. Son application est basée sur la fonction *fmincon* de Matlab où la

résolution est basée sur les équations de Karush-Kuhn-Tucker (KKT).

$$\nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i \nabla H_i(x^*) = 0 \quad (3.6)$$

$$\lambda_i \nabla H_i(x^*) = 0, \quad i = 1 \dots j \quad (3.7)$$

$$\lambda_i \geq 0, \quad i = j \dots m \quad (3.8)$$

Le gradient entre la fonction objectif et la contrainte active doit être nul comme le montre la première équation. Cet algorithme calcule directement les multiplicateurs de Lagrange λ . Ensuite, la méthode du quasi-Newton est appliquée pour garantir la convergence vers l'optimum local (pour plus d'informations se référer à [Ven 09] et [Col 99]).

La méthode de résolution choisie peut donc être considérée comme une recherche locale à partir de points de départ prédéfinis [Gue 12a]. Les sections suivantes se focalisent sur les différentes stratégies de choix de points de départ que nous avons proposées.

3.3.4.2 Points de départ aléatoires (*multi – start points*)

Un 'point' de départ est un vecteur de N points représentant les valeurs de la puissance du SPAC à chaque instant de temps. Dans cette partie nous avons commencé par balayer plusieurs points de départ afin de parcourir la majorité de l'espace des solutions possibles. Nous lançons 200 points de départ pris aléatoirement. Sur la figure 3.17 nous avons projeté les résultats de simulation des 200 points, nous remarquons que sur la figure 3.17(b) la majorité des points ont convergés vers un minimum local proche d'une consommation de $9600 \text{ kW} \pm 50 \text{ kW}$, la figure 3.17(b) montre clairement qu'il y avait plusieurs minimums locaux variant entre un peu plus de 8000 kW à un peu moins de 11000 kW . La meilleure solution obtenue à travers la stratégie *multi – départ* est égale à 8800 kW .

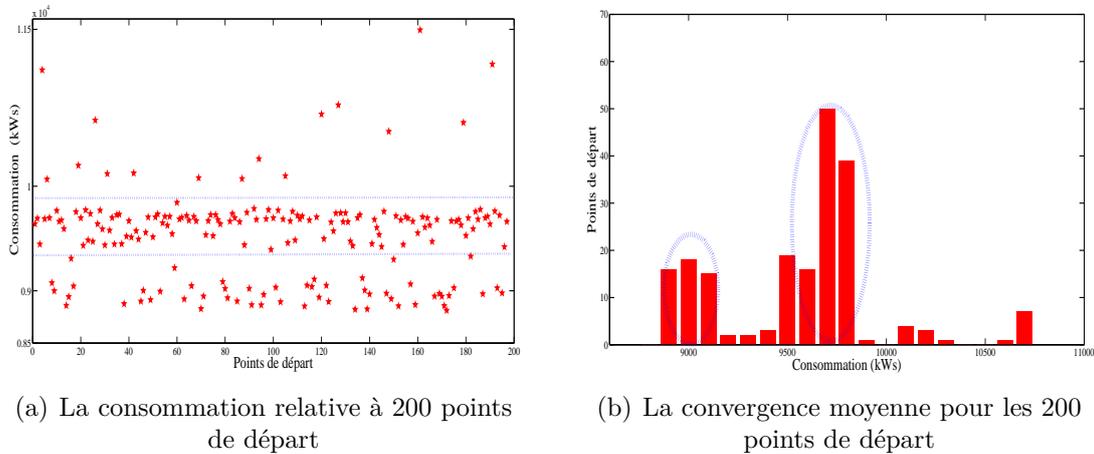


FIGURE 3.17 – Résultats des points de départ pris aléatoirement

La technique de multi-départ est très intéressante pour trouver une solution sur un problème non linéaire avec plusieurs minimum locaux. Toutefois, la probabilité que la solution trouvée soit un optimum global est très faible. En plus, le temps de simulation est très élevé (pour 200 points de départ il faut $200 * 30minutes = 100heures$). Par rapport au résultat de la programmation dynamique toutefois, cette heuristique reste efficace et donne de bonnes solutions. La question qui se pose est : comment trouver un bon point de départ qui converge vers la solution de l'optimum global ou vers une solution proche de l'optimum (*near - optimal*).

TABLE 3.9 – Résultats du scénario *multi - départ*

Résultats	meilleure solution	la moyenne	pire solution
Consommation (kWs)	8800	9600	11500
Gain vs Sans hyb	44.66 %	39.63 %	27.69 %
Gain vs DP	13.14 %	5.24 %	-13.51 %

Comme le montre le tableau 3.9, dans tous les cas et quelque soit le vecteur des points pris au départ, nous avons eu une amélioration par rapport à la consommation du SPAC seul (gain vs sans hybridation). Pour la meilleure solution, le gain atteint jusqu'à 44.66 %. Parmi les 200 points de départ nous avons 10 points qui convergent vers une solution pire que la programmation dynamique ; 5 % parmi les points de départ donnent des solutions pire que la programmation dynamique et 95 % sont meilleurs. Pour mieux gérer les points de départ, nous allons les paramétrer comme suit :

- Lancer 100 points de départ pris aléatoirement entre $P_{SPAC_{min}}$ et $P_{SPAC_{max}}$
- Pour chaque point de départ (Vecteur de points) nous allons annuler quelques valeurs du vecteur représentant le point de départ.
 - Nous tirons une valeur aléatoire V
 - Si la puissance demandée à l'instant i est inférieure à la valeur V alors $x_0(i) = 0$

Cette procédure nous a donné les solutions affichées sur la figure 3.18. Nous remarquons une nette amélioration par rapport à l'ancienne stratégie et notamment si tous les points du vecteur où la puissance demandée est inférieure à 10kW sont annulés ($V = 10kW$). Nous allons aborder d'autres scénarios concernant le choix des points de départ afin de trouver des solutions meilleures plus rapidement.

3.3.4.3 Points de départ spécifiques("smart start point")

Sachant que le problème de gestion d'énergie pour les véhicules hybrides est non convexe et non linéaire, alors pour chaque point de départ, la méthode converge vers l'optimum local le plus proche. Dans cette section, au lieu de générer des points de départ aléatoirement, nous avons abordé la stratégie des points de départ spécifiques. Cette stratégie est très répandue dans la littérature afin de trouver des solutions de très bonne qualité et est basée essentiellement sur l'expertise humaine et la connaissance détaillée du problème. Nous avons choisi la puissance demandée (qu'il faut satisfaire) comme point de départ dans un premier temps, puis dans un second temps, la solution

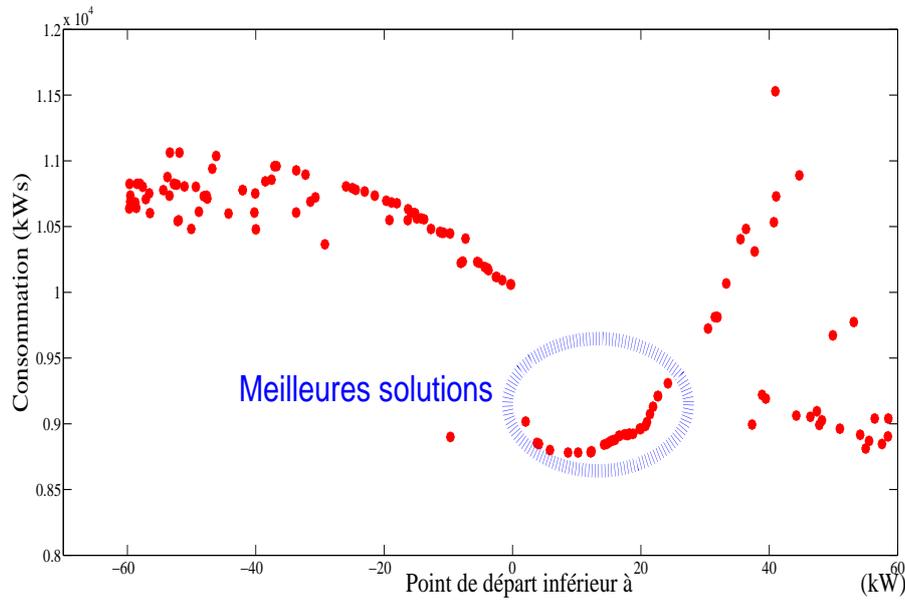


FIGURE 3.18 – Résultat de la stratégie avec annulation de quelques valeurs du vecteur de départ

obtenue par l’heuristique H2, vu son efficacité et son temps de calcul très court.

3.3.4.3.1 La puissance demandée comme point de départ Le choix de la puissance demandée comme point de départ se base sur l’idée de satisfaire la traction uniquement par le SPAC et par conséquent le SSE reste inchangé durant la mission dans la première itération de calcul. Itération après itération, le SSE intervient aux instants adéquats afin de minimiser la consommation globale. Dans notre heuristique le point de départ peut être infaisable, mais dans ce cas dès la première itération une solution faisable est trouvée et devient la solution courante. Les résultats de cette stratégie sont illustrés dans le tableau 3.10. Pour tous les profils nous avons amélioré la consommation et nous arrivons à économiser jusqu’à 45 % pour le profil INRETS.

TABLE 3.10 – Résultats de l’heuristique H4 avec P_d comme point de départ pour les 5 profils

Profils	INRETS	Eskisehir	Urbain	Autoroutier	Routier
Cons. $H4_{P_d}$ (kWs)	8750	27601	2954	19016	10467
Temps de calcul (min)	23	600	78	84	80
Gain $H4_{P_d}$ vs Sans hyb	44.98 %	42.55 %	49.20 %	17.62 %	32.26 %
Gain $H4_{P_d}$ vs DP	13.63 %	13.28 %	50.65 %	5.39 %	17.37 %

Nous nous focalisons sur le profil INRETS pour afficher et analyser les résultats des simulations. La figure 3.19(a) affiche la variation de l’énergie dans le SSE, nous remarquons que l’amplitude de la variation au cours du temps est moins importante que dans le cas de la programmation dynamique. Cela justifie bien les pertes moindres dans le

SSE puisque il y a moins d'échanges d'énergie, alors moins de consommation d'énergie au niveau du SSE. La figure 3.19(b) montre la répartition des puissances entre les deux sources, nous remarquons que lors du freinage il n'y a pas de surcoût ou de pénalité de consommation comme dans le cas de la programmation dynamique, ainsi le SPAC fonctionne la majorité du temps à haut rendement (puissance 28 kW avec un rendement de 46 %).

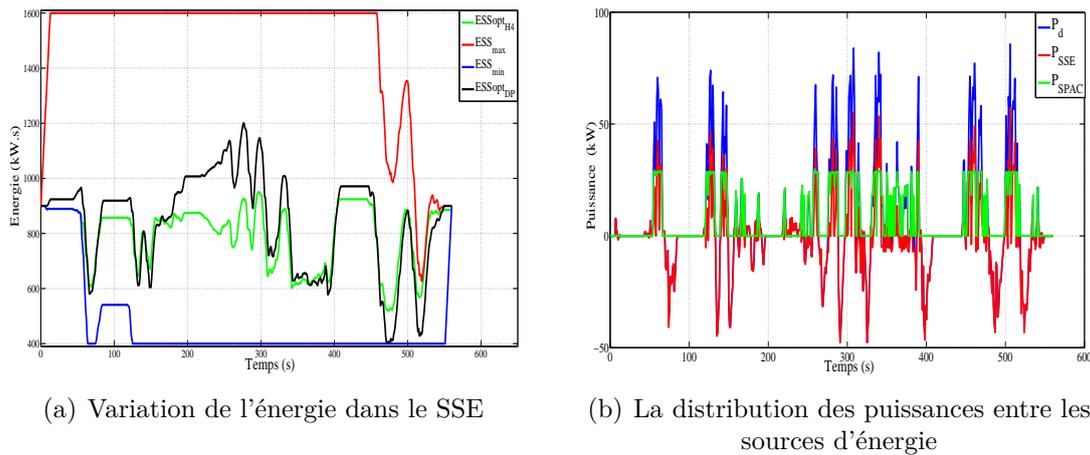
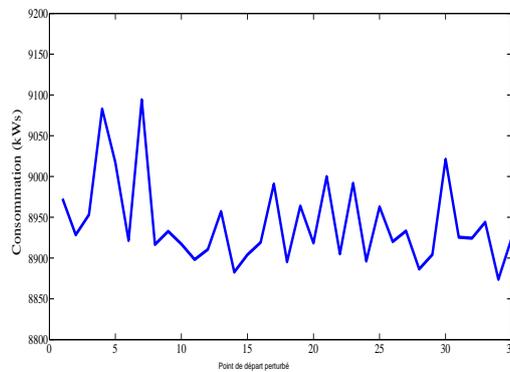
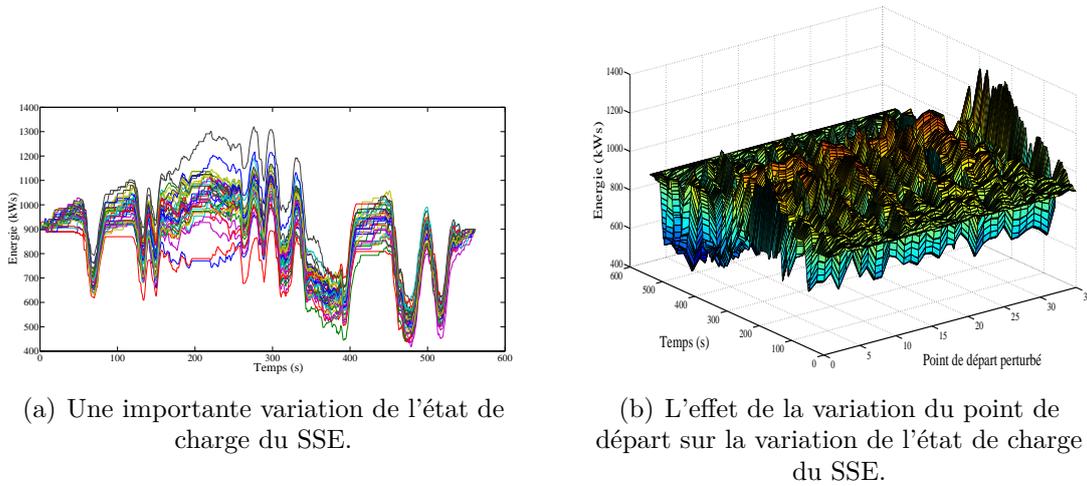


FIGURE 3.19 – Résultats du point de départ spécifique P_d

Après avoir trouvé une très bonne solution en utilisant la puissance demandée comme point de départ, nous allons maintenant faire varier ce point en espérant trouver un autre minimum local plus intéressant. La figure 3.20 montre une série de 35 variations de point de départ (une petite variation par rapport à la puissance demandée c'est-à-dire, un point de départ égal à $P_d \pm \epsilon$). Nous remarquons qu'une petite variation du point de départ a un impact important sur la variation de l'état de charge (en hauteur) et cela se voit sur la surface de la variation de l'état de charge pour chaque perturbation sur la figure 3.20(b). Enfin, la figure 3.20(c) montre l'impact négatif d'une petite variation du point de départ et cela illustre bel et bien la non convexité de notre problème.

3.3.4.3.2 La solution de l'heuristique H2 comme point de départ L'idée de commencer avec un point de départ issu d'une solution d'une autre méthode a été mise en oeuvre essentiellement pour deux raisons : faire converger l'algorithme plus vite et obtenir une solution meilleure plus rapidement.

Le temps d'exécution a été significativement réduit comparativement à la version précédente de l'algorithme et cela permet la convergence rapide du code vers un optimum local. Pour les 5 profils étudiés, l'algorithme converge en 2 à 5 itérations au maximum. bien sûr, pour une comparaison juste, les temps de calcul nécessaires à l'obtention de la solution H2 sont à inclure.



(c) La variation de la consommation avec une petite variation du point de départ.

FIGURE 3.20 – Exemple de variation de point de départ.

3.4 Bornes de consommation

En Recherche Opérationnelle lorsque la solution optimale d'un problème de minimisation n'est pas évidente à trouver, il faut évaluer la qualité des solutions connues par rapport à une borne inférieure, idéalement égale à la valeur de l'optimum. Cette borne inférieure peut être calculée en résolvant une relaxation du problème [Gue 12b].

Pour le problème de gestion d'énergie étudié dans cette thèse, la borne inférieure est calculée de la façon suivante : nous supposons que le SPAC fonctionne avec un rendement fixe égal à son maximum, autrement dit, le SPAC fonctionne pour tout instant à son point de rendement idéal/maximum.

Or si $\rho_{SPAC}(P_{SPAC}(i)) = \max_{P_{SPAC}(i)} \rho_{SPAC}(P_{SPAC}(i)) = \alpha(\text{constant})$, alors le rendement du SPAC n'est plus une courbe avec différentes valeurs mais une constante et égale, pour notre véhicule, à la valeur de 46.68 % comme le montre la figure 3.21

Ainsi la fonction objectif est réduite à $\min \sum_{i=0}^N \frac{P_{SPAC}(i)}{\alpha}$ et la fonction objectif est devenue linéaire. Enfin la formulation du problème de gestion des puissances montrée

TABLE 3.11 – Résultats de l’heuristique H4 avec la solution de H2 comme point de départ pour les 5 profils

Profils	INRETS	Eskisehir	Urbain	Autoroutier	Routier
Cons. $H4_{H2}$ (kWs)	8776	28151	2679	18670	9731
Temps de calcul (min)	4	62	16	15	11
Gain $H4_{H2}$ vs Sans hyb	44.82 %	41.40 %	53.93 %	19.12 %	37.02 %
Gain $H4_{H2}$ vs DP	13.37 %	11.55 %	55.25 %	7.11 %	23.18 %

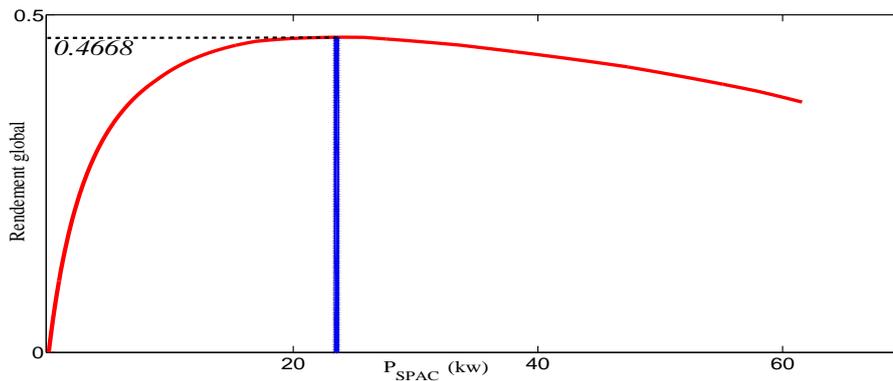


FIGURE 3.21 – Le rendement du SPAC devenu fixe

dans le chapitre précédent est devenue :

$$\left\{ \begin{array}{l}
 \text{Objectif} \quad \min C_{H_2} = \min \sum_{i=0}^N \frac{P_{SPAC}(i)}{\alpha} \\
 \text{Contraintes :} \\
 P_{SPAC}^{min} \leq P_{SPAC}(t) \leq P_{SPAC}^{max} \\
 \sum_{i=0}^N (P_d(i) - P_{SPAC}(i) + Perte(P_d(i) - P_{SPAC}(i))) = 0 \\
 E_{SSE}^{min} \leq E_{SSE}(t_0) - \sum_{i=0}^k (P_d(i) - P_{SPAC}(i) + Perte(P_d(i) - P_{SPAC}(i))) \\
 E_{SSE}(t_0) - \sum_{i=0}^k (P_d(i) - P_{SPAC}(i) + Perte(P_d(i) - P_{SPAC}(i))) \leq E_{SSE}^{max} \\
 k \in [0..N]
 \end{array} \right. \quad (3.9)$$

Le problème résultant étant convexe, alors à partir de n’importe quel point de départ le Quasi-Newton convergera vers la solution optimale. En utilisant la méthode heuristique H4 à base du gradient descendant. L’heuristique va converger directement vers l’optimum global.

Le problème étant devenu linéaire, alors nous pourrions aussi utiliser la programmation linéaire pour trouver la solution globale. Nous avons utilisé la méthode Simplexe implantée dans Matlab sous la fonction *linprog*.

$$\left\{ \begin{array}{l}
\text{Objectif} \quad \min \quad C_{H_2} = \min \sum_{i=0}^N \left(\frac{P_{SPAC}(i)}{\alpha} + Perte(i) \right) \\
\text{Contraintes :} \\
\quad P_{SPAC}(i) + P_{SSE}(i) = P_d(i) \quad \text{pour tous } i \in [0..N] \\
\quad P_{SPAC}^{min} \leq P_{SPAC}(t) \leq P_{SPAC}^{max} \\
\quad Perte(t) = \max(\alpha_j \times P_{SSE}(t) + \beta_j) \\
\quad \sum_{i=0}^N (P_{SSE}(i) + Perte(i)) = 0 \\
\quad E_{SSE}^{min} \leq E_{SSE}(t_0) - \sum_{i=0}^k (P_{SSE}(i) + Perte(i)) \leq E_{SSE}^{max} \\
\quad k \in [0..N]
\end{array} \right. \quad (3.10)$$

Enfin, ci-dessous, le tableau 3.12 montre tous les résultats de simulation avec une comparaison entre les différentes heuristiques avec l'écart à la borne inférieure. Toutes nos heuristiques ont produit des résultats meilleurs que la solution donnée par programmation dynamique avec les contraintes classiques vues dans de nombreux travaux de recherche (notée DP dans le tableau).

TABLE 3.12 – $H4_{H_2}$: Résultats de l'heuristique H4 avec la solution de H2 comme point de départ pour les 5 profils

Profils	INRETS	Eskisehir	Urbain	Autoroutier	Routier
borne inférieure (kWs)	8647	26863	2544	18395	9637
Temps de calcul (min)	3	15	10	10	10
écart DP vs borne inf	14.65 %	15.59 %	57.50 %	8.48 %	23.92 %
écart H1 vs borne inf	3.92 %	6.20 %	20.52 %	2.71 %	6.47 %
écart H2 vs borne inf	2.50 %	5.30 %	5.07 %	2,01 %	1,05 %
écart H3 vs borne inf	5,37 %	12,50 %	34,33 %	4,14 %	13,03 %
écart $H4_{P_d}$ vs borne inf	1,18 %	2,67 %	13,88 %	3,27 %	7,93 %
écart $H4_{H_2}$ vs borne inf	1,47 %	4,58 %	5,04 %	1,47 %	0,97 %

Le tableau 3.13 ci-après, présente les résultats de la borne inférieure du modèle linéaire en utilisant la méthode simplexe. Alors nous sommes sûr que cette solution est une solution globale du problème relaxé, c'est pourquoi la même consommation est obtenue en utilisant les deux méthodes différentes. Nous remarquons que le temps de calcul a énormément baissé par rapport aux méthodes de recherche locale et c'est bien là l'efficacité des méthodes de programmation linéaire.

TABLE 3.13 – Les bornes inférieures de chaque consommation

Profils	INRETS	Eskisehir	Urbain	Autoroutier	Routier
borne inférieure	8647	26863	2544	18395	9637
Temps de calcul (s)	44	1183	134	166	170

Nous pouvons dire que l'heuristique $H4_{H_2}$ (H4 avec comme point de départ la solution de l'heuristique 2), donne les meilleurs résultats. Par exemple pour le profil Routier,

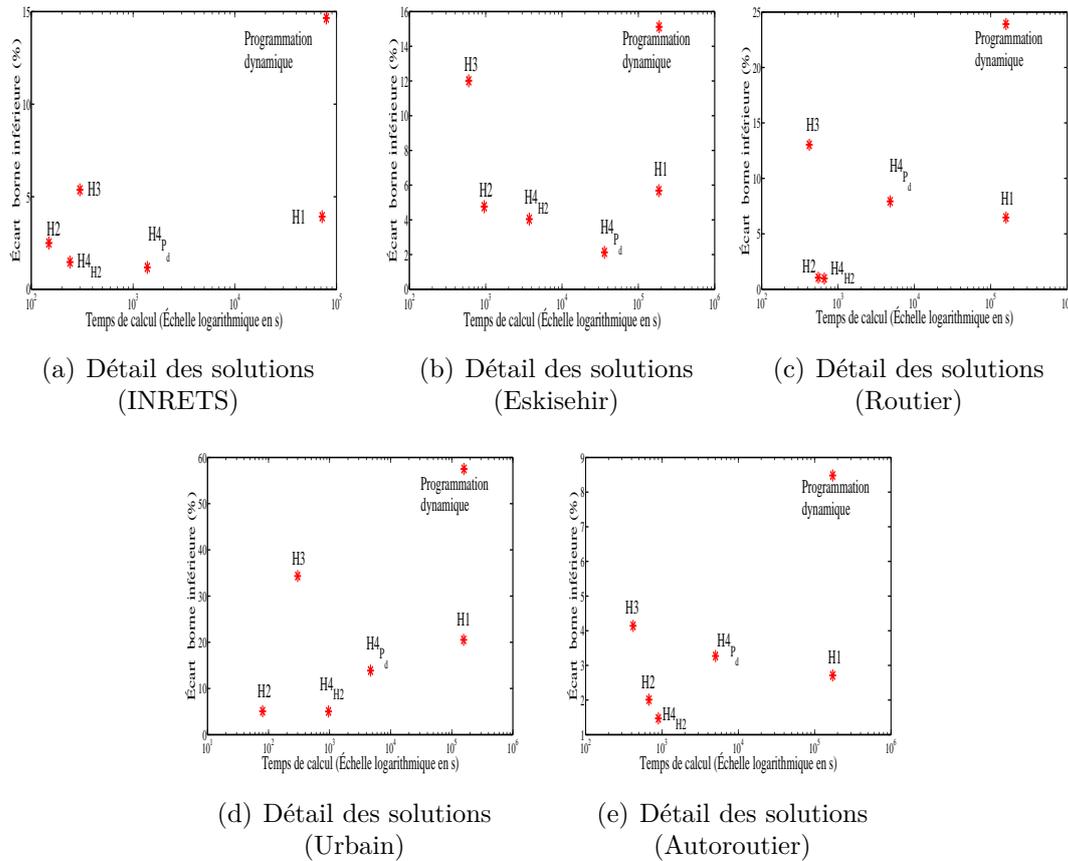


FIGURE 3.22 – Détail des solutions générées par toutes les heuristiques pour les 5 profils de mission

grâce à la borne inférieure, nous avons la certitude que la solution qu'a donnée cette heuristique est à moins de 1% de la solution optimale, si elle n'est pas déjà optimale. La figure 3.22 illustre toutes les solutions données par nos heuristiques en les comparant par rapport à la programmation dynamique classique sur une échelle logarithmique de temps d'exécution des algorithmes ainsi que la consommation d'hydrogène.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé quatre heuristiques différentes, capables d'améliorer la consommation par rapport à la programmation dynamique dite classique et utilisée dans la littérature. Nous avons pu montrer que la solution de gestion de l'énergie multi-sources par la programmation dynamique peut même être pire que sans hybridation. La solution n'utilisant que le SPAC pour fournir la puissance demandée a été considérée comme une borne supérieure comme dans la littérature, mais nous avons montré que la solution générée par la programmation dynamique dépasse parfois cette borne (l'exemple du profil Urbain), nous en avons déduit que la solution donnée par le SPAC seul est insuffisante pour l'évaluation de la qualité de solutions connues. Une

borne inférieure a été proposée à la fin de ce chapitre en prenant tous les points de fonctionnement du SPAC à son meilleur rendement. Elle est un bien meilleur indicateur de la qualité des solutions des différents algorithmes et heuristiques proposés. Nous avons pu montrer que nos heuristiques produisent des solutions très proches de la solution optimale si elles ne le sont pas déjà. Toutes nos heuristiques sont applicables à n'importe quels problèmes de gestion d'énergie qu'ils soient linéaires ou non et convexes ou non. Le soucis reste que lors de l'exécution ou application de la solution calculée, celle-ci peut devenir une solution médiocre suite à une perturbation ou d'une modification de l'un des paramètres d'entrée. Dans le chapitre suivant nous allons faire une étude de la robustesse des solutions. L'optimisation robuste permettra de générer des solutions pouvant être sous-optimales mais qui se comportent mieux que la solution optimale lors d'une perturbation.

Chapitre 4

Étude de la robustesse des solutions

Table des matières

4.1	Introduction	108
4.2	L'optimisation robuste : Définition et généralités	108
4.3	Classification des perturbations	110
4.4	Déroulement en ligne de solutions calculées hors ligne	111
4.5	Formulation robuste du problème	115
4.6	Identification du pire cas de perturbation pour une solution donnée	118
4.6.1	Formulation mathématique du pire cas de perturbation	119
4.6.2	Résolution du problème du pire cas	120
4.6.3	Exemple d'évaluation des solutions	121
4.7	Heuristiques de génération de solutions robustes	122
4.7.1	Heuristique R1 : Reformulation bi-niveau et résolution itérative	122
4.7.1.1	Résolution et Simulations	123
4.7.1.2	Validation des résultats pour des perturbations aléatoirement générées	126
4.7.2	Heuristique R2 : Résolution du problème par une formulation multi-objectifs (solution expérimentale)	127
4.7.2.1	Résolution et Simulations	128
4.7.2.2	Validation des résultats pour des perturbations aléatoirement générées	129
4.7.3	Heuristique R3 : Quasi-Newton sur formulation modifiée suivant les spécificités du véhicule	131
4.7.3.1	Démonstration	131
4.7.3.2	Résolution et simulations	132
4.7.3.3	Validation	133
4.7.4	Heuristique R4 : Adaptation de la programmation dynamique	133
4.7.4.1	Réponse à une variation d'énergie dans le SSE	134
4.7.4.2	Heuristique R4 : H1 avec pénalisation dans les zones de perturbation potentielles	136
4.8	Borne inférieure de consommation et validation	137
4.9	Conclusion	140

4.1 Introduction

Lors de la mise en pratique d'une solution informatique, les utilisateurs s'intéressent de plus en plus à des solutions pouvant être sous-optimales mais dites 'robustes' plutôt qu'à la recherche d'une solution optimale qui serait moins robuste. Une solution robuste par définition est moins sensible aux perturbations des données du problème contrairement à la solution optimale qui présente une meilleure consommation (meilleure valeur de la fonction objectif) mais qui est en général très sensible aux variations et perturbations et qui, dans le pire cas, se transforme éventuellement en une solution de piètre qualité et parfois infaisable [Deb 05]. Dans ce chapitre, la robustesse des solutions a été étudiée dans le cas où le profil de mission serait toujours connu mais avec incertitude sur une fenêtre de temps ou sur la totalité de la mission. Une solution robuste identifie le pire cas qui peut arriver au système pour minimiser le critère dans ce pire cas.

L'optimisation robuste des systèmes électriques a toujours pris une grande place dans les processus industriels et notamment dans les centrales de production électrique où une perturbation et la fluctuation de la demande peut générer des catastrophes d'où l'importance de trouver une solution robuste pour éviter les pires scénarios et éviter la consommation excessive [Mal 94] [Wak 04].

Dans ce chapitre, nous commençons par définir l'optimisation robuste, ensuite nous modélisons le problème de gestion d'énergie dans les véhicules hybrides sous la forme d'un modèle mathématique robuste où l'objectif de la minimisation de la consommation reste inchangé, mais en intégrant la nécessité de robustesse. Puis nous abordons la résolution de ce modèle et enfin des comparaisons seront faites avec les solutions des heuristiques des précédents chapitres.

4.2 L'optimisation robuste : Définition et généralités

Dans l'objectif de trouver la solution optimale, le modèle mathématique classique exige que toutes les données d'entrée soient connues avec précision à l'avance en négligeant tous les types de perturbation et fluctuation qu'elles peuvent subir. Mais lorsque la solution optimale est trouvée, le système peut être confronté à plusieurs problèmes telle que la violation des contraintes ou la divergence de la fonction objectif suite à des perturbations. D'où la nécessité de trouver une méthodologie qui fournira une solution stable et immune contre tout type de perturbation.

L'optimisation stochastique a longtemps été considérée comme la méthodologie et l'approche traditionnelle qui traite de l'optimisation avec incertitude sur les données d'entrée [Bir 97]. Dans ce cas la perturbation et la fluctuation d'un paramètre d'entrée seront estimées, identifiées à des lois de probabilités et incorporées directement dans le modèle. Mais durant la dernière décennie, l'optimisation sous incertitude peut être étudiée à travers *l'optimisation robuste* dans le cas où la distribution de la perturbation

est totalement inconnue [Ber 10] [Jey 13].

L'optimisation robuste est une branche de la recherche opérationnelle où le modèle mathématique inclut des données avec des bruits, des erreurs ou tout simplement des données incomplètes. Pour tout ce qui concerne le prix du carburant, la consommation d'une quantité de produits et de ressources et la demande d'énergie, nous pouvons considérer que ces données sont connues mais avec une petite incertitude (généralement avec une distribution qui suit une loi de probabilité). Selon Mulvey et al [Mul 95], une solution est robuste si cette solution reste près de l'optimum pour tous les scénarios qui peuvent affecter les données du problème. Un modèle robuste est le modèle mathématique qui reste quasi-valable, quasi-réalisable, pour toute fluctuation des données d'entrée.

Dans le domaine de la gestion des puissances dans les véhicules hybrides, le mot *Robuste* n'est pas défini d'une façon analogue à l'optimisation robuste en recherche opérationnelle. Généralement cette notion a été définie comme 'seulement' une solution calculée hors ligne (le profil est connu à l'avance) faisable en temps réel [Bat 05] [Cho 12] [Li 07]. Dans cette thèse le terme *Robuste* sera utilisé au sens de la recherche opérationnelle, c'est-à-dire la recherche d'une solution capable à posteriori de subir des perturbations préalablement inconnues, sans perdre ses propriétés de faisabilité et sans trop dégrader sa qualité en terme de consommation.

Dans ce chapitre, l'approche *mini – max*, connue sous le nom de modèle de maximin de Wald a été utilisée. La solution robuste de notre problème de gestion d'énergie n'est plus optimale pour le modèle de base, mais elle se comporte mieux lors d'une fluctuation du système et par la suite, se comporte mieux dans le pire cas. Selon Herrmann [Her 99], l'étude de la robustesse a pour objectif de déterminer à travers plusieurs scénarios, la solution qui a la meilleure réponse (best worst-case performance) dans le cas où un paramètre subit une perturbation et avec le minimum d'endommagement et de détérioration [Yao 11]. Plusieurs études ont été faites pour aborder le sujet de la robustesse et notamment dans les domaines du spatial et du nucléaire [Deb 06].

Les données d'entrée dans le problème de gestion d'énergie sont : la puissance demandée P_d , le rendement du SPAC, et le rendement du SSE (ou perte SSE). Dans ce travail nous avons considéré que le SPAC et le SSE gardent leurs performances et ne seront pas mis en cause lors d'une fluctuation. La seule donnée d'entrée qui peut être incertaine pendant une fenêtre de temps est la puissance demandée P_d (au cours du parcours il peut se produire un freinage brutal par exemple, mise en fonctionnement du poste radio, allume cigare...). Alors la puissance demandée par le groupe moto-propulseur est connue à l'avance mais avec imprécision pendant un intervalle de temps (P_d peut avoir des petites variations inconnues dans cet intervalle de temps). L'objectif de cette étude est de trouver la meilleure répartition des puissances instantanées entre les deux sources d'énergie en satisfaisant toutes les contraintes malgré les pires perturbations du paramètre d'entrée (P_d).

4.3 Classification des perturbations

Contrairement au chapitre précédent où le profil de mission est totalement connu à l'avance, dans ce chapitre la puissance demandée est supposée connue mais pas précisément durant un intervalle de temps. Tout ce que nous connaissons sur les perturbations est l'amplitude maximum de cet écart, l'instant de début et la durée. Pendant l'intervalle de temps potentiellement perturbé, pour chaque instant, la puissance demandée est inconnue mais sa borne inférieure et sa borne supérieure est donnée. Les perturbations peuvent être classées suivant trois catégories selon leur type : perturbation additive, perturbation multiplicative, perturbation mixte (une combinaison de ces deux effets) :

1. Perturbation additive α : c'est une perturbation qui s'ajoute directement au paramètre cible d'une certaine amplitude, de plus le paramètre et la perturbation sont indépendants (la perturbation s'ajoute au paramètre sans aucune relation ou connaissance de la valeur du paramètre), dans la plupart des cas c'est une perturbation externe au système (4.1). Par exemple, l'allume cigare peut modifier la demande de puissance mais il est indépendant de la demande de puissance responsable de la propulsion de la voiture. Que la voiture soit en freinage ou à l'arrêt l'allume cigare peut être mis en fonction indépendamment de son état :

$$P'_d = P_d + \alpha \quad (4.1)$$

2. Perturbation multiplicative β : Ce type de perturbation est lié directement à la source du paramètre cible (4.2). Si la puissance demandée est nulle, alors la perturbation disparaît. Par exemple un problème de roulement ou de cardan a un effet direct sur la puissance demandée et ce problème disparaît lorsque la voiture est à l'arrêt.

$$P'_d = P_d \times \beta \quad (4.2)$$

3. Perturbation mixte β et α : C'est la combinaison d'une perturbation additive et multiplicative en même temps (4.3).

$$P'_d = P_d \times \beta + \alpha \quad (4.3)$$

D'autres classifications existent dans la littérature, par exemple perturbation locale ou globale, selon si la perturbation affecte quelques valeurs nominales du paramètre avec une petite amplitude ou sur la totalité. Par la suite, la robustesse est étudiée localement, ce type d'étude est connu sous le nom "Stability radius" ([Bro 05] et [Do 08]) c'est-à-dire : rayon de stabilité. Quand le rayon d'étude (l'amplitude de la variation) tend vers zéro, la perturbation tend vers zéro aussi. Ce domaine de recherche attire de plus en plus les chercheurs de différents domaines ([Sni 12a] et [Sni 12b] pour plus d'informations). NB : Dans le cas où la perturbation n'est pas bornée en amplitude, alors elle peut prendre n'importe quelle valeur et du coup, l'étude de la robustesse est qualifiée de globale.

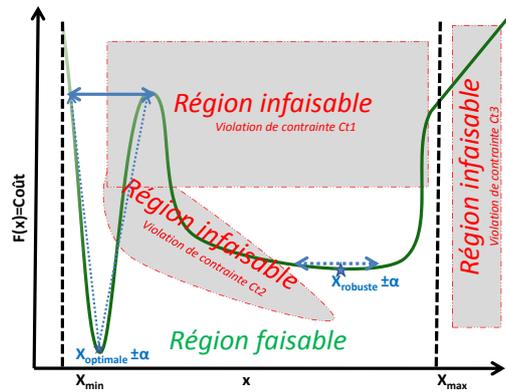


FIGURE 4.1 – Illustration de l'importance de l'étude de la robustesse

La figure 4.1, montre l'importance d'appliquer une solution robuste dans le cas d'une utilisation en temps réel au lieu d'une solution optimale. Il est vrai qu'une solution optimale x_{optimale} a un meilleur coût, mais lors d'une perturbation du paramètre à gauche par exemple $-\alpha$, cette solution devient pire et non acceptable, et dans le cas d'une perturbation à droite $+\alpha$ cette solution ne sera pas faisable (violation de contrainte Ct1 sur la figure 4.1). Par contre la solution dite 'robuste' x_{robuste} reste toujours faisable et la variation de la valeur de la fonction objectif est négligeable. Dans ce chapitre, nous avons décidé de ne considérer qu'une perturbation additive où la source de bruit est extérieure (par exemple le conducteur a changé du comportement, le trafic change localement, la route est mouillée...), car celle-ci est plus compliquée à prendre en compte. En effet toute perturbation multiplicative pourrait être vue comme un cas particulier de perturbation additive où la perturbation disparaîtrait lorsque le véhicule est à l'arrêt.

4.4 Déroulement en ligne de solutions calculées hors ligne

Rappelons que pour le problème de gestion optimale de l'énergie dans les véhicules électriques hybrides trois données d'entrée sont nécessaires : la puissance demandée P_d , le rendement du SPAC ρ_{SPAC} et le rendement du SSE η ou perte.

Lorsqu'une solution S précalculée hors ligne et de coût C est effectivement mise en place ou exécutée en temps réel, deux situations peuvent se produire : soit les données réelles correspondent exactement aux prévisions, soit une différence apparaît entre les données utilisées pour le précalcul de S et la situation réelle. Le premier cas correspond à la situation idéale, S peut être appliquée comme prévu, c'est à dire qu'à chaque instant on peut lire dans S la quantité d'énergie (P_{SPAC}) que doit fournir le SPAC et la quantité d'énergie (P_{SSE}) que doit fournir/recevoir le SSE, sachant que $P_{SPAC} + P_{SSE} = P_d$. Par contre, s'il apparaît une différence entre la demande de puissance prévue et la demande de puissance réelle, alors il n'est plus possible de respecter à la fois P_{SPAC} et P_{SSE} de S , sous peine de manquer de puissance ou d'en avoir en excès par rapport à la nouvelle demande P_d . Trois principales stratégies d'adaptation de S sont alors envisageables :

(i) faire absorber la différence entre P'_d et P_d par le SPAC :

Le premier avantage est garantir la faisabilité de la nouvelle solution S', car contrairement au SSE qui peut se vider, le SPAC est toujours capable de fournir de la puissance. Le second avantage est de garantir le respect de l'état de charge final prévu dans le SSE, puisque le P_{SSE} reste inchangé. Ainsi, il sera possible de rendre le véhicule dans l'état prévu, quels que soient les imprévus du parcours. L'inconvénient est que puisque le SPAC est la source qui consomme de l'hydrogène, toute perturbation se traduira directement par une augmentation de la consommation en hydrogène, et donc du coût de la mission.

(ii) faire absorber la différence entre P'_d et P_d par le SSE :

L'avantage est de maintenir la consommation totale initialement prévue, puisque le SPAC ne serait pas impacté. L'inconvénient majeur est le risque de vider le SSE, ce qui ne permet pas de rendre le véhicule dans l'état prévu, et peut même conduire à une solution infaisable, si le SSE est vidé avant la fin du parcours.

(iii) répartir la différence entre P'_d et P_d sur le SPAC et le SSE

L'idée serait de trouver un compromis entre les deux stratégies précédemment identifiées. L'inconvénient majeur est qu'une telle approche nécessiterait l'application d'un algorithme d'optimisation pour identifier la meilleure répartition, or dans ce cas il vaudrait mieux relancer les calculs du cas non-perturbé en considérant les nouvelles données à la place des anciennes, avec éventuellement un profil de demandes réduit si le véhicule a déjà exécuté une partie de son parcours.

Au vu des différents avantages et inconvénients identifiés, nous avons choisi la stratégie (i) : lors de l'application en ligne d'une solution S précalculée hors ligne, la puissance précalculée pour le SSE sera maintenue ($P'_{SSE} = P_{SSE}$), et par contre la puissance fournie par le SPAC sera adaptée en conséquence pour assurer $P'_{SPAC} + P_{SSE} = P'_d$. La solution résultante sera notée S'. La stratégie choisie permet donc de garder toutes les contraintes de reproductibilité du profil (état de charge final \geq état de charge initial) et la contrainte sur la plage d'utilisation du SSE.

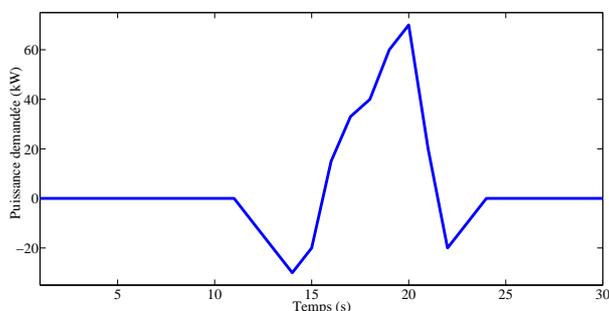


FIGURE 4.2 – profil de mission

Considérons à présent un court profil de 30s illustré par la figure 4.2, et deux solutions S1 et S2 de coûts respectifs C1 et C2 tels que $C1 < C2$ et illustrées par la figure

4.3. La solution S1 peut être considérée meilleure que S2 puisque comme le montre le tableau 4.1 elle présente une économie de 15kW par rapport à S2 pour une exécution de la mission une seule fois. Si la mission était répétée 1000 fois, cet écart serait d'autant plus significatif (15 méga watts).

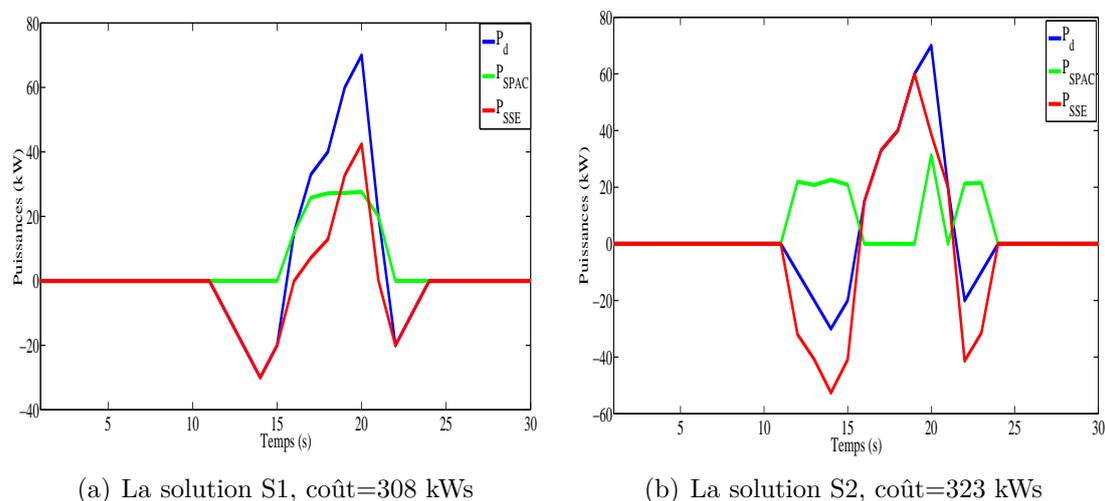


FIGURE 4.3 – Répartition de la puissance demandée entre les deux sources d'énergie

TABLE 4.1 – La consommation de chaque solution

Solutions	Solution S1	Solution S2
Coût de consommation (kW)	308.0034	323.0742

Supposons maintenant que la puissance demandée peut avoir des incertitudes sur certains intervalles ou fenêtres de temps, perturbation d'amplitude maximale 2kW et localisée entre les instants 10s et 15s. Un exemple de perturbation de ce type est donné par la figure 4.4. Suite à cette perturbation, le profil "réel" de puissance demandée est modifié par ajout de cette perturbation sur le profil initial. Conformément à la stratégie choisie, la puissance du SSE restera inchangée, tandis que la puissance délivrée par le SPAC s'adaptera au nouveau profil et donc à la perturbation. On peut constater sur les figures 4.5 que la solution S1' résultante n'est plus la meilleure et est devenue pire que celle de S2' ! La différence entre les deux solutions est de 9.5031 kW et en cas de 1000 répétitions, cette différence atteint 9.5031 MW. Ainsi, la solution S2 est devenue meilleure que la solution S1. Ce calcul repose sur la supposition que lors des répétitions la perturbation gardera la même allure, mais évidemment elle pourrait être encore pire. D'où l'intérêt de trouver une solution non seulement de faible coût total, mais aussi robuste et moins sensible à n'importe quelle perturbation dans la fenêtre de temps identifiée.

En fait, comme l'illustre la figure 4.6, la solution robuste peut être une solution sous-optimale par rapport au modèle de base, et l'écart de coût de consommation par

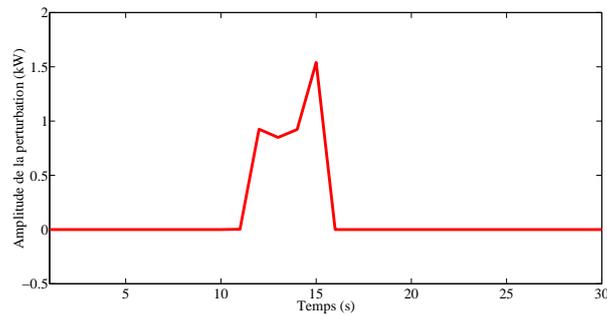


FIGURE 4.4 – profil de la perturbation

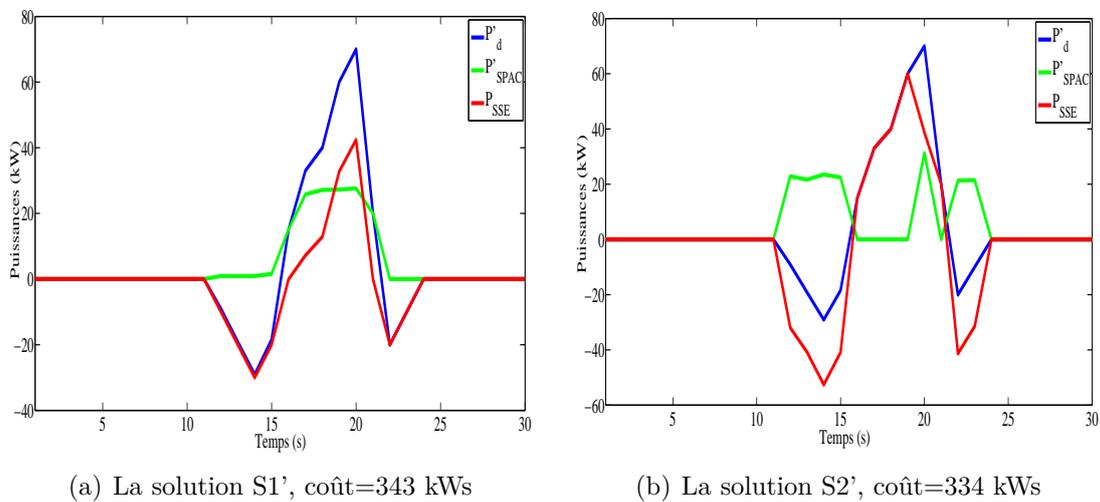


FIGURE 4.5 – Répartition de la puissance demandée entre les deux sources d'énergie

rapport à la solution optimale peut être faible, mais après une légère perturbation, cette solution devient intéressante, car l'écart avec la solution optimale après perturbation devient attractif car toujours faible.

En résumé, nous avons montré à travers l'exemple qu'une meilleure solution (éventuellement la solution optimale) peut devenir une pire solution après une perturbation. Dans une utilisation en temps réel, la puissance demandée va sûrement être légèrement modifiée. Donc la question qui se pose pourrait être : pourquoi chercher la solution optimale lors du calcul hors ligne si cette solution devra être exécutée en temps réel avec des perturbations ? D'où l'importance d'une solution robuste calculée hors ligne pour une meilleure utilisation en temps réel. Cette solution sera moins sensible aux petites variations de la demande, restera réalisable et garantira "globalement" une consommation meilleure que la solution optimale.

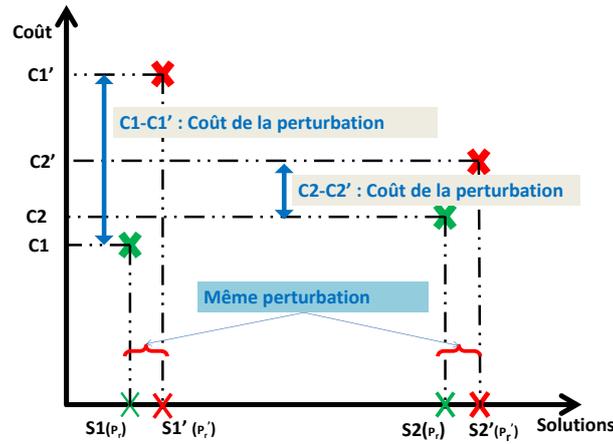


FIGURE 4.6 – Changement d’ordre des solutions après la perturbation

4.5 Formulation robuste du problème

Un problème d’optimisation globale peut être formulé sous la forme (4.4) :

$$\begin{aligned}
 \text{obj} : \quad & \min_{x \in \Gamma} f(x) \\
 \text{s.t} : \quad & h(x) \leq 0
 \end{aligned} \tag{4.4}$$

L’objectif est de construire un modèle mathématique immunisé contre les perturbations, plus stable, faisable et moins sensible envers les variations des paramètres d’entrée pour une mise en place de sa solution en temps réel. Le problème de gestion d’énergie dans les véhicules hybrides a intrinsèquement des contraintes, non linéaires et non convexes (sans considérer les simplifications et les suppositions). Dans la littérature, les chercheurs traitent le problème de la robustesse généralement avec une formulation moins difficile que le problème de gestion des puissances. Par exemple [Ben 00a] et [Ben 02] traitent des problèmes linéaires, quadratiques et des problèmes d’optimisation SDP (semi-définie positive). Des problèmes d’optimisation convexe sont étudiés dans ces références [Ben 08] [Boy 04]. En se référant à la formulation donnée par Dimitris et al [Ber 09] pour l’étude de l’optimisation robuste aux problèmes non-convexes avec des contraintes, le problème peut être formulé comme suit :

$$\begin{aligned}
 \text{obj} : \quad & \min_{x \in \Gamma} \max_{\alpha \in \Delta} f(x, \alpha) \\
 \text{s.t} : \quad & \max_{\alpha \in \Delta} h(x, \alpha) \leq 0
 \end{aligned} \tag{4.5}$$

La formulation donnée par le système (4.5) est connue dans le domaine de l’optimisation robuste sous l’appellation du Minimax de Wald ou critère de Minimax [Bab 90]. Cette optimisation permet de trouver la meilleure solution dans les pires perturbations. L’objectif est alors de déterminer une meilleure solution dans les pires conditions qui peuvent arriver à un système sans détérioration des contraintes.

Nous prenons le problème de gestion de l'énergie dans les véhicules hybrides formulé dans le chapitre précédent, dans l'objectif de le transformer en modèle robuste. Ensuite, nous allons aborder la résolution de ce modèle à partir de différentes approches afin de trouver une solution robuste, réalisable et moins sensible aux variations de la puissances demandée.

$$obj : \quad \min_{x \in \Gamma} f(x) = \min_{x \in \Gamma} \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{\rho(x_i)} \quad (4.6a)$$

$$s.t : \quad x_i + y_i = P_i \quad (4.6b)$$

$$\sum_{i=1}^n [y_i + perte(y_i)] = 0 \quad (4.6c)$$

$$400 \leq 900 - \sum_{i=1}^k [y_i + perte(y_i)] \leq 1600 \quad \forall k \in [1, n] \quad (4.6d)$$

où x_i , y_i et P_i sont respectivement la puissance instantanée délivrée par le SPAC, la puissance instantanée du SSE et enfin P_i qui est la demande à l'instant i . Γ correspond aux limites de la puissance du SPAC pour tout le profil (autrement dit $\Gamma = [x_{\min_i}, x_{\max_i}]^n$). Dans le modèle robuste, la perturbation est prise en compte dans les contraintes (le modèle prévoit des perturbations mais ignore leurs amplitudes a priori).

Considérons qu'une perturbation α de type bruit, modifie la puissance demandée pendant quelques instants. L'instant du commencement de la perturbation j et l'instant de fin noté k , alors nous considérons un profil de perturbation nul en dehors de l'intervalle $[j, k]$ et non nul à l'intérieur.

$\alpha = \{0..0, \alpha_j, \alpha_{j+1} \dots \alpha_k, 0..0\}$ est une perturbation de la puissance demandée entre les instants j et k . $P = (P_j, P_{j+1} \dots P_k)$, l'amplitude de la perturbation égale à $|\delta|$ alors :

$$|\alpha_i| < \delta_i \quad \forall i \in [j, k] \quad (4.7)$$

$$\alpha_i = 0 \quad \forall i \notin [j, k] \quad (4.8)$$

Alors la demande en puissance réelle devient P'

$$P'_i = P_i + \alpha_i \quad \forall i \in [1, n] \quad (4.9)$$

L'équation (4.9) exprime la nouvelle puissance demandée P' en fonction de la perturbation α (inconnue) et l'ancienne puissance demandée P (connue et précise). Alors la puissance demandée P' est définie par le système suivant :

$$P'_i = P_i \quad si \quad i \notin [j, k] \quad (4.10)$$

$$P'_i \in [P_i - \delta_i, P_i + \delta_i] \quad \forall i \in [j, k] \quad (4.11)$$

Ainsi la formulation du problème de la gestion de la répartition des puissances est exprimée avec la nouvelle puissance incertaine P' :

$$obj : \quad \min_{x \in \Gamma} f(x) = \min_{x \in \Gamma} \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{\rho(x_i)} \quad (4.12a)$$

$$s.t : \quad x_i + y_i = \mathbf{P}'_i \quad (4.12b)$$

$$\sum_{i=1}^n [y_i + Perte(y_i)] = 0 \quad (4.12c)$$

$$400 \leq 900 - \sum_{i=1}^k [y_i + Perte(y_i)] \leq 1600 \quad \forall k \in [1, n] \quad (4.12d)$$

Sachant que :

$$x_i + y_i = P_i + \alpha_i \quad (4.13)$$

Ainsi le système est en fonction de α :

$$obj : \quad \min_{x \in \Gamma} f(x) = \min_{x \in \Gamma} \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{\rho(x_i)} \quad (4.14a)$$

$$s.t : \quad x_i - \alpha_i + y_i = \mathbf{P}_i \quad (4.14b)$$

$$\sum_{i=1}^n [y_i + Perte(y_i)] = 0 \quad (4.14c)$$

$$400 \leq 900 - \sum_{i=1}^k [y_i + Perte(y_i)] \leq 1600 \quad \forall k \in [1, n] \quad (4.14d)$$

Supposons que $x_i^* = x_i - \alpha_i \implies x_i = x_i^* + \alpha_i$, où x^* est la variable robuste de notre modèle (variable de décision correspondant à la solution robuste).

Soit (x, y) une solution et (x', y') la résultante de l'application de (x, y) sur une instance perturbée. Sachant que la puissance de l'élément de stockage (PES) n'est pas modifiée, on a donc :

$$\implies x' = x + \alpha$$

$$\implies y' = y$$

Sachant que (x, y) est réalisable et respecte les bornes d'utilisation du SPAC, les équations deviennent :

$$(i) : "x_{min} \leq x' + \alpha \leq x_{max}" \text{ et donc } "x_{min} - \alpha \leq x' \leq x_{max} - \alpha".$$

Pour que la solution perturbée reste réalisable, elle doit aussi respecter les bornes P_{SPAC} , et donc les équations suivantes sont valides :

$$(ii) "x_{min} \leq x' \leq x_{max}".$$

En combinant les contraintes (i) et (ii), nous obtenons :

$$(iii) \text{ "max}(x_{min} - \alpha, x_{min}) \leq x' \leq \text{min}(x_{max} - \alpha, x_{max})"$$

Dans la formulation (4.14)

$$x \in \Gamma = [x_{imin}, x_{imax}]^n \quad \forall i \in [1, n]$$

maintenant $x' \in \Gamma'$

$$\text{Où } \Gamma' = [\max(x_{imin} - \alpha_i, x_{imin}), \min(x_{imax} - \alpha_i, x_{imax})]$$

$$\text{et } \alpha \in \Delta = [-\delta_i, +\delta_i]^n \quad \forall i \in [1, n]$$

Alors le modèle robuste est le suivant :

$$\begin{aligned} \text{obj :} \quad & \min_{x'_i \in \Gamma'} \max_{\alpha \in \Delta} f(x, \alpha) = \min_{x'_i \in \Gamma'} \max_{\alpha \in \Delta} \sum_{i=1}^n \frac{x'_i + \alpha_i}{\rho(x'_i + \alpha_i)} \\ \text{s.t :} \quad & x'_i + y_i = P_i \\ & \sum_{i=1}^n [y_i + Perte(y_i)] = 0 \\ & 400 \leq 900 - \sum_{i=1}^k [y_i + Perte(y_i)] \leq 1600 \quad \forall k \in [1, n] \end{aligned} \tag{4.15}$$

Le système (4.15) est le modèle robuste proposé du problème de gestion d'énergie dans les véhicules hybrides formulé classiquement en (4.6). Quelque soit la perturbation $\alpha \in \Delta$ la solution de ce modèle est toujours réalisable et moins sensible aux fluctuations de la puissance demandée. Là nous avons un modèle compliqué à résoudre où il y a deux problèmes impliqués : un problème de minimisation en fonction de x , et un problème de maximisation en fonction de α . C'est un problème de minimisation du pire cas. C'est la minimisation de la consommation d'hydrogène en prenant en compte qu'une perturbation peut arriver, nous savons juste l'instant de déclenchement de la perturbation et son amplitude max. La solution à utiliser, doit satisfaire toutes les contraintes et n'implique pas la perturbation, mais en cas de perturbation il faut que le SPAC réponde avec un moindre coût de consommation.

4.6 Identification du pire cas de perturbation pour une solution donnée

L'objectif de cette section est de trouver la pire perturbation qui peut arriver à une solution afin d'anticiper les effets sur le coût de consommation. Le calcul de la pire perturbation est plus compliqué lorsque le modèle est non-linéaire et/ou non-convexe.

4.6.1 Formulation mathématique du pire cas de perturbation

L'objectif de cette section est de trouver la perturbation maximale qui peut arriver à une solution calculée hors ligne lors de son application en temps réel. Nous avons alors une boîte noire (figure 4.7) qui à partir d'une solution (une répartition de la puissance demandée entre les sources d'énergie P_{SPAC} et P_{SSE}) donne le vecteur des valeurs de la puissance à fournir par le SPAC P'_{SPAC} à chaque instant si une perturbation se produisait. L'objectif alors est de déterminer les valeurs de la perturbation dans la fenêtre de temps qui maximisent la consommation (la pire perturbation), c'est-à-dire trouver les valeurs de perturbations les plus défavorables à la solution.



FIGURE 4.7 – Principe du calcul de la pire perturbation

En se basant sur le modèle robuste (4.15), supposons que nous avons une solution calculée hors ligne \hat{x} alors pour trouver la pire consommation dans le modèle qui intègre la perturbation, il suffirait juste de maximiser la consommation qui est fonction de la perturbation α . Ainsi le modèle (4.15) se transforme en :

$$\begin{aligned}
 \text{obj : } & \max_{\alpha \in \Delta} f(x, \alpha) = \max_{\alpha \in \Delta} \sum_{i=1}^n \frac{\hat{x}_i + \alpha_i}{\rho(\hat{x}_i + \alpha_i)} \\
 \text{s.t : } & \hat{x}_i + \hat{y}_i = P_i \\
 & \sum_{i=1}^n [\hat{y}_i + Perte(\hat{y}_i)] = 0 \\
 & 400 \leq 900 - \sum_{i=1}^k [\hat{y}_i + Perte(\hat{y}_i)] \leq 1600 \quad \forall k \in [1, n]
 \end{aligned} \tag{4.16}$$

Puisque la solution \hat{x} est donnée et n'est plus une variable dans le modèle (4.16), de même que \hat{y} , alors les contraintes sont déjà toutes satisfaites lors du calcul de la solution \hat{x} . Après la suppression des contraintes de modèle (4.16) devenues inutiles, l'identification de la pire solution lors d'une perturbation quelconque se fait à travers la résolution du problème non linéaire suivant (4.17).

$$obj : \quad \max_{\alpha_i \in \Delta} f(\alpha) = \max_{\alpha_i \in \Delta} \sum_{i=1}^n \frac{\hat{x}_i + \alpha_i}{\rho(\hat{x}_i + \alpha_i)} \quad (4.17)$$

Le problème (4.17) est un problème d'optimisation globale où α est la variable de décision. Cette perturbation peut prendre n'importe quelle valeur dans l'intervalle $[-\delta, +\delta]$ dans la limite des contraintes de disponibilité et de capacité.

4.6.2 Résolution du problème du pire cas

Le problème (4.17) est un problème de maximisation. Deux moyens de résoudre le problème ont été identifiés : (1) soit utiliser l'approche Quasi-Newton avec un point de départ donné pour que la méthode converge vers un optimum local. (2) Soit faire des changements de variable afin d'obtenir un problème d'optimisation en nombres entiers, à résoudre avec des outils dédiés qui en donnent la solution optimale. Le deuxième scénario (2) a été appliqué ci-dessous afin de garantir la pire perturbation qui puisse arriver à la solution calculée hors ligne. Afin de résoudre le problème, des changements au niveau des variables de décision sont nécessaires :

variable de décision : α_i

Borne : $-\delta < \alpha_i < +\delta$ pour tout $i \in [j, k]$ et $\alpha_i = 0 \forall i \in [1, n] \setminus [j, k]$

où $[j, k]$ est l'intervalle de temps perturbé.

Alors $\hat{x}_i - \delta < \hat{x}_i + \alpha_i < \hat{x}_i + \delta$

où \hat{x} est la solution perturbée.

Soit la nouvelle variable de décision $\theta = \hat{x}_i + \alpha_i$ dont les nouvelles bornes sont $\theta \in \Theta = [\hat{x}_i - \delta, \hat{x}_i + \delta]$

La nouvelle formulation du modèle (4.17) est :

$$obj : \quad \max_{\theta_i \in \Theta} f(\theta) = \max_{\theta_i \in \Theta} \sum_{i=1}^n \frac{\theta}{\rho(\theta)} \quad (4.18)$$

Il s'agit donc de choisir à chaque instant i une valeur de puissance à fournir par le SPAC comprise entre $[\hat{x}_i - \delta, \hat{x}_i + \delta]$ de façon à obtenir une consommation totale maximale sur l'ensemble des instants potentiellement perturbés. Sachant que la courbe de rendement de SPAC (fig 2.6) a été obtenue expérimentalement et donc est formée d'un nuage de points de coordonnées (puissance, rendement), il s'agit de choisir à chaque instant un point de coordonnées $(\theta_i, \rho(\theta_i))$.

Soit L le nombre total de points de la courbe compris entre $\rho(\hat{x}_i - \delta)$ et $\rho(\hat{x}_i + \delta)$ pour chaque instant i perturbé, alors le choix de points dans ces intervalles peut également être exprimé à l'aide du programme linéaire en nombres entiers (PLNE) suivant :

$$\begin{aligned} \text{obj : } & \max_{\theta_i \in \Theta} \sum_{i=j}^k \sum_{p=1}^L X(i, p) \times \left(\frac{\hat{\theta}_{i,p}}{\rho(\hat{\theta}_{i,p})} \right) \\ \text{s.c : } & \sum_{p=1}^L X(i, p) = 1 \quad \forall i \in [j, k] \end{aligned} \quad (4.19)$$

où $X[i, j]$ est une variable binaire égale à 1 si le $p^{\text{ème}}$ point de l'intervalle associé à l'instant i a été choisi tandis que $\hat{\theta}_{i,p}$ est une constante égale à la puissance correspondant au $p^{\text{ème}}$ point de l'intervalle associé à l'instant i .

La contrainte du problème (4.19) assure qu'un seul point sera choisi par instant i . Une fois le PLNE résolu, la puissance à fournir suite à la pire perturbation vaut : soit $\theta_i = \sum_{p=1}^L \hat{\theta}_{i,p} \times X_{i,p}$ si i est un instant potentiellement perturbé et soit $\theta_i = \hat{x}_i$ sinon.

Après avoir calculé la consommation maximale qui correspond à la pire perturbation, il suffit juste de soustraire de la nouvelle solution la solution calculée hors ligne afin de trouver la perturbation relative à cette consommation :

$$\theta^* = \hat{x}_i + \alpha_i^*$$

$$\alpha_i^* = \hat{x}_i - \theta^*$$

Finalement la pire perturbation qui peut arriver à la solution globale est représentée par le vecteur α_i^* .

4.6.3 Exemple d'évaluation des solutions

Prenons la solution générée par l'heuristique H4 avec la puissance demandée comme point de départ pour le profil de mission INRETS. En utilisant le modèle développé (4.19), la méthode converge vers la solution correspondant à la perturbation maximale. La répartition de la puissance est donnée sur la figure 4.8(a). La figure 4.8(b) représente la même solution avec la pire perturbation qui peut arriver à la puissance demandée entre les instants 20s et 28s avec une amplitude maximale de $2kW$. Le tableau 4.2 affiche les résultats de chaque solution (sans la perturbation, avec la pire perturbation), nous remarquons que la différence entre les deux solutions au niveau de la consommation est d'environ $100kW s$.

TABLE 4.2 – Consommation de la solution robuste

Solutions	Solution initiale ($H4_{P_d}$)	Pire consommation
Consommation (kW s)	8750	8849
CPU	23 min	< 1s

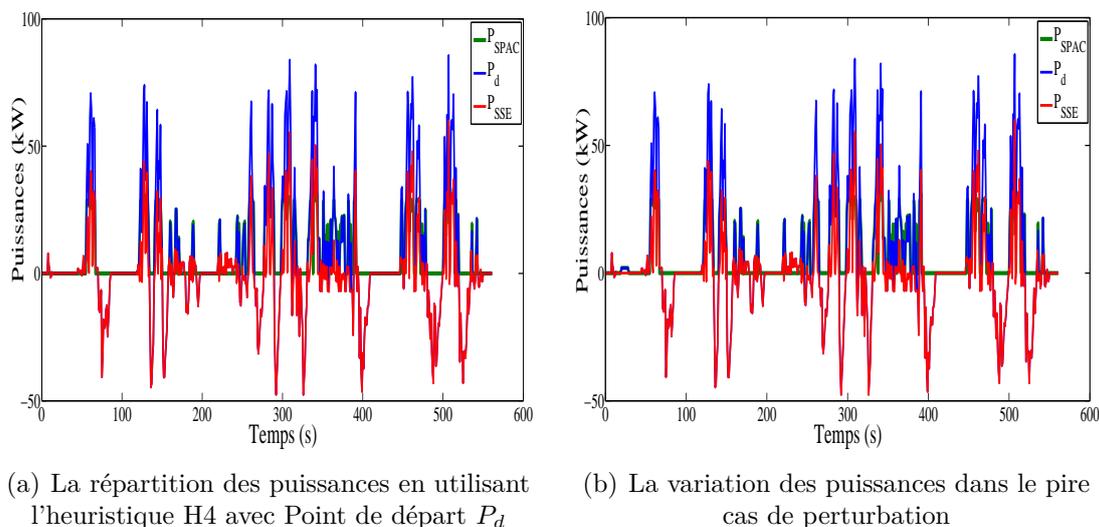


FIGURE 4.8 – Évaluation de la solution obtenue par l'heuristique H4 sur le profil INRETS dans la pire perturbation

4.7 Heuristiques de génération de solutions robustes

La section précédente a montré comment évaluer la performance en ligne dans le pire cas, pour des solutions préalablement calculées hors ligne. Cette section présente les heuristiques développées dans le but d'obtenir des solutions robustes : solutions ayant de meilleures performances lors de leur application en ligne. Quatre heuristiques robustes (R1, R2, R3 et R4) seront développées dans cette section ainsi que des tests de simulation et de validation expérimentale.

4.7.1 Heuristique R1 : Reformulation bi-niveau et résolution itérative

La programmation bi-niveau a attiré l'attention des chercheurs depuis 1952 à travers le problème Stackelberg (problème économique) [Sta 52]. L'optimisation bi-niveau (connue aussi sous l'appellation deux-niveaux) est une branche de la recherche opérationnelle dans le cas où un problème d'optimisation est imbriqué dans un autre. Ce type de programmation mathématique est très répandu dans le domaine de la théorie des jeux et la théorie d'économie des marchés [Col 05]. Selon [Vic 94], l'optimisation multi-niveaux est un programme mathématique qui, pour un ensemble de contraintes, présente une solution optimale d'un autre programme. Un programme d'optimisation bi-niveau désigne deux problèmes d'optimisation dont la région de faisabilité du premier problème (niveau supérieur ou meneur) est déterminée à partir de la connaissance de la solution du deuxième problème (niveau inférieur ou suiveur) [Car 08]. Pour plus d'informations sur l'optimisation bi-niveau, le livre [Dem 02] semble être la meilleure référence pour ce genre de problème d'optimisation.

En se référant au système standard (4.5), la formulation bi-niveau est exprimée sous la forme :

$$\begin{aligned}
 obj : \quad & \min_{x \in X} F(x, \alpha) \\
 s.t : \quad & H(x, \alpha) \leq 0 \\
 & \alpha = \operatorname{argmax} \{f(x, \alpha) : h(x, \alpha) \leq 0, \alpha \in \Gamma\}
 \end{aligned} \tag{4.20}$$

L'ensemble des contraintes ne sont pas ici en fonction de α , seule la fonction objectif est imbriquée. En appliquant la formulation bi-niveau (4.20) sur le modèle robuste (4.15), on obtient :

$$obj : \quad \min_{x_i^* \in \Gamma'} f(x_i^*, \alpha) = \min_{x_i^* \in \Gamma'} \sum_{i=1}^n \frac{x_i^* + \alpha_i}{\rho(x_i^* + \alpha_i)} \tag{4.21a}$$

$$s.t : \quad x_i^* + y_i = P_i \tag{4.21b}$$

$$\sum_{i=1}^n [y_i + Perte(y_i)] = 0 \tag{4.21c}$$

$$400 \leq 900 - \sum_{i=1}^k [y_i + Perte(y_i)] \leq 1600 \quad \forall k \in [1, n] \tag{4.21d}$$

$$\alpha = \operatorname{argmax} \left\{ \sum_{i=1}^n \frac{x_i^* + \alpha_i}{\rho(x_i^* + \alpha_i)}, \alpha \in \Delta \right\} \tag{4.21e}$$

Alors le deuxième problème ayant la fonction objectif (4.21e) avec une seule contrainte (borne de la variable de décision α), est juste en fonction de α car x^* est connu et déjà calculé dans le problème principal. En fait, le deuxième problème (calcul de α) est devenu une partie des contraintes du problème principal. La relation entre les deux problèmes est hiérarchique [Col 05]. Le problème (4.21e) peut être appelé aussi problème de niveau inférieur et (4.21a-4.21d) est le problème de niveau supérieur. Généralement ce type de problème traite deux niveaux de décision qui peuvent correspondre à deux décisions contradictoires telles que la maximisation du confort et la minimisation du coût, le respect de l'environnement et de la stratégie énergétique. Dans le problème traité ici, le niveau supérieur minimise la consommation (coût) et le niveau inférieur maximise la perturbation (surcoût).

4.7.1.1 Résolution et Simulations

Pour entamer la résolution du problème bi-niveau (4.21), nous avons utilisé l'algorithme du Quasi-Newton expliqué dans le chapitre précédent (section 3.3.4.1), deux fois successives dans la même itération. La figure 4.9 explique le modèle utilisé afin de résoudre le problème robuste (4.21) : Le niveau 1 concerne la fonction objectif (4.21a) et ses contraintes. Dans la même itération, l'algorithme QN1 fait appel à un deuxième algorithme QN2 pour résoudre le niveau 2 qui correspond à la résolution du sous-problème

(4.21e). Pour procéder à la résolution du problème, un point de départ est nécessaire (comme pour $H4_{P_d}$, nous avons pris la puissance demandée P_d comme point de départ).

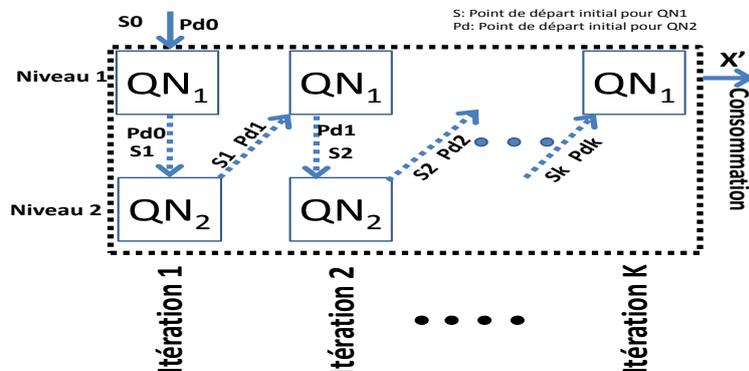


FIGURE 4.9 – Principe de résolution du problème bi-niveau

Partant de la puissance demandée P_d , QN1 cherche la meilleure solution qu'on notera S_1 trouvée, QN2 recherche la pire perturbation associée à S_1 (ou le profil de la demande perturbée) qu'on notera Pd_1 . Ensuite QN1 est relancé à partir de Pd_1 pour trouver la nouvelle meilleure solution S_2 , et puis QN2 est relancé à partir du S_2 pour trouver son pire profil de demande Pd_2 ...Le principe est répété pendant K itérations.

Pour résoudre le modèle robuste (4.21), nous allons utiliser les mêmes outils de programmation que pour l'heuristique H4 du précédent chapitre. C'est la résolution des équations KKT avec l'utilisation du Quasi-Newton pour la convergence de la solution. Alors nous allons avoir besoin de deux points de départ : premier point de départ pour résoudre le niveau inférieur et un point de départ pour résoudre le niveau supérieur. Rappelons que 3 données supplémentaires sont nécessaires par rapport au cas hors ligne :

1. Instant de début perturbation : c'est l'instant à partir duquel il se peut que la puissance demandée ait une fluctuation.
2. Durée de la perturbation : c'est une fenêtre de temps dans laquelle la demande en puissance est incertaine
3. L'ampleur de la perturbation : c'est l'amplitude de la variation de la puissance demandée. Autrement dit, c'est la déviation maximale qui peut se produire sur la demande par rapport à la valeur attendue (prévue). Cette variable est définie dans la section 4.5 sous l'appellation $|\delta|$.

Pour faire les simulations, nous allons utiliser le même profil de mission de la figure 4.2. Nous supposons qu'à l'instant 20s (instant de perturbation) la puissance demandée n'est plus précise et que les valeurs subissent une fluctuation pendant 8s (durée de la perturbation). L'amplitude maximale de la perturbation peut atteindre $2kW$. Alors la puissance demandée peut avoir des valeurs comprises entre $[P_d - 2, P_d + 2]$ pendant l'intervalle de temps $[20,28]$.

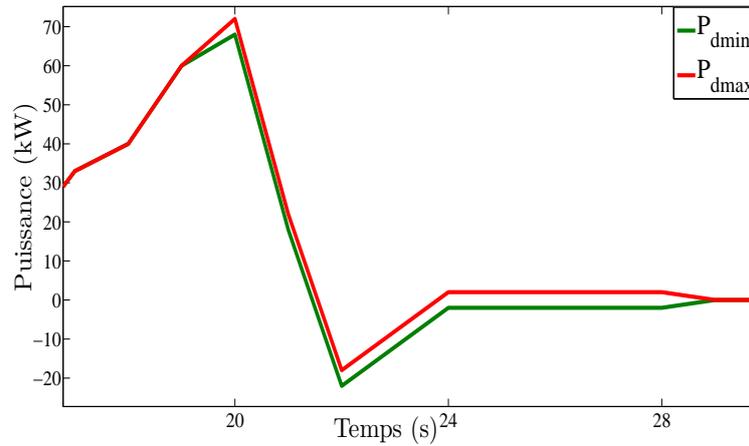


FIGURE 4.10 – Zoom sur une partie du profil de la puissance demandée avec incertitude.

Dans ce cas la puissance demandée est bornée entre la puissance demandée maximale et la puissance minimale. Elle peut prendre n'importe quelle valeur entre ces deux bornes. La solution obtenue par l'heuristique R1 est indiquée sur la figure 4.11, nous remarquons que la distribution a changé complètement d'allure par rapport à la solution générée par l'heuristique H4 (4.3(a)).

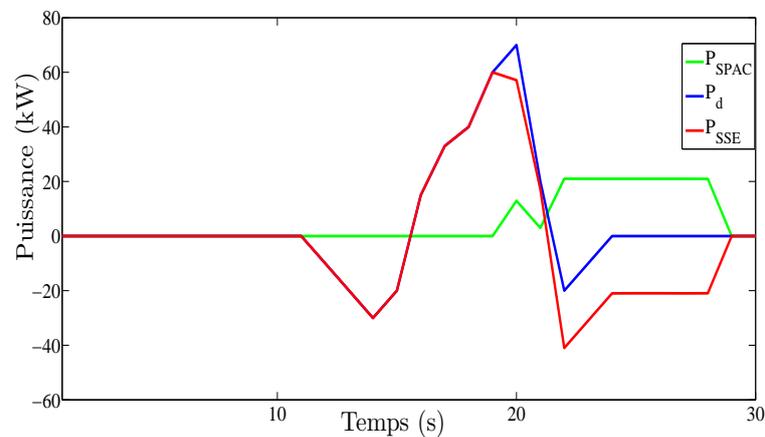


FIGURE 4.11 – La répartition robuste des puissances par l'approche bi-niveau

Les résultats de l'approche bi-niveau sont affichés sur le tableau 4.3. La consommation de base de 346 kW semble être importante par rapport à la solution de l'heuristique H4 développée dans le précédent chapitre (consommation 308 kW). Nous allons voir dans la section 'validation', qu'après une perturbation aléatoire, cette solution deviendra meilleure.

TABLE 4.3 – Résultat de l'approche bi-niveau R1

Solutions	Consommation (kW _s)	CPU (s)	Pire conso. (kW _s)
Approche bi-niveau R1	346	331	380

4.7.1.2 Validation des résultats pour des perturbations aléatoirement générées

La figure 4.12 illustre la comparaison entre une solution qu'on sait proche de l'optimale (écart par rapport à la borne inférieure de 0,6%) et la solution calculée par l'approche bi-niveau. 100 perturbations constantes sont générées et ajoutées à la puissance demandée à des instants de temps différents afin d'obtenir la réponse (en terme de coût de consommation) du système sur autant de profils perturbés.

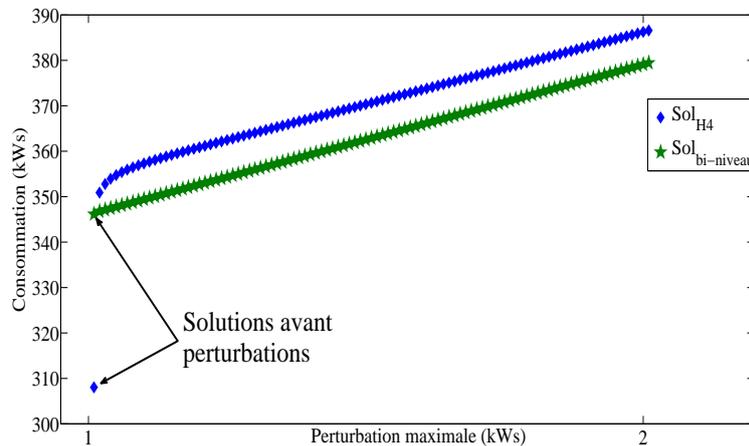


FIGURE 4.12 – L'effet des perturbations sur la solution robuste et la solution de l'heuristique 4

Avant la perturbation, l'écart de coût entre les deux solutions est de 36 kW_s. Après une perturbation constante de 0.01 kW (dû à l'allumage du poste radio par exemple pendant la fenêtre du temps) la meilleure solution devient plus mauvaise et avec un écart de 4 kW_s. Quelque soit la perturbation supérieure à 0.1 kW, l'écart persiste à 9 kW_s entre les deux solutions.

Concernant la solution non robuste, la répartition des puissances a été prévue pour une puissance demandée précise. Lors d'une perturbation, le système oblige la pile à combustible à répondre et à satisfaire la demande avec un faible rendement, c'est pour cela que le coût de consommation est très élevé juste après une fluctuation de la demande. La solution robuste prend en compte l'éventualité d'une perturbation dans un certain intervalle de temps, alors il y a une sorte d'anticipation de cette information dans le modèle, donc la pile fonctionne avec un bon rendement pendant cette période afin d'éviter le surcoût de faible rendement et le dépassement des limites de la puissance à fournir par le SPAC.

4.7.2 Heuristique R2 : Résolution du problème par une formulation multi-objectifs (solution expérimentale)

En analysant la fonction objectif du modèle robuste, nous remarquons que nous avons plusieurs (au moins deux) objectifs : minimiser la consommation ; maximiser la perturbation. L'optimisation multi-objectifs semble donc une approche pertinente pour résoudre ce genre de problème. L'optimisation multi-objectifs concerne les problèmes de l'optimisation mathématique incluant plus d'une fonction objectif à prendre en compte simultanément (minimisation ou maximisation de plusieurs fonctions objectifs en même temps sous un ensemble de contraintes). Généralement utilisée dans le cas où le problème contient de multiples critères de décision, l'optimisation multi-objectifs est très répandue dans les domaines économiques, théorie des jeux et mathématiques en général.

La formulation générale d'un problème multi-objectifs est donnée par [Mar 04] et [Col 03] sous la forme suivante :

$$\min_x F(x) = [F_1(x), F_2(x), \dots, F_k(x)]^T \quad (4.22)$$

$$s.c. \quad g_j(x) \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (4.23)$$

$$h_l(x) = 0 \quad l = 1, 2, \dots, e \quad (4.24)$$

où k est le nombre de fonctions objectifs, m est le nombre de contraintes d'inégalité et e est le nombre de contraintes égalité.

Pour appliquer l'approche multi-objectifs (4.22) sur le problème de gestion des puissances des véhicules hybrides, nous allons générer k profils de perturbation. Chaque fonction objectif correspondra à la consommation sur un des k profils perturbés générés.

Alors k perturbations α seront produites :

$$\alpha = \{\alpha^1, \alpha^2, \dots, \alpha^k\} \quad (4.25)$$

Où $\alpha^j \in [-\delta_i, +\delta_i]^n \quad \forall j \in [1, k] \quad \text{et} \quad i \in [1, n]$, ici α^j n'est pas une perturbation instantanée de la puissance demandée mais un profil de perturbations (α^1 est un vecteur de n valeurs α_i^1 avec $i \in 1..n$) et $\alpha \in \Omega = [\delta_{imin}, \delta_{imax}]^k$

Alors l'objectif est de trouver une solution performante par toutes les perturbations du profil de la demande : une solution tenant compte des perturbations qui peuvent apparaître lors d'une utilisation en temps réel des solutions calculées hors ligne.

L'idée est de modifier la fonction objectif pour y intégrer le coût résultant de k perturbations préalablement identifiées. Ainsi si $k = 0$ alors on revient au cas classique sans perturbation et plus k est grand plus nombreuses sont les différentes perturbations qui auront été prises en compte. Nous pouvons espérer que la solution trouvée qui sera robuste par rapport aux perturbations générées et explicitement prises en compte, le sera aussi par rapport à d'autres profils perturbés.

$$P_r^j = P_r + \alpha^j \quad \forall j \in [1, k]$$

Notons :

$$F(x, \alpha) = (f_1(x, \alpha^1), f_2(x, \alpha^2), \dots, f_k(x, \alpha^k)) \quad (4.26)$$

avec $F : [x_{min}, x_{max}]^n \times [\delta_{min}, \delta_{max}]^k \rightarrow \mathfrak{R}^k$

où $f_1(x, \alpha^1)$ est la fonction objectif avec la puissance demandée égale à P_r^j .

Pour tous $j \in [1, k]$ le problème associé à la perturbation α^j est défini comme suit :

$$\begin{aligned} \text{obj :} \quad & \min_{x \in \Gamma} f_j(x, \alpha^j) = \min_{x \in \Gamma} \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{\rho(x_i)} \\ \text{s.t :} \quad & x + y = P_i + \alpha^j \\ & \sum_{i=1}^n [y_i + \varphi(y_i)] = 0 \\ & 400 \leq 900 - \sum_{i=1}^j [y_i + \varphi(y_i)] \leq 1600 \quad \forall j \in [1, n] \end{aligned} \quad (4.27)$$

La formulation multi-objectifs (mais résolue de manière mono-objective) est donc exprimée par (4.28) :

$$\begin{aligned} \text{obj :} \quad & \min_{x \in \Gamma} \max_{\alpha \in \Omega} F(x, \alpha) = \min_{x \in \Gamma} \max_{j \in [1, k]} \{f_j(x, \alpha^j)\} \\ \text{s.t} \quad & f_i : \quad x + y = P \\ & \sum_{i=1}^n [y_i + \varphi(y_i)] = 0 \\ & 400 \leq 900 - \sum_{i=1}^j [y_i + \varphi(y_i)] \leq 1600 \quad \forall j \in [1, n] \end{aligned} \quad (4.28)$$

$$\text{Où} \quad f_j(x, \alpha^j) = \frac{x + \alpha^j}{\rho(x + \alpha^j)}$$

4.7.2.1 Résolution et Simulations

La résolution de ce modèle a été faite en utilisant SQP (Sequential Quadratic Programming) basé sur la méthode du quasi-Newton ([Bra 79] et [Col 99]). Le modèle reçoit un point de départ (vecteur x_0) et retourne un vecteur des valeurs des fonctions objectifs F évaluées à x (la consommation du SPAC).

Dans chaque itération l'algorithme minimise la fonction objectif qui a la valeur maximale (worst case value) autrement dit $\min \max F_i(x)$. Le critère d'arrêt de l'algorithme

est l'itération où le gradient calculé en x est très faible (alors minimum local a été trouvé).

Sachant que parmi les k fonctions objectifs $f_j(x, \alpha^j)$ $j \in [1, k]$, on a pris en compte une fonction objectif où il n'y a pas de perturbation, pour résoudre ce problème nous avons utilisé la fonction 'fminimax' implantée dans la toolbox optimisation de Matlab. C'est une fonction destinée à la minimisation du pire objectif, c'est un outil adapté pour trouver un compromis entre deux ou plusieurs objectifs contradictoires.

En utilisant l'optimisation multi-objectifs (même si l'approche de résolution est mono-objectif), des fluctuations de la puissance demandée seront prises en compte avec le cas où il n'y a pas de perturbation. La solution obtenue sera donc moins dépendante d'un profil particulier. C'est une solution générale (puisque le cas sans perturbation est pris en compte), mais en cas de perturbation la solution robuste obtenue aura un coût de consommation meilleur que celui d'une solution optimale du problème de base non perturbé calculée hors ligne.

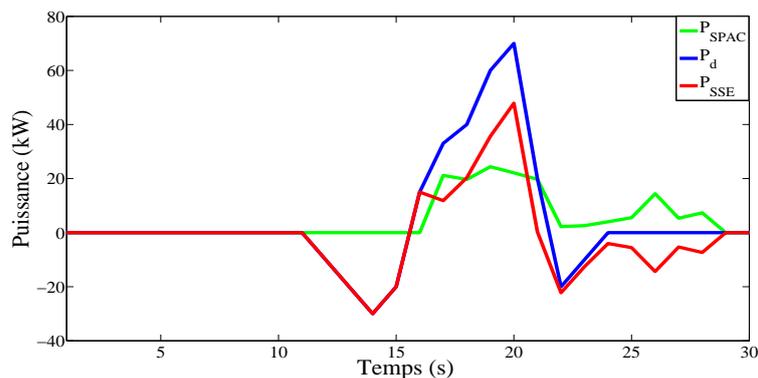


FIGURE 4.13 – La répartition robuste des puissances par l'approche multi-objectifs

La figure 4.13 illustre la répartition de la puissance obtenue pour notre profil de 30 s. L'algorithme R2 a totalement changé la répartition par rapport à la solution calculée en utilisant l'heuristique H4 du précédent chapitre 4.3(a). Ainsi les résultats de simulation sont montrés dans le tableau 4.4 suivant.

TABLE 4.4 – Résultat de l'approche Multi-objectifs R2

Solutions	Consommation (kWs)	CPU (s)	Pire conso. (kWs)
Approche Multi-objectifs R2	347.0585	123	382

4.7.2.2 Validation des résultats pour des perturbations aléatoirement générées

Afin de vérifier la pertinence de la solution robuste obtenue par l'heuristique R2, nous allons générer 1000 erreurs aléatoires et vérifier le comportement de cette solution

robuste. Ces mêmes erreurs seront appliquées sur la solution qui aurait été calculée par l'heuristique H4 (figure 4.3(a)), qui, rappelons-le, était une solution près de l'optimum et garantie d'avoir un coût à moins de 0.6 % de l'optimum global.

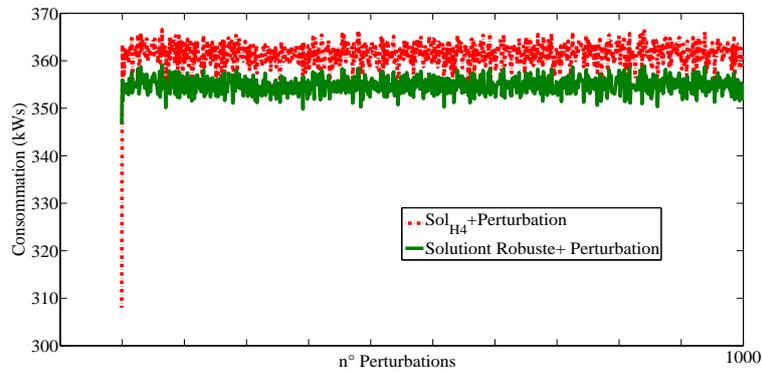


FIGURE 4.14 – L'effet des 1000 perturbations

La figure 4.14 illustre l'effet des perturbations sur la solution robuste obtenue par R2. Sans perturbation, la solution obtenue par l'heuristique 4 est nettement meilleure que la solution robuste mais pour les 1000 perturbations de la puissance demandée générées aléatoirement, la solution robuste a une réponse bien meilleure avec une consommation plus faible.

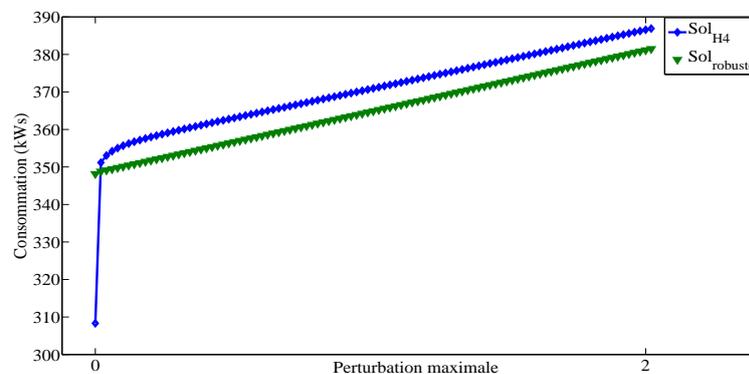


FIGURE 4.15 – L'effet des perturbations sur la solution robuste et la solution H4

Sur la figure 4.15, une perturbation constante est supposée pendant la fenêtre de temps (la perturbation varie de 0 à 2 kW avec un pas de 0.1 kW). Nous remarquons une réponse brutale de la solution de l'heuristique H4 : juste une perturbation de 0.1 kW pendant la fenêtre, augmente le coût de consommation de 43 kW. Par contre, la même perturbation appliquée sur le profil de la solution robuste du modèle multi-objectifs laisse la solution stable (une petite variation de la consommation de moins de 1 kW). Quelque soit l'amplitude de la perturbation, la solution robuste reste meilleure et gardera la stabilité de la solution.

4.7.3 Heuristique R3 : Quasi-Newton sur formulation modifiée suivant les spécificités du véhicule

Les deux précédentes approches sont générales et capables de fournir des solutions robustes adaptables à n'importe quel type de problème de gestion d'énergie (gestion d'énergie dans un bateau, bâtiment,...) avec un système non linéaire et avec n'importe quelle allure de la fonction objectif. Mais dans cette section, nous allons prendre en compte les spécificités des véhicules hybrides. La figure 4.16 et la démonstration ci-dessous montrent que la fonction coût de consommation du problème est strictement croissante.

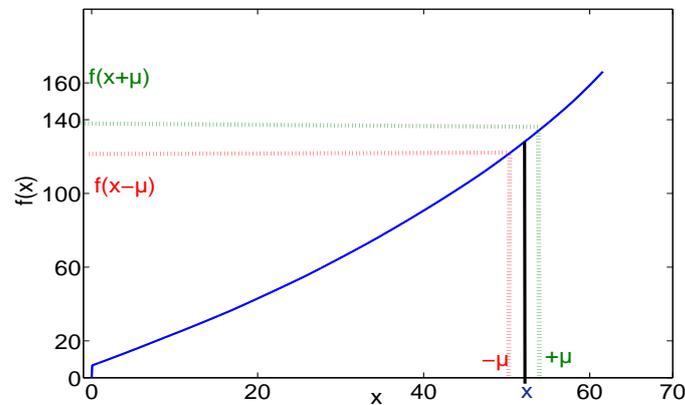


FIGURE 4.16 – L'allure de la fonction objectif

4.7.3.1 Démonstration

Nous adopterons une approche récursive.

La courbe du rendement du SPAC, figure 4.16, est une donnée expérimentale de L points pris sur le point du bus DC de la pile à combustible. Soient v_i les valeurs de la puissance de la pile au niveau du bus de connexion avec $i = 1..L$.

si $i=1$ $v_1 = 0$ alors la consommation est nulle $\Rightarrow f(v_1) = 0$
 si $i=2$ $v_2 = 0.0644$ alors la consommation est $\Rightarrow f(v_1) = 6.6975$
 si $i=3$ $v_3 = 0.2210$ alors la consommation est $\Rightarrow f(v_1) = 6.9553$
 ...
 si $i=L$ $v_L = 70$ alors la consommation est $\Rightarrow f(x') = 166.1158$

Alors les données ci-dessus constituent une suite numérique récursive telles que quelques soient $v_i < v_{i+1}$ alors $f(v_i) < f(v_{i+1})$

Nous supposons donc deux variables (x', x'') où $x' \leq x'' \Rightarrow f(x') \leq f(x'')$

$$\alpha \in [\delta_{min}, \delta_{max}]$$

Alors

$$\forall \alpha \leq \delta_{max} \implies f(x + \alpha) \leq f(x + \delta_{max}) \quad (4.29)$$

Cette démonstration montre bel et bien que la fonction objectif résultant des données à disposition (fonction de consommation) est une fonction quasi-concave et croissante. Alors dans ce cas particulier, pour obtenir une consommation maximale, la perturbation doit être maximale aussi ($\alpha = constant = \delta_{max}$). Le modèle robuste formulé dans la section 4.7.1 se transforme ainsi :

$$obj : \quad \min_{x_i^* \in \Gamma'} f(x_i^*, \alpha) = \min_{x_i^* \in \Gamma'} \sum_{i=1}^n \frac{x_i^* + \delta_{max}}{\rho(x_i^* + \delta_{max})} \quad (4.30a)$$

$$s.t : \quad x_i^* + y_i = P_i \quad (4.30b)$$

$$\sum_{i=1}^n [y_i + Perte(y_i)] = 0 \quad (4.30c)$$

$$400 \leq 900 - \sum_{i=1}^k [y_i + Perte(y_i)] \leq 1600 \quad \forall k \in [1, n] \quad (4.30d)$$

$$(4.30e)$$

4.7.3.2 Résolution et simulations

Pour résoudre le modèle (4.30), nous appliquons la méthode du gradient descendant avec la méthode du Quasi-Newton utilisée dans l'heuristique H4 comme dans le précédent chapitre. La répartition de la puissance demandée entre les deux sources d'énergie est affichée sur la figure 4.17.

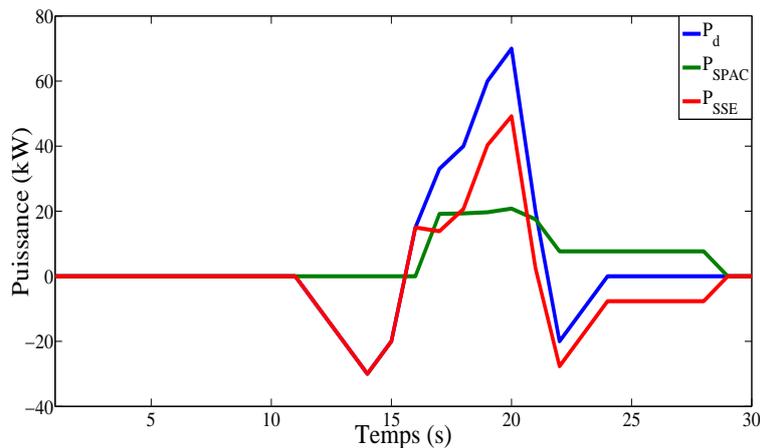


FIGURE 4.17 – La répartition robuste des puissances entre les sources d'énergie

Le coût de la solution robuste calculée par cette heuristique est donné dans le tableau 4.5. Nous remarquons que cette heuristique a donné presque le même coût de consommation que R1 mais du point de vue distribution des puissances, la répartition n'est pas

la même.

TABLE 4.5 – Résultat de la solution heuristique R3

Solutions	Consommation (kWs)	CPU (s)	Pire conso. (kWs)
Solution heuristique R3	346.2466	100	380

4.7.3.3 Validation

Pour valider la résolution de cette solution, 100 perturbations constantes ont été générées et ajoutées à la puissance demandée. Sur la figure 4.18, nous remarquons que la solution robuste fournie par cette heuristique a mieux répondu aux perturbations et reste meilleure que celle de H4.

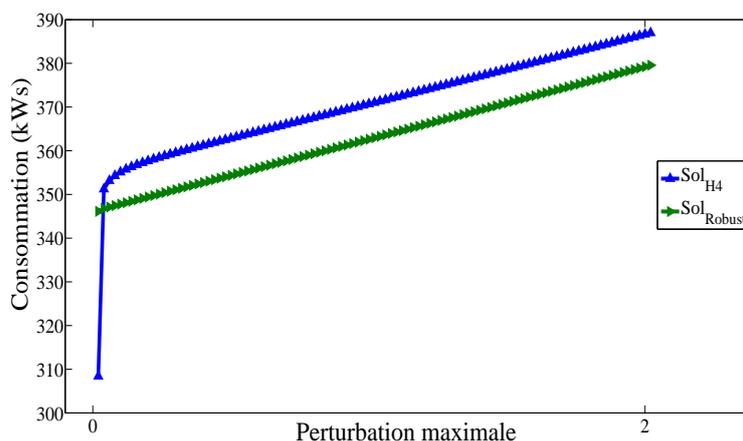


FIGURE 4.18 – Effet des perturbations sur la solution heuristique R3

4.7.4 Heuristique R4 : Adaptation de la programmation dynamique

Dans le chapitre 3, nous avons listé les avantages et les inconvénients de la programmation dynamique. Un autre avantage n'ayant pas encore été évoqué est la réponse que permet cette approche face aux incertitudes. En prenant le profil de 30s étudié dans ce chapitre, pour appliquer la programmation dynamique, la solution de répartition des puissances avec un domaine de validité fermé est donnée sur la figure 4.19. La figure 4.19(a) illustre la répartition de la puissance demandée entre les deux sources et la figure 4.19(b) montre la variation de l'état de charge de l'élément de stockage électrique. Nous remarquons sur la figure de répartition de la puissance que les deux sources sont sollicitées en même temps pour la satisfaction de la demande tant que la puissance demandée n'est pas nulle. Cela rend la programmation dynamique moins sensible aux perturbations multiplicatives.

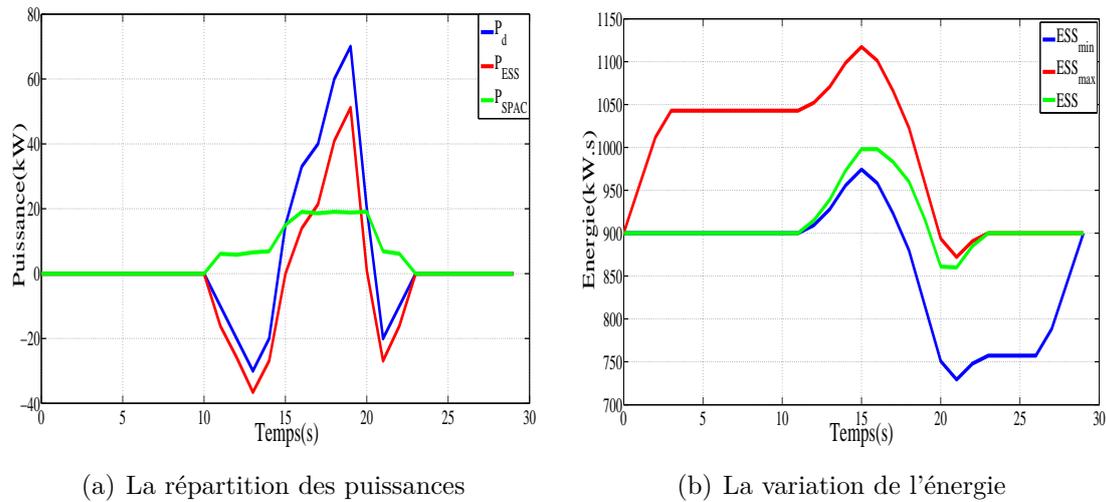


FIGURE 4.19 – La solution fournie par la programmation dynamique

Le coût de consommation du carburant est affiché ainsi sur le tableau 4.6 :

TABLE 4.6 – Consommation en utilisant la programmation dynamique

Solutions	DP	Pire consommation
Consommation (kWs)	342.28	407.31
Temps de calcul (s)	737	<1

En lançant la programmation dynamique, la matrice *go – to – cost* enregistre tous les trajets et les variations possibles de l'état de charge, alors nous pouvons affecter la perturbation soit au SPAC soit à l'élément du stockage électrique. Sans recalcul d'une solution robuste, il suffit juste de changer l'état de charge lors de changement d'état (basculer d'un état à un autre verticalement dans le graphe d'état). Par exemple si la puissance demandée demande un peu plus que prévu ou lors d'une chute de tension dans l'élément de stockage, le système va répondre directement en modifiant l'état de charge à cet instant et la répartition va changer pour tout le reste de la mission, et sans nécessiter de recalcul, tout simplement en lisant la matrice.

4.7.4.1 Réponse à une variation d'énergie dans le SSE

Supposons qu'à l'instant t , l'élément de stockage électrique perde une quantité d'énergie ϵ kW.s, pour une consommation imprévue (allume-cigare, radio en fonction ...) nous avons deux scénarios : (1) soit continuer à utiliser la solution et on arrive au final à un état de charge de moins de ϵ kW.s par rapport à ce qui était prévu ou arriver à un état où il y aura violation d'une contrainte (épuiser l'énergie stockée par exemple). (2) soit recalculer une solution car la solution prévue n'est plus valable.

En utilisant la programmation dynamique, le recalcul d'une nouvelle solution prend beaucoup de temps et reste une solution de dernier recours. Le scénario le plus efficace est : Utiliser la matrice $go - to - cost$ qui garde tous les états de charge possibles. Alors il suffit juste de déterminer l'état de charge à l'instant qui suit l'erreur pour suivre une nouvelle solution avec un nouveau coût de consommation optimal après perturbation.

Dans les exemples qui suivent nous allons utiliser la programmation dynamique avec relaxation des contraintes (Heuristique H1) puisque le coût de consommation est nettement meilleur que la programmation dynamique classique (telle que appliquée dans la littérature). Les coûts des solutions de la programmation dynamique avec relaxation et sans relaxation sont notés dans le tableau 4.7. La répartition de la puissance et la variation de l'énergie dans l'élément de stockage sont affichées successivement dans les figures 4.20(a) et 4.20(b).

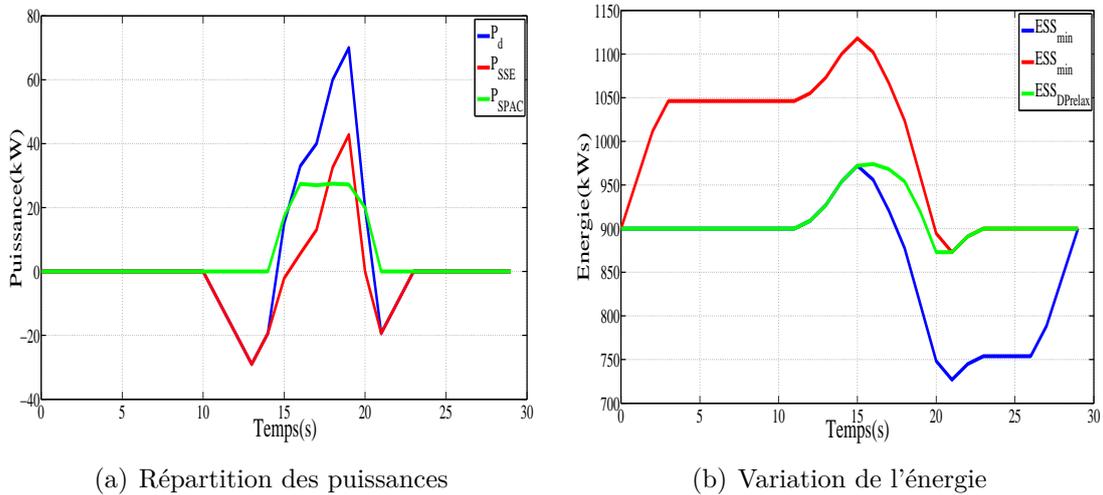


FIGURE 4.20 – La solution fournie par l'heuristique 1 du précédent chapitre

TABLE 4.7 – Résultat de la programmation dynamique et l'heuristique H1

Solutions	DP	Pire conso. DP	H1	pire conso (H1)
Consommation (kWs)	342.28	407.31	314.9162	393,3402
Temps de calcul (s)	737	<1	192	<1
écart % Borne inf.	10.60 %	24.87 %	2.86 %	22.13 %

En prenant l'exemple suivant : à l'instant 16s le SSE perd 10kW (chute de tension par exemple). Dans ce cas le système répond directement à cette erreur en changeant la répartition prévue. La figure 4.21 montre la nouvelle solution en cas où la chute de tension/énergie apparaît en temps réel. La figure 4.21(a) montre que le profil de la solution du SPAC a été changé (P'_{SPAC}) en réponse à l'apparition de la perturbation. La baisse de la quantité d'énergie dans le SSE a changé l'allure de la variation d'énergie qui a été programmée sans erreur 4.21(b). Ainsi la nouvelle solution a pour coût de

consommation 336.71 kW (c'est le nouveau coût de consommation global généré après l'erreur en changeant la répartition de la puissance). Sachant que si on arrive à un état final de moins de 10 kW et nous faisons une recharge artificielle de 10 kW (à l'aide du SPAC) le coût de consommation sera égal à 340.26 kW.

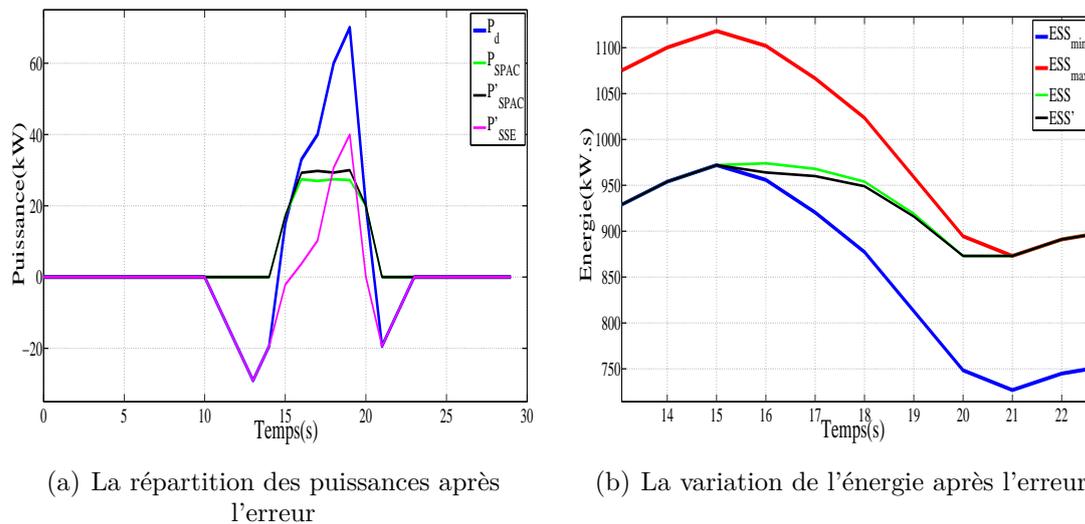


FIGURE 4.21 – La nouvelle solution générée après l'apparition de l'erreur

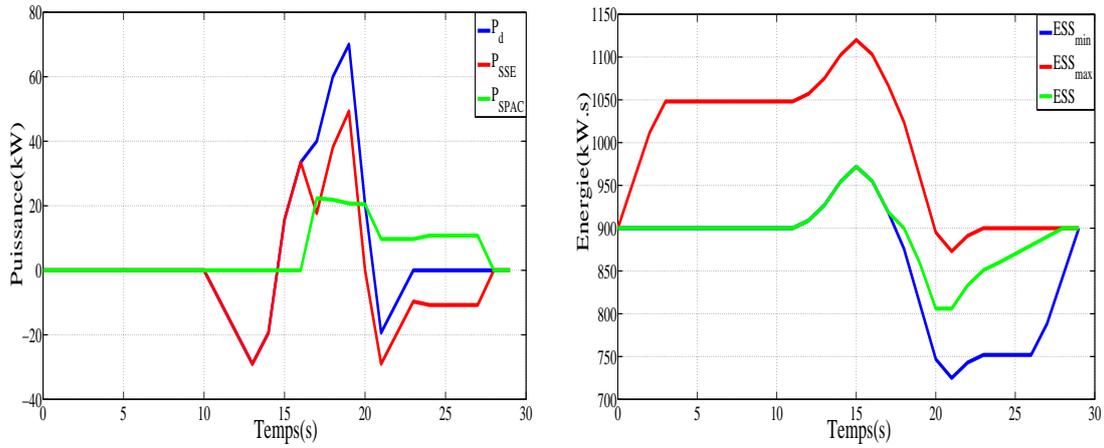
4.7.4.2 Heuristique R4 : H1 avec pénalisation dans les zones de perturbation potentielles

Cette heuristique se base sur le modèle robuste (4.30), en appliquant la programmation dynamique avec les contraintes relaxées (Heuristique H1). Le principe est que nous allons attribuer un coût supplémentaire (coût de doute) pendant la fenêtre de temps où nous avons un doute sur la précision de la puissance demandée. Du point de vue de la théorie des graphes, les arcs liant les états de charge pendant la fenêtre de temps seront tous pénalisés (un coût de la perturbation sera attribué aux états correspondants). Le coût de la solution est affiché sur le tableau 4.8 ainsi que la répartition de la puissance demandée sur la figure 4.22 :

TABLE 4.8 – Consommation de la solution robuste

Solutions	Solution robuste	Pire consommation
Consommation (kW.s)	354.3640	387.9289
Temps de calcul (s)	740	<1

Pour voir l'effet des perturbations sur la solution robuste et la solution 'classique', nous avons généré 200 perturbations aléatoires ajoutées à la puissance demandée dans la même fenêtre de temps. Le résultat est résumé sur la figure 4.23.



(a) La répartition des puissances obtenues par la solution robuste

(b) La variation de l'énergie obtenue par la solution robuste

FIGURE 4.22 – La solution robuste obtenue fournie par la programmation dynamique avec relaxation

Nous pouvons remarquer que pour toutes les perturbations, la solution R4 a un meilleur coût de consommation que celle de H1, alors que cette dernière était meilleure au départ (sans perturbation). Cela confirme l'utilité de rechercher et d'appliquer une solution robuste en cas de doute au lieu de chercher une solution optimale ou proche de l'optimale pour le modèle de base qui est généralement très sensible aux fluctuations de la demande. Cette solution robuste réagit avec le moindre coût contre une perturbation par rapport à la solution donnée par l'optimal global idéal.

4.8 Borne inférieure de consommation et validation

Comme dans le chapitre précédent, Section 3.4, nous allons supposer que la pile à combustible a un rendement constant et égal à son maximum. Le système devient linéaire et convexe et ainsi nous pouvons utiliser le deuxième modèle robuste pour déterminer la borne inférieure de la solution robuste. Dans le modèle robuste (4.28), la fonction f_j est non linéaire et égale à :

$$f_j(x, \alpha^j) = \frac{x + \alpha^j}{\rho(x + \alpha^j)} \quad (4.31)$$

en supposant que $\forall x$ et α : $\rho(x + \alpha^j) = Cts$

La fonction objectif devient :

$$f_j(x, \alpha^j) = \frac{x + \alpha^j}{Cts} \quad (4.32)$$

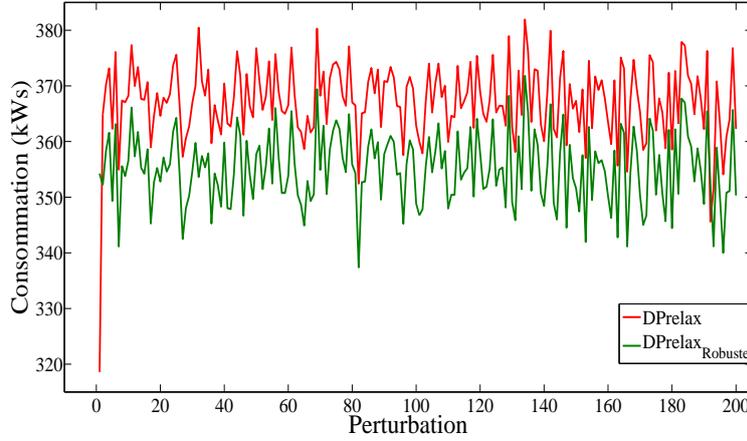


FIGURE 4.23 – Effet des perturbations sur la solution de la programmation dynamique relaxée ainsi sur la solution robuste

Le modèle robuste de la borne inférieure se transforme ainsi :

$$\begin{aligned}
 \text{obj} : \min_{x \in \Gamma} \max_{\alpha \in \Omega} F(x, \alpha) &= \min_{x \in \Gamma} \max_{j \in [1, k]} \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{x + \alpha^j}{Cts} \right\} \\
 \text{s.t } f_i : \quad x + y &= P \\
 \sum_{i=1}^n [y_i + \varphi(y_i)] &= 0 \\
 400 \leq 900 - \sum_{i=1}^j [y_i + \varphi(y_i)] &\leq 1600 \quad \forall j \in [1, n]
 \end{aligned} \tag{4.33}$$

À partir des données du problème, nous avons montré dans 4.7.3 que la perturbation maximale est obtenue lorsque $\alpha = \delta_{max}$, alors le modèle devient :

$$\begin{aligned}
 \text{obj} : \min_{x \in \Gamma} F(x, \delta_{max}) &= \min_{x \in \Gamma} \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{x + \delta_{max}}{Cts} \right\} \\
 \text{s.t } f_i : \quad x + y &= P \\
 \sum_{i=1}^n [y_i + \varphi(y_i)] &= 0 \\
 400 \leq 900 - \sum_{i=1}^j [y_i + \varphi(y_i)] &\leq 1600 \quad \forall j \in [1, n]
 \end{aligned} \tag{4.34}$$

Comme pour la borne inférieure de consommation développée dans le chapitre précédent 3.4, nous utilisons la même formulation linéaire de problème pour obtenir une solution globale. Rappelons que la fonction *linprog* basé sur la méthode simplexe implanté dans Matlab est dédié pour résoudre ce genre de problème. Le résultat de la solution globale est donné sur le tableau suivant :

TABLE 4.9 – Une borne inférieure de la solution robuste

Solutions	Coût de consommation (kWs)	Temps de calcul (s)
Borne inférieure	310.0951	5

Le tableau 4.9 montre la consommation de la borne inférieure pour les solutions robustes. Une comparaison peut être faite sur le tableau 4.10 qui montre que les trois approches donnent des bonnes solutions, moins sensibles aux variations de la demande. L'écart par rapport à la borne inférieure est de moins de 11 %.

TABLE 4.10 – Comparaison avec la borne inférieure des solutions robustes

Solutions	R1	R2	R3	R4
Consommation	346	347	346	354
écart % Borne inf. robuste	10.40 %	10.66 %	10.40 %	12.42 %
écart % Borne inf. classique	11.56 %	11.82 %	11.56 %	13.56 %

Validation des heuristiques robustes sur le profil INRETS

Nous prenons l'exemple du profil réaliste INRETS pour une validation des heuristiques proposées sur des données réelles. Nous avons utilisé la même fenêtre de temps pour la fluctuation entre l'instant 20s et 28s avec la même amplitude. Le tableau 4.11 illustre les résultats obtenus par chaque heuristique ainsi que la pire consommation obtenue en utilisant l'algorithme de la boîte noire de la section 4.6. Les deux dernières colonnes du tableau 4.11 illustrent l'écart par rapport à la borne inférieure "déterministe" B.I.D (calculée dans le précédent chapitre et égale à 8647 kWs) et la borne inférieure "robuste" B.I.R (calculée dans cette section et égale à 8652 kWs).

TABLE 4.11 – Validation des résultats robustes sur le profil INRETS

	Cons. (kWs)	CPU	Pire cons. (kWs)	écart % B.I.D.	écart % B.I.R
$H4_{P_d}$	8750	23 min	8849	1.18 %	1.12 %
R1	8780	4 jours	8814	1.51 %	1.46 %
R2	8777	24 min	8813	1.48 %	1.42 %
R3	8780	22 min	8814	1.51 %	1.46 %
R4	9292	22 heures	9324	6.94 %	6.89 %

À titre d'exemple nous affichons sur la figure 4.24(a) la répartition de la puissance demandée entre les deux sources d'énergie. Nous remarquons que pendant la période de doute pour la perturbation de la demande, que la pile à combustible a changé de comportement et délivre une puissance à un bon rendement comparativement à l'heuristique $H4_{P_d}$ (Figure 4.8(a)). 1000 perturbations aléatoires ont été générées et appliquées sur la solution robuste de R2 et la solution de $H4_{P_d}$ sur le profil INRETS. Ces perturbations

ont un impact direct sur la consommation sur les deux solutions mais avec une faible variation pour la consommation de la solution robuste.

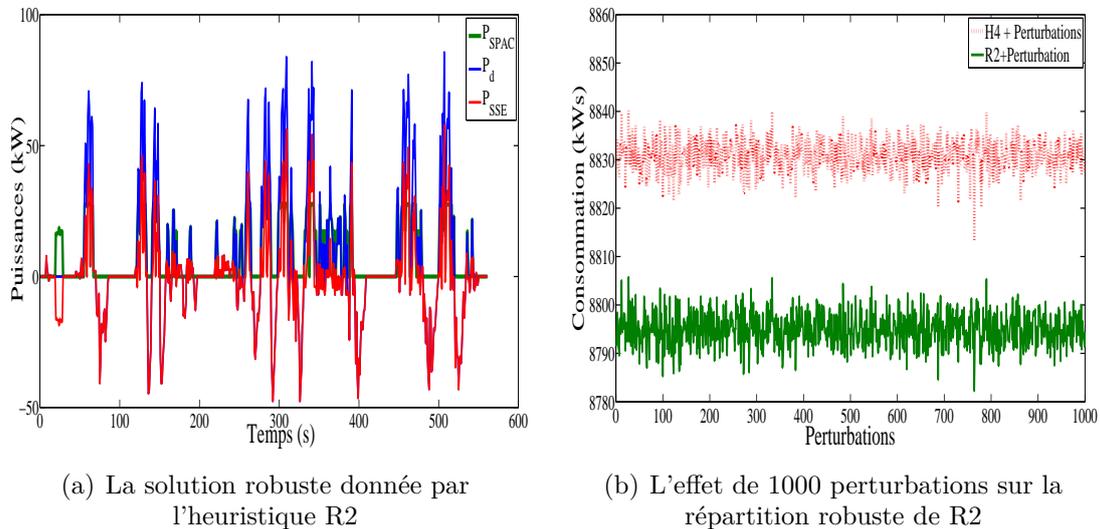


FIGURE 4.24 – Validation du résultat obtenu par l'heuristique R2

4.9 Conclusion

Dans le cas de la mise en oeuvre d'un système de gestion d'énergie, il vaut mieux prendre en considération les perturbations, plutôt que rechercher seulement la solution optimale du cas déterministe où toutes les données sont supposément connues et fixées. La solution robuste peut être définie comme la meilleure solution dans le pire cas de perturbation. Pour résumer, la recherche et l'utilisation de solutions robustes a pour objectif de :

↔ Trouver des solutions performantes fiables et robustes face à de petites perturbations avec un moindre coût de consommation et en limitant les risques. Il s'agit donc de maintenir la stabilité du système avec une incertitude.

↔ Obtenir une solution fiable, c'est-à-dire, diminuer l'effet d'une défaillance de fonctionnement lors d'une perturbation ou condition critique ou événement extrême. Autrement dit : respecter les contraintes définies par le problème initial.

Dans ce chapitre, nous avons développé quatre heuristiques robustes. Les trois premières approches heuristiques sont basées sur le gradient descendant : l'approche dite R1 bi-niveau et l'approche R2 multi-objectifs pour un problème général et une solution heuristique R3 liée directement à l'allure de la fonction objectif de notre véhicule. Une quatrième heuristique R4 basée sur l'application de la programmation dynamique sur le modèle robuste de la solution heuristique a donné une solution robuste moins sensible

aux variations par rapport à la solution de l'heuristique H1. Enfin, une borne inférieure robuste a été calculée afin de permettre un benchmark entre les solutions trouvées et la solution optimale robuste.

La programmation dynamique avec contraintes 'classiques' et sans incertitude sur la puissance demandée, a donné la pire consommation comparée aux autres heuristiques, mais on peut signaler que dans le cas particulier des perturbations multiplicatives, elle peut s'avérer robuste car quelque soit la puissance demandée non nulle, les deux sources fournissent de l'énergie. Par contre, les autres heuristiques robustes donnent des bonnes solutions pour lesquelles offre une répartition spéciale tend à être trouvée avec un rendement maximal en limitant notamment l'utilisation du SPAC afin de minimiser la consommation. Cela rend les solutions résultantes peu sensibles aux fluctuations de la puissance demandée (quelque soit la perturbation additive ou multiplicative). Nous avons donc proposé des méthodes hors ligne tenant compte a priori du possible effet des incertitudes sur la puissance demandée (fatalement présentes sur un parcours réel) pour obtenir des répartitions de puissance à caractère robuste (minimisation du pire cas) permettant d'avoir une consommation pouvant être sous-optimale mais demeurant de bonne qualité et surtout ne s'écartant que très peu de ce sous-optimum quelles que soient les perturbations subies, assurant de fait, un coût de consommation maîtrisé pour une mission donnée.

Enfin, dans ce chapitre, nous avons montré l'utilité d'utiliser la solution générée par la programmation dynamique en temps réel avec une mise à jour instantanée à l'aide de la matrice *go - to - cost*, ce qui serait une alternative par rapport à la recherche de solutions a priori robustes.

Conclusions et perspectives

Ce travail de thèse a été réalisé dans le laboratoire LAPLACE au sein du groupe CODIASE dans le cadre d'une collaboration avec le groupe MOGISA du laboratoire LAAS. Cette thèse se situe dans la suite d'une thèse effectuée entre 2005 et 2008 au LAPLACE afin d'améliorer les résultats obtenus sur la gestion d'énergie globale hors ligne dans un véhicule hybride à pile à combustible avec une architecture série.

Deux axes de recherche ont été ciblés dès le début de cette thèse :

- Améliorer la consommation obtenue par la programmation dynamique en cherchant d'autres méthodes heuristiques capables de donner des solutions meilleures du point de vue de la consommation d'hydrogène, ainsi que du point de vue du temps de résolution (CPU).
- Traiter l'optimisation globale hors ligne, en considérant que le profil de mission est connu avec précision. La question qui s'est ensuite posée, est de savoir : si le profil de la puissance demandée peut être perturbé dans une fenêtre de temps, ou si la précision des données n'est pas garantie, comment la solution calculée hors ligne peut-elle réagir avec le moindre coût ? Pour cela nous avons ajouté l'objectif de traiter la robustesse avec de nouvelles méthodes robustes ayant pour but de trouver des solutions moins sensibles aux perturbations de la demande.

L'industrie automobile englobe plusieurs domaines de recherche simultanément, tels que la conception mécanique, l'esthétique et enfin le domaine de la gestion d'énergie qui est un sujet innovant et dont l'intérêt est grandissant avec l'hybridation des sources d'énergie dans ces véhicules. L'optimisation globale de la répartition de la puissance a pris une grande place dans les articles scientifiques traitant du sujet de la gestion d'énergie dans les véhicules hybrides avec un profil de mission connu à l'avance : (1) pour la mise en place de missions répétitives à moindre coût de carburant (2) pour avoir une consommation de référence optimale permettant d'évaluer les méthodes de gestion en ligne et les méthodes heuristiques.

Dans le premier chapitre, une étude a été faite sur l'évolution des architectures des véhicules durant le dernier siècle. Ces architectures ont pris différentes formes, avec notamment le moteur à combustion interne. L'hybridation d'une pile à combustible avec un élément de stockage électrique de type supercondensateur est considérée dans ce travail et constitue une architecture hybride série.

Le deuxième chapitre est un état de l'art sur les approches existantes dans la littérature pour écrire le modèle mathématique représentant le problème de la gestion d'énergie multi-sources. Les méthodes de recherche opérationnelle qui traitent le problème de la gestion d'énergie sont nombreuses dans la littérature et vont, de la programmation linéaire avec de nombreuses simplifications, jusqu'à une optimisation non-linéaire difficile à résoudre pour trouver l'optimum global. La programmation dynamique est la méthode exacte la plus utilisée dans la littérature afin de résoudre le problème, la discrétisation est obligatoire afin de trouver le plus court chemin entre un état initial de charge et un état de charge final à partir de données discrétisées.

Dans le troisième chapitre, l'analyse des points forts et des points faibles de l'approche par programmation dynamique dite 'classique', nous a permis de développer nos propres heuristiques de recherche de la consommation minimale globale. Plusieurs points forts ont été identifiés dans ces approches, notamment pour la recherche alternative des solutions lors d'une utilisation en temps réel. Les limites de l'approche classique, ont été améliorées à travers l'heuristique H1, afin de trouver des solutions meilleures.

Des points de départ intelligents ont été introduits dans la méthode de recherche locale Quasi-Newton permettant à la méthode de converger vers des optimums locaux de bonne qualité. Dans cette thèse la comparaison n'est pas faite seulement par rapport à la consommation de la pile seule, mais par rapport à une borne inférieure de consommation obtenue en linéarisant le problème non-linéaire. Cela nous permet de dire que nous avons obtenu des solutions garanties avec un écart de moins de 5 % au maximum par rapport à cette borne inférieure et donc à l'optimum sur les 5 profils de missions réalistes utilisés. La borne inférieure calculée dans cette thèse est un optimum global validé par deux méthodes : (1) Application du Quasi-Newton sur un problème convexe. (2) linéarisation du problème et application de la programmation linéaire.

Les données du problème telles que la puissance demandée sont données avec précision. Alors la répartition de cette puissance doit être totalement satisfaite. Les solutions obtenues à l'aide des méthodes de calcul hors ligne peuvent donner de piètres performances (en terme de consommation) ou devenir infaisables suite à une petite perturbation. Après avoir ainsi identifié les avantages et les inconvénients de différentes stratégies, nous avons choisi d'imposer au SPAC de s'adapter à ces perturbations (répondre aux perturbations afin de satisfaire la demande) afin de garder la contrainte état de charge initial égale à l'état de charge final du SSE pour pouvoir assurer la reproductibilité des cycles avec la même solution même en cas de perturbation de la demande.

Dans le dernier chapitre nous avons vu qu'une petite perturbation de la demande a un effet négatif sur la consommation. Alors introduire une telle incertitude dans le modèle a été l'idée de départ pour construire un modèle robuste dont l'objectif est de minimiser le pire cas : minimisation de la consommation en prenant en compte les perturbations qui peuvent arriver au système de traction. Comme pour le troisième chapitre, nous avons développé quatre heuristiques permettant de résoudre le problème robuste à travers l'optimisation robuste et qui donnent des solutions moins sensibles aux fluctuations de la demande que celles obtenues par les heuristiques de calcul hors ligne. Les méthodes heuristiques R3 et R4 sont liées aux données du véhicule utilisé pour les résul-

tats numériques dans cette thèse tandis que les autres R1 et R2 sont applicables même sur d'autres problèmes de gestion d'énergie de domaines différents vu leur indépendance face à l'allure de la fonction objectif et des caractéristiques des sources d'énergie.

Des simulations sur Matlab ont été faites sur chaque partie afin de valider les algorithmes sur des profils réels. Des heuristiques d'optimisation globale pour la gestion d'énergie et une optimisation robuste ont été appliquées sur le problème d'un véhicule hybride à pile à combustible. Les axes de recherche principaux ont été l'amélioration de la consommation à travers de nouvelles approches et une étude approfondie de la robustesse validée par des simulations. Ainsi les objectifs de cette thèse d'améliorer la consommation et d'étudier la robustesse sont atteints.

Parmi les perspectives, une mise en place de ces algorithmes sur une cible électronique (émulateur et HIL) est prévue à court terme. Une autre étude de la robustesse pourrait être faite en appliquant la programmation stochastique avec des perturbations basées sur des lois de la probabilité. Au lieu d'avoir une perturbation de la demande, nous pouvons considérer que les données sur les caractéristiques de la pile (rendement) ainsi que les pertes dans l'élément de stockage peuvent avoir des incertitudes stochastiques prévisibles. D'autres perspectives importantes concernent l'intégration d'autres contraintes plus réalistes en relation avec les capacités du compresseurs et les autres composants du SPAC (limitation des variations de puissance de SPAC entre 2 instants).

Enfin, rappelons que dans cette thèse, la gestion d'énergie se fait entre deux sources d'énergie, une perspective envisageable est d'introduire une troisième source de puissance monodirectionnelle (telle que des panneaux photovoltaïques) ou bidirectionnelle (telle qu'un pack de batterie). Il en résulte une modélisation devant prendre en compte trois sources différentes et un problème de gestion d'énergie plus difficile à résoudre.

Références bibliographiques

- [Abd 12] A. A. Abdelsalam and S. Cui. “A Fuzzy Logic Global Power Management Strategy for Hybrid Electric Vehicles Based on a Permanent Magnet Electric Variable Transmission”. *Energies*, Vol. 5, No. 4, pp. 1175–1198, 2012.
- [Ahl 05] R. Ahluwalia, X. Wang, and A. Rousseau. “Fuel economy of hybrid fuel-cell vehicles”. *Journal of Power Sources*, Vol. 152, pp. 233–244, 2005.
- [And 10a] C. Anderson and J. Anderson. *Electric and hybrid cars : A history*. McFarland Publishing, 2010.
- [And 10b] R. Anderson, L. Zhang, Y. Ding, M. Blanco, X. Bi, and D. Wilkinson. “A critical review of two-phase flow in gas flow channels of proton exchange membrane fuel cells”. *Journal of Power Sources*, Vol. 195, No. 15, pp. 4531–4553, 2010.
- [Ao 06] G. Ao, H. Zhong, L. Yang, J. Qiang, and B. Zhuo. “Fuzzy logic based control for ISG hybrid electric vehicle”. In : *Intelligent Systems Design and Applications, 2006. ISDA'06. Sixth International Conference on*, pp. 274–279, IEEE, 2006.
- [App 88] A. Appleby. “Fuel cell handbook”. 1988.
- [Aye 04] C. Ayers. “Evaluation of 2004 Toyota Prius hybrid electric drive system interim report”. Tech. Rep., ORNL, 2004.
- [Bab 90] D. Babusiaux. *Décision d'investissement et calcul économique dans l'entreprise*. Éditions Technip, 1990.
- [Bal 06] D. Ballerini. *Les biocarburants : état des lieux, perspectives et enjeux du développement*. Editions Technip, 2006.
- [Bar 12] F. Barbir. *PEM fuel cells : theory and practice*. Academic Press, 2012.
- [Bat 05] S. Bathaee, A. H. Gastaj, S. Emami, and M. Mohammadian. “A fuzzy-based supervisory robust control for parallel hybrid electric vehicles”. In : *Vehicle Power and Propulsion, 2005 IEEE Conference*, pp. 7–pp, IEEE, 2005.
- [Bat 09] J. Batteh and M. Tiller. “Implementation of an extended vehicle model architecture in modelica for hybrid vehicle modeling : development and applications”. In : *Proceedings of the 7th International Modelica Conference*, pp. 823–832, 2009.
- [Bau 08] J. Bauman and M. Kazerani. “A comparative study of fuel-cell–battery, fuel-cell–ultracapacitor, and fuel-cell–battery–ultracapacitor vehicles”. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 57, No. 2, pp. 760–769, 2008.

- [Bel 11] J. Belt, V. Utgikar, and I. Bloom. “Calendar and PHEV cycle life aging of high-energy, lithium-ion cells containing blended spinel and layered-oxide cathodes”. *Journal of Power Sources*, Vol. 196, No. 23, pp. 10213–10221, 2011.
- [Bel 56] R. Bellman. “Dynamic programming and the smoothing problem”. *Management Science*, Vol. 3, No. 1, pp. 111–113, 1956.
- [Ben 00a] A. Ben-Tal and A. Nemirovski. “Robust solutions of linear programming problems contaminated with uncertain data”. *Mathematical Programming*, Vol. 88, No. 3, pp. 411–424, 2000.
- [Ben 00b] L. Benini, A. Bogliolo, and G. De Micheli. “A survey of design techniques for system-level dynamic power management”. *Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, IEEE Transactions on*, Vol. 8, No. 3, pp. 299–316, 2000.
- [Ben 02] A. Ben-Tal and A. Nemirovski. “Robust optimization—methodology and applications”. *Mathematical Programming*, Vol. 92, No. 3, pp. 453–480, 2002.
- [Ben 08] A. Ben-Tal and A. Nemirovski. “Selected topics in robust convex optimization”. *Mathematical Programming*, Vol. 112, No. 1, pp. 125–158, 2008.
- [Ber 07] J. Bernard. *Véhicules hybrides à pile à combustible : dimensionnement et stratégies de commande*. PhD thesis, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis, 2007.
- [Ber 09] D. Bertsimas, O. Nohadani, and K. M. Teo. “Nonconvex Robust Optimization for Problems with Constraints”. *INFORMS Journal on Computing*, Vol. 22, No. 1, pp. 44–58, May 2009.
- [Ber 10] D. Bertsimas, O. Nohadani, and K. M. Teo. “Robust optimization for unconstrained simulation-based problems”. *Operations Research*, Vol. 58, No. 1, pp. 161–178, 2010.
- [Ber 95] D. P. Bertsekas, D. P. Bertsekas, D. P. Bertsekas, and D. P. Bertsekas. *Dynamic programming and optimal control*. Vol. 1, Athena Scientific Belmont, 1995.
- [Bir 97] J. R. Birge and F. V. Louveaux. *Introduction to stochastic programming*. Springer, 1997.
- [Boy 04] S. Boyd and L. Vandenberghe. *Convex optimization*. Cambridge university press, 2004.
- [Bra 79] R. Brayton, S. Director, G. Hachtel, and L. Vidigal. “A new algorithm for statistical circuit design based on quasi-newton methods and function splitting”. *Circuits and Systems, IEEE Transactions on*, Vol. 26, No. 9, pp. 784–794, 1979.
- [Bro 05] W. A. Brock and S. N. Durlauf. “Local robustness analysis : Theory and application”. *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 29, No. 11, pp. 2067–2092, 2005.
- [Bur 07] A. F. Burke. “Batteries and ultracapacitors for electric, hybrid, and fuel cell vehicles”. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 95, No. 4, pp. 806–820, 2007.

- [Bur 11] T. Burress, S. Campbell, C. Coomer, C. Ayers, A. Wereszczak, J. Cunningham, L. Marlino, L. Seiber, and H. Lin. “Evaluation of the 2010 Toyota Prius hybrid synergy drive system”. Tech. Rep., Oak Ridge National Laboratory (ORNL); Power Electronics and Electric Machinery Research Facility, 2011.
- [But 08] M. Buttazoni. “The potential global CO₂ reductions from ICT use”. *Identifying and assessing the opportunities to reduce the first billion tonnes of CO₂*. WWF Sweden, 2008.
- [Cag 11] K. Çağatay Bayindir, M. Gözüküçük, and A. Teke. “A comprehensive overview of hybrid electric vehicle : Powertrain configurations, powertrain control techniques and electronic control units”. *Energy Conversion and Management*, Vol. 52, No. 2, pp. 1305–1313, 2011.
- [Can 11] B. Canis. “Battery Manufacturing for Hybrid and Electric Vehicles : Policy Issues”. Congressional Research Service, Library of Congress, 2011.
- [Cao 12] J. Cao and A. Emadi. “A new battery/ultracapacitor hybrid energy storage system for electric, hybrid, and plug-in hybrid electric vehicles”. *Power Electronics, IEEE Transactions on*, Vol. 27, No. 1, pp. 122–132, 2012.
- [Car 01] L. Carrette, K. Friedrich, and U. Stimming. “Fuel cells—fundamentals and applications”. *Fuel cells*, Vol. 1, No. 1, pp. 5–39, 2001.
- [Car 08] M. Caramia and P. Dell Olmo. *Multi-objective management in freight logistics : Increasing capacity, service level and safety with optimization algorithms*. Springer, 2008.
- [Cau 00] O. Caumont, P. Le Moigne, C. Rombaut, X. Muneret, and P. Lenain. “Energy gauge for lead-acid batteries in electric vehicles”. *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, Vol. 15, No. 3, pp. 354–360, 2000.
- [Cha 01] C. Chan and K. Chau. *Modern electric vehicle technology*. Vol. 47, Oxford University Press, USA, 2001.
- [Cha 02a] C. Chan. “The state of the art of electric and hybrid vehicles”. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 90, No. 2, pp. 247–275, 2002.
- [Cha 02b] K. Chau and Y. Wong. “Overview of power management in hybrid electric vehicles”. *Energy Conversion and Management*, Vol. 43, No. 15, pp. 1953–1968, 2002.
- [Cha 07] C. Chan. “The state of the art of electric, hybrid, and fuel cell vehicles”. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 95, No. 4, pp. 704–718, 2007.
- [Cha 93] C. Chan. “An overview of electric vehicle technology”. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 81, No. 9, pp. 1202–1213, 1993.
- [Che 08] Z. Chen, M. Abul Masrur, and Y. Murphey. “Intelligent vehicle power management using machine learning and fuzzy logic”. In : *Fuzzy Systems, 2008. FUZZ-IEEE 2008. (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*. *IEEE International Conference on*, pp. 2351–2358, IEEE, 2008.
- [Che 11] Y. Cheng, R. Trigui, C. Espanet, A. Bouscayrol, and S. Cui. “Specifications and design of a PM electric variable transmission for Toyota Prius II”. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 60, No. 9, pp. 4106–4114, 2011.

- [Cho 12] M.-E. Choi and S.-W. Seo. “Robust energy management of a battery/supercapacitor Hybrid Energy Storage System in an electric vehicle”. In : *Electric Vehicle Conference (IEVC), 2012 IEEE International*, pp. 1–5, IEEE, 2012.
- [Cip 12] M. Cipek, J. Kasac, D. Pavkovic, J. Petric, and J. Deur. “Optimization of control variables of a series-parallel hybrid electric power train”. In : *Control Applications (CCA), 2012 IEEE International Conference on*, pp. 323–328, IEEE, 2012.
- [Col 03] Y. Collette and P. Siarry. *Multiobjective optimization : principles and case studies*. Springer, 2003.
- [Col 05] B. Colson, P. Marcotte, and G. Savard. “Bilevel programming : A survey”. *4OR*, Vol. 3, No. 2, pp. 87–107, 2005.
- [Col 99] T. Coleman, M. A. Branch, and A. Grace. *Optimization Toolbox for Use with MATLAB : User’s Guide, Version 2*. Math Works, Incorporated, 1999.
- [Cro 08] P. W. Cross. *System Modeling and Energy Management Strategy Development for Series Hybrid Vehicles*. PhD thesis, 2008.
- [Deb 05] K. Deb and H. Gupta. “Searching for robust Pareto-optimal solutions in multi-objective optimization”. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 3410, pp. 150–164, 2005.
- [Deb 06] K. Deb and H. Gupta. “Introducing robustness in multi-objective optimization”. *Evolutionary Computation*, Vol. 14, No. 4, pp. 463–494, 2006.
- [Del 02] S. Delprat. *Evaluation de stratégies de commande pour véhicules hybride parallèles*. PhD thesis, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis, 2002.
- [Dem 02] S. Dempe. *Foundations of bilevel programming*. Springer, 2002.
- [Des 10] C. Desai *et al.* *Design and Optimization of Hybrid Electric Vehicle Drivetrain and Control Strategy Parameters Using Evolutionary Algorithms*. PhD thesis, Concordia University, 2010.
- [Do 08] D. Do. *Formulating and Modelling Robust Decision-Making Problems Under Severe Uncertainty*. PhD thesis, Honours Thesis, Department of Mathematics and Statistics, The University of Melbourne, 2008.
- [Dom 09] E. Dominguez, J. Leon, C. Montero, D. Marcos, M. Rodriguez, C. Bordons, M. Ridaio, E. Fernandez, E. Lopez, and F. Rosa. “Practical implementation of an hybrid electric-fuel cell vehicle”. In : *Industrial Electronics, 2009. IECON’09. 35th Annual Conference of IEEE*, pp. 3828–3833, IEEE, 2009.
- [Dye 02] C. Dyer. “Fuel cells for portable applications”. *Fuel Cells Bulletin*, Vol. 2002, No. 3, pp. 8–9, 2002.
- [Eff 06] E. Efficiency and R. Energy. “Evaluation of 2004 Toyota Prius hybrid electric drive system”. 2006.
- [Ehs 07] M. Ehsani, Y. Gao, and J. Miller. “Hybrid electric vehicles : architecture and motor drives”. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 95, No. 4, pp. 719–728, 2007.

- [Ehs 09] M. Ehsani, Y. Gao, and A. Emadi. *Modern electric, hybrid electric, and fuel cell vehicles : fundamentals, theory, and design*. CRC, 2009.
- [Ema 05] A. Emadi, K. Rajashekara, S. Williamson, and S. Lukic. “Topological overview of hybrid electric and fuel cell vehicular power system architectures and configurations”. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 54, No. 3, pp. 763–770, 2005.
- [Fla 11] K. Flaccomio, J. Heyer, J. Wardle, G. Gomez, T. Waldecker, and W. Feuss. “Toyota Motor Corporation in Business : Holding Market Share in the Automotive Industry”. 2011.
- [Flo 12] A. Florescu, S. Bacha, I. Munteanu, and A. I. Bratcu. “Frequency-separation-based energy management control strategy of power flows within electric vehicles using ultracapacitors”. In : *IECON 2012-38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 2957–2964, IEEE, 2012.
- [Foi 06] F. Foadelli, M. Roscia, and D. Zaninelli. “Optimization of storage devices for regenerative braking energy in subway systems”. In : *Power Engineering Society General Meeting, 2006. IEEE*, pp. 6–pp, IEEE, 2006.
- [Fon 08] G. Fontaras, P. Pistikopoulos, and Z. Samaras. “Experimental evaluation of hybrid vehicle fuel economy and pollutant emissions over real-world simulation driving cycles”. *Atmospheric environment*, Vol. 42, No. 18, pp. 4023–4035, 2008.
- [Fri 01] G. Friedlmeier, J. Friedrich, and F. Panik. “Test experiences with the DaimlerChrysler fuel cell electric vehicle NECAR 4”. *Fuel Cells*, Vol. 1, No. 2, pp. 92–96, 2001.
- [Fug 08] J. Fuglestvedt, T. Berntsen, G. Myhre, K. Rypdal, and R. Skeie. “Climate forcing from the transport sectors”. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 105, No. 2, pp. 454–458, 2008.
- [Fuh 08] A. Fuhs. *Hybrid Vehicles : and the Future of Personal Transportation*. CRC, 2008.
- [Gao 05] W. Gao. “Performance comparison of a fuel cell-battery hybrid powertrain and a fuel cell-ultracapacitor hybrid powertrain”. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 54, No. 3, pp. 846–855, 2005.
- [Gao 08] D. Gao, Z. Jin, and Q. Lu. “Energy management strategy based on fuzzy logic for a fuel cell hybrid bus”. *Journal of Power Sources*, Vol. 185, No. 1, pp. 311–317, 2008.
- [Gao 09] J. Gao, F. Sun, H. He, G. G. Zhu, and E. G. Strangas. “A comparative study of supervisory control strategies for a series hybrid electric vehicle”. In : *Power and Energy Engineering Conference, 2009. APPEEC 2009. Asia-Pacific*, pp. 1–7, IEEE, 2009.
- [Gao 13a] Y. Gaoua, S. Caux, P. Lopez, *et al.* “A Combinatorial Optimization Approach for the Electrical Energy Management in a Multi-Source System”. In : *Proceedings of the 2nd International Conference on Operations Research and Enterprise Systems*, pp. 55–59, 2013.

- [Gao 13b] Y. Gaoua, S. Caux, P. Lopez, *et al.* “Energy Management for an Electric Vehicle Based on Combinatorial Modeling”. 2013.
- [Gar 07] M. Garcia Arregui. *Theoretical study of a power generation unit based on the hybridization of a fuel cell stack and ultra capacitors*. PhD thesis, 2007.
- [Gar 10] P. Garcia, L. Fernandez, C. Garcia, and F. Jurado. “Energy management system of fuel-cell-battery hybrid tramway”. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, Vol. 57, No. 12, pp. 4013–4023, 2010.
- [Gou 09] B. Gou, B. Diong, and W. Na. *Fuel cells : modeling, control, and applications*. CRC, 2009.
- [Gra 12] G. Granato. *Optimisation de Lois de Gestion Énergétiques des Véhicules Hybrides*. PhD thesis, Ecole Polytechnique X, 2012.
- [Gre 11] D. Greene and S. Plotkin. *Reducing greenhouse gas emissions from US transportation*. Pew Center on Global Climate Change Washington, DC, 2011.
- [Gua 07] H. Gualous and R. Gallay. “Applications des supercondensateurs”. *Techniques ingénieur : page D*, Vol. 3335, 2007.
- [Gue 12a] M. Guemri, S. Caux, and S. Ngueveu. “Using Quasi-Newton method for energy management in electrical multi source systems”. In : *Environment and Electrical Engineering (EEEIC), 2012 11th International Conference on*, pp. 194–199, IEEE, 2012.
- [Gue 12b] M. Guemri, S. Caux, S. U. Ngueveu, and F. Messine. “Heuristics and lower bound for energy management in hybrid-electric vehicles”. In : *9th International Conference on Modeling, Optimization & SIMulation*, 2012.
- [Gue 13] M. Guemri, A. Neffati, S. Caux, and S. U. Ngueveu. “Management of distributed power in hybrid vehicles based on DP or Fuzzy Logic”. *Optimization and Engineering*, pp. 1–20, 2013.
- [Gup 06] H. Gupta. *Fundamentals of Internal Combustion Engines*. PHI Learning Pvt. Ltd., 2006.
- [Han 08] W. Hankache. *Gestion optimisée de l’énergie électrique d’un groupe électrogène hybride à pile à combustible*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Toulouse-INPT, 2008.
- [Har 09] R. Harbinson, D. Mugara, A. Chawla, *et al.* “Whatever the weather : media attitudes to reporting climate change”. 2009.
- [Her 99] J. W. Herrmann. “A genetic algorithm for minimax optimization problems”. In : *Evolutionary Computation, 1999. CEC 99. Proceedings of the 1999 Congress on*, IEEE, 1999.
- [Hol 10] A. Holms and R. Argueta. “A Technical Research Report : The Electric Vehicle”. 2010.
- [Hoo 02] G. Hoogers. *Fuel cell technology handbook*. CRC, 2002.
- [Hus 10] I. Husain. *Electric and hybrid vehicles : design fundamentals*. CRC PressI Llc, 2010.
- [Iea 09] Iea Oecd. “Transport, Energy and CO2 - Moving Toward Sustainability”. 2009.

- [IJE 00] A. IJESD. “Costs of lithium-ion batteries for vehicles”. 2000.
- [Ind] A. of Indian Automobile Manufacturers. Documentation and R. Centre. *The Automobile Industry*. Taylor & Francis.
- [Ira 09] F. Irani. “On dynamic programming technique applied to a parallel hybrid electric vehicle”. 2009.
- [Jeo 02] K. Jeong and B. Oh. “Fuel economy and life-cycle cost analysis of a fuel cell hybrid vehicle”. *Journal of Power Sources*, Vol. 105, No. 1, pp. 58–65, 2002.
- [Jey 13] V. Jeyakumar and G. Li. “Robust solutions of quadratic optimization over single quadratic constraint under interval uncertainty”. *Journal of Global Optimization*, Vol. 55, No. 2, pp. 209–226, 2013.
- [Joh 00] V. Johnson, K. Wipke, and D. Rausen. “HEV control strategy for real-time optimization of fuel economy and emissions”. *SAE transactions*, Vol. 109, No. 3, pp. 1677–1690, 2000.
- [Joh 11] R. Johri. *Neuro-Dynamic Programming and Reinforcement Learning for Optimal Energy Management of a Series Hydraulic Hybrid Vehicle Considering Engine Transient Emissions*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2011.
- [Jon 02] K. Jonasson. *Analysing hybrid drive system topologies*. Department of Industrial Electrical Engineering and Automation, Univ., 2002.
- [Jun 07] B. Jungers, A. Burke, J. Cunningham, C. Yang, J. Ogden, A. Bill, A. Vehicle, B. Works, C. Monoxide, C. Dioxide, *et al.* “Assessment of Technical and Market Readiness of Fuel Cell Vehicles”. *California Energy Commission, Davis, Public Interest Energy Research Program final report*, 2007.
- [Kam 12] M. Kamal and D. Yu. “Model-based fault detection for proton exchange membrane fuel cell systems”. *International Journal of Engineering, Science and Technology*, Vol. 3, No. 9, pp. 1–15, 2012.
- [Kar 07] E. Karden, S. Ploumen, B. Fricke, T. Miller, and K. Snyder. “Energy storage devices for future hybrid electric vehicles”. *Journal of Power Sources*, Vol. 168, No. 1, pp. 2–11, 2007.
- [Kat 07] T. Katrašnik. “Hybridization of powertrain and downsizing of IC engine—A way to reduce fuel consumption and pollutant emissions—Part 1”. *Energy Conversion and Management*, Vol. 48, No. 5, pp. 1411–1423, 2007.
- [Ker 09] S. Kermani. *Gestion énergétique des véhicules hybrides : de la simulation à la commande temps réel*. PhD thesis, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis, 2009.
- [Kes 07] J. T. Kessels, M. Koot, B. de Jager, P. P. van den Bosch, N. Aneke, and D. B. Kok. “Energy management for the electric powernet in vehicles with a conventional drivetrain”. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 15, No. 3, pp. 494–505, 2007.
- [Kha 10] H. Khayyam, A. Kouzani, S. Nahavandi, V. Marano, and G. Rizzoni. “Intelligent energy management in hybrid electric vehicles”. *Imprint*, Vol. 2010, pp. 01–01, 2010.

- [Kim 07] M. Kim and H. Peng. “Power management and design optimization of fuel cell/battery hybrid vehicles”. *Journal of Power Sources*, Vol. 165, No. 2, pp. 819–832, 2007.
- [Kim 11] N. Kim, S. Cha, and H. Peng. “Optimal control of hybrid electric vehicles based on Pontryagin’s minimum principle”. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 19, No. 5, pp. 1279–1287, 2011.
- [Kin 88] K. Kinoshita, F. McLarnon, and E. Cairns. “Fuel cell handbook”. Tech. Rep., Lawrence Berkeley Lab., CA (USA), 1988.
- [Kja 09] J. Kjärstad and F. Johnsson. “Resources and future supply of oil”. *Energy Policy*, Vol. 37, No. 2, pp. 441–464, 2009.
- [Koo 05] M. Koot, J. Kessels, B. de Jager, W. Heemels, P. Van den Bosch, and M. Steinbuch. “Energy management strategies for vehicular electric power systems”. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 54, No. 3, pp. 771–782, 2005.
- [Kop 04] J. J. Kopera. “Inside the Nickel metal hydride battery”. *Cobasys, MI, USA* http://www.cobasys.com/pdf/tutorial/inside_nimh_battery_technology.pdf (Accessed 08/11), 2004.
- [Kwa 05] H. Kwatny, E. Mensah, D. Niebur, and C. Teolis. “Optimal shipboard power system management via mixed integer dynamic programming”. In : *Electric Ship Technologies Symposium, 2005 IEEE*, pp. 55–62, IEEE, 2005.
- [Lah 06] J. Laherrere. “Oil and gas : what future?”. *World*, Vol. 1, No. 292,549, p. 534, 2006.
- [Lar 03] J. Larminie, A. Dicks, and M. McDonald. “Fuel cell systems explained”. 2003.
- [Lev 13] Y. Levron, J. M. Guerrero, and Y. Beck. “Optimal Power Flow in Microgrids with Energy Storage”. *IEEE Transactions on Power Systems*, No. 99, pp. 1–9, 2013.
- [Li 06] X. Li, L. Fields, and G. Way. “Principles of fuel cells”. *Platinum Metals Rev*, Vol. 50, No. 4, pp. 200–1, 2006.
- [Li 07] W. Li, G. Xu, H. Tong, and Y. Xu. “Design of optimal, robust energy management strategy for a parallel HEV”. In : *Robotics and Biomimetics, 2007. ROBIO 2007. IEEE International Conference on*, pp. 1894–1899, IEEE, 2007.
- [Lin 01] C.-C. Lin, J.-M. Kang, J. Grizzle, and H. Peng. “Energy management strategy for a parallel hybrid electric truck”. In : *American Control Conference, 2001. Proceedings of the 2001*, pp. 2878–2883, IEEE, 2001.
- [Lin 03] C. Lin, H. Peng, J. Grizzle, and J. Kang. “Power management strategy for a parallel hybrid electric truck”. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 11, No. 6, pp. 839–849, 2003.
- [Lin 04] C. Lin, Z. Filipi, L. Louca, H. Peng, D. Assanis, and J. Stein. “Modelling and control of a medium-duty hybrid electric truck”. *International Journal of Heavy Vehicle Systems*, Vol. 11, No. 3, pp. 349–371, 2004.
- [Lin 11] A. S. Lino Guzzella. *Model-Based Supervisory Control for Energy Optimization of Hybrid-Electric Vehicles*, pp. 4–1 –4–18. Vol. Vol. 2, 2011.

- [Liu 06] J. Liu and H. Peng. “Control optimization for a power-split hybrid vehicle”. In : *American Control Conference, 2006*, pp. 6–pp, IEEE, 2006.
- [Liu 07] J. Liu. *Modeling, configuration and control optimization of power-split hybrid vehicles*. PhD thesis, The University of Michigan, 2007.
- [Liu 08] J. Liu and H. Peng. “Modeling and control of a power-split hybrid vehicle”. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 16, No. 6, pp. 1242–1251, 2008.
- [Liu 10] Y. Liu, C. Tong, R. Liu, J. Zhao, J. Bai, and P. Zheng. “Comprehensive research on compound-structure permanent-magnet synchronous machine system used for HEVs”. In : *Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), 2010 IEEE*, pp. 1617–1622, IEEE, 2010.
- [Lo 09] E. Lo. “Review on the configurations of hybrid electric vehicles”. In : *Power Electronics Systems and Applications, 2009. PESA 2009. 3rd International Conference on*, pp. 1–4, IEEE, 2009.
- [Lu 11] S. Lu. *Optimising power management strategies for railway traction systems*. PhD thesis, University of Birmingham, 2011.
- [Mag 00] G. Maggetto and J. Van Mierlo. “Electric and electric hybrid vehicle technology : a survey”. In : *Electric, Hybrid and Fuel Cell Vehicles (Ref. No. 2000/050), IEE Seminar*, pp. 1–1, IET, 2000.
- [Mak 08] H. Maker. *Optimisation et gestion d’énergie pour un système hybride : association pile à combustible et supercondensateurs*. PhD thesis, 2008.
- [Mal 11] J. Malaizé and P. Tona. “Optimization-based control design for hybrid energy storage systems in electric vehicles”. In : *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2011 IEEE*, pp. 1–7, IEEE, 2011.
- [Mal 94] S. A. Malcolm and S. A. Zenios. “Robust optimization for power systems capacity expansion under uncertainty”. *Journal of the operational research society*, pp. 1040–1049, 1994.
- [Man 07] C. Manzie, H. Watson, and S. Halgamuge. “Fuel economy improvements for urban driving : Hybrid vs. intelligent vehicles”. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, Vol. 15, No. 1, pp. 1–16, 2007.
- [Map 09] F. Mapelli, M. Mauri, and D. Tarsitano. “Energy control strategies comparison for a city car Plug-In HEV”. In : *Industrial Electronics, 2009. IECON’09. 35th Annual Conference of IEEE*, pp. 3729–3734, IEEE, 2009.
- [Mar 04] R. T. Marler and J. S. Arora. “Survey of multi-objective optimization methods for engineering”. *Structural and multidisciplinary optimization*, Vol. 26, No. 6, pp. 369–395, 2004.
- [Mar 06] A. Markel and A. Simpson. *Plug-in hybrid electric vehicle energy storage system design*. National Renewable Energy Laboratory, 2006.
- [Mer 02] R. Mercuri, A. Bauen, and D. Hart. “Options for refuelling hydrogen fuel cell vehicles in Italy”. *Journal of power sources*, Vol. 106, No. 1, pp. 353–363, 2002.
- [Mi 11] C. Mi, A. Masrur, and D. Gao. *Hybrid electric vehicles*. Wiley Online Library, 2011.

- [Mic 12] P. Michel, A. Charlet, G. Colin, Y. Chamaillard, C. Nouillant, G. Bloch, *et al.* “Energy management of HEV to optimize fuel consumption and pollutant emissions”. In : *The 11th International Symposium on Advanced Vehicule Control (AVEC’12)*, 2012.
- [Mom 04] G. Mom. *The electric vehicle : Technology and expectations in the automobile age*. Johns Hopkins University Press, 2004.
- [Mom 09] O. Momoh and M. Omoigui. “An overview of hybrid electric vehicle technology”. In : *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2009. VPPC’09. IEEE*, pp. 1286–1292, IEEE, 2009.
- [Mos 80] H. Mosbech. “Optimal control of hybrid vehicle”. In : *Proc., International Symp. on Automotive Technology & Automation (ISATA 80)*, pp. 303–320, 1980.
- [Mul 95] J. M. Mulvey, R. J. Vanderbei, and S. A. Zenios. “Robust optimization of large-scale systems”. *Operations research*, Vol. 43, No. 2, pp. 264–281, 1995.
- [Mur 09] Y. Murphey, M. Masrur, and D. Neumann. “Exploring Cognitive Knowledge for Intelligent Vehicle Power Management in Military Mission Scenarios”. In : *NDIA ground vehicle Systems Engineering and Technology symposium*, 2009.
- [Nef 13a] A. Neffati. *Stratégies de gestion de l’énergie électrique d’un système multi-source : décision floue optimisée pour véhicule électrique hybride*. PhD thesis, Université de Toulouse 3 Paul Sabatier, 2013.
- [Nef 13b] A. Neffati, M. Guemri, S. Caux, and M. Fadel. “Energy management strategies for multi source systems”. *Electric Power Systems Research*, Vol. 102, pp. 42–49, 2013.
- [Neh 09] M. Nehrir and C. Wang. *Modeling and control of fuel cells : distributed generation applications*. Vol. 41, Wiley-IEEE Press, 2009.
- [Ogd 99] J. Ogden, M. Steinbugler, and T. Kreutz. “A comparison of hydrogen, methanol and gasoline as fuels for fuel cell vehicles : implications for vehicle design and infrastructure development”. *Journal of power sources*, Vol. 79, No. 2, pp. 143–168, 1999.
- [OHa 06] R. O’Hayre, S. Cha, W. Colella, and F. Prinz. *Fuel cell fundamentals*. John Wiley & Sons New York ;, 2006.
- [OKe 06] M. P. O’Keefe and T. Markel. “Dynamic programming applied to investigate energy management strategies for a plug-in HEV”. Tech. Rep., National Renewable Energy Laboratory, 2006.
- [Opi 10] D. F. Opila. *Incorporating drivability metrics into optimal energy management strategies for hybrid vehicles*. PhD thesis, The University of Michigan, 2010.
- [Opr 88] M. Oprean, V. Ionescu, N. Mocanu, S. Beloiu, and C. Stanciu. “Dynamic programming applied to hybrid vehicle control”. In : *Proc. of the International Conf. on Electric Drives (ICED 88)*, p. D2, 1988.
- [Ott 07] J. Ottosson. *Energy management and control of electrical drives in hybrid electrical vehicles*. 2007.

- [Ove 12] S. Overington and S. Rajakaruna. “Review of PHEV and HEV operation and control research for future direction”. In : *Power Electronics for Distributed Generation Systems (PEDG), 2012 3rd IEEE International Symposium on*, pp. 385–392, IEEE, 2012.
- [Owe 10] N. Owen, O. Inderwildi, and D. King. “The status of conventional world oil reserves Hype or cause for concern?”. *Energy Policy*, Vol. 38, No. 8, pp. 4743–4749, 2010.
- [Pai 10] D. Paire. *Dimensionnement et gestion d’énergie de systèmes d’entraînements électriques hybrides : application à un ascenseur avec récupération d’énergie*. PhD thesis, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 2010.
- [Par 08] J. Park, Z. Chen, L. Kiliaris, Y. Murphey, M. Kuang, A. Phillips, and M. Masrur. “Intelligent Vehicle Power Control Based on Prediction of Road Type and Traffic Congestions”. In : *Vehicular Technology Conference, 2008. VTC 2008-Fall. IEEE 68th*, pp. 1–5, IEEE, 2008.
- [Par 10] O. Park. “Fire Fighter Safety and Emergency Response for Electric Drive and Hybrid Electric Vehicles”. 2010.
- [Per 06] L. V. Pérez, G. R. Bossio, D. Moitre, and G. O. García. “Optimization of power management in an hybrid electric vehicle using dynamic programming”. *Mathematics and Computers in Simulation*, Vol. 73, No. 1, pp. 244–254, 2006.
- [Per 09] L. V. Pérez and E. A. Pilotta. “Optimal power split in a hybrid electric vehicle using direct transcription of an optimal control problem”. *Mathematics and Computers in Simulation*, Vol. 79, No. 6, pp. 1959–1970, 2009.
- [Pro 09] D. Prokhorov. *Computational intelligence in automotive applications*. Vol. 132, Springer, 2009.
- [Pro 97] K. Protocol. “United Nations framework convention on climate change”. *Kyoto Protocol, Kyoto*, 1997.
- [Ray 03] C. Rayment and S. Sherwin. “Introduction to fuel cell technology”. *University of Notre Dame*, Vol. 2, 2003.
- [Rga 11] O. Rgab, D. Yu, and J. Gomm. “Polymer electrolyte membrane fuel cell control with feed-forward and feedback strategy”. *International Journal of Engineering, Science and Technology*, Vol. 2, No. 10, 2011.
- [Rho 10] R. Rhodes. *The Coming Oil Storm*. Harvest House Pub, 2010.
- [Rif 11] Y. Riffonneau, S. Bacha, F. Barruel, and S. Ploix. “Optimal power flow management for grid connected PV systems with batteries”. *Sustainable Energy, IEEE Transactions on*, Vol. 2, No. 3, pp. 309–320, 2011.
- [Rom 06] J. Romm and A. Frank. “Hybrid vehicles gain traction”. *Scientific American*, Vol. 294, No. 4, pp. 72–79, 2006.
- [Rou 08] G. Rousseau. *Véhicule hybride et commande optimale*. PhD thesis, École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2008.
- [Sal 00] M. Salman, N. J. Schouten, and N. A. Kheir. “Control strategies for parallel hybrid vehicles”. In : *American Control Conference, 2000. Proceedings of the 2000*, pp. 524–528, IEEE, 2000.

- [Sal 07] F. R. Salmasi. “Control strategies for hybrid electric vehicles : Evolution, classification, comparison, and future trends”. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 56, No. 5, pp. 2393–2404, 2007.
- [San 06] D. Sánchez-Repila and J. Poxon. “Hybrid electric vehicles : current concepts and future market trends”. 2006.
- [Sco 04] J. Scordia. *Approche systématique de l’optimisation du dimensionnement et de l’élaboration de lois de gestion d’énergie de véhicules hybrides*. PhD thesis, Université Henri Poincaré-Nancy I, 2004.
- [See 10] G. Seenumani. *Real-time Power Management of Hybrid Power Systems in All Electric Ship Applications*. PhD thesis, The University of Michigan, 2010.
- [Ser 09] L. Serrao. *A comparative analysis of energy management strategies for hybrid electric vehicles*. PhD thesis, Ohio State University, 2009.
- [Ser 11] L. Serrao, S. Onori, A. Sciarretta, Y. Guezennec, and G. Rizzoni. “Optimal energy management of hybrid electric vehicles including battery aging”. In : *American Control Conference (ACC), 2011*, pp. 2125–2130, IEEE, 2011.
- [Sha 09] S. Shafiee and E. Topal. “When will fossil fuel reserves be diminished?”. *Energy Policy*, Vol. 37, No. 1, pp. 181–189, 2009.
- [Sha 12] R. Shankar, J. Marco, and F. Assadian. “Design of an optimized charge-blended energy management strategy for a plugin hybrid vehicle”. In : *Control (CONTROL), 2012 UKACC International Conference on*, pp. 619–624, IEEE, 2012.
- [She 11] C. Shen, P. Shan, and T. Gao. “A Comprehensive Overview of Hybrid Electric Vehicles”. *International Journal of Vehicular Technology*, Vol. 2011, 2011.
- [Sni 12a] M. Sniedovich. “Fooled by local robustness”. *Risk Analysis*, Vol. 32, No. 10, pp. 1630–1637, 2012.
- [Sni 12b] M. Sniedovich. “Robust Optimization : the elephant in the robust-satisficing room”. Tech. Rep., Working paper SM-1-12, Department of Mathematics and Statistics, The University of Melbourne, Melbourne, VIC, Australia. [http://www.moshe-online.com/Risk Analysis](http://www.moshe-online.com/Risk%20Analysis), 2012.
- [Sor 10] S. Sorrell, J. Speirs, R. Bentley, A. Brandt, and R. Miller. “Global oil depletion : A review of the evidence”. *Energy Policy*, Vol. 38, No. 9, pp. 5290–5295, 2010.
- [Sta 52] H. Stackelberg and A. T. Peacock. *The theory of the market economy*. Oxford University Press, 1952.
- [Sun 09] O. Sundstrom and L. Guzzella. “A generic dynamic programming Matlab function”. In : *Control Applications,(CCA) & Intelligent Control,(ISIC), 2009 IEEE*, pp. 1625–1630, IEEE, 2009.
- [Sye 11] S. Syed, W. Lhomme, A. Bouscayrol, B. Vulturescu, S. Butterbach, O. Pape, and B. Petitdidier. “Inversion-based control of series-parallel HEV for municipal trucks”. In : *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2011 IEEE*, pp. 1–6, IEEE, 2011.
- [Syr 08] J. Syrota. “Le VÉHICULE grand public d’ici 2030”. 2008.

- [Tat 00] E. D. Tate and S. P. Boyd. “Finding ultimate limits of performance for hybrid electric vehicles”. *SAE transactions*, Vol. 109, No. 6, pp. 2437–2448, 2000.
- [The 09] I. N. The and E. Sector. “SME General Position Statement on Technology and Policy Recommendations and Goals for Reducing Carbon Dioxide Emissions in the Energy Sector”. No. April, 2009.
- [Tho 00] C. Thomas, B. James, F. Lomax, and I. Kuhn. “Fuel options for the fuel cell vehicle : Hydrogen, methanol or gasoline?”. *International Journal of Hydrogen Energy*, Vol. 25, No. 6, pp. 551–567, 2000.
- [Tho 09] P. Thounthong, V. Chunkag, P. Sethakul, B. Davat, and M. Hinaje. “Comparative study of fuel-cell vehicle hybridization with battery or supercapacitor storage device”. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 58, No. 8, pp. 3892–3904, 2009.
- [Tis 11] H. Tischer and G. Verbic. “Towards a smart home energy management system-A dynamic programming approach”. In : *Innovative Smart Grid Technologies Asia (ISGT), 2011 IEEE PES*, pp. 1–7, IEEE, 2011.
- [Val 06] I. Valero, S. Bacha, and E. Rulliere. “Comparison of energy management controls for fuel cell applications”. *Journal of power sources*, Vol. 156, No. 1, pp. 50–56, 2006.
- [Van 04] R. Van Basshuysen and F. Schaefer. *Internal combustion engine handbook-basics, components, systems and perspectives*. Vol. 345, 2004.
- [Van 11] O. Van Vliet, A. Brouwer, T. Kuramochi, M. van Den Broek, and A. Faaij. “Energy use, cost and CO₂ emissions of electric cars”. *Journal of Power Sources*, Vol. 196, No. 4, pp. 2298–2310, 2011.
- [Van 12] J. Vancoillie, J. Demuyne, L. Sileghem, M. Van De Ginste, and S. Verhelst. “Comparison of the renewable transportation fuels, hydrogen and methanol formed from hydrogen, with gasoline—Engine efficiency study”. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2012.
- [Var 07] Á. Varga. “Introduction to Fuel Cell Technology”. *Fuel Cell Electronics Packaging*, pp. 1–32, 2007.
- [Ven 09] P. Venkataraman. *Applied optimization with MATLAB programming*. John Wiley & Sons, 2009.
- [Via 12] R. Vial. *Vers un dimensionnement optimal structure-commande de système multi-convertisseurs. Application aux réseaux de tramways*. PhD thesis, Université de Grenoble, 2012.
- [Vic 94] L. N. Vicente and P. H. Calamai. “Bilevel and multilevel programming : A bibliography review”. *Journal of Global optimization*, Vol. 5, No. 3, pp. 291–306, 1994.
- [Vin 10] E. Vinot, R. Trigui, and B. Jeanneret. “Optimal management of electric vehicles with a hybrid storage system”. In : *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2010 IEEE*, pp. 1–6, IEEE, 2010.
- [Wak 04] Y. Wakasa, M. Nishimura, T. Ueno, and K. Tanaka. “Application of robust optimization to power systems”. In : *SICE 2004 Annual Conference*, pp. 1311–1314, IEEE, 2004.

- [Wal 04] J. Wallén. *Modelling of components for conventional car and hybrid electric vehicle in Modelica*. PhD thesis, Linköping, 2004.
- [Wan 01] M. Wang. “Well-to-wheel energy use and greenhouse gas emissions of advanced fuel/vehicle systems North American analysis.”. Tech. Rep., Argonne National Lab., IL (US), 2001.
- [Wan 02] M. Wang. “Fuel choices for fuel-cell vehicles : well-to-wheels energy and emission impacts”. *Journal of Power Sources*, Vol. 112, No. 1, pp. 307–321, 2002.
- [Wan 05] C. Wang, S. Zhou, X. Hong, T. Qiu, and S. Wang. “A comprehensive comparison of fuel options for fuel cell vehicles in China”. *Fuel processing technology*, Vol. 86, No. 7, pp. 831–845, 2005.
- [Wei 03] M. Weiss, J. Heywood, A. Schafer, V. Natarajan, *et al.* *Comparative assessment of fuel cell cars*. Citeseer, 2003.
- [Wei 07] X. Wei, L. Guzzella, V. Utkin, and G. Rizzoni. “Model-based fuel optimal control of hybrid electric vehicle using variable structure control systems”. *Journal of dynamic systems, measurement, and control*, Vol. 129, No. 1, pp. 13–19, 2007.
- [Wes 01] M. Westbrook. *The Electric Car : Development and future of battery, hybrid and fuel-cell cars*. Iet, 2001.
- [Wil 06] S. Williamson, M. Lukic, and A. Emadi. “Comprehensive drive train efficiency analysis of hybrid electric and fuel cell vehicles based on motor-controller efficiency modeling”. *Power Electronics, IEEE Transactions on*, Vol. 21, No. 3, pp. 730–740, 2006.
- [Wou 95] V. Wouk. “Hybrids : then and now”. *Spectrum, IEEE*, Vol. 32, No. 7, pp. 16–21, 1995.
- [Wu 09] R. Wu and D. Song. “Experimental teaching system of series-parallel hybrid power vehicle”. In : *Electronic Measurement & Instruments, 2009. ICEMI'09. 9th International Conference on*, pp. 4–991, IEEE, 2009.
- [Wur 07] F. Wurtz, S. Bacha, T. T. H. Pham, G. Foggia, G. Warkozek, *et al.* “Optimal energy management in buildings : sizing, anticipative and reactive management”. In : *Energy Management Systems Workshop*, 2007.
- [Xu 10] J.-W. Xu and L. Zheng. “Simulation and Analysis of Series Hybrid Electric Vehicle (SHEV) based on ADVISOR”. In : *Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA), 2010 International Conference on*, pp. 354–357, IEEE, 2010.
- [Yao 11] W. Yao, X. Chen, W. Luo, M. van Tooren, and J. Guo. “Review of uncertainty-based multidisciplinary design optimization methods for aerospace vehicles”. *Progress in Aerospace Sciences*, Vol. 47, No. 6, pp. 450–479, 2011.
- [Yua 13] Z. Yuan, L. Teng, S. Fengchun, and H. Peng. “Comparative Study of Dynamic Programming and Pontryagin’s Minimum Principle on Energy Management for a Parallel Hybrid Electric Vehicle”. *Energies*, Vol. 6, No. 4, pp. 2305–2318, 2013.

- [Zad 65] L. A. Zadeh. “Fuzzy sets”. *Information and control*, Vol. 8, No. 3, pp. 338–353, 1965.
- [Zha 10] H. Zhao and A. F. Burke. “Fuel Cell Powered Vehicles Using Supercapacitors—Device Characteristics, Control Strategies, and Simulation Results”. *Fuel Cells*, Vol. 10, No. 5, pp. 879–896, 2010.
- [Zha 11a] G. Zhang and S. Kandlikar. “A critical review of cooling techniques in proton exchange membrane fuel cell stacks”. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2011.
- [Zha 11b] X. Zhang and C. Mi. *Vehicle Power Management : Modeling, Control and Optimization*. Springer, 2011.
- [Zha 11c] H. Zhao, A. Burke, and M. Miller. “Comparison of Hybrid Fuel Cell Vehicle Technology and Fuel Efficiency”. Tech. Rep., 2011.
- [Zhu 04] Y. Zhu, Y. Chen, G. Tian, H. Wu, and Q. Chen. “A four-step method to design an energy management strategy for hybrid vehicles”. In : *American Control Conference, 2004. Proceedings of the 2004*, pp. 156–161, IEEE, 2004.