HAL
open science

Gestion énergétique de véhicules hybrides par commande optimale stochastique

Qi Jiang

To cite this version:

Qi Jiang. Gestion énergétique de véhicules hybrides par commande optimale stochastique. Autre. Université Paris Saclay (COmUE), 2017. Français. NNT : 2017SACLS011 . tel-01674207

HAL Id: tel-01674207

https://theses.hal.science/tel-01674207v1

Submitted on 2 Jan 2018

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.

NNT : 2017SACLS011

THESE DE DOCTORAT
DE
L'UNIVERSITE PARIS-SACLAY
PREPAREE A
L' UNIVERSITE PARIS-SUD

ÉCOLE DOCTORALE N°575
Electrical, optical, bio-physics and engineering (EOBE)

Spécialité de doctorat : Génie électrique

Par

Mme Qi Jiang

Gestion énergétique de véhicules hybrides par commande optimale stochastique
(Real-time energy management strategies for hybrid electric vehicles)

Thèse présentée et soutenue à GeePs, 11 Rue Joliot Curie, Gif sur Yvette, le 30 janvier 2017 :

Composition du Jury :

M. J. Bigeon	Directeur de recherches, Laboratoire G-SCOP/Grenoble	Président du Jury
M. S. Delprat	Professeur, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis	Rapporteur
M. S. Caux	Professeur, Institut national polytechnique de Toulouse	Rapporteur
M. H. Benahmed	Maître de conférences, École normale supérieure de Rennes	Examinateur
M. F. Roy	Docteur, Centre technique Vélizy de PSA Peugeot Citroën	Examinateur
Mme. F. Ossart	Professeur, Université Pierre et Marie Curie	Co-encadrante
M. C. Marchand	Professeur, Université Paris Sud	Directeur de thèse

Remerciements

Ce travail de thèse a été mené au sein du laboratoire Génie électrique et électronique de Paris (GeePs). Anciennement laboratoire de génie électrique de Paris (LGEP-UMR 8507), GeePs a un effectif d'une centaine de personnes titulaires et ses tutelles sont le centre national de la recherche scientifique (CNRS), CentraleSupélec, Universités Paris-Sud 11 et UPMC 6.

Il me paraît opportun de commencer ce mémoire par des remerciements, à ceux qui sont toujours là pour moi dans les bons et mauvais moments, à ceux qui m'ont beaucoup appris au cours de la préparation de cette thèse, et à ceux qui ont eu la gentillesse de faire de ce parcours un moment très profitable. C'est grâce à eux que j'ai écrit ce mémoire, même si certains ne liront jamais ce manuscrit ou ne comprendront pas ce qui y est écrit. Ceci est notre œuvre.

D'abord, je tiens à remercier l'ensemble du Jury, notamment les deux rapporteurs, Sebastien Delprat, professeur de l'université de Valenciennes, et Stéphane Caux, professeur de INP de Toulouse, qui ont examiné mon manuscrit.

Particulièrement, je remercie Claude Marchand, directeur du laboratoire et aussi directeur de thèse, et Florence Ossart, professeur de UPMC et aussi encadrante de thèse, qui m'ont formée et guidée tout au long de cette expérience avec beaucoup d'enthousiasme et de patience.

Je souhaiterais également remercier Olivier Bethoux, maître de conférences de Paris-Sud, et Eric Berthelot, ingénieur de CNRS, pour leurs renseignements et accompagnement sur la partie d'étude du système hybride de pile à combustible et super-condensateurs. Grâce à eux, j'ai acquis des connaissances en génie électrique et les essais expérimentaux se sont déroulés comme nous l'avions souhaité.

Finalement, j'exprime ma reconnaissance à l'ensemble du personnel de GeePs pour les aides et les conseils qu'ils ont pu me prodiguer pendant ces trois ans.

Sommaire

Table des figures ix
Liste des tableaux xiii
Nomenclature xv
I Introduction 1
1.1 Enjeux énergétiques et environnementaux 1
1.2 Problématique et objectif du travail 6
1.3 Travail réalisé et plan du mémoire 8
II Véhicule électrique hybride 11
2.1 Généralités et classification 11
2.1.1 Historique 12
2.1.2 Mode de fonctionnement 13
2.1.3 Classification par taux d'hybridation 14
2.1.4 Classification par architecture de la chaîne de traction 15
2.2 Modélisation des trajets de conduite 18
2.2.1 Modèle mécanique du véhicule et calcul de la puissance 18
2.2.2 Cycle de conduite 21
2.2.3 Générateur de cycles aléatoires par chaîne de Markov 24
2.3 Modélisation d'un véhicule hybride thermique-électrique 27
2.3.1 Architecture série 27
2.3.2 Architecture parallèle 29
2.3.3 Moteur à essence 31
2.3.4 Batterie 33
2.3.5 Machine synchrone à aimants permanents 34
III Stratégie de gestion énergétique 37
3.1 Formulation mathématique de la gestion énérgétique 37
3.1.1 Cadre général 38
3.1.2 Indicateur de performance 39
3.1.3 Variables d'état et de commande 40

3.1.4 Contraintes de fonctionnement 41
3.1.5 Formulation du problème d'optimisation globale 43
3.2 Etat de l'art sur la stratégie de gestion énergétique 44
3.2.1 Stratégie basée sur des règles empiriques 45
3.2.2 Stratégie basée sur le concept de consommation équivalente . . 45
3.2.3 Stratégie issue de la programmation dynamique 46
3.2.4 Autres stratégies de gestion énergétique 47
3.3 Stratégies de gestion énergétique étudiées 48
3.3.1 Principe du minimum de Pontryaguin (PMP) et stratégie de minimisation de la consommation équivalente (A-ECMS) 48
3.3.2 Loi de commande optimale (OCL) 51
3.3.3 Programmation dynamique (DP) et programmation dynamique stochastique (SDP) 53
IV Étude comparative dans le cas du véhicule thermique-électrique 59
4.1 Critères de comparaison 60
4.2 Choix d'architecture de la chaîne de traction 61
4.3 Mise en œuvre numérique des stratégies 64
4.3.1 Implémentation numérique de PMP 64
4.3.2 Implémentation numérique de DP 68
4.3.3 Paramétrage d'A-ECMS 70
4.3.4 Paramétrage d'OCL 73
4.3.5 Implémentation numérique de SDP 74
4.4 Comparaison sur le cycle WLTC 75
4.5 Généralisation à tous types de parcours : cycles INRETS 78
4.6 Analyse statistique sur les cycles générés par chaîne de Markov 81
V Etude expérimentale d'un véhicule électrique à pile à combustible 91
5.1 Modélisation du véhicule électrique à pile à combustible 92
5.1.1 Description du système 92
5.1.2 Modélisation des composants 94
5.1.3 Modélisation des trajets de conduite 102
5.2 Stratégies de gestion énergétique en temps réel 103
5.2.1 Rappel du problème d'optimisation traité 103
5.2.2 Similitudes et différences par rapport au système du véhicule hybride thermique-électrique 105
5.3 Tests en simulation et sur le dispositif expérimental 109
5.3.1 Principe des essais réalisés 109

5.3.2 Critères d'évaluation des différentes stratégies 112
5.3.3 Validation du modèle 114
5.3.4 Analyse du comportement des stratégies temps réel 117
VI Conclusion 129
Références bibliographiques 133

Table des figures

II.1 Schéma de principe de l'architecture série 16
II.2 Schéma de principe de l'architecture parallèle 16
II.3 Schéma de principe de l'architecture combinée 17
II.4 Cycle de conduite automobile NEDC 22
II.5 Cycle de conduite automobile WLTC de classe 3 23
II.6 Quelques exemples représentatifs de cycles générés en utilisant INRETS R3 comme cycle de base 26
II.7 Architecture série 28
II.8 Architecture parallèle 29
II.9 Cartographie de rendement du moteur thermique 32
II.10 Cartographie de rendement de la machine électrique 34

III.1 Droites de Willans du moteur thermique considéré 52
III.2 Cartographie de rendement de la batterie prise dans le cas d'OCL 52

IV.1 Economie de carburant sur les différents cycles de conduite pour les trois architectures de chaîne de traction 62
IV.2 Etat adjoint sur les différents cycles de conduite pour les trois architectures de chaîne de traction 62
IV.3 Etat de charge final de la batterie sur les différents cycles de conduite pour les trois architectures de chaîne de traction 63
IV.4 Ecart de consommations de carburant obtenues par PMP et DP 64
IV.5 Etat de charge final de la batterie en fonction de l'état adjoint 65
IV.6 Fonction hamiltonienne en fonction de la commande à l'instant $t = 1756\ s$ du cycle WLTC 66
IV.7 Fonction hamiltonienne en fonction de la commande à l'instant $t = 839\ s$ du cycle WLTC 66

IV.8 Fonction hamiltonienne en fonction de la commande à l'instant $t = 1766\ s$ du cycle WLTC 67
IV.9 Etat adjoint de PMP en fonction du pas de discrétisation de la commande 67
IV.10 Influence de la discrétisation sur les résultats de PMP 68
IV.11 Influence de la discrétisation sur les résultats de DP 69
IV.12 Consommation minimale en fonction du nombre de générations 71
IV.13 Jeux de paramètres obtenus pour les différents nombres de générations . 72
IV.14 Consommation minimale obtenue sur cinq lancements de l'algorithme génétique 72
IV.15 Etat de charge final de la batterie en fonction du paramètre de réglage μ d'OCL 73
IV.16 Cartographie de probabilité de transition à $V_{roue} = 6\ m/s$ pour le cycle WLTC 74
IV.17 Résultats des différentes stratégies sur le cycle WLTC 76
IV.18 Adaptation de l'état adjoint par A-ECMS par rapport à la valeur optimale obtenue par PMP 77
IV.19 Economie de carburant et état de charge final de la batterie obtenus par les différentes stratégies sur les cycles INRETS 79
IV.20 Résulats d'A-ECMS sur les cycles INRETS en utilisant les différents jeux de paramètres de réglage optimisés sur le cycle WLTC 80
IV.21 Résulats d'OCL sur les cycles INRETS avec différentes valeurs du paramètre de réglage μ 81
IV.22 Résulats des différentes stratégies sur les cycles INRETS 83
IV.23 Vitesse moyenne des mille cycles générés par chaîne de Markov à partir des données du cycle INRETS_A2 84
IV.24 Vitesse moyenne de huit types de mille cycles générés par chaîne de Markov 84
IV.25 Consommation corrigée pour les différents types de cycles 85
IV.26 Puissance thermique en fonction de la puissance du moteur thermique . 86
IV.27 Résulats de PMP et OCL sur le modèle modifié pour le cycle WLTC . . 87
IV.28 Résultats des stratégies en ligne pour les différents types de cycles 87
IV.29 Vitesse moyenne de mille cycles générés en fonction de la durée de cycle 88
IV.30 Consommation de carburant et état de charge final de la batterie en fonction de la durée de cycle 89

V.1 Schéma de principe du système hybride à pile à combustible 94
V.2 Essai statique de la pile à combustible 95
V.3 Puissance chimique en fonction de la puissance de la pile à combustible . 96

V.4 Rendement de la pile à combustible en fonction de la puissance de sortie 96
V.5 Tension fournie de la pile à combustible en fonction de la puissance de sortie . . . 97
V.6 Modèle de super-condensateurs . . . 98
V.7 Courant de fuite des super-condensateurs . . . 99
V.8 Courant de fuite des convertisseurs . . . 101
V.9 Cartographie de courant de fuite des convertisseurs . . . 101
V.10 Cycle de conduite automobile WLTC de classe 1 . . . 102
V.11 Schéma de principe de la prise en compte de la contrainte d'état dans l'algorithme PMP . . . 106
V.12 Plate-forme d'essais du système hybride . . . 110
V.13 Validation du modèle sur charge constante . . . 115
V.14 Résultats des algorithmes hors ligne sur le cycle WLTC . . . 116
V.15 Résultats de RBS sur le cycle WLTC . . . 120
V.16 Résultats d'A-ECMS sur le cycle WLTC . . . 121
V.17 Résultats de SDP sur le cycle WLTC . . . 122
V.18 Résultats statistiques des stratégies en ligne sur mille cycles générés . . . 125
V.19 Histogramme des résultats de stratégies en ligne sur mille cycles générés 126
V.20 Histogramme des résultats de stratégies en ligne sur vingt cycles générés 128

Liste des tableaux

II.1 Synthèse des différentes solutions d'hybridation pour les véhicules hybrides 18
II.2 Caractéristiques des cycles utilisés 24
II.3 Caractéristiques du véhicule hybride thermique-électrique 27
II.4 Caractéristiques du moteur thermique 31
II.5 Caractéristiques de la batterie 33

IV.1 Résultats d'A-ECMS pour cinq jeux de paramètres de réglage 73
IV.2 Résultats des différentes stratégies sur le cycle WLTC 77
IV.3 Paramètres de réglage des différentes stratégies en ligne 82

V.1 Caractéristiques du scooter électrique à pile à combustible 92
V.2 Résultats des stratégies hors ligne sur le cycle WLTC 117
V.3 Paramètres des stratégies en ligne 118
V.4 Résultats des stratégies en ligne sur le cycle WLTC 119
V.5 Résultats statistiques sur mille cycles aléatoires 124
V.6 Ecart entre simulation et expérience sur vingt cycles testés 127

Nomenclature

Liste des abréviations

A-ECMS	Adaptive Equivalent Consumption Minimization Strategy
DP	Dynamic Programming
ECMS	Equivalent Consumption Minimization Strategy
INRETS	Institut National de REcherche sur les Transports et leur Sécurité
NEDC	New European Driving Cycle
OCL	Optimal Control Law
P	Proportionnel
PAC	Pile A Combustible
PI	Proportionnel-Intégral
PMP	Pontryagin's Minimum Principle
RBS	Rule-Based Strategy
SC	Super-Condensateurs
SDP	Stochastic Dynamic Programming
VEH	Véhicule Electrique Hybride
WLTC	World-wide harmonized Light duty driving Test Cycle

Liste des symboles

Δx	Différence entre les états initial et final du système
$\dot{m}_{H_2}$	Débit massique d'hydrogène
$\dot{m}_{th}$	Débit massique de carburant
η_{batt}	Rendement de la batterie
η_{me}	Rendement de la machine électrique
η_{mth}	Rendement du moteur thermique
η_{pac}	Rendement de la pile à combustible
η_{tm}	Rendement du mécanisme de transmission
λ	Etat adjoint représentant le coût équivalent en carburant pour utiliser la puissance électrique
λ_0	Valeur initiale de l'état adjoint d'A-ECMS
λ_1	Valeur initiale de l'état adjoint d'A-ECMS
$\left\{u_k^*(x_k)\right\}$	Matrice de commande optimale de SDP
μ	Paramètre de réglage d'OCL
ω_{me_max}	Vitesse de rotation maximale de la machine électrique
ω_{me}	Vitesse de rotation de la machine électrique
ω_{mth_max}	Vitesse de rotation maximale du moteur thermique
ω_{mth_min}	Vitesse de rotation minimale du moteur thermique
ω_{mth}	Vitesse de rotation du moteur thermique
ω_{roue}	Vitesse de rotation des roues
ω_{tr}	Vitesse de transmission
ρ	Masse volumique de l'air
ρ_{ess}	Densité de l'essence
$\{p_{ij,l}\}$	Matrice de transition de la chaîne de Markov

a	Accélération du véhicule
A_p	Aire frontale projetée du véhicule
C_d	Coefficient de traînée
C_{me_max}	Couple maximal de la machine électrique
C_{me}	Couple de la machine électrique
C_{mth_max}	Couple maximal du moteur thermique
C_{mth}	Couple du moteur thermique
C_{roue}	Couple demandé aux roues motrices
C_r	Coefficient de résistance des roues au roulement
C_{sc}	Capacité interne des super-condensateurs
C_{tr}	Couple de transmission
CSP	Consommation spécifique de carburant du moteur thermique
dP_{roue}	Pas de discrétisation de la puissance de traction
du	Pas de discrétisation de la commande
dV_{roue}	Pas de discrétisation de la vitesse du véhicule
dx	Pas de discrétisation de l'état
e_1	Pente moyenne des droites de Willans
E_{sc}	Energie stockée des super-condensateurs
$Ecart$	Différence relative entre les résulats d'essais et de simulations
$f(.)$	Equation dynamique du système
F_A	Force d'accélération
F_T	Force totale à l'avancement
g	Accélération de gravité
$H(.)$	Fonction hamiltonienne

I_{batt}	Courant de la batterie
I_{charge}	Courant de la charge du système PAC/SC
$I_{pac_conv_f}$	Courant de fuite du convertisseur côté PAC
I_{pac_conv}	Courant du convertisseur côté PAC
I_{pac}	Courant de la pile à combustible
$I_{sc_conv_f}$	Courant de fuite du convertisseur côté SC
I_{sc_conv}	Courant du convertisseur côté SC
I_{sc_f}	Courant de fuite des super-condensateurs
I_{sc}	Courant des super-condensateurs
J^*	Consommation optimale obtenue par stratégie de gestion énergétique
J^*_{cor}	Consommation corrigée par l'état de charge final de la batterie
J_{batt}	Capacité d'énergie de la batterie
J_{GA}	Coût à minimiser par algorithme génétique
$J_k(x_k)$	fonction cost-to-go de SDP
K	Paramètre constant d'OCL
k	Indice de temps discret
K_p	Facteur proportionnel d'A-ECMS
k_{tm}	Rapport de transmission
M	Masse du véhicule
N	Horizon de temps
p_3	Paramètre constant d'OCL
P_{aux}	Puissance demandée des auxiliaires du véhicule
P_{batt}	Puissance de la batterie
P_{charge}	Puissance de la charge du système PAC/SC

P_{ch}	Puissance chimique d'alimentation de la pile à combustible
P_{elec}	Puissance électrique de la machine électrique
$p_{ij,l}$	Probabilité de transition de chaîne de Markov
P_{me_max}	Puissance maximale de la machine électrique
P_{me}	Puissance mécanique de la machine électrique
P_{mth_max}	Puissance maximale du moteur thermique
P_{mth}	Puissance mécanique du moteur thermique
P_{pac}	Puissance de la pile à combustible
P_{roue}	Puissance de traction
P_{sc_int}	Puissance interne des super-condensateurs
P_{th}	Puissance thermique du moteur thermique
P_{tr}	Puissance de transmission
PCI	Pouvoir calorifique inférieure
PCS	Pouvoir calorifique supérieur
R_A	Résistance aérodynamique
R_{batt}	Résistance interne de la batterie
R_{roue}	Rayon des roues du véhicule
R_R	Résistance au roulement
R_{sc}	Résistance interne des super-condensateurs
SOC	Etat de charge de la batterie
$SOC(t_0)$	Etat de charge initial de la batterie
$SOC(t_f)$	Etat de charge final de la batterie
SOC_{ref}	Niveau de référence pour l'état de charge de la batterie

$Sur-conso$	Sur-consommation d'une stratégie en ligne par rapport à la stratégie hors ligne
T	Période d'adaptation de l'état adjoint d'A-ECMS
t	Temps
T_{RBS}	Durée minimale de la commande de RBS
u	Variable de commande
u^*	Commande optimale obtenue par stratégie de gestion énergétique
u_{bas}	Limite inférieure de la commande de RBS
u_{haut}	Limite supérieure de la commande de RBS
u_{rend_max}	Puissance de la pile à combustible au point d'efficacité maximale
V_{batt}	Tension de circuit ouvert de la batterie
V_{bus}	Tension du bus électrique
V_{pac}	Tension de la pile à combustible
V_{roue}	Vitesse de déplacement du véhicule
V_{sc}	Tension aux bornes des super-condensateurs
V_{veh_max}	Vitesse maximale du véhicule hybride thermique-électrique
w	Variable aléatoire
x	Variable d'état
x^*	Trajectoire optimale associée à la commande optimale
x_f	Etat final du système
x_{bas}	Limite inférieure de l'état de RBS
x_{haut}	Limite supérieure de l'état de RBS

Chapitre I

Introduction

1.1 Enjeux énergétiques et environnementaux

L'explosion démographique, l'épuisement des ressources naturelles et la pollution de l'environnement sont trois enjeux majeurs de notre siècle. Même si la plupart des gens sont bien plus favorisés que des millions de personnes de par le monde qui luttent pour répondre aux besoins de base comme se nourrir, des problèmes énergétiques et environnementaux nous accompagnent tout au long de notre vie : le prix de carburant conventionnel d'origine pétrolière qui fluctue, les aléas climatiques avec une météo de plus en plus capricieuse et d'imprévisibles pannes d'électricité liées à une vague de froid.

Les changements liés à l'environnement sont un sujet d'actualité, et par conséquent le public est de plus en plus sensible aux conséquences sociales et économiques que ces changements engendrent à l'échelle planétaire. Les problèmes environnementaux sont multiples :

- Les changements climatiques y compris le réchauffement climatique et des épisodes de sécheresse et d'inondation plus intenses et plus fréquents
- L'appauvrissement de l'ozone stratosphérique
- La perte de biodiversité
- Les modifications des systèmes hydrologiques et de l'approvisionnement en eau douce
- La dégradation des sols
- Les pressions exercées sur les systèmes de production vivrière

Pour faire face à une difficulté il faut se focaliser le cœur du problème. Dans le cas des défis énergétiques et environnementaux, le secteur des transports en France s'est classé en 2014 au premier rang devant le secteur industriel en termes de consommation d'énergie [1], et a représenté en 2013 la plus grande part des émissions de gaz à effet de serre [2]. Parmi les différents modes de transport, le transport routier représenterait à lui seul 80 % de la consommation d'énergie en 2014 [3].

Les impacts environnementaux du transport routier sont :

- Les **émissions d'échappement** telles que les émissions de gaz à effet de serre (dioxyde de carbone CO_2, vapeur d'eau H_2O, protoxyde d'azote N_2O, méthane CH_4 et ozone O_3) et les émissions de polluants et de particules fines (matières particulaires d'un diamètre inférieur à 10 micromètres PM10 et à 2,5 micromètres PM2.5)

- Les **émissions hors échappement** liées à l'éclairage routier et aux chaussées en asphalte. Le premier constitue 23% de la facture globale d'énergie et 38% de la facture d'électricité en France [4]. Concernant les chaussées, la fabrication et la mise en œuvre de l'asphalte émettent du dioxyde de carbone, sans parler de l'abrasion des pneus et de la chaussée qui produit de nombreuses particules fines.

- La **pollution par les nuisances** générées. Pour le transport routier, l'augmentation de l'utilisation de l'automobile est responsable d'importantes nuisances dont des nuissances sonores. Des études ont déjà vérifié la responsabilité de la pollution automobile dans l'exacerbation des maladies cardiovasculaires, le risque de décès cardio-respiratoire chez les sujets résidant à proximité d'un axe routier.

La quantité limitée de réserves d'énergie fossile ainsi que l'accroissement de la demande énergétique forment une autre crise. Même le pétrole et le gaz de schiste qui ont fortement changé le mix énergétique du monde depuis 2014 verront un jour leurs sources s'épuiser. Face à cette crise continue, il existe deux solutions : l'augmentation de l'efficacité d'exploitation et d'utilisation des énergies conventionnelles et le développement des nouvelles sources d'énergie, par exemple l'e-diesel, un nouveau carburant synthétique à base d'eau et de dioxyde de carbone pour alimenter les moteurs diesel [5].

Dans ce contexte, les constructeurs automobiles s'engagent à développer des véhicules à faibles émissions. Les technologies de pointes du secteur automobile portent sur trois aspects :

- L'**électrification des véhicules** et de leur chaîne de traction : le véhicule électrique, le véhicule hybride thermique-électrique, le véhicule hybride rechargeable ainsi que le véhicule électrique à pile à combustible.
- La **réduction des pertes** énergétiques par
  - Diminution des frottements aérodynamiques et des frottements de roulement, notamment en allégeant le véhicule
  - Amélioration de l'infrastructure routière et de l'état des chaussées
  - Changement de la manière de conduire.
- L'**augmentation de l'efficacité** de conversion et de transmission des énergies. Il s'agit d'améliorer le rendement des organes actuels de la chaîne de traction et de concevoir de nouveaux composants pour remplacer ceux dont le rendement est mauvais.

En plus de ces efforts réalisés par les constructeurs et par les équipementiers automobiles, les gouvernements ont également introduit des lois et des réglementations dans le but de limiter les émissions de gaz à effet de serre et d'augmenter l'efficacité énergétique.

En France, la loi de transition énergétique vise une baisse de 50% de la consommation énergétique en 2050 par rapport à 2012, avec un objectif intermédiaire de 20% en 2030. En Europe, les normes CAFE (Corporate Average Fuel Economy) imposent à l'horizon 2020 de limiter les émissions de CO_2 à 95 g/km par véhicule contre une moyenne de 115 g/km pour une voiture neuve produite aujourd'hui [6].

De plus, de nombreux pays ont mis en place des bonus écologiques pour l'achat d'une voiture électrique ou/et hybride. En France, le barème applicable au 4 janvier 2016 est de 6300€ pour les véhicules électriques et de 750€ pour les véhicules hybrides émettant entre 61 et 110 grammes de dioxyde de carbone par kilomètre [7]. Ces actions soutiennent et encouragent la diffusion des véhicules à faibles émissions.

Dans le concept de l'avenir de la mobilité, les véhicules électriques auront un rôle important. Cependant, leur succès est actuellement très limité, et même si le véhicule hybride progresse, il reste un long chemin à parcourir.

En 2014, les motorisations électriques et hybrides émergent en France avec des parts de marché respectives de 0,6% et 2,4%. En Europe de l'Ouest, elles ne représentent que 0,5% et 1,8% du marché [8]. Toujours en 2014, les véhicules électriques représentent 0,4% des 16,4 millions de voitures particulières et des véhicules utilitaires légers vendus aux États-Unis. En comparaison, les ventes de véhicules hybrides étaient de 2,8% [9, 10].

Parmi les nombreux modèles commercialisés, seuls Toyota Prius et Tesla ont connu un succès à l'échelle mondiale, suivis par Nissans Leaf et Ford Focus.

Les freins au développement du marché des véhicules électriques sont liés aux aspects techniques et sociaux :

- **Faible autonomie par rapport aux véhicules à moteur thermique**

  La majorité des véhicules électriques du marché ont une autonomie inférieure à 200 km après une seule recharge des batteries alors qu'elle est de 500 à 1000 km pour un véhicule à moteur thermique avec un réservoir de carburant plein.

  Le monde scientifique est dans la course pour créer une nouvelle génération de batteries ayant une capacité d'énergie plus importante et une vitesse de rechargement plus rapide que la batterie lithium-ion actuellement utilisée dans la plupart des véhicules électriques.

  La tendance du secteur industriel est d'utiliser des batteries lithium-ion pour gagner en autonomie, comme Tesla le fait. Cependant, le lithium est un métal rare ayant une réserve limitée dans la nature. De plus, il demande une solution complète et saine de recyclage des batteries lithium-ion à grande échelle. Cette solution indispensable n'est malheureusement pas encore disponible pour les volumes en jeu.

- **Vitesse de rechargement des batteries limitée**

  Un autre point faible du véhicule électrique est le temps de recharge des batteries. La vitese de recharge des véhicules électriques dépend de la puissance électrique disponible : 11 kW à domicile, 50 kW dans une station de recharge publique et 120 kW pour le superchargeur de Tesla. Une demi-heure de chargement offre alors respectivement 27 km, 136 km et 270 km d'autonomie. En comparaison, le plein d'essence se fait en quelques minutes pour au moins 500 km d'autonomie.

  Par conséquent, le constructeur japonais Toyota oriente maintenant ses recherches vers le véhicule électrique à pile à combustible et commercialise depuis 2014 le modèle Mirai qui se ravitaille en 3 minutes pour une autonomie supérieure à 500 km.

- **Changement difficile de style de vie**

  Le développement de nouvelles habitudes est toujours assez lent. Prenons l'exemple de l'échec de la start-up israélienne « Better Place » qui tentait d'innover dans la recharge et l'échange des batteries pour les voitures électriques. Dans

les stations d'échange de Better Place, la batterie vide était remplacée par une batterie chargée à 100% en seulement une minute [11]. Les batteries remplacées pouvaient être rechargées pendant les périodes d'abondante production solaire et éolienne.

Malgré une puissance innovante et une motivation hors du commun, le projet de développer l'entreprise à la fois en Asie, en Australie, en Europe et en Amérique n'a pas abouti. Les consommateurs israéliens n'ont pas suivi la dynamique et ont refusé de changer leurs habitudes : ils préfèrent continuer à acheter des voitures à moteur thermique. Après 6 ans de combats, l'entreprise a déposé le bilan en 2013.

Grâce aux discours récents des politiques et des industriels, de plus en plus de gens commencent à accepter que le véhicule électrique soit incontournable pour réduire l'impact des transports sur la qualité de l'air et les émissions de gaz à effet de serre. L'étape suivante est de les persuader d'en acheter un.

L'avènement du véhicule électrique parfait, bon marché et qui ne pollue pas, nécessite un engagement à long terme de nombreux acteurs : experts dans de nombreux domaines (physique, chimie, électronique), gouvernements, industriels etc.

Même si dans beaucoup de pays le charbon domine encore dans le mix énergétique, utiliser l'électricité produite par cette source d'énergie polluante pour alimenter les véhicules électriques atténue la pollution de l'air en centre ville. L'avènement d'une nouvelle ère pour les véhicules électriques n'est qu'une question de temps.

En attendant la construction d'infrastructures de recharge des véhicules, la naissance et la maturation de la nouvelle génération de batteries permettant 500 km d'autonomie ainsi que la technique de rechargement en 5 minutes et la commercialisation des véhicules électriques de cette génération, les véhicules hybrides présentent un candidat parfait durant la phase transitoire des véhicules conventionnels aux véhicules électriques.

De plus, cette transition n'est pas à court terme. Selon la prédiction du World Energy Outlook 2014, ce n'est qu'à l'horizon 2040 que les sources d'énergie à faibles émissions de carbone pourront présenter une part importante dans le mix énergétique et devenir une des énergies primaires mondiales après le pétrole, le gaz et le charbon.

Quant à l'autre candidat populaire, les véhicules hybrides rechargeables, leur taux d'économie de carburant grâce à l'hybridation de motorisation est réellement affaibli par la présence à la fois d'un réservoir de carburant et de batteries. L'augmentation de la masse augmente la puissance à fournir pour accélérer le véhicule. Par rapport aux

véhicules hybrides rechargeables, les véhicules électriques et les véhicules électriques à pile à combustible attirent davantage les regards des constructeurs automobiles.

Si la voiture électrique ne peut pas être acceptée par la majorité des consommateurs ordinaires à cause de l'autonomie limitée ainsi que des délais de rechargement des batteries, les véhicules électriques à pile à combustible vont probablement gagner la compétition.

De toutes les manières, le développement des véhicules à faibles émissions est un incontournable vers un monde respectueux de l'environnement et il nécessite un effort concerté des secteurs de la recherche et de l'industrie pour en assurer le développement.

1.2 Problématique et objectif du travail

Dans le cas d'un véhicule conventionnel, la puissance nécessaire au déplacement n'est fournie que par le moteur thermique. Celui-ci est commandé directement par la pédale d'accélération, qui sera enfoncée ou relâchée par le conducteur de manière intuitive pour réguler la vitesse du véhicule.

Dans le cas d'un véhicule hybride thermique-électrique, la situation est plus complexe car il faut gérer deux sources d'énergie distinctes : l'énergie du carburant qui alimente le moteur thermique, et l'énergie électrique stockée dans la batterie qui transite par la machine électrique.

La batterie assure une fonction de tampon énergétique afin d'augmenter l'efficacité globale du système par le biais de deux mécanismes. Le premier est l'ajustement du point de fonctionnement du moteur thermique, possible car la puissance de sortie du moteur n'est plus imposée par la puissance fournie aux roues. A chaque instant, il est possible de faire fonctionner le moteur thermique dans une zone de bon rendement, la différence entre puissance fournie et puissance consommée par la traction étant fournie par la batterie. Le fonctionnement de la machine électrique étant réversible, il est possible de récupérer l'énergie cinétique du véhicule lors des phases de freinage et de la stocker dans la batterie pour un usage ultérieur.

Une bonne coordination de l'utilisation de la puissance chimique et de la puissance électrique permet de diminuer les pertes de conversion et de transmission d'énergie du réservoir aux roues, et donc la consommation de carburant et les émissions associées.

La clé de succès est dans la qualité de la stratégie de gestion énergétique embarquée qui contrôle la contribution de chacune des sources en réponse à la demande du conducteur via la pédale d'accélération [12]. L'objectif de cette stratégie est de piloter les flux d'énergie de façon à minimiser la consommation du véhicule.

Les véhicules électriques à pile à combustible présentent une problématique identique. En effet, la pile à combustible ne peut alimenter seule la chaîne de traction, car sa dynamique est trop lente. Elle est donc associée à un système de stockage tampon, typiquement un ensemble de super-condensateurs, dont le rôle est d'absorber les variations rapides de la puissance de traction et de maintenir le point de fonctionnement de la pile à combustible dans une zone de bon rendement. Ce stockage permet également la récupération d'énergie au freinage.

Le système physique « pile à combustible / super-condensateur » constitue un système hybride qui nécessite lui aussi une stratégie de gestion énergétique afin de minimiser sa consommation en hydrogène.

Qu'il s'agissent du véhicule hybride thermique-électrique ou du véhicule électrique à pile à combustible, nous avons affaire à des systèmes à deux sources et la problématique de gestion se pose de la même manière. Les outils algorithmiques à mettre en œuvre sont identiques et notre travail a consisté à étudier ces outils pour chacune de ces applications.

Sous l'hypothèse d'une connaissance préalable complète de la demande du conducteur le long du parcours à venir, la meilleure répartition des flux énergétiques entre les deux sources peut être déterminée en appliquant des théories mathématiques, typiquement le principe du minimum de Pontryaguin (Pontryagin's minimum principle en anglais, ou PMP) et la programmation dynamique (dynamic programming en anglais, ou DP). Ces méthodes sont appelées « hors ligne ». En pratique, elles ne peuvent pas être utilisées sur le système embarqué parce que " la vie réelle " ne permet pas cette connaissance a priori du cycle de conduite.

Par conséquent, une stratégie de gestion énergétique en temps réel est nécessaire. Elle permet au système de prendre en compte la situation à un instant quelconque et d'effectuer immédiatement la décision de répartition de puissance. Ce type de stratégie s'appelle « en ligne ». Evidemment, les stratégies en ligne obtiennent des résultats sous-optimaux par rapports aux résultats optimaux des stratégies hors ligne. Une bonne stratégie permet d'économiser significativement du carburant alors qu'une stratégie mal conçue peut engendrer une surconsommation du système hybride par rapport à l'optimum.

La conception d'une stratégie en ligne optimale pour les applications dans les conditions réelles de conduite reste un défi et une question ouverte dans le domaine de la recherche.

Il existe une littérature très riche sur le sujet et beaucoup de stratégies temps réel ont été developpées depuis les années 90. Chaque stratégie est supposée permettre une

réduction significative de la consommation de carburant et les auteurs annoncent de meilleures performances par rapport à d'autres. Cependant, chaque étude est réalisée dans un contexte spécifique, ce qui rend difficile l'évaluation et la comparaison des stratégies entre elles.

1.3 Travail réalisé et plan du mémoire

Dans ce contexte, le travail de cette thèse s'appuie sur une analyse complète de différentes stratégies de gestion énergétique en temps réel proposées dans la littérature, avec pour objectif de trouver celle qui permet d'économiser le plus de carburant dans les conditions réelles de conduite, tout en satisfaisant la demande du conducteur et en assurant le bon fonctionnement du véhicule.

L'étude est appliquée d'abord en simulation dans le cas d'un véhicule hybride à moteur thermique de 50 kW, puis dans le cas du groupe de motopropulsion d'un scooter électrique à pile à combustible de 1,2 kW. Dans ce dernier cas, une validation expérimentale est menée sur un système de puissance équivalente.

La première partie porte sur un véhicule hybride thermique-électrique et fait suite à la thèse de F. Roy, réalisée en partenariat avec PSA Peugeot Citroën [13] sur l'électrification de la chaîne de traction d'un véhicule pour particulier du segment B, la Peugeot 208.

Trois stratégies sélectionnées dans la littérature sont étudiées : une stratégie de type minimisation de la consommation équivalente (adaptive equivalent consumption minimization strategy en anglais, ou A-ECMS), une loi de commande optimale (optimal control law en anglais, ou OCL) et la programmation dynamique stochastique (stochastic dynamic programming en anglais, ou SDP).

Cette dernière stratégie est moins étudiée dans la littérature que les autres à cause de son temps de calcul long. Pourtant, plusieurs méthodes existent pour le réduire [14]. Par ailleurs, il est important de souligner que la plus grosse part du calcul peut être faite hors ligne et que le temps d'exécution en ligne est tout à fait comparable à celui d'autres stratégies pour l'application à bord. Ce point a été déjà montré dans notre publication [15].

Après l'analyse complète des résultats de simulation des stratégies en ligne, la deuxième partie concerne le pilotage d'un système réel, dans le but de valider nos résultats de comparaison par des essais expérimentaux. A cet effet, nous nous sommes intéressés à la gestion énergétique optimale d'une pile à combustible associée à des

super-condensateurs. Le système étant disponible au laboratoire, nous avons pu mener des essais en grandeur réelle.

Ce choix correspond à une des directions de recherche du laboratoire car la technologie de la pile à combustible est actuellement la technologie de pointe dans le système de propulsion du véhicule grâce à sa densité de puissance élevée [16].

Suite à une étude bibliographique, nous constatons que des stratégies de gestion énergétique sont souvent évaluées uniquement en simulation pour des véhicules d'une puissance maximale d'environ 50 kW. Il n'y a que peu d'études comportant une validation expérimentale et dans la majorité des cas, elle a lieu sur un banc d'essai à une échelle réduite, typiquement équipé d'une pile à combustible de 1,2 kW [17, 18]. Les auteurs appliquent simplement un facteur d'échelle à la demande de puissance du conducteur sans avoir justifié le type de véhicule auquel ce profil de puissance réduit correspond.

Dans ce contexte, nous avons choisi d'étudier la motorisation d'un scooter électrique à pile à combustible comme deuxième cas d'application, parce que sa puissance de traction maximale est similaire à la puissance de la pile à combustible disponible au laboratoire. De plus, le scooter est un candidat prometteur pour les applications de la pile dans le domaine de transports parce qu'il est bien adapté à la ville où les effets de la pollution de l'air posent d'importants problèmes de santé publique [19, 20]. Le véhicule envisagé est issu de l'hybridation de la chaîne de traction du scooter électrique de marque Matra e-M0 avec une pile à combustible de 1,2 kW.

De même que pour le véhicule hybride thermique-électrique, trois stratégies en ligne sont appliquées : A-ECMS, SDP et une stratégie basée sur des règles empiriques (rule-based strategy en anglais, ou RBS) pour laquelle de bon résultats ont été montrés dans la littérature.

Ce travail porte exclusivement sur les stratégies de gestion énergétique optimale et non pas sur le système hybride lui-même. Ainsi, pour chaque cas d'application les différentes stratégies sont appliquées au même système, dans le même contexte.

Dans ce travail, nous mettons en œuvre les stratégies en ligne à partir des informations publiées, mais nous améliorerons aussi leur mise en œuvre pour qu'elles obtiennent une meilleure performance en temps réel. Les problèmes d'implémentation numérique des différentes stratégies sont traités, suivi d'une analyse statistique sur une famille de cycles de conduite stochastiques générés par chaîne de Markov. Ce type d'analyse de sensibilité fait défaut dans les études de recherche récentes, mais il fournit un outil essentiel pour évaluer la robustesse des stratégies dans les conditions réelles de conduite.

Certes, les résultats présentés dans la thèse sont liés à un contexte automobile mais ils peuvent s'étendre à d'autres secteurs. En effet l'efficacité énergétique est un outil essentiel pour diminuer la pression qui s'exerce sur l'approvisionnement énergétique et le changement global du climat. Par exemple, les stratégies étudiées ici sont également applicables à un site de production d'électricité utilisant des énergies renouvelables [21].

Ce mémoire s'organise en six chapitres. Après ce premier chapitre d'introduction, le chapitre II présente le véhicule électrique hybride étudié, ainsi que la modélisation de la chaîne de traction et des composants qui la constituent.

Dans le chapitre III, les différentes stratégies de gestion temps réel disponibles dans la littérature sont introduites, et celles qui sont exploitées dans cette étude sont détaillées.

Le chapitre IV porte sur l'application en simulation de trois stratégies jugées intéressantes pour gérer la répartition de la puissance entre le moteur thermique et la machine électrique. Les aspects pratiques d'implantation numérique et de calibration des stratégies sont abordés, puis les performances des différentes stratégies sont évaluées. Pour cela, nous considérons d'abord un cycle d'homologation, et ensuite nous étudions la robustesse des stratégies sur des cycles de conduite aléatoires générés par un modèle à chaîne de Markov.

Le chapitre V suit une démarche similaire, appliquée à un scooter électrique à pile à combustible et intègre une partie de validation expérimentale. Après avoir présenté le système et sa modélisation, puis les stratégies utilisées, nous réalisons une comparaison du comportement des stratégies en simulation, puis sur le système physique. Le chapitre VI conclut le travail.

Chapitre II

Véhicule électrique hybride

Ce chapitre introduit le système du véhicule hybride thermique-électrique sur lequel la problématique de gestion énergétique se pose. Il commence par une présentation introductive des véhicules hybrides, du développement historique aux différentes architectures de la chaîne de traction.

Dans la section 2.2, le modèle mécanique du véhicule est décrit. Ensuite, les cycles de conduite utilisés dans la comparaison des stratégies de gestion énergétique sont présentés et un générateur de cycle aléatoire est construit sur la base de la chaîne de Markov.

La section 2.3 présente la mise en œuvre du système en vue de l'optimisation de la consommation de carburant sur un cycle de conduite. La structure de la chaîne de traction est abordée en premier lieu, suivie par la modélisation des principaux composants.

2.1 Généralités et classification

De nos jours, le secteur des transports dépend quasiment exclusivement des carburants conventionnels d'origine pétrolière. Dans le contexte de la transition vers un système énergétique durable et écologique, l'électrification des véhicules contribue à la fois à la réduction de la dépendance au pétrole et à la diminution des émissions de polluants et de gaz à effet de serre.

L'hybridation de la motorisation est largement considérée comme une technique prometteuse et le véhicule hybride thermique-électrique fait l'objet d'importants travaux de recherche scientifique et de développement industriel.

2.1.1 Historique

L'histoire de la voiture hybride remonte à la fin du 19ème siècle. L'idée était d'associer le moteur au gasoil avec un ou plusieurs moteurs électriques afin d'atteindre une meilleure performance en accélération et vitesse maximale par rapport au véhicule thermique et une meilleure autonomie par rapport au véhicule électrique.

Le premier véhicule hybride « Lohner-Porsche Mixte Hybrid » a été développé par Ferdinand Porsche en 1898. Son moteur thermique entraînait une génératrice électrique qui alimentait des moteurs électriques situés au niveau des roues motrices.

Par la suite, il y a eu plusieurs véhicules hybrides développés par des sociétés différentes. Par exemple, une automobile hybride a été présentée en 1900 par le constructeur belge Pieper. Elle était équipée d'un petit moteur à pétrole de 3,5 chevaux coaxial avec le moteur électrique. Le brevet a été utilisé par une entreprise belge, Auto-Mixte, pour commercialiser des voitures hybrides entre 1906 et 1912.

A partir de 1904, l'intérêt pour les véhicules hybrides commence à baisser avec le développement des moteurs thermiques et des chaînes de production d'Henry Ford [22]. Entre 1910 et 1918, la société « Commercial Construction Trucks » construit un camion hybride dont le moteur à gaz à quatre cylindres entraîne un moteur électrique connecté directement au moteur thermique, ce qui élimine le besoin d'avoir un organe de transmission et une batterie.

Le véhicule hybride a passé une période de dormance entre 1920 et 1965 [23]. En 1966, le Congrès américain a présenté les premiers projets de loi recommandant l'utilisation de véhicules électriques comme moyen de réduire la pollution atmosphérique et les voitures hybrides réapparurent après une longue période sans avancée technologique.

En 1969, un prototype « General Motors 512 » est développé dont la vitesse maximale est de 64 km/h. En-dessous de 16 km/h, la voiture circule grâce à l'énergie électrique. Au-delà de 21 km/h, la voiture circule grâce à l'essence. Entre les deux, les moteurs thermique et électrique alimentent la traction en même temps.

Avec le choc pétrolier de 1973, le prix de l'essence augmenta, créant un fort intérêt pour les véhicules hybrides. A ce moment, de nombreuses compagnies automobiles investirent dans le développement de véhicules hybrides et plusieurs prototypes furent développés comme la Volkswagen Taxi et l'Audi Duo. Mais c'est en 1997 que l'ère moderne de l'automobile hybride commence avec la mise sur le marché de la Toyota Prius. Les ventes de la première année étaient de presque dix-huit mille véhicules.

En une dizaine d'années, une centaine de nouveaux modèles de véhicules hybrides ont été introduits sur le marché automobile et tous les grands constructeurs automobiles ont commercialisé ou sont en train de commercialiser leur propre modèle.

Entre début 1997 et avril 2016, plus de 11 millions de véhicules hybrides ont été vendus dans le monde. Le Japon est le leader du marché avec plus de 5 millions d'hybrides vendus, suivi par les États-Unis avec des ventes cumulées de plus de 4 millions d'unités depuis 1999, puis l'Europe avec environ 1,5 million d'hybrides livrés depuis 2000 [24].

2.1.2 Mode de fonctionnement

La motorisation hybride donne la possibilité aux véhicules d'exploiter de nouvelles fonctionnalités par rapport à une motorisation conventionnelle. Dans ce présent mémoire, nous distinguons quatre modes de fonctionnements introduits ci-dessous.

A tout moment, le véhicule hybride a la possibilité de choisir le mode le plus adapté aux conditions de circulation afin de réduire la consommation de carburant sur un trajet ainsi que d'améliorer les performances du véhicule et le confort de conduite. Ce choix peut être réalisé manuellement par le conducteur ou automatiquement par une stratégie de gestion énergétique embarquée que nous définirons au chapitre III.

- **Mode thermique**

  Dans ce mode, le moteur thermique fournit toute la puissance de traction demandée aux roues et la machine électrique est à l'arrêt.

- **Mode électrique**

  Dans ce mode, le véhicule hybride est propulsé par l'énergie électrique contenue dans l'organe de stockage alors que le moteur thermique est à l'arrêt. Ce mode offre tous les avantages du véhicule électrique : zéro consommation de carburant, absence de rejet de polluants et un fonctionnement silencieux. La durée d'activation de ce mode dépend de la quantité d'énergie électrique disponible.

- **Mode hybride**

  Ce mode correspond à une propulsion assurée conjointement par les deux moteurs en simultané. L'utilisation de la machine électrique permet d'ajuster le point de fonctionnement du moteur thermique pour améliorer son rendement. Par conséquent, la puissance fournie par le moteur thermique peut être inférieure ou supérieure à la puissance demandée aux roues.

  Si le moteur thermique doit fournir une puissance supérieure à la puissance de traction pour fonctionner à son meilleur rendement, le surplus d'énergie est alors récupéré par une machine électrique, en mode génératrice, et emmagasiné dans

les batteries pour un usage ultérieur. Cette fonctionnalité s'appelle aussi le mode « régénération » dans certains ouvrages [22].

Au contraire, lorsque la demande en puissance est supérieure à celle que peut développer le moteur thermique, la traction est assurée à la fois par le moteur thermique et par la machine électrique.

- **Mode freinage récupératif**

  Grâce à la réversibilité de la conversion électro-mécanique, l'énergie cinétique du véhicule classiquement dissipée au moment du freinage peut être récupérée sous forme d'énergie électrique et stockée dans les batteries. Ce mode peut être couplé avec les modes électrique et hybride.

2.1.3 Classification par taux d'hybridation

Les constructeurs et équipementiers utilisent souvent une classification des véhicules électriques hybrides selon leur degré d'hybridation défini par le rapport entre la puissance de la machine électrique et la puissance du moteur thermique [22]. Cette classification distingue quatre niveaux technologiques :

- **Micro hybrid**

  Cette définition est utilisée pour caractériser les voitures équipées de la fonction Stop & Start et munies d'un alterno-démarreur qui coupe le moteur thermique lors des arrêts et le réactive dès le redémarrage.

- **Mild hybrid**

  Il s'agit des voitures équipées à la fois d'un système Stop & Start et d'un système de récupération d'énergie au freinage. L'alterno-démarreur est remplacé par une machine électrique de faible puissance qui ne suffit pas à assurer la propulsion du véhicule, mais peut assister le moteur thermique.

- **Full hybrid**

  La structure de la chaîne de traction d'un full hybrid est quasiment identique à celle d'un mild hybrid mais la machine électrique et la batterie embarquées sont beaucoup plus puissantes. La propulsion du véhicule peut être assurée par la machine électrique seule, particulièrement pour une conduite en ville.

  Afin d'optimiser la gestion d'énergie entre les deux sources d'énergie, un système de commande plus complexe est nécessaire, qui permet de définir en temps réel

la répartition de puissance entre le moteur thermique et la machine électrique. La consommation du véhicule dépend fortement de l'algorithme de gestion de l'hybridation [12], d'où l'intérêt d'étudier la stratégie de gestion énergétique embarquée, comme cela est fait dans ce mémoire.

- **Plug-in hybrid**

  On parle aussi d'hybride rechargeable et cela correspond à un véhicule hybride ayant la possibilité de recharger sa batterie en se branchant sur une source extérieure, par exemple sur le réseau public. La stratégie habituelle de gestion est de privilégier l'utilisation de l'énergie électrique jusqu'à l'état de charge minimal de la batterie puis de passer en mode thermique.

  En comparaison avec un véhicule hybride non-rechargeable, la batterie d'un hybride rechargeable a une capacité de stockage d'énergie beaucoup plus élevée qui lui fournit une grande autonomie en mode électrique pur. Lorsque la batterie est presque vide, le véhicule fonctionne comme un hybride non-rechargeable.

2.1.4 Classification par architecture de la chaîne de traction

L'architecture de la chaîne de traction d'un véhicule hybride est plus complexe que celle des véhicules conventionnels. Trois familles d'architectures sont disponibles pour la motorisation hybride : série, parallèle et combinée.

a) Architecture série

Dans la configuration série dont le schéma de principe est représenté en Fig. II.1, la propulsion est intégralement assurée par une machine électrique connectée directement aux roues. Cette dernière est alimentée par un groupe électrogène en parallèle avec un élément de stockage, généralement un pack de batteries. Le groupe électrogène est l'association d'un moteur thermique mis en série avec une génératrice électrique.

L'intérêt majeur de cette structure est de faire fonctionner le moteur thermique à son point de rendement maximal quelle que soit la puissance de traction demandée aux roues parce que le moteur ne possède pas de liaison mécanique avec les roues.

En revanche, le principal inconvénient est le mauvais rendement global dû aux multiples conversions d'énergie. La puissance mécanique délivrée par le moteur thermique est tout d'abord convertie en puissance électrique par la génératrice et ensuite reconvertie en puissance mécanique par la machine électrique. Entre les deux, l'énergie électrique peut être temporairement stockée dans les batteries.

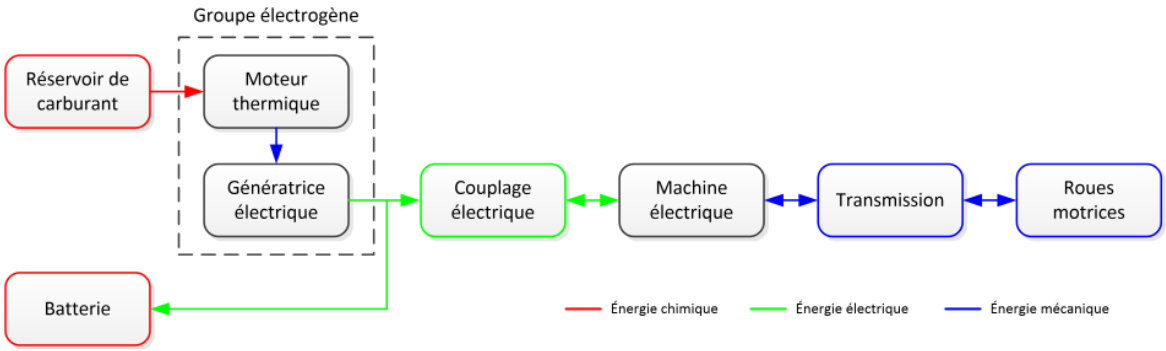


FIGURE II.1 Schéma de principe de l'architecture série

b) Architecture parallèle

Dans la structure parallèle représentée en Fig. II.2, le moteur thermique et la machine électrique sont tous les deux couplés aux roues. Ils peuvent ainsi participer indépendamment ou simultanément à la traction du véhicule. Leurs puissances mécaniques s'additionnent en amont des roues. La machine électrique et la batterie sont ainsi dimensionnées pour des puissances inférieures à celles de l'architecture série.

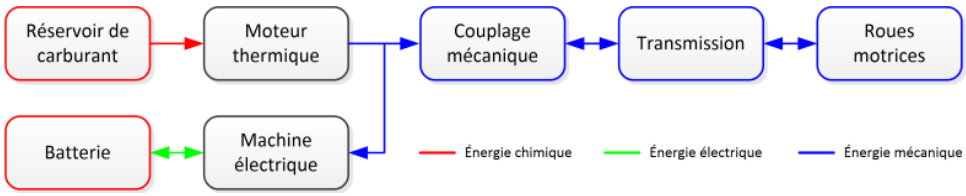


FIGURE II.2 Schéma de principe de l'architecture parallèle

Cette architecture est proche de celle d'une motorisation conventionnelle, la machine électrique étant raccordée en parallèle de la liaison mécanique du moteur thermique aux roues. C'est l'une des raisons pour laquelle cette technologie a été développée par de nombreux constructeurs automobiles.

c) Architecture combinée

L'architecture combinée, aussi appelée mixte série-parallèle ou hybride à dérivation de puissance, permet de réaliser une synergie qui s'appuie sur les avantages des structures série et parallèle. Le moteur thermique fonctionne au rendement optimal et il est capable d'assurer seul la propulsion en évitant la cumulation des pertes de conversion énergétique.

Comme nous pouvons le constater en Fig. II.3, cette configuration est plus complexe avec trois systèmes énergétiques et plusieurs couplages électriques et mécaniques possibles entre ces systèmes [25], ce qui souligne la nécessité d'une stratégie de gestion énergétique adéquate.

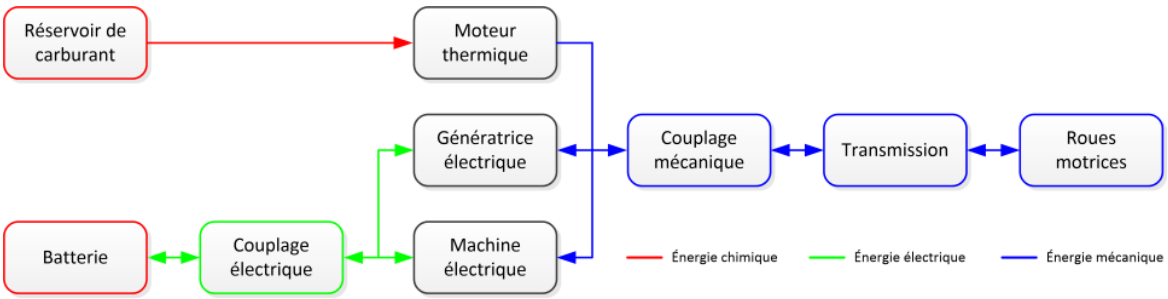


FIGURE II.3 Schéma de principe de l'architecture combinée

Un lien mécanique est mis en œuvre entre le moteur thermique et la transmission par rapport à l'hybride série et une génératrice électrique est ajoutée entre le moteur thermique et la batterie par rapport à l'architecture parallèle [22].

Le couplage mécanique peut être assuré par un embrayage ou un train épicycloïdal. Le premier permet de modifier l'architecture de l'hybridation en série ou en parallèle lors de l'utilisation du véhicule et le deuxième permet de répartir en continu l'énergie dans les différentes branches de la transmission, qui est alors série et parallèle [25].

En effet, le train épicycloïdal est un système mécanique à trois arbres dans lequel le régime de l'arbre de sortie est égal à la somme des régimes des arbres d'entrées. L'ajout du train épicycloïdal et de la génératrice donne la possibilité au moteur thermique de fonctionner indépendamment des couple et vitesse demandés aux roues. En revanche, il complique le dimensionnement des composants et rend la gestion énergétique très délicate pour piloter ces transmissions complexes. Le coût de revient est aussi un critère défavorable.

Le tableau II.1 résume les différentes solutions d'électrification des motorisations pour les véhicules électriques hybrides [25]. Les cases correspondant à notre étude sont mises en évidence par la couleur bleue sur cette figure. Plus précisément, nous comparons d'abord les performances en terme d'économie de carburant des différents algorithmes d'optimisation sur les structures série et parallèle. Ensuite, nous nous concentrons particulièrement sur l'architecture parallèle pour laquelle un fort intérêt de

mettre en place une stratégie de gestion énergétique se présente [26]. Une description plus détaillée de ces deux configurations se trouve dans la section 2.3.

TABLE II.1 Synthèse des différentes solutions d'hybridation pour les véhicules hybrides

Energie consommée	Architecture			Fonctionnalité
	Série	Parallèle	Combinée	
Chimique	/	Micro hybrid	/	Stop & Start
	/	Mild hybrid	/	+ Récupération au freinage & assistance au moteur
	Full hybrid			+ Mode électrique
Chimique & électrique	Plug-in hybrid			+ Liaison réseau électrique

2.2 Modélisation des trajets de conduite

La modélisation des trajets de conduite consiste à déterminer la puissance de traction nécessaire pour réaliser un certain trajet, défini par son profil de vitesse. Le modèle mécanique du véhicule permet de calculer la force de traction à partir de la vitesse demandée par le conducteur. La puissance nécessaire est alors le produit des deux.

2.2.1 Modèle mécanique du véhicule et calcul de la puissance

La littérature offre plusieurs modèles mécaniques plus ou moins complexes selon la prise en compte ou pas de l'inertie des composants rotatifs, l'inclinaison de la route, la déformation des pneumatiques sur la route et la présence de vent.

Le plus souvent, seule la masse est prise en compte dans la dynamique du véhicule hybride. Liu [27] a pris en compte les moments d'inertie du train épicycloïdal du moteur thermique et des machines électriques dans le bilan d'efforts. Lin [28] utilise un moment équivalent de tous les composants rotatifs J_{eq} pour calculer une masse équivalente M_{eq} qui est la somme de la masse du véhicule M et du rapport du moment d'inertie J_{eq} sur le rayon des roues R_{roue} au carré : $M_{eq} = M + J_{eq}/R_{roue}^2$.

En effet, dans le cas du véhicule hybride d'architecture combinée, l'inertie des pièces en rotation est un élément important pour déterminer les efforts exercés sur le satellite et les deux planétaires du train épicycloïdal.

En ce qui concerne l'inclinaison de la route, les travaux de Souffran [22] ont prouvé que la puissance de traction était fortement impactée par la pente de la voie même pour des valeurs faibles de celle-ci. Malheureusement, l'inclinaison θ n'est pas une information disponible dans les cycles de référence, présentés en Section 2.2.2, sur lesquels l'analyse de performance des stratégies de gestion énergétique est basée. D'ailleurs, la composante de la pesanteur due à la pente $Mg\sin(\theta)$, qui gêne le véhicule en montée, l'aide en descente. Cet élément est donc négligé dans notre étude.

L'adhérence des roues au sol permet à une voiture de se déplacer. Lorsqu'elle avance, la voiture subit d'une part la résistance au glissement qui empêche le mouvement relatif des roues par rapport au sol et d'autre part la résistance au roulement due à la déformation élastique des pneumatiques par le poids du véhicule au niveau du contact avec le sol. Le premier est souvent négligeable en considérant une bonne adhérence entre les roues et les chaussées alors que le dernier est proportionnel à un coefficient dit de résistance au roulement.

Ce coefficient dépend de nombreux facteurs : le coefficient d'élasticité des pneumatiques et de la chaussée, le rayon des roues, la vitesse de déplacement du véhicule, la rugosité de la surface en contact mais aussi la pression de gonflage ce qui explique que des pneumatiques sous-gonflés augmentent la consommation de carburant. En pratique, le coefficient de résistance au roulement est généralement considéré comme constant sans prendre en compte la déformation pneumatique.

Le vent est un phénomène aléatoire complexe à modéliser. Le vent de face augmente la puissance demandée à la traction alors que le vent arrière la diminue. En général, ce facteur n'est pas pris en compte et nous supposons une vitesse de vent nulle.

Dans l'optique de trouver la stratégie temps réel qui permet de consommer le moins de carburant dans les conditions réelles de conduite, l'important est d'appliquer différentes stratégies de gestion d'énergie sur le même modèle de véhicule dans le même contexte afin d'effectuer la comparaison de leurs résultats d'optimisation. Un modèle simple suffit : il ne prend pas en compte l'inertie des pièces en rotation, l'inclinaison des chaussées, la déformation des roues et la vitesse du vent. Les autres hypothèses considérées sont : véhicule modélisé par une masse ponctuelle, comportement identique pour les quatre roues, récupération de 100% de l'énergie cinétique du véhicule au freinage. Ce modèle mécanique se décrit de la manière suivante :

- **Force totale à l'avancement F_T**

  La chaîne de traction d'un véhicule circulant sur terrain plat doit fournir un effort au niveau des roues F_T pour surmonter la résistance au roulement

R_R et la résistance aérodynamique R_A. Bien entendu, il faut également assurer l'accélération éventuelle du véhicule F_A.

$$F_T = R_R + R_A + F_A \tag{II.1}$$

- **Résistance au roulement R_R**

  La résistance au roulement sur terrain plat est proportionnelle au coefficient de résistance des roues au roulement C_r et au poids du véhicule, c'est-à-dire au produit de la masse du véhicule M par l'accélération de gravité g. Comme expliqué un peu plus haut dans cette sous-section, le coefficient C_r est considéré comme une constante.

$$R_R = C_r.M.g \tag{II.2}$$

- **Résistance aérodynamique R_A**

  Il existe plusieurs types de résistance aérodynamique et la plus importante dans la dynamique du véhicule est la traînée qui peut être déterminée par l'équation (II.3) :

$$R_A = 0,5.\rho.A_p.C_d.V_f^2 \tag{II.3}$$

où

ρ est la masse volumique de l'air qui dépend de la pression et la température de l'air dans lequelle le véhicule circule. Elle est supposée constante dans notre cas ;

A_p est l'aire frontale projetée du véhicule. Elle est fonction de la hauteur et de la largeur du véhicule ;

C_d est le coefficient de traînée qui dépend du profil du véhicule ;

V_f est la vitesse d'écoulement du fluide autour du corps. Elle prend en compte la vitesse de déplacement du véhicule V_{roue} et la vitesse du vent par rapport au sol. Dans notre cas, $V_f = V_{roue}$ car l'influence de vent n'est pas prise en compte.

- **Force d'accélération F_A**

  La force nécessaire à l'accélération est le produit de la masse équivalente M_{eq} par l'accélération $a = dV/dt$. Dans notre cas, cette masse égale à la masse du véhicule $M_{eq} = M$ car l'inertie des pièces en rotation n'est pas prise en compte.

$$F_A = M_{eq}.a \tag{II.4}$$

La puissance de traction correspondante est ainsi calculée à partir de la vitesse du véhicule V_{roue}, selon la formule (II.5).

$$P_{roue} = F_T.V_{roue} = (C_r.M.g + 0,5.\rho.A_p.C_d.V_{roue}^2 + M.a).V_{roue} \tag{II.5}$$

Certains paramètres comme la masse M peuvent être fournis par le fabricant du véhicule, alors que les autres doivent être identifiés à l'aide d'essais spécifiques sur le véhicule, par exemple en lançant le véhicule à une vitesse donnée et en le laissant en roue libre [22].

La vitesse de rotation des roues est le rapport de la vitesse du véhicule sur le rayon de roue R_{roue}.

$$\omega_{roue} = \frac{V_{roue}}{R_{roue}} \tag{II.6}$$

Le couple demandé aux roues motrices est alors le rapport de la puissance de traction sur la vitesse de rotation des roues.

$$C_{roue} = \frac{P_{roue}}{\omega_{roue}} \tag{II.7}$$

2.2.2 Cycle de conduite

Le profil de vitesse du véhicule en fonction du temps s'appelle un cycle de conduite. Plusieurs cycles de référence ont été développés par différentes institutions en particulier pour calculer les émissions de polluants d'un véhicule.

Certains sont basés sur la vitesse et l'accélération maximales des véhicules, comme le New European Driving Cycle (NEDC), et d'autres ont été développés à partir des données mesurées en conditions réelles de conduite, comme le World-wide harmonized Light duty driving Test Cycle (WLTC), qui remplace progressivement le cycle NEDC trop éloigné de la réalité.

Ces cycles sont souvent utilisés dans la littérature afin de comparer la consommation de carburant des véhicules entre eux. Souffran [22] a proposé une synthèse détaillée sur les différents cycles existants.

Les cycles de conduite utilisés dans ce mémoire sont les cycles NEDC, WLTC et INRETS que nous allons présenter ensuite successivement.

a) Cycle NEDC

Le cycle NEDC est conçu pour représenter l'usage typique d'un véhicule en Europe. La figure II.4 montre qu'il est constitué de quatre fois le même cycle de conduite en milieu urbain et d'un cycle extra-urbain dont la vitesse maximale est fixée à 120 km/h.

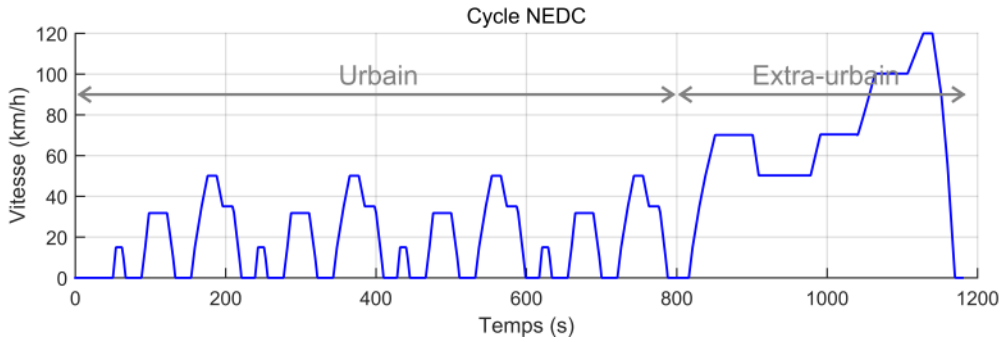


FIGURE II.4 Cycle de conduite automobile NEDC

La définition et la mise en œuvre pratique de ce cycle sont simples, mais deux critiques majeures ont été soulignées dans des travaux de recherche [22, 29, 30].

La première concerne la vitesse maximale du cycle NEDC. En effet, les vitesses limites observées sur les autoroutes atteignent 130 km/h dans la plupart des pays européens, 140 km/h en Pologne, et en Allemagne cette limitation n'existe pas. Toutes ces vitesses sont supérieures aux 120km/h du NEDC.

Le deuxième point faible est que les phases d'accélération et de décélération constantes n'existent pas dans la réalité. Le cycle NEDC ne fournit donc pas une représentation correcte des conditions réelles de conduite. C'est pourquoi le cycle WLTC a été développé pour le remplacer dans un avenir proche.

b) Cycle WLTC

Les cycles WLTC sont décrits dans le cadre de la procédure d'essais mondiale harmonisée pour les voitures particulières et véhicules utilitaires légers (Worldwide harmonized Light vehicles Test Procedures). Ces véhicules sont classés en fonction de leur puissance massique, et un cycle WLTC spécifique est développé pour chaque type de véhicule [31].

Le cycle WLTC utilisé dans le cas du véhicule hybride thermique-électrique est un cycle de conduite automobile appliqué au véhicule de classe 3 dont la puissance massique est supérieure à 34 W/kg (cf. Fig. II.5).

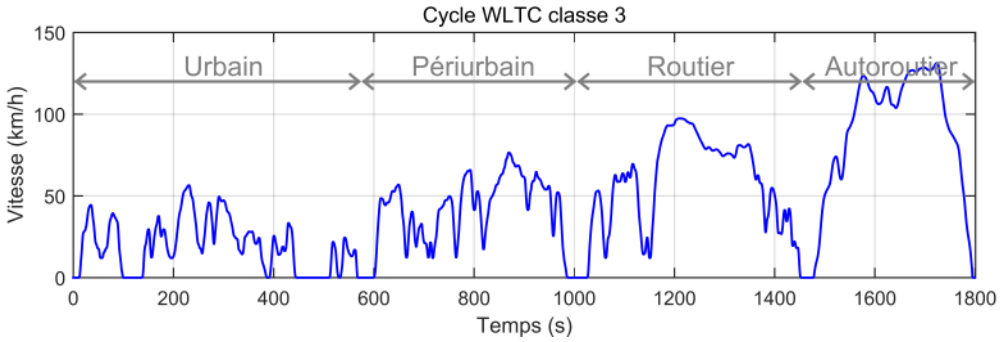


FIGURE II.5 Cycle de conduite automobile WLTC de classe 3

Par rapport au cycle NEDC, le cycle WLTC est plus représentatif de la conduite réelle en terme d'accélération et de décélération. Cependant, les deux cycles manquent de diversité et correspondent à un nombre restreint de données par type de conduite (urbain, périurbain, routier et autoroutier).

c) Cycles INRETS

S'appuyant sur une base d'enregistrements effectués à bord de 35 voitures privées françaises et représentant 3100 trajets et 23000 km parcourus [32], une série de dix cycles a été construite dans le cadre des travaux au sein de l'institut national de recherche sur les transports et leur sécurité (INRETS) pour l'étude des utilisations réelles des véhicules légers.

Ces dix cycles, appelés communément les cycles INRETS, distinguent quatre types de circulation : urbain lent (UL1 et UL2), urbain fluide (UF1, UF2 et UF3), route (R1, R2 et R3) et autoroute (A1 et A2) dont les caractéristiques sont présentées dans le tableau II.2 et comparées avec celles des cycles NEDC et WLTC. Par rapport à ces deux derniers, la série des cycles INRETS fournit une grande variété de données.

Table II.2 Caractéristiques des cycles utilisés

Cycle	Durée (mn)	Vitesse moyenne (km/h)	Distance (km)
UL1	13,4	3,8	0,8
UL2	13,5	7,4	1,7
UF1	11,3	9,9	1,9
UF2	17,6	19,2	5,6
UF3	17,8	24,4	7,2
R1	14,8	31,6	7,8
R2	13,5	41,1	9,3
R3	16,7	56,4	15,7
A1	12,2	74,3	15,1
A2	16,8	90,9	26,5
NEDC	19,7	33,3	10,9
WLTC	30,0	46,5	23,3

2.2.3 Générateur de cycles aléatoires par chaîne de Markov

Dans le cadre de la recherche de la meilleure stratégie en temps réel, il faut envisager un grand nombre de cycles aléatoires de même nature afin d'évaluer la robustesse de la méthode. En effet, il est important de prendre en compte les aléas qu'un conducteur peut rencontrer sur un trajet dans des conditions réelles de conduite.

Afin de construire une telle base de données de cycles, plusieurs auteurs proposent de modéliser un générateur de cycles stochastiques basé sur une chaîne de Markov [22, 27, 33].

En mathématiques, une chaîne de Markov est un processus à temps et à espace d'états discrets [34]. Elle est basée sur le fait que la probabilité de passer d'un état X_n à un autre X_{n+1} ne dépend que de l'état X_n, ceci pouvant se décrire par l'équation (II.8).

$$\mathbb{P}(X_{n+1} = j \mid X_0 = i_0, X_1 = i_1, \cdots, X_n = i_n) = \mathbb{P}(X_{n+1} = j \mid X_n = i_n) \tag{II.8}$$

Dans la modélisation des trajets de conduite, l'état de la chaîne de Markov est défini comme le couple (V_{roue}, P_{roue}) du véhicule.

La probabilité de transition de l'état (V_i, P_j) à l'état (V_p, P_l) est notée $p_{ij,l}$ et sa formule mathématique est donnée par (II.9). En connaissant V_i, P_j et P_l, la vitesse du véhicule V_p à l'instant t_{k+1} peut être calculé en utilisant l'équation (II.5). La famille de probabilité $\{p_{ij,l}\}$ est appelée matrice de transition de la chaîne de Markov.

$$p_{ij,l} = \mathbb{P}(P_{roue}^{k+1} = P_l \mid V_{roue}^{k} = V_i, P_{roue}^{k} = P_j) \tag{II.9}$$

où
P_{roue}^{k+1} est la puissance de traction P_{roue} à un instant donné t_{k+1} ;
P_{roue}^{k} est la puissance de traction P_{roue} à l'instant précédent t_k ;
V_{roue}^{k} est la vitesse du véhicule V_{roue} à l'instant précédent t_k.

Comme proposé dans l'article [27], la valeur de $p_{ij,l}$ peut être déterminée par l'estimation du maximum de vraisemblance, selon l'équation (II.10).

$$p_{ij,l} = \frac{m_{ij,l}}{m_{ij}} \tag{II.10}$$

où
$m_{ij,l}$ est le nombre d'occurrences où la transition de P_j à P_l a eu lieu à V_i et
m_{ij} est le nombre total de transitions réalisées depuis P_j à la vitesse V_i.

Un cycle de conduite est généré par tirage aléatoire en utilisant la matrice de transition construite à partir d'une base de données des cycles de conduite. Dans le cas idéal, le cycle généré a des caractéristiques similaires à celles des cycles de base.

Il faut pourtant noter la présence d'incertitudes sur la pertinence de la représentativité des cycles simulés. C'est-à-dire que certains cycles générés peuvent avoir une allure différente du cycle utilisé comme base. Quelques exemples représentatifs de cycles générés en utilisant INRETS_R3 comme cycle de base sont données en Fig.II.6.

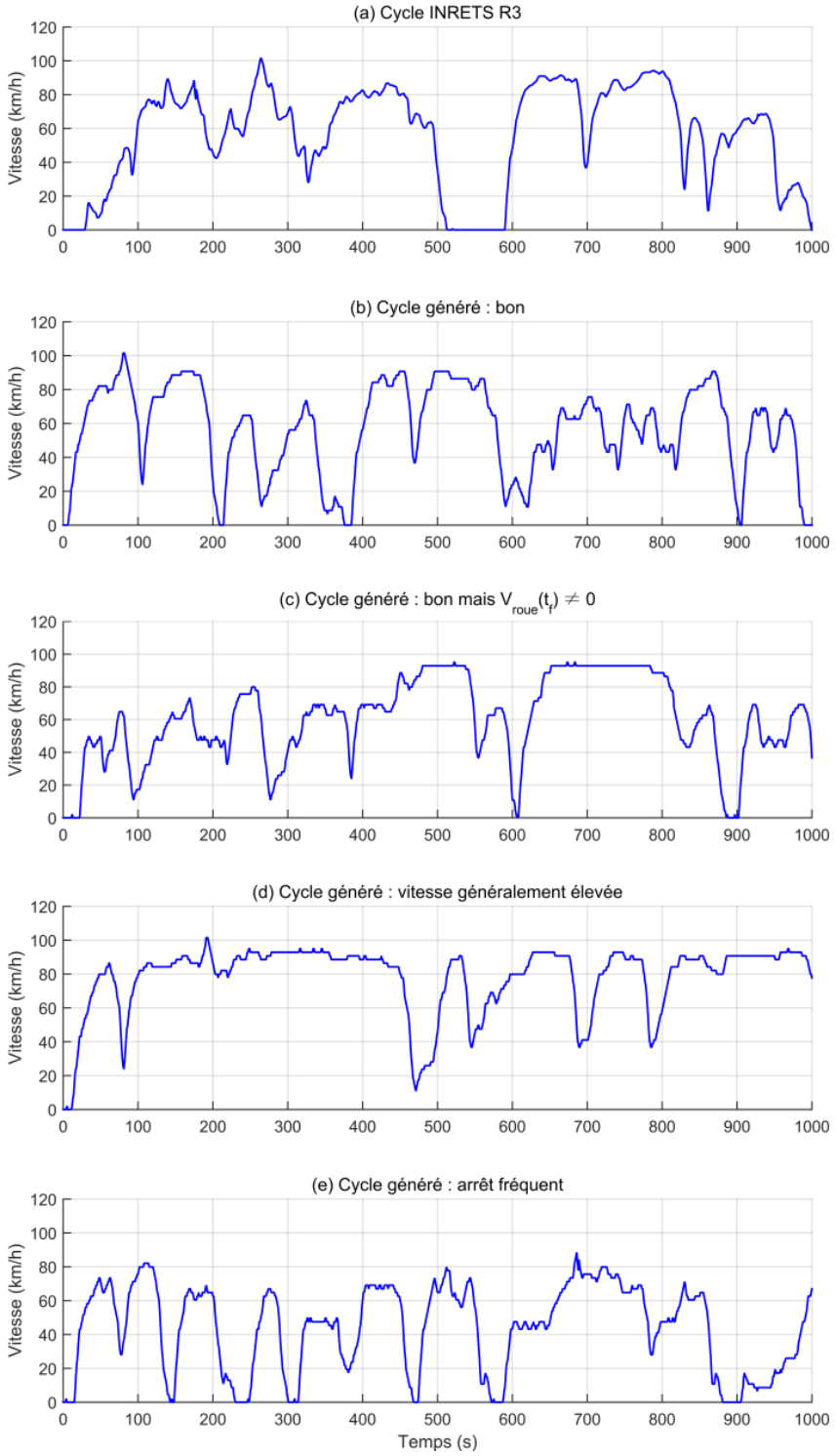


FIGURE II.6 Quelques exemples représentatifs de cycles générés en utilisant INRETS R3 comme cycle de base

2.3 Modélisation d'un véhicule hybride thermique-électrique

Le système étudié correspond à un véhicule hybride thermique-électrique dont les caractéristiques sont listées en tableau II.3.

TABLE II.3 Caractéristiques du véhicule hybride thermique-électrique

Symbole	Caractéristique	Valeur
M	Masse	1020 kg
R_{roue}	Rayon des roues	$0,3$ m
V_{veh_max}	Vitesse maximale	170 km/h
$A_p.C_D$	Produit de l'aire frontale et du coefficient de traînée	$0,65$ m^2
C_r	Coefficient de résistance au roulement	$0,008$
ρ	Densité de l'air	$1,28$ kg/m^3

En ce qui concerne la convention de signe adoptée dans les figures II.7 et II.8, la flèche dessinée représente le sens positif du flux de puissance.

2.3.1 Architecture série

Dans le cas du véhicule hybride d'architecture série représenté dans la figure II.7, la propulsion du véhicule est assurée entièrement par la machine électrique ME1 alimentée individuellement ou simultanément par le groupe électrogène et la batterie.

Le moteur à combustion interne MTh consomme du carburant quantifié par la puissance thermique P_{th} et délivre une puissance mécanique P_{mth}. Cette puissance est d'abord transmise par l'organe de transmission mécanique TM2. Elle est ensuite convertie en puissance électrique à l'aide de la deuxième machine électrique ME2 fonctionnant en générateur, puis combinée à la puissance de la batterie P_{batt} au niveau du couplage électrique. Enfin, toute l'énergie est reconvertie en énergie mécanique via ME1 et puis transmise aux roues motrices par le mécanisme TM1.

Grâce au couplage électrique entre les deux branches thermique et électrique, le moteur thermique est découplé des roues, ce qui permet de choisir librement sa vitesse et son couple. Dans notre étude, les points de fonctionnement du moteur MTh sont choisis pour que le rendement du groupe électrogène soit maximal, quelle que soit la puissance fournie.

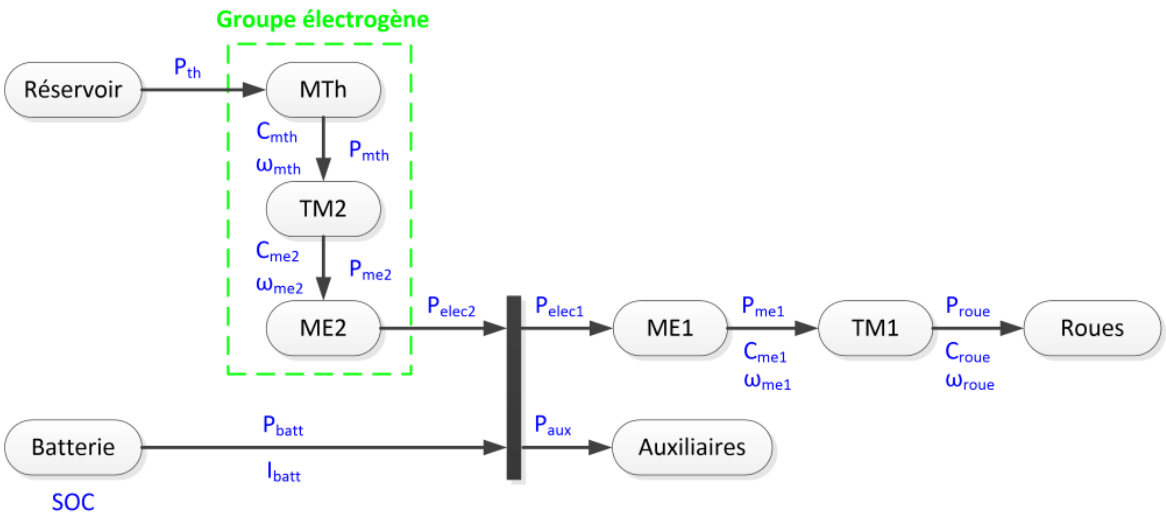


FIGURE II.7 Architecture série

Au niveau du couplage, l'addition de puissances électriques est représentée par l'équation (II.11). P_{aux} représente la demande de puissance au niveau des auxiliaires.

$$P_{elec2} + P_{batt} = P_{elec1} + P_{aux} \tag{II.11}$$

Au niveau des mécanismes TM1 et TM2, les puissances P_{mei}, les vitesses de transmission ω_{mei} et les couples C_{mei} sont déterminées respectivement par les équations (II.12) et (II.13).

$$(\text{TM1}) \begin{cases} P_{me1} = P_{roue}.\eta_{tm1}^{-\text{sgn}(P_{roue})} \\ \omega_{me1} = k_{tm1}.\omega_{roue} \\ C_{me1} = \dfrac{P_{me1}}{\omega_{me1}} \end{cases} \tag{II.12}$$

$$(\text{TM2}) \begin{cases} P_{me2} = P_{mth}.\eta_{tm2}^{\text{sgn}(P_{mth})} \\ \omega_{me2} = \dfrac{\omega_{mth}}{k_{tm2}} \\ C_{me2} = \dfrac{P_{me2}}{\omega_{me2}} \end{cases} \tag{II.13}$$

où
sgn(.) est la fonction signe ;
η_{tm1} et η_{tm2} sont les rendements des mécanismes TM1 et TM2 ;
k_{tm1} et k_{tm2} sont les rapports de transmission de TM1 et TM2 ;
P_{mth} et ω_{mth} sont la puissance et la vitesse du moteur thermique.

2.3.2 Architecture parallèle

Dans le cas du véhicule hybride d'architecture parallèle représentée sur la figure II.8, la propulsion du véhicule est assurée par deux branches différentes : une branche thermique et une branche électrique. La première est composée d'un moteur thermique MTh avec son réservoir d'essence et de l'organe de transmission mécanique TM2 et la deuxième est constituée d'un mécanisme de transmission TM3 et d'une machine électrique couplée avec une batterie et des auxiliaires du véhicule.

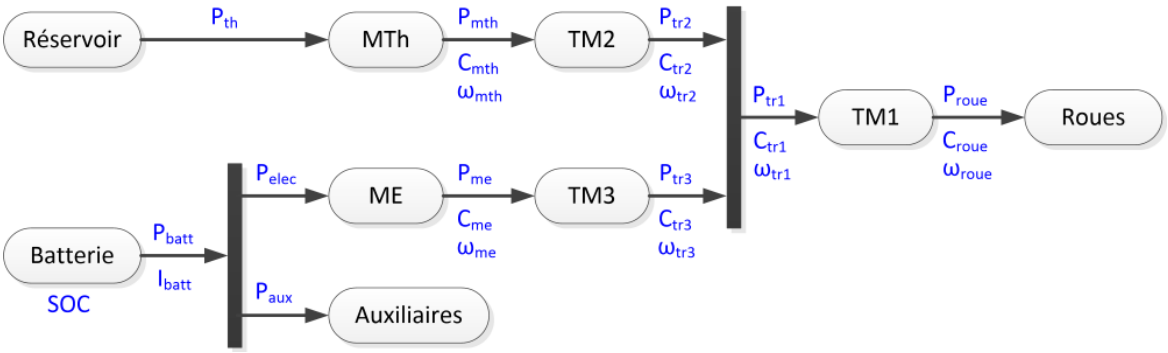


FIGURE II.8 Architecture parallèle

Le couplage mécanique permet d'additionner les couples des deux branches puis de les transmettre aux roues motrices via le mécanisme TM1. Grâce à ce couplage, les vitesses de rotation des branches thermique et électrique sont identiques à la vitesse de transmission et les couples s'additionnent (II.14).

$$\begin{cases} \omega_{tr2} = \omega_{tr3} = \omega_{tr1} \\ C_{tr2} + C_{tr3} = C_{tr1} \end{cases} \tag{II.14}$$

Concernant le couplage électrique au niveau de la batterie, l'addition de puissances électriques se fait de la même manière que dans le cas d'architecture série, selon

l'équation (II.15). La puissance des auxiliaires P_{aux} est considérée comme constante et égale à 200 W.

$$P_{batt} = P_{elec} + P_{aux} \tag{II.15}$$

De même, les grandeurs de transmissions sont calculées par les équations (II.16) - (II.18).

$$\text{(TM1)} \begin{cases} P_{tr1} = P_{roue}.\eta_{tm1}^{-\text{sgn}(P_{roue})} \\ \omega_{tr1} = k_{tm1}.\omega_{roue} \\ C_{tr1} = \dfrac{P_{tr1}}{\omega_{tr1}} \end{cases} \tag{II.16}$$

$$\text{(TM2)} \begin{cases} P_{tr2} = P_{mth}.\eta_{tm2}^{\text{sgn}(P_{mth})} \\ \omega_{tr2} = \dfrac{\omega_{mth}}{k_{tm2}} \\ C_{tr2} = \dfrac{P_{tr2}}{\omega_{tr2}} \end{cases} \tag{II.17}$$

$$\text{(TM3)} \begin{cases} P_{tr3} = P_{me}.\eta_{tm3}^{\text{sgn}(P_{me})} \\ \omega_{tr3} = \dfrac{\omega_{me}}{k_{tm3}} \\ C_{tr3} = \dfrac{P_{tr3}}{\omega_{tr3}} \end{cases} \tag{II.18}$$

où
η_{tmi} et k_{tmi} sont le rendement et le rapport de transmission du mécanisme TMi ;
P_{me} et ω_{me} sont la puissance et la vitesse de la machine électrique.

Étant donné qu'un moteur thermique ne fonctionne pas en-dessous d'une certaine vitesse et que son rendement est particulièrement mauvais à faible couple, une boîte de vitesse automatique est ajoutée au niveau de TM2 afin de palier partiellement ces défauts et d'utiliser le moteur dans de meilleures conditions.

Cependant, comme pour un véhicule conventionnel, la perte de couple apparaissant lors des changements de rapports dégrade le confort de conduite. La boite de vitesse

peut être remplacée par un variateur continu du rapport de vitesse ou par une boîte à double embrayage pour remédier à cet inconvénient.

Par conséquent, nous envisageons deux modèles parallèles dans la simulation, l'un avec une boite de vitesse à cinq rapports et l'autre avec une boîte idéale. Dans le premier cas, le rapport de vitesse est choisi pour que le rendement du moteur thermique soit maximal parmi les cinq. Dans l'autre, le moteur thermique est contrôlé de manière à fonctionner à son point de meilleur rendement en supposant que la boîte idéale dispose d'une infinité de rapports de réduction. Dans les deux cas, le rendement des boîtes de vitesse est considérée comme constant et égale à 0,97.

Dans la suite, nous nous intéressons à la modélisation de chacun des principaux composants de puissance de ces deux architectures.

2.3.3 Moteur à essence

Le moteur thermique utilisé est un moteur à essence dont les principales caractéristiques sont résumées dans le tableau II.4.

Table II.4 Caractéristiques du moteur thermique

Symbole	Caractéristique	Valeur
P_{mth_max}	Puissance maximale	50 kW
ω_{mth_max}	Vitesse de rotation maximale	6000 tr/mn
ω_{mth_min}	Vitesse de rotation minimale	1010 tr/mn

Il est modélisé par une cartographie de la consommation spécifique de carburant CSP en fonction de la vitesse de rotation et du couple fourni par le moteur thermique (cf. Fig. II.9). Le rendement associé est ainsi déterminé à l'aide de l'équation (II.19).

$$\eta_{mth} = \frac{3,6.\rho_{ess}}{PCI_{ess}.CSP} \tag{II.19}$$

où
ρ_{ess} est la densité de l'essence $\rho_{ess} = 737kg/m^3$;
PCI_{ess} est le pouvoir calorifique inférieure de l'essence $PCI_{ess} = 32MJ/l$.

La puissance thermique P_{th} est alors le rapport entre la puissance et le rendement du moteur thermique.

$$P_{th} = \frac{P_{mth}}{\eta_{mth}} \tag{II.20}$$

La figure II.9 représente la cartographie de rendement du moteur thermique utilisé. La courbe noire décrit les points de fonctionnement du moteur thermique qui permettent de maximiser le rendement du groupe électrogène constitué de MTh, TM2 et ME2 de l'architecutre série et la courbe bleu clair représente les caractéristiques du moteur thermique seul dans le cas où son rendement est maximal.

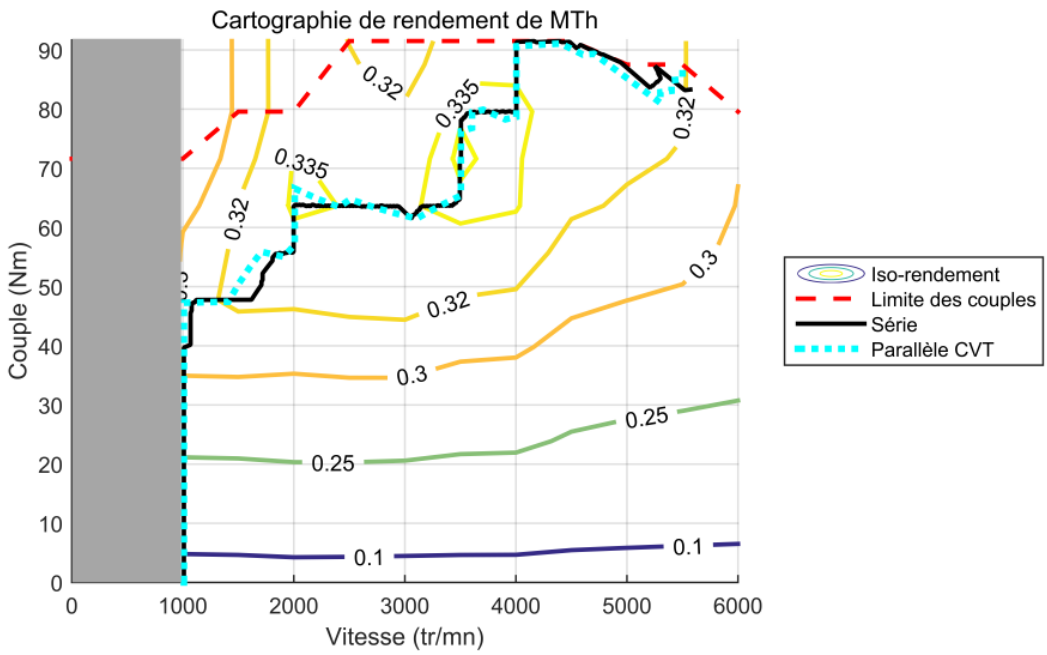


FIGURE II.9 Cartographie de rendement du moteur thermique

Dans le cas de l'architecture série, le moteur fonctionne de manière à maximiser le rendement du groupe électrogène. En prenant en compte le rendement de la machine électrique ME2 présenté en section 2.3.5 et le rendement constant de l'organe de transmission TM2, les points de fonctionnement du moteur thermique se situent sur la courbe noire de la figure II.9.

Dans le cas de l'architecture parallèle équipée d'une boîte de vitesse à cinq rapports, le rapport qui permet un rendement maximal du moteur thermique est engagé. Le

choix du point de fonctionnement du moteur thermique dépend du trajet de conduite effectué et l'état du système associé et toute la cartographie peut être utilisée.

Dans le cas de l'architecture parallèle avec un variateur continu de vitesse, le moteur est contrôlé de manière à toujours fonctionner aux points de meilleur rendement. Ces derniers sont représentés par la courbe en pointillé bleue claire sur la figure II.9. Nous constatons une légère différence entre les courbes en bleu clair et noir, liée à la prise en compte du rendement de la machine électrique.

2.3.4 Batterie

Une batterie est un accumulateur d'énergie électrochimique réversible qui possède deux modes de fonctionnement : la décharge où la batterie transforme de l'énergie chimique en énergie électrique et la recharge où l'énergie électrique est stockée sous forme d'énergie chimique. En général, une batterie est composée d'un ensemble de cellules connectées entre elles en série et/ou en parallèle.

De nombreux couples électrochimiques existent sur le marché, par exemple Plomb-acide et Nickel-cadmium [30]. Parmi eux, les batteries lithium-ion, qui est largement utilisée dans les domaines des appareils portables, est retenue dans notre étude en raison de ses énergie et puissance massiques élevées par rapport aux autres technologies de batteries.

Un autre intérêt de la technologie Lithium-ion dans le domaine des transports est son énergie volumique qui lui permet de remplacer avantageusement la batterie Nichel-hydrure métallique [22].

Différents modèles de batterie existent dans la littérature [35]. Dans notre cas, la batterie est modélisée par un circuit équivalent de Thévenin dont la tension de circuit ouvert V_{batt} et la résistance interne R_{batt} sont indépendantes de l'état de charge SOC. Les caractéristiques du modèle sont synthétisées dans le tableau II.5.

Table II.5 Caractéristiques de la batterie

Symbole	Caractéristique	Valeur
V_{batt}	Tension de circuit ouvert	$48\ V$
R_{batt}	Résistance interne	$7,4.10^{-3}\ \Omega$
J_{batt}	Capacité d'énergie	$1\ kWh$

Dans ce modèle, le courant de batterie est déterminé par la formule (II.21).

$$I_{batt} = \frac{V_{batt} - \sqrt{V_{batt}^2 - 4.R_{batt}.P_{batt}}}{2.R_{batt}} \tag{II.21}$$

Nous en déduisons ainsi la variation de l'état de charge associée, selon l'équation (II.22). J_{batt} est l'énergie maximale que la batterie peut stocker.

$$S\dot{O}C = -\frac{I_{batt}.V_{batt}}{J_{batt}} \times 100\% \tag{II.22}$$

2.3.5 Machine synchrone à aimants permanents

Les machines électriques utilisées sont des machine synchrones à aimants permanents, parce que ce type de machine est le plus populaire dans l'entraînement des véhicules hybrides grâce à ses excellentes performances en termes de rendement, de couple et de puissance massiques [22].

De même que le moteur thermique, la machine électrique est modélisée par une cartographie de rendement en fonction de ses régimes et couples, présentée en figure II.10. Sa vitesse de rotation maximale ω_{me_max} est de $14000tr/mn$.

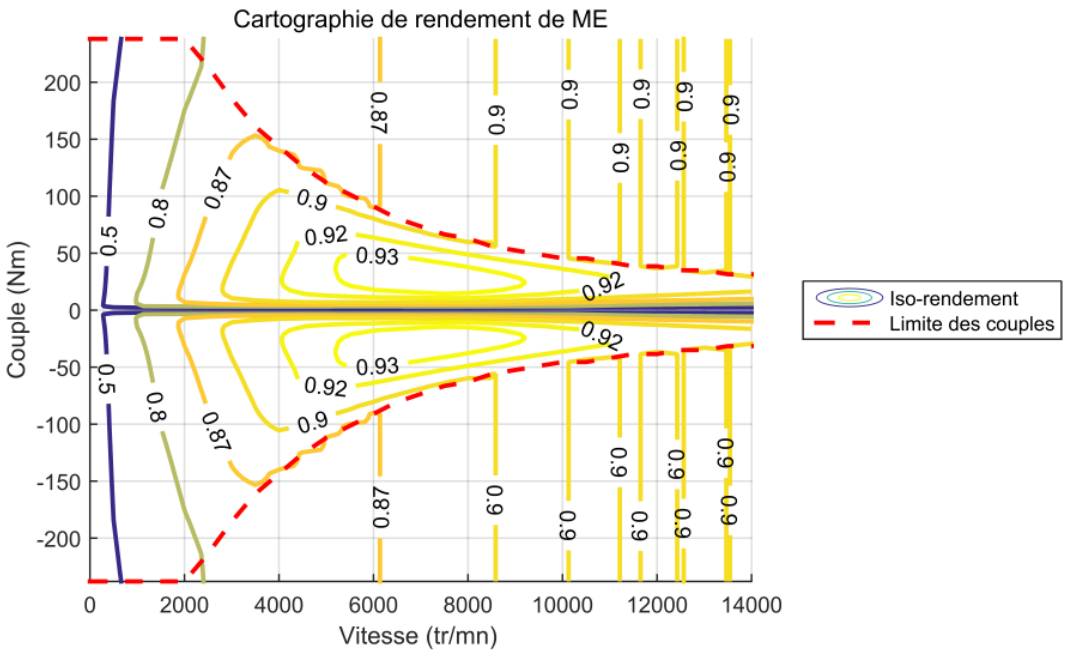


FIGURE II.10 Cartographie de rendement de la machine électrique

Quelle que soit l'architecture de la chaîne de traction (série ou parallèle) et le mode de fonctionnement de la machine (générateur ou moteur/générateur), la même cartographie est utilisée.

Certes, toute la zone de fonctionnement n'est pas utilisée, notamment dans le cas de la génératrice ME en architecture parallèle parce qu'une machine de 50 kW est largement sur-dimensionnée pour ajuster les points de fonctionnement du moteur thermique de même puissance maximale.

Cependant, notre objectif étant de trouver la meilleure stratégie de gestion énergétique en temps réel, l'important est de comparer les différentes stratégies sur un modèle unique et dans le même contexte. Nous laissons l'optimisation du dimensionnement de la chaîne de traction à d'autres travaux de recherche.

Ce chapitre a caractérisé les trajets de conduite et le modèle étudié du véhicule hybride thermique-électrique. L'optimisation de la consommation de carburant du véhicule sur un cycle de conduite nécessite une stratégie de gestion énergétique que nous allons aborder dans le chapitre suivant.

Chapitre III

Stratégie de gestion énergétique

Ce chapitre présente des stratégies permettant de résoudre le problème de gestion énergétique de la chaîne de traction hybride modélisée dans le chapitre précédent. La formulation mathématique du problème est donnée dans la section 3.1 et une étude bibliographique de différentes stratégies de gestion énergétique est décrite dans la section 3.2.

Dans la section 3.3, les stratégies mises en œuvre dans ce mémoire sont détaillées, en distinguant d'une part les stratégies hors ligne et d'autre part les stratégies en ligne, applicables à la commande temps réel d'un véhicule hyride commercial.

Les stratégies hors ligne sont le principe du minimum de Pontryaguin (Pontryagin's minimum principle en anglais, ou PMP) et la programmation dynamique (dynamic programming en anglais, ou DP). Les stratégies en ligne étudiées sont la stratégie de minimisation de la consommation équivalente (adaptive equivalent consumption minimization strategy en anglais, ou A-ECMS), la loi de commande optimale (optimal control law en anglais, ou OCL) et la programmation dynamique stochastique (stochastic dynamic programming en anglais, ou SDP).

3.1 Formulation mathématique de la gestion énérgétique du véhicule hybride

L'élaboration de la stratégie de gestion énergétique peut être considérée comme un problème d'optimisation globale sous contraintes. Sa résolution, qui impacte directement les performances du véhicule hybride, est un des centres d'intérêt de la recherche scientifique dans le domaine automobile.

3.1.1 Cadre général

Toute technique peut apparaître comme l'extension d'un certain savoir-faire de l'être humain. Dans ce contexte, les mathématiques sont un outil pédagogique qui permet d'étudier et d'analyser ces techniques. Elles simplifient des expressions verbeuses et des conceptions abstraites en les traduisant dans un langage uniforme et universellement compréhensible sous forme de chiffres et de symboles.

Un algorithme est une méthode mathématique qui peut être exécuté, grâce à un langage de programmation, par un ordinateur, et permettre ainsi la libération du calcul à la main et l'accélération de la vitesse de calcul.

La stratégie de gestion énergétique est l'algorithme intégré dans les calculateurs du module de supervision d'un véhicule hybride et qui permet de gérer au mieux le flux énergétique entre ses différentes sources d'énergie, sous certains objectifs de performance.

Par rapport à un véhicule conventionnel classique, l'addition d'une branche électrique dans la chaîne de traction d'un véhicule thermique-électrique offre un degré de liberté dans le contrôle-commande du système. Le besoin de coopération entre les branches thermique et électrique nécessite un contrôle de haut niveau dans le module de supervision du véhicule, c'est-à-dire le contrôleur de la gestion énergétique ou le contrôleur du système optimal.

Le signal de puissance demandée par le conducteur est envoyé directement à ce contrôleur. La stratégie intégrée détermine alors la commande optimale à envoyer aux contrôleurs de la(des) machine(s) électrique(s) et du moteur thermique (et la boîte de vitesse si nécessaire). Ces contrôleurs gèrent individuellement leurs composants pour que la demande du conducteur soit satisfaite d'une manière globale.

Tous les chemins mènent à Rome, mais celui optimal est toujours attirant. Le problème est donc de trouver, selon un certain indicateur de performance, cet optimum parmi toutes les solutions possibles. Ce problème d'optimisation peut être, par exemple : « choisir le projet d'investissement qui maximise le bénéfice », « trouver le trajet le plus court entre Lyon et Paris en minimisant les frais de péage » ou simplement « acheter le plus de pommes de terre possible avec 3€ ».

Nous remarquons que les problèmes d'optimisation ne peuvent pas être résolus par le processeur d'un ordinateur au travers de ces descriptions littérales. D'où la nécessité de la formulation du problème d'optimisation sous forme d'expressions mathématiques.

Dans ce but, nous cherchons à définir les grandeurs suivantes :

- l'indicateur de performance du problème d'optimisation ;

– les variables d'état et de commande du système dynamique ;

– les contraintes de fonctionnement du système.

3.1.2 Indicateur de performance

L'objectif principal de la gestion d'énergie d'un véhicule est la minimisation de la quantité de carburant consommé pour chaque trajet effectué. Cette consommation globale influe directement sur nos dépenses mensuelles. Par ailleurs, les émissions de CO_2, sont proportionnelles à la consommation selon l'hypothèse de 100% de réaction chimique, où :

$$\begin{cases} \text{1 litre d'essence} = \text{2,4 kg de } CO_2 \text{ émis} \\ \text{1 litre de gazole} = \text{2,7 kg de } CO_2 \text{ émis} \end{cases} \tag{III.1}$$

La consommation totale de carburant sur un trajet est calculée en intégrant la consommation instantanée. Celle-ci peut être exprimée soit par le débit massique de carburant $\dot{m}_{th}(u)$ [36] soit par la puissance massique thermique $P_{th}(u)$ [37]. En effet, la relation entre cette puissance et le débit massique est décrite par l'équation (III.2). Le pouvoir calorifique inférieur PCI est 47,3 MJ/kg pour l'essence et 44,8 MJ/kg pour le gazole.

$$P_{th} = \dot{m}_{th}.PCI \tag{III.2}$$

L'optimisation d'un véhicule hybride vise souvent plusieurs objectifs. Il s'agit d'une optimisation multi-critères. Outre la consommation de carburant, les éventuels critères d'optimisation sont :

- **Emissions d'échappement**

  Les polluants considérés peuvent être le monoxyde de carbone CO [38–40], l'oxyde d'azote NO_x [38, 28, 40–43] ainsi que les particules fines $PM10$ et $PM2,5$ [28, 42]. Typiquement, la réduction des émissions s'effectue en contrôlant les températures de fonctionnement du moteur thermique et du catalyseur à trois voies.

- **Vieillissement de la batterie**

  La prise en compte de la température a permis une amélioration significative du comportement de la batterie [44]. En effet, une température de fonctionnement élevée accélère le vieillissement de la batterie [40].

- **Agrément de conduite**

  Il s'agit de la fréquence du changement de rapport de vitesse, c'est-à-dire le nombre de changements de rapport sur un cycle de conduite et la durée moyenne du maintien sur le même rapport de vitesse [28, 40].

- **Dimensionnement des composants de la chaîne de traction**

  Plusieurs études ont démontré l'intérêt de prendre en compte en même temps la gestion d'énergie et le dimensionnement [45, 46]. Il peut s'agir par exemple de déterminer le nombre optimal de cellules de différentes performances à utiliser dans la batterie afin de minimiser son coût de revient.

Ce travail de thèse concerne des véhicules hybrides non rechargeables avec pour objectif de minimiser la consommation d'essence sur un cycle de conduite.

Ce choix d'optimisation mono-critère s'appuie sur une hypothèse d'effets thermiques du système négligeables. En effet, le type et la quantité des polluants émis sont difficiles à estimer car ils sont non seulement très sensibles aux températures du moteur thermique et du poste de traitement des gaz d'échappement, mais aussi influencés par le débit du mélange air-essence ainsi que leur rapport et même par les fortes variations du couple développé. Une introduction de la gestion des émissions dans le problème d'optimisation sans prendre en compte des effets thermiques n'est pas prudente. Dans tous les cas, la quantité de CO_2 émis peut être estimée par la formule (III.1), pour une information indicative.

3.1.3 Variables d'état et de commande

Dans la littérature, la variable d'état du véhicule hybride thermique-électrique est généralement définie par l'état de charge de la batterie, soit $x = SOC$. Evidemment, une optimisation multi-objectifs requiert vraisemblablement de nouvelles variables d'état comme la température du moteur thermique.

Contrairement à l'état du système, les variables de commande utilisées dans la littérature sont très diverses. Cela peut être la puissance fournie par le moteur thermique $u = P_{mth}$, correspondant au choix fait dans le présent travail.

Les autres possibilités sont la puissance du groupe électrogène dans le cas d'un hybride série [47], la puissance de la machine électrique [48], la puissance de la batterie [36, 49], le couple du moteur thermique [27, 50, 51], le rapport de la répartition de puissance soit entre le couple développé par machine électrique et le couple demandé à la traction [43], soit entre le couple développé par moteur thermique et le couple de traction [28].

Plus précisément, le nombre de variables de commande dépend du nombre de degrés de liberté de l'architecture de la chaîne de traction [37]. Par exemple, pour une architecture combinée de type Toyota Prius dont le nombre de degrés de liberté est égal à deux, la commande devient un vecteur du couple de la machine électrique et de la vitesse du générateur [52].

Il faut noter que pour l'architecture parallèle avec une boîte de vitesse à 5 rapports (cf. Section 2.3.2), le rapport de vitesse k peut aussi être considéré comme une variable de commande. Dans le présent mémoire, cette variable est implicite et est déterminée par la règle empirique qui maximise le rendement du moteur thermique. A une vitesse ω_{mth} donnée, une P_{mth} est donc liée à une valeur optimale de k. Ainsi, le nombre de degré de liberté du système devient un et la variable de commande devient P_{mth}.

3.1.4 Contraintes de fonctionnement

Quelle que soit la définition des variables d'état et de commande, il existe des contraintes à respecter pour le bon fonctionnement du système étudié.

Par exemple, la puissance de la batterie est limitée par les puissances minimale et maximale autorisées au moment de la recharge et de la décharge. Quant au couple du moteur thermique, il est naturellement positif et borné par le couple maximal en fonction de la vitesse de rotation. Dans le cas où l'agrément de conduite est un des critères d'optimisation, une durée minimale peut être imposée entre deux démarrages du moteur thermique [53].

Les contraintes prises en compte dans cette étude sont les suivantes pour $\forall t \in \left[t_0,\ t_f\right]$:

- **Sur le moteur thermique**

$$P_{mth}(t) \in [0,\ P_{mth_max}] \tag{III.3}$$

$$C_{mth}(t) \in [0,\ C_{mth_max}] \tag{III.4}$$

$$\omega_{mth}(t) \in [\omega_{mth_min},\ \omega_{mth_max}] \tag{III.5}$$

- **Sur la machine électrique**

$$P_{me}(t) \in [-P_{me_max},\ P_{me_max}] \tag{III.6}$$

$$C_{me}(t) \in [-C_{me_max},\ C_{me_max}] \tag{III.7}$$

$$\omega_{me}(t) \in [0,\ \omega_{me_max}] \tag{III.8}$$

- **Sur la batterie**

$$SOC(t) \in [SOC_{min},\ SOC_{max}] \tag{III.9}$$

$$SOC(t_f) = SOC(t_0) = SOC_{ref} \tag{III.10}$$

où
P_{me_max} est la puissance maximale de la machine électrique ;
C_{mth_max} est le couple maximal du moteur thermique en fonction de la vitesse de rotation ;
C_{me_max} est le couple maximal de la machine électrique en fonction de la vitesse de rotation ;
SOC_{ref} est la référence de l'état de charge de la batterie.

Les contraintes (III.3) à (III.8) limitent la zone d'exploitation des cartographies de rendement du moteur thermique et de la machine électrique, comme représentées par les figures II.9 et II.10.

Au niveau de la batterie, la contrainte d'intervalle (III.9) évite une valeur de l'état de charge négative ou supérieure à 100%. Dans notre cas, la référence de l'état de charge de la batterie est imposée à 40%, qui correspond à une valeur intermédiaire. La capacité d'énergie de la batterie étant assez grande, la contrainte (III.9) n'est pas besoin d'être prise en compte si la stratégie de gestion énergétique fonctionne correctement. Remarquons que l'hypothèse d'indépendance des caractéristiques de la batterie par rapport à l'état de charge est basée sur une faible variation de ce dernier [49].

La contrainte la plus importante dans l'optimisation de gestion énergétique est la contrainte sur l'état final (III.10). Elle est particulièrement importante dans le cas du véhicule hybride non-rechargeable où toute l'énergie consommée vient du carburant. Elle est souvent nommée « bilan batterie nul » (BBN ou charge-sustaining en anglais).

Cette contrainte n'est cependant plus valable pour un véhicule hybride rechargeable parce qu'il privilégie l'utilisation de l'énergie électrique et l'état de charge final de sa batterie $SOC(t_f)$ est ainsi bien inférieur à son état initial $SOC(t_0)$.

Une des difficultés de la gestion énergétique en temps réel est de respecter cette contrainte BBN. Dans le cas de l'optimisation hors ligne, cette contrainte est traitée en boucle ouverte. Cependant, en temps réel, la décision des puissances du moteur thermique et de la machine électrique est faite à chaque instant alors que la satisfaction de cette contrainte ne peut se vérifier qu'à la fin du parcours. C'est pourquoi certains auteurs proposent de contrôler l'état de charge en boucle fermée par un régulateur de type proportionnel (P) ou proportionnel-intégral (PI).

3.1.5 Formulation du problème d'optimisation globale

La gestion optimale d'énergie consiste à rechercher et à appliquer à chaque instant la meilleure répartition de puissance entre deux sources d'énergie différentes, afin de minimiser la consommation globale de carburant sur un trajet de conduite, tout en répondant à la demande de puissance du conducteur sous certaines contraintes opérationnelles du système.

Dans ce travail, les variables de commande et d'état sont respectivement P_{mth} et SOC. Pour faciliter l'écriture, elles seront notées u et x dans le reste du mémoire, et P_{roue} sera notée w.

Le problème d'optimisation hors ligne est défini comme la minimisation de la consommation d'essence sur l'intervalle de temps du cycle de conduite considéré $[t_0,\ t_f]$ en respectant la dynamique du système et les contraintes imposées, telles que décrites par les équations (III.11) à (III.13).

$$\begin{cases} \text{Minimiser} & J = \int_{t_0}^{t_f} P_{th}(u(t)).dt & \text{(III.11)} \\ \text{sous les contraintes} & \dot{x}(t) = f(u(t), w(t)) \qquad \forall t \in \left[t_0,\ t_f\right] & \text{(III.12)} \\ & x(t_f) = x(t_0) = x_{ref} & \text{(III.13)} \end{cases}$$

Nous nous intéressons à un véhicule hybride non-rechargeable, donc la contrainte BBN (III.13) doit être respectée au début et à la fin du voyage (t_0 et t_f). Entre les deux, la batterie est utilisée pour ajuster le point de fonctionnement du moteur thermique ainsi que pour récupérer de l'énergie cinétique du véhicule au freinage, ce qui se traduit par une certaine trajectoire de l'état de charge $x(t)$. Sa dynamique suit l'équation (II.22).

La solution du problème (III.11) à (III.13) s'appelle « commande optimale ». Pour la suite, elle est notée u^* ainsi que la trajectoire optimale associée x^*. Les algorithmes dédiés à cette problématique sont appelés « stratégies de gestion énergétique ». Un aperçu de différentes stratégies étudiées dans les domaines de la recherche et de l'industrie est donné dans la section suivante.

3.2 Etat de l'art sur la stratégie de gestion énergétique

Les études sur la conception et le contrôle du véhicule hybride ont commencé dans les années 70. De nombreux prototypes ont été réalisés. Pourtant, le développement des stratégies de gestion énergétique ne suit pas l'essor du marché du véhicule hybride.

Malgré le fait que presque tous les grands constructeurs automobiles commercialisent leur propre modèle du véhicule hybride, les stratégies embarquées restent encore empiriques. Ce type de stratégie permet d'économiser le carburant en améliorant le point de fonctionnement du moteur thermique. Il ne garantit cependant pas la minimisation de la consommation.

Ce retard est en train d'être comblé. La gestion énergétique du véhicule hybride a été le sujet d'un nombre important d'études dans le domaine de la recherche ces dernières années. Différentes stratégies de gestion énergétique ont été proposées, analysées puis comparées entre elles, le plus souvent par simulation. Certaines ont été également testées sur banc d'essai ou même implantées sur des prototypes de véhicule.

Les stratégies de gestion énergétique peuvent être classées dans les quatre catégories suivantes, que nous allons ensuite introduire successivement. Pour plus d'informations, le lecteur se référera aux articles cités.

- Stratégies basées sur des règles empiriques
- Stratégies basée sur le concept de consommation équivalente
- Stratégies issues de la programmation dynamique
- D'autres stratégies récemment appliquées dans le domaine, par exemple l'optimisation convexe

3.2.1 Stratégie basée sur des règles empiriques

Les stratégies basées sur des règles empiriques permettent une mise en œuvre rapide sans avoir besoin d'étudier de manière approfondie les flux énergétiques dans le système hybride.

En général, il n'y a pas de fonction objectif à minimiser, et la commande est déterminée selon des règles déterministes [18, 20, 39, 43, 50, 54–58] ou floues [17, 38, 59–62]. Par exemple, Michel [43] choisit la puissance du moteur thermique en fonction de l'état de charge de la batterie et de la puissance de traction.

La performance de ces méthodes dépend du réglage des paramètres, habituellement fait de manière empirique puis validé par l'expérience. Avec le développement des algorithmes d'optimisation comme les algorithmes génétiques, l'obtention de la valeur optimale de ces paramètres devient possible en simulation. Cependant, ces valeurs dépendent fortement du système considéré. La généralisation d'une certaine stratégie à d'autres architectures, voire à d'autres véhicules, est ainsi quasi impossible.

Il est également à noter qu'un réglage des paramètres obtenu ne signifie pas que les résultats obtenus sont optimaux. Une approche heuristique ne garantit pas l'optimum mais elle fournit pourtant des pistes d'amélioration de l'efficacité énergétique du véhicule.

3.2.2 Stratégie basée sur le concept de consommation équivalente

Les stratégies basées sur des règles empiriques sont simples, souvent robustes et rapides à implanter. Or, la poursuite de l'optimisation de la performance et de la généralisation à plusieurs architectures encourage des chercheurs à développer de

nouvelles méthodes d'optimisation issues des théories mathématiques. Le premier pas a été fait sur la transformation d'une optimisation globale en une suite de minimisations instantanées.

$$\min\left\{\int_{t_0}^{t_f} P_{th}(t).dt\right\} \quad \Rightarrow \quad \min\left\{P_{équivalente}(t)\right\} \;\; \forall t \in \left[t_0,\; t_f\right] \tag{III.14}$$

En effet, la puissance de traction est composée d'une partie thermique venue du carburant et de l'autre électrique fournie par la batterie. Le point-clé est un facteur de coût équivalent λ qui permet de convertir la part d'énergie électrique en consommation de carburant pour former la consommation équivalente $P_{équivalente}$ à minimiser à chaque instant.

La valeur optimale de λ ne peut être obtenue que hors ligne par PMP. En temps réel, la stratégie de minimisation de la consommation équivalente (ECMS) et ses versions adaptées (A-ECMS) permettent de l'identifier de manière plus ou moins empirique.

Par exemple, Liu [27] et Musardo [48] proposent des approches heuristiques pour déterminer la valeur de λ ; Odeim [17] et Nguyen [63] utilisent un contrôleur de type PI pour λ en régulant l'état autour de la référence x_{ref} ; Onori [64] et Zheng [65] mettent à jour périodiquement la valeur de λ en fonction de la variation d'état.

Un mécanisme d'auto-apprentissage basé sur les réseaux de neurones artificiels annonce des résultats encourageants dans le cas des applications en temps réel [66]. En utilisant PMP, il fournit une valeur appropriée de λ en s'entraînant sur une série de cycles de conduite automatiquement générés par chaîne de Markov.

Kermani [67] offre une autre voie pour appliquer PMP en temps réel. La stratégie étudiée permet de renouveler la valeur de λ en comparant instantanément le chemin parcouru et le trajet complet prédéfini. Ce dernier est choisi de manière aléatoire parmi des parcours réalisés antérieurement sur le même itinéraire. Si la différence entre les deux dépasse un certain seuil, une nouvelle valeur de λ est générée hors ligne par PMP pour le reste du trajet.

3.2.3 Stratégie issue de la programmation dynamique

Une autre technique d'optimisation globale est la programmation dynamique. Elle est bien adaptée aux problèmes d'optimisation séquentielle de systèmes dynamiques discrets dont la fonction de coût est additive. Elle est également la seule approche générale d'optimisation séquentielle sous incertitude [68].

D'un point de vue mathématique, la programmation dynamique traite aussi des aspects stochastiques du problème. Dans l'optique de garder la cohérence de la notation avec les publications scientifiques dans le domaine de l'ingénierie, nous distinguons dans ce mémoire DP, méthode hors ligne, et SDP, méthode en ligne.

DP est une méthode éprouvée dans divers domaines tels que les problèmes de chemins les plus courts. Elle est bien adaptée pour résoudre le problème d'optimisation de gestion énergétique des véhicules hybrides, en particulier lorsque le respect des contraintes d'état est exigé [69].

A la différence de la stratégie précédente qui s'inscrit dans une démarche empirique de calcul de λ, SDP s'appuie sur une procédure mathématique bien définie. La généralisation à d'autres systèmes est ainsi possible sans besoin de re-déterminer des paramètres de réglage.

La prédiction du cycle de conduite peut être réalisée soit par une distribution normale de la vitesse du véhicule [15, 52], soit plus adaptée à la réalité, par la chaîne de Markov prenant en compte à la fois la vitesse et la puissance de traction [27, 70].

Kravtzoff [71], Hu [72] et Peng [73] proposent des approches heuristiques basées sur les règles extraites des résultats obtenus hors ligne par DP pour aboutir à une solution quasi-optimale en temps réel.

3.2.4 Autres stratégies de gestion énergétique

En plus des trois catégories de stratégies considérablement étudiées dans la littérature, il existe d'autres pistes de résolution dans la gestion optimale d'énergie des véhicules hybrides, comme par exemple l'optimisation convexe [45, 74].

Malgré l'excellente performance de DP, elle n'est applicable qu'à des problèmes dissociables en plusieurs sous-problèmes de même nature. Dans le cas de l'optimisation de la chaîne de traction sur critère de consommation, quelle que soit la stratégie mise en jeu, l'optimisation du dimensionnement est effectuée par un algorithme de plus haut niveau que la programmation dynamique [71]. Une intégration directe de ce genre de problème dans la procédure de DP est impossible [45], ce qui amène à la naissance de la stratégie de gestion énergétique obtenue par optimisation convexe.

Chaque composant de la chaîne de traction est modélisé par des équations convexes et la solution optimale peut alors être déterminée hors ligne. Par exemple, la consommation de carburant du moteur thermique est caractérisée par un polynôme de degré 2 en fonction de la puissance demandée du moteur. Dans cette approche, la dépendance du rendement du moteur thermique par rapport à sa vitesse de rotation à puissance de sortie donnée est malheureusement perdue.

3.3 Stratégies de gestion énergétique étudiées

Parmi les stratégies de gestion énergétique présentées dans la section précédente, Nous nous concentrons sur trois stratégies représentatives des principales approches existantes et dont les auteurs ont signalé d'excellentes performances par rapport aux travaux précédents : A-ECMS, OCL et SDP. Les deux méthodes hors ligne - PMP et DP - sont également détaillées pour mener à la présentation d'A-ECMS et SDP.

3.3.1 Principe du minimum de Pontryaguin (PMP) et stratégie de minimisation de la consommation équivalente (A-ECMS)

Etant donnée que A-ECMS est dérivée de PMP, cette dernière est présentée en premier lieu [75]. Elle admet une forme Lagrangienne et une forme Hamiltonienne pour résoudre le problème d'optimisation globale posé par les équations (III.11) à (III.13).

$$\text{Lagrangienne :} \quad L(\lambda, x, \dot{x}, u, w) = P_{th}(x, u, w) + \lambda(t).[\dot{x} - f(x, u, w))] \tag{III.15}$$

$$\text{Hamiltonienne :} \quad H(\lambda, x, u, w) = P_{th}(x, u, w) + \lambda(t).f(x, u, w) \tag{III.16}$$

La forme Lagrangienne a été étudiée en 2002 dans le cadre de la thèse de S. Delprat [50]. L'exploitation en temps réel de cet algorithme a été réalisée à l'aide d'un régulateur PI de *SOC*. L'approche Lagrangienne a continué d'être développée par Kermani [51, 67].

L'autre forme basée sur l'équation de Hamilton-Jacobi a été largement explorée dans le domaine automobile à partir de sa première apparition en 2007 dans l'article de A. Sciarretta [76]. C'est cette approche (III.16) qui est la plus couramment utilisée et présentée comme « le » principe du minimum [77] que nous allons continuer à détailler.

PMP stipule que si u^* est la solution du problème (III.11) à (III.13), il existe un état adjoint $\lambda(t)$ dont la dynamique est décrite par l'équation (III.17) et tel que les équations (III.18) et (III.19) sont respectées.

$$\frac{\mathrm{d}\lambda}{\mathrm{d}t}(t) = -\frac{\partial H}{\partial x}(\lambda, x, u, w) \qquad \forall t \in \left[t_0,\ t_f\right] \tag{III.17}$$

$$H(\lambda, x, u^*, w) \leq H(\lambda, x, u, w) \qquad \forall t \in \left[t_0,\ t_f\right] \tag{III.18}$$

$$x(t_f) = x(t_0) = x_{ref} \tag{III.19}$$

Dans ce travail, la dépendance des caractéristiques de la batterie par rapport à son état de charge est négligée pour les faibles variations de ce dernier. Les fonctions f et H sont ainsi indépendantes de l'état x, ce qui rend l'état adjoint constant dans le temps : $\lambda(t) = \lambda$. Supposant que H est une fonction convexe, les équations (III.13) à (III.18) peuvent être écrites de la manière suivante :

$$u^* = \arg\min_u \{P_{th}(u) + \lambda.f(u, w)\} \qquad \forall t \in \left[t_0,\ t_f\right] \tag{III.20}$$

Dans la fonction $H(.)$, la puissance de carburant P_{th} augmente en fonction de u, tandis que l'équation dynamique $f(.)$ est une fonction décroissante. L'allure de la fonction $H(.)$ et la position du minimum sont donc fonction de l'état adjoint λ. La résolution de l'équation (III.20) donne la solution optimale u^* associée à une valeur donnée de λ. En appliquant cette solution, le système arrive à un certain état final x_{t_f}.

L'état adjoint λ représente le coût équivalent en carburant pour utiliser la puissance électrique du système de stockage. Une faible valeur de λ favorise l'utilisation de l'énergie électrique. La batterie est ainsi déchargée davantage et finit avec un faible état de charge. A l'inverse, une grande valeur de λ économise l'énergie électrique stockée et entraîne un état final élevé.

PMP consiste à trouver la valeur intermédiaire qui permet de respecter la contrainte de bilan batterie nul (III.19). Étant donné que l'état final est une fonction croissante de l'état adjoint λ, la valeur intermédiaire se trouve facilement par la méthode de dichotomie.

PMP est facile à mettre en œuvre avec peu de charge en calcul numérique, mais ne tient pas compte des contraintes sur la variable d'état, à moins d'intégrer une approche heuristique.

De plus, elle nécessite une fonction hamiltonienne convexe pour garantir l'optimalité globale [49]. Cependant, cette hypothèse forte n'est que partiellement remplie pour le

système considéré. Par conséquent, elle ne parvient pas non plus à satisfaire parfaitement la contrainte de bilan batterie nul, ce qui sera mis en évidence dans le chapitre suivant.

Cette méthode est aussi appelée ECMS dans cetains travaux [36, 48] et a été proposée de manière intuitive avant d'en établir le contexte mathématique à travers PMP.

En effet, la notion de consommation équivalente est introduite pour la première fois en 1999 dans la thèse de G. Paganelli intitulée « Conception et commande d'une chaîne de traction pour véhicule hybride parallèle thermique et électrique ». En dépit du manque de version électronique, nous pouvons nous inspirer du concept à partir de ses multiples publications [41, 54, 78].

Aussitôt après la naissance d'ECMS, les chercheurs se sont aperçu que l'estimation empirique de λ par le rendement moyen du système ne permettait pas de garantir le bilan batterie nul. Un paramètre de sensibilité est introduit par Delprat [50] afin de prendre en compte l'état de charge de la batterie. Musardo [48] a proposé une version hors ligne sous contrainte BBN. Cependant, la définition du coût équivalent est encore heuristique.

Au fil du temps, plusieurs versions adaptées d'ECMS ont été proposées, dans l'idée d'estimer en temps réel le coût équivalent λ permettant de réduire la consommation de carburant tout en assurant que l'état de charge reste dans des limites acceptables.

Le problème principal de ces approches est que leurs résultats sont très sensibles à la valeur de λ, ce qui entraîne des comportements instables de la stratégie [36, 48, 67]. Par exemple, une mauvaise initialisation de λ entraîne une augmentation significative de la consommation sur le cycle parcouru en temps réel.

Dans ce travail, la méthode proposée par S. Onori [64] est choisie en raison de la qualité des résultats publiés. Cette stratégie est désormais notée par A-ECMS. Dans cette méthode, la valeur de λ est ajustée périodiquement en utilisant (III.21) pour chaque intervalle de temps $[k.T,\ (k+1).T]$.

$$\lambda_{k+1} = \frac{1}{2}(\lambda_{k-1} + \lambda_k) + K_p.(x_{ref} - x_k) \tag{III.21}$$

où
k est l'indice de l'intervalle ;
T est la période d'adaptation de l'état adjoint ;
K_p est le facteur proportionnel ;
x_k est la valeur de l'état à l'instant $t = k.T$.

Les paramètres de l'algorithme à régler sont T, K_p et les valeurs initiales λ_0 et λ_1. La prise en compte des valeurs de λ des deux intervalles de temps précédents λ_{k-1} et λ_k stabilise le comportement du système. Il est à noter que les auteurs présentent de bons résultats sur cette stratégie, mais restent discret sur des valeurs de ces paramètres et la procédure pour les déterminer.

3.3.2 Loi de commande optimale (OCL)

Fondamentalement, ECMS et A-ECMS sont des approches heuristiques. Une loi de commande plus rigoureuse dérivée du contrôle optimal non-linéaire, notée OCL, a donc été proposée par B. Sampathnarayanan [36, 79]. L'auteur utilise des modèles analytiques des composants du système afin d'établir une loi de commande par retour d'état qui garantit l'optimalité et la stabilité.

La consommation de carburant du moteur thermique est caractérisée par le modèle des droites de Willans, qui déclare que, à une vitesse ω_{mth} donnée, la puissance thermique du carburant est une fonction linéaire de la puissance du moteur thermique P_{mth} (III.22).

$$P_{th}(\omega_{mth}, P_{mth}) = e_0(\omega_{mth}) + e_1(\omega_{mth}).P_{mth} \tag{III.22}$$

La figure III.1 représente les droites de Willians du moteur utilisé dans ce travail et dont la cartographie de rendement a été donnée dans la figure II.9 du chapitre II.

OCL simplifie le modèle de Willans en négligeant l'ordonnée à l'origine e_0 et la dépendance de la pente des droites par rapport à la vitesse de rotation ω_{mth}. La machine électrique et la batterie sont modélisées par leur efficacité moyenne, notée respectivement $\overline{\eta_{me}}$ et $\overline{\eta_{batt}}$.

Nous remarquons que la façon de modéliser la batterie dans OCL est différente de celle décrite dans la section 2.3.4. En effet, la batterie lithium-ion utilisée peut également être modélisée par une cartographie de rendement $\eta_{batt} = P_{batt}/P_{ch_batt}$ en fonction de ses état de charge SOC et puissance chimique P_{ch_batt}, comme cela est représenté sur la figure III.2.

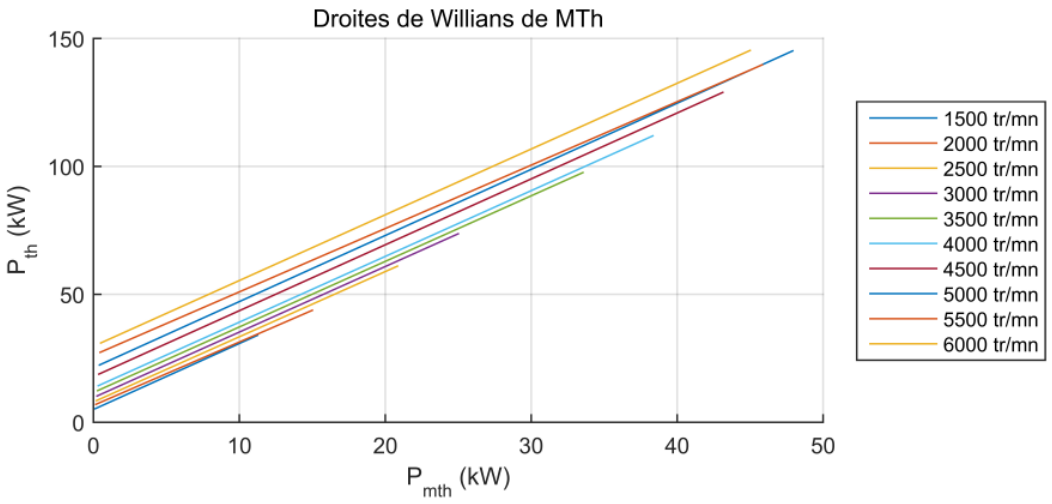


FIGURE III.1 Droites de Willans du moteur thermique considéré

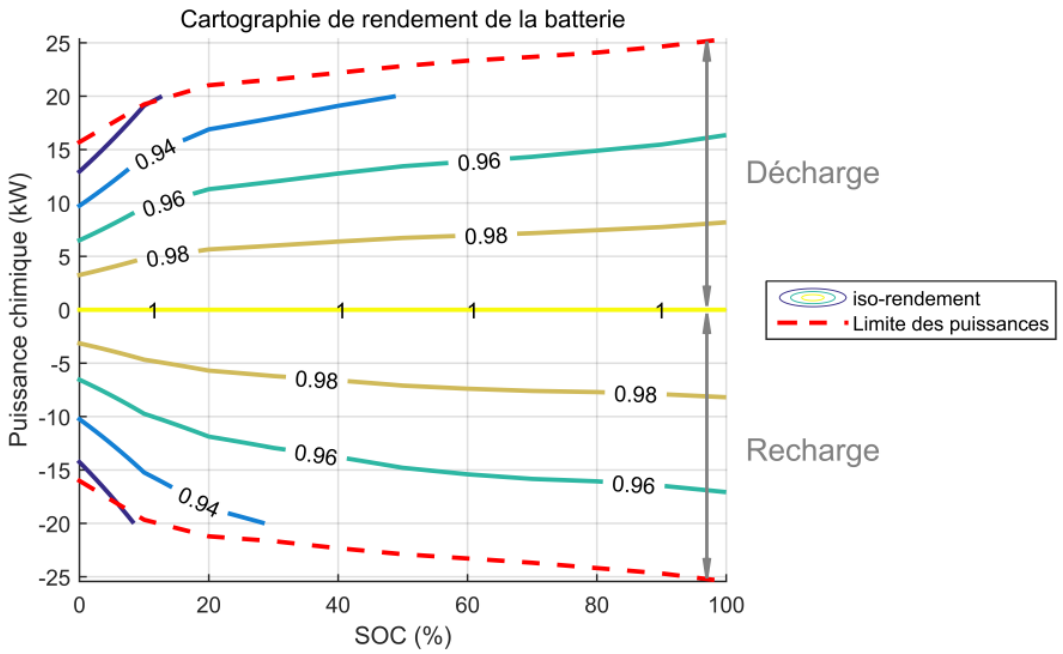


FIGURE III.2 Cartographie de rendement de la batterie prise dans le cas d'OCL

Dans ce modèle, pour une variation de SOC entre 25% et 55%, la tension de circuit ouvert varie entre 47.0 V à 49,2 V et la résistance interne varie entre $7,1.10^{-4}$ Ω à $7,5.10^{-4}$ Ω. Ces variations étant faibles, la dépendance des caractéristiques de la batterie par rapport à l'état de charge peut ainsi être négligée, comme dans le modèle utilisé de ce mémoire.

Notons ξ, la différence entre la référence et la valeur instantanée de l'état de charge de batterie : $\xi(t) = x_{ref} - x(t)$. La loi de commande optimale est donnée par (III.23), où les coefficients p_3 et K sont définis par (III.24) et (III.25).

$$u^* = \frac{(\mu.\xi)_2}{36.(K.\mu.\xi + p_3)} \tag{III.23}$$

$$p_3 = \frac{e_1}{PCI} \tag{III.24}$$

$$K = \frac{\overline{\eta_{batt}}}{J_{batt}.\overline{\overline{\eta_{me}}}} \tag{III.25}$$

La loi de commande (III.23) est le résultat de la minimisation analytique du hamiltonien, possible grâce aux hypothèses simplificatrices du modèle [36]. Il n'est donc pas nécessaire de réaliser cette minimisation numériquement à chaque pas de temps comme c'est le cas pour la stratégie A-ECMS.

Le seul paramètre à régler est la constante μ. Dans notre cas, sa valeur optimale est obtenue par la méthode de dichotomie en satisfaisant la contrainte de bilan batterie nul. Il faut remarquer que la commande optimale u^* dépend directement de μ.

Comme aucune minimisation n'est nécessaire à chaque itération, cette méthode s'exécute plus rapidement que A-ECMS une fois embarquée sur les véhicules réels. En outre, il n'y a qu'un seul paramètre de réglage, par rapport auquel les résultats ne sont pas trop sensibles. Le contexte théorique a été élaboré dans la thèse de l'auteur [36].

3.3.3 Programmation dynamique (DP) et programmation dynamique stochastique (SDP)

DP est une procédure de prise de décision en plusieurs étapes. Elle consiste à résoudre le problème d'optimisation globale sur l'intervalle de temps $\left[t_0,\ t_f\right]$ en le décomposant en plusieurs sous-problèmes de même nature, c'est-à-dire sur l'intervalle $\left[t,\ t_f\right], \forall t \in \left[t_0,\ t_f\right]$, puis à résoudre les sous-problèmes, des plus petits aux plus grands en stockant les résultats intermédiaires.

La discrétisation de l'horizon de temps et de l'espace d'état est ainsi nécessaire pour appliquer DP au problème d'optimisation défini dans (III.11) à (III.13). Le problème discrétisé est donné par (III.26) à (III.28).

$$\begin{cases} \text{Minimiser} & J = \sum_{k=0}^{N-1} P_{th}(u_k).\Delta t & \text{(III.26)} \\ \text{sous les contraintes} & x_{k+1} = x_k + f(u_k, w_k).\Delta t & \text{(III.27)} \\ & x_0 = x_N = x_{ref} & \text{(III.28)} \end{cases}$$

où
k est l'indice de temps discret $k = 0, 1, \cdots, N-1$ avec N qui représente l'horizon de temps où la commande est calculée
Δt est la longueur du pas de temps
u_k est la puissance du moteur thermique au pas de temps t_k
w_k est la puissance de traction au pas de temps t_k
x_k et x_{k+1} sont les états de charge de la batterie aux pas de temps t_k et t_{k+1}.

Une fonction de coût, aussi appelé la fonction « cost-to-go », notée $J_k(x_k)$, est définie à chaque pas de temps t_k. Elle correspond au coût minimum pour aller d'un état x_k au moment t_k à l'état final x_N.

Étant donné que la contrainte de bilan batterie nul (III.28) est imposée pour le cas d'optimisation hors ligne, il n'existe qu'une commande u_{N-1} pour amener le système d'un état spécifique x_{N-1} au pas de temps t_{N-1} à l'état final imposé $x_N = x_{ref}$. Le coût est défini par (III.29).

$$J_{N-1}(x_{N-1}) = P(u_{N-1}).\Delta t \tag{III.29}$$

On procède ensuite par itérations en remontant de t_{N-1} jusqu'à t_0, selon les équations (III.30) et (III.31), où $u_k^*(x_k)$ est le contrôle optimal à l'instant t_k pour un état x_k donné.

$$J_k(x_k) = \min_{u_k} \{P_{th}(u_k).\Delta t + J_{k+1}(x_k + f(u_k, w_k).\Delta t)\} \tag{III.30}$$

$$u_k^*(x_k) = \arg\min_{u_k} \{P_{th}(u_k).\Delta t + J_{k+1}(x_k + f(u_k, w_k).\Delta t)\} \tag{III.31}$$

A l'étape k, une commande u_k consomme une quantité de carburant $P_f(u_k)$ et conduit le système d'un état x_k à un état x_{k+1} précis. Cet état x_{k+1} porte un coût minimal J_{k+1} qui a été calculé à l'étape précédente. C'est-à-dire qu'à une commande u_k correspond un coût total pour aller de x_k à x_N en passant par x_{k+1}.

On considère toutes les commandes possibles et le minimum parmi tous les coûts associés à ces commandes est retenu et noté J_k. La commande optimale associée est notée u_k^*. Le calcul se répète jusqu'à l'étape 0. Nous l'appelons la procédure « backward ».

A la fin de la procédure, $J_0(x_0)$ représente la consommation de carburant optimale correspondant à la trajectoire optimale de l'état initial x_0 à l'état final x_N. Cette trajectoire est reconstruite par une procédure descendante à partir de t_0 en utilisant la matrice de commande optimale $u_k^*(x_k)$ déterminée précédemment. Cette procédure est appelée « forward ».

Pour la résolution du problème d'optimisation globale sans contrainte sur l'état, PMP et DP sont équivalentes selon l'article [80], sous réserve que la fonction hamiltonienne H soit convexe. En revanche, DP peut gérer toutes les limitations de l'état en cas de besoin et elle garantit un optimum global sans aucune hypothèse concernant la convexité ou la linéarité du modèle d'application [17].

Dans le monde réel, l'incertitude sur le trafic et l'action du conducteur rend la puissance de traction inconnue a priori, mais des lois statistiques peuvent être utilisées pour prédire le trajet de conduite, par exemple à partir des données historiques de trafic. SDP a ainsi été mise au point, issue de DP.

A chaque pas de temps t_k, la puissance de traction w_k est décrite comme une variable aléatoire caractérisée par sa loi de probabilité. La consommation globlale sur l'ensemble des cycles aléatoires est estimée par un coût moyen (III.32) où $\mathbb{E}_{w_k}(.)$ représente l'espérance mathématique de la variable aléatoire w_k.

$$J = \mathop{\mathbb{E}}_{w_k} \left[\sum_{k=0}^{N-1} P_{th}(u_k).\Delta t \right] \tag{III.32}$$

La fonction cost-to-go $J_k(x_k)$ définie par (III.33) correspond alors au minimum de tous les coûts moyens liés à chaque commande u_k d'un état x_k au pas de temps t_k à l'état final x_N.

$$J_k(x_k) = \min_{u_k} \left\{ \mathop{\mathbb{E}}_{w_k} \left[P_{th}(u_k).\Delta t + J_{k+1}(x_k + f(u_k, w_k).\Delta t) \right] \right\} \tag{III.33}$$

$$u_k^*(x_k) = \arg\min_{u_k} \left\{ \mathop{\mathbb{E}}_{w_k} \left[P_{th}(u_k).\Delta t + J_{k+1}(x_k + f(u_k, w_k).\Delta t) \right] \right\} \tag{III.34}$$

Contrairement à la DP, SDP nécessite une fonction de pénalité sur l'état final pour initialiser la procédure backward décrite dans l'équation (III.33). Le coût au dernier pas de temps t_N est représenté par une fonction de pénalité empiriquement définie par l'équation (III.35) de façon à favoriser un état final x_N proche de l'état de référence x_{ref}.

$$J_N(x_k) = 100.(x_k - x_{ref})^6 \tag{III.35}$$

A la fin du processus itératif, $J_0(x_0)$ représente la consommation de carburant optimale moyenne pour aller de l'état initial x_0 à l'état final x_N.

La procédure forward est appliquée en temps réel sur un cycle de conduite. A chaque pas de temps t_k, la commande optimale $u_k^*(x_k)$ est extraite en fonction de la valeur instantanée d'état x_k à partir de la matrice $\left\{u_k^*(x_k)\right\}$ construite par (III.34). Le profil de commande optimal $u^* = \{u_k^*;\ k \in [0, N]\}$ est ainsi obtenu à la fin du cycle.

En appliquant cette commande u^* sur le même cycle, la quantité de carburant consommée n'est pas forcément inférieure par rapport à la consommation obtenue par une autre stratégie en ligne. Cependant, en appliquant cette stratégie sur de nombreux cycles dont la puissance de traction suit la loi de probabilité utilisée dans le calcul de l'espérance $\mathbb{E}_{w_k}(.)$, les résulats de SDP sont bien meilleurs que ceux des autres stratégies. SDP permet donc d'obtenir la consommation optimale dans un sens moyen.

Par rapport aux A-ECMS et OCL dont les résultats dépendent des paramètres de réglage, la loi de probabilité utilisée dans SDP est extraite d'une base de données des cycles de conduite. Par conséquent, il n'y a pas de paramètres à régler pour SDP. Sa performance dépend de la qualité d'estimation de la loi de probabilité de w_k.

Quelle que soit la méthode appliquée pour la prédiction du cycle, loi normale ou chaîne de Markov, la difficulté de la détermination d'une loi de probabilité représentative

des conditions réelles de conduite est toujours présente, parce que le modèle statistique est construit en utilisant une base de données de cycles qui ne couvrent pas toutes les circonstances que nous pouvons rencontrer au quotidien.

Une opinion dit que SDP n'est efficace que sur les cycles de conduite utilisés dans le modèle statistique [49]. La situation n'est pas aussi critique que ce qui est décrit dans cet article mais il reflète les soucis de performance de SDP.

Concernant le temps de calcul, il dépend des discrétisations sur le temps t, l'état x, la commande u et la variable aléatoire w. En effet, le nombre d'opérations de la procédure backward de DP est de $m.n^2.N$, où m est le nombre de commandes admissibles, n est le nombre d'état accessibles et N est l'horizon de temps [68].

Il est bien inférieur à $m^{n.N}$ de la combinatoire, mais reste coûteux en temps de calcul, en particulier avec la prédiction du cycle de conduite par chaîne de Markov présentée dans la section 2.2.3.

En comparaison, le temps de calcul numérique sur le cycle WLTC est 0,1 s pour A-ECMS et OCL, 2 s pour la procédure backward de DP, 3 mn pour SDP en utilisant une distribution normale de la vitesse du véhicule pour la prédiction du cycle de conduite [15] et 12 h pour SDP considérant une prédiction par chaîne de Markov (cf. Section 4.3.5).

Il est à noter que la méthode SDP présentée ci-dessus correspond à une application sur horizon fini. Dans la plupart des travaux de recherche [27, 52], les auteurs considèrent un problème à horizon infini pour SDP en considérant que la durée d'un cycle aléatoire est inconnue. Par rapport à (III.32), le coût moyen à minimiser est déterminé par (III.36) dans le cas d'un horizon infini. Le paramètre α est un facteur d'oubli constant qui valorise le présent devant le futur ($\alpha \in [0,1]$).

$$J = \lim_{N\to\infty} \left\{ \mathop{\mathbb{E}}_{w_k} \left[\sum_{k=0}^{N-1} \alpha^k . P_{th}(u_k).\Delta t \right] \right\} \tag{III.36}$$

Nous remarquons que la valeur de α influence directement la qualité des résultats obtenus. Cependant, peu d'auteurs fournissent des informations sur sa valeur et aucun sur la manière de la déterminer.

Il existe une troisième formulation de J sur horizon infini dans le cas où le coût de l'avenir est aussi important que celui du présent. Dans ce cas-là, nous pouvons minimiser sa moyenne définie par la formule (III.37).

$$J = \lim_{N \to \infty} \left\{ \frac{1}{2} . \mathop{\mathbb{E}}_{w_k} \left[\sum_{k=0}^{N-1} P_{th}(u_k).\Delta t \right] \right\} \tag{III.37}$$

Nous n'avons trouvé aucun article décrivant la résolution de la gestion énergétique du véhicule hybride par cette troisième formulation. Pourtant, elle a été étudiée dans le domaine des énergies pour des sites de production locale d'électricité depuis plusieurs sources d'énergie renouvelable [21].

Ce chapitre a présenté les différentes stratégies qui permettent de résoudre le problème posé de la gestion énergétique du véhicule hybride. Trois stratégies en ligne ont été sélectionnées pour une comparaison sur différents cycles de conduite dans le chapitre suivant.

Chapitre IV

Étude comparative dans le cas du véhicule thermique-électrique

Ce chapitre traite de l'application des deux stratégies hors ligne - PMP et DP - et des trois stratégies en ligne - A-ECMS, OCL et SDP - présentées dans le chapitre III, au cas du véhicule hybride thermique-électrique modélisé dans le chapitre II. Il donne un aperçu général des comportements des différentes stratégies en les testant sur une large gamme de cycles de conduite, correspondant à différentes conditions de conduite, comme cela a été introduit dans le chapitre II.

Les différents critères de comparaison sont présentés dans la section 4.1, puis un choix d'architecture de la chaîne de traction du véhicule hybride est fait dans la section 4.2. Les deux algorithmes hors ligne sont appliqués sur différentes architectures de véhicule pour différents cycles de conduite. Après comparaison de leur potentiel d'économie de carburant, l'architecture parallèle avec boîte de vitesse idéale disposant d'une infinité de rapports de réduction est choisie pour une analyse approfondie détaillée dans le reste de ce chapitre.

La section 4.3 répond aux questions pratiques liées à la mise en œuvre des différentes stratégies de gestion énergétique. L'effet de l'implémentation numérique et de la discrétisation associée sur les résultats de PMP, DP et SDP est discutée. La détermination des paramètres de réglage d'A-ECMS et OCL est également abordée.

Dans la section 4.4, les performances de trois stratégies en ligne sont évaluées sur le cycle WLTC en comparant leurs performances avec celles des deux algorithmes hors ligne PMP et DP. Les paramètres des trois stratégies en ligne sont optimisés pour le cycle WLTC, ce qui permet d'évaluer le potentiel de chacune en terme d'économie de carburant et de respect de la contrainte de bilan batterie nul.

En section 4.5, le paramétrage obtenu sur le cycle WLTC est conservé et les mêmes stratégies sont appliquées sur les dix cycles INRETS pour une analyse de robustesse. Dans un deuxième temps, nous adaptons les valeurs des paramètres en fonction du cycle choisi afin d'évaluer l'intérêt d'une adaptation en ligne au contexte de conduite.

La section 4.6 évalue les stratégies en ligne pour un grand nombre de cycles aléatoires générés par chaîne de Markov pour simuler les diverses situations de conduite pouvant être rencontrées dans la vraie vie. Cette dernière section présente une analyse statistique complète qui permet de conclure l'étude comparative dans ce cas d'application du véhicule hybride thermique-électrique.

4.1 Critères de comparaison

Le principal critère de comparaison est la consommation de carburant sur un cycle de conduite, déterminée selon la formule de calcul (IV.1).

$$J^* = \int_{t_0}^{t_f} P_{th}(u^*(t)).dt \tag{IV.1}$$

Cependant, l'état de charge final de la batterie $x_f = x(t_f)$ doit également être pris en compte comme indicateur du respect de la contrainte de bilan batterie nul. Comme mentionné dans le chapitre III, le bilan batterie nul ne peut pas être garanti dans l'optimisation en ligne parce que les informations sur le cycle de conduite ne sont pas disponibles à l'avance. Deux valeurs de consommation calculées par (IV.1) ne sont pas comparables si elles correspondent à des x_f différents.

Par conséquent, nous utilisons une consommation corrigée qui prend en compte l'état de charge final de la batterie. Cette consommation corrigée est définie par l'équation (IV.2), où η_{sys} est l'efficacité globale du système calculée par (IV.3).

$$J^*_{cor} = J^* + (x_{ref} - x_f).\frac{J_{batt}}{\eta_{sys}} \tag{IV.2}$$

$$\eta_{sys}(\%) = \frac{\int_{t_0}^{t_f} (P_{roue} + P_{aux}).dt}{J^*} \times 100\% \tag{IV.3}$$

Pour le cycle WLTC de 23 km de long et un rendement global de 20%, une différence d'état final de 5% correspond à une sur-consommation de 0,1 litre d'essence sur 100km et à une sur-consommation de 0,2 l/100km si la différence d'état est de 10%.

L'économie de carburant est calculée selon la formule (IV.4). Elle compare la consommation corrigée par rapport à une valeur de référence calculée dans le cas où la branche électrique du véhicule hybride est désactivée (REF).

$$Economie(\%) = \frac{J_{REF} - J^*_{cor}}{J_{REF}} \times 100\% \tag{IV.4}$$

Une valeur négative d'économie de carburant signifie que le véhicule hybride brûle plus de carburant que le véhicule classique sur le même cycle de conduite tandis qu'une valeur positive signifie que le véhicule hybride économise du carburant.

4.2 Choix d'architecture de la chaîne de traction

Dans cette section, les deux méthodes hors ligne PMP et DP sont appliquées à trois architectures différentes – une série, une parallèle équipée d'une boîte de vitesse à rapport discrets (DSR) et une parallèle équipée d'une boîte idéale disposant d'une infinité de rapports de réduction (CSR), dans le but de choisir l'architecture la plus prometteuse en terme d'économie de carburant.

La comparaison est effectuée sur les deux cycles normalisés – NEDC et WLTC - et la série de dix cycles INRETS qui correspondent à trois types de conditions de conduite : ville, route et autoroute. La figure IV.1 montre l'économie de carburant réalisée par les différentes architectures en fonction de la vitesse moyenne de chaque cycle. Étant donné que les consommations de carburant déterminées par les deux algorithmes sont très proches, nous représentons uniquement l'économie de carburant obtenue par PMP.

Nous constatons que le véhicule hybride économise plus de carburant en ville que sur autoroute par rapport au véhicule conventionnel. Après comparaison du potentiel d'économie de carburant des trois structures de chaîne de traction, l'architecture parallèle avec boîte de vitesse idéale est choisie pour l'analyse détaillée des stratégies en ligne dans le reste de ce chapitre.

Outre l'économie de carburant, nous remarquons, au travers de cette comparaison, trois phénomènes concernant la valeur de l'état adjoint λ, l'état final x_f et la différence des résultats de PMP et DP.

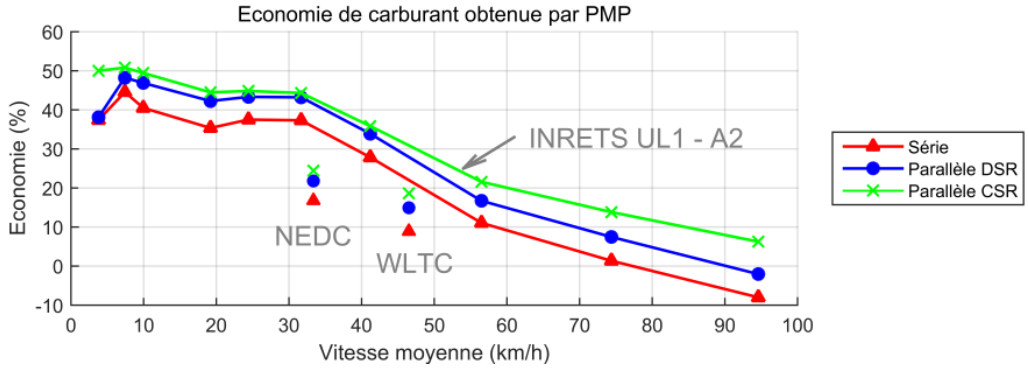


FIGURE IV.1 Economie de carburant sur les différents cycles de conduite pour les trois architectures de chaîne de traction

- Variation de l'état adjoint

  Dans le chapitre III, nous avons mentionné que si les caractéristiques de la batterie sont supposées indépendantes de son état de charge, l'état adjoint λ est constant le long du cycle de conduite. Cette valeur dépend non seulement de la configuration de la chaîne de traction du véhicule, mais aussi du cycle de conduite à parcourir. La figure IV.2 représente les différentes valeurs de l'état adjoint sur les dix cycles INRETS et les deux cycles standards NEDC et WLTC pour les trois architectures étudiées.

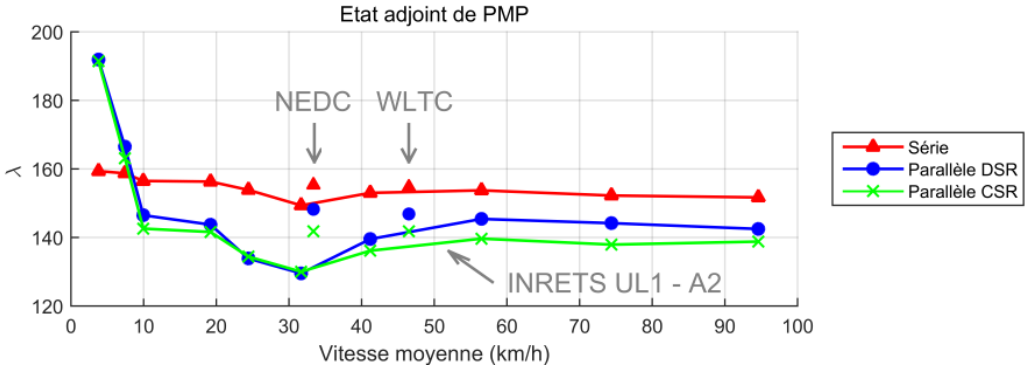


FIGURE IV.2 Etat adjoint sur les différents cycles de conduite pour les trois architectures de chaîne de traction

Nous observons que l'état adjoint varie peu en fonction du cycle dans le cas de l'architecture série, mais qu'il est plus sensible pour les autres architectures. Plus la vitesse moyenne du cycle est grande, moins la variation de l'état adjoint est importante.

- DP respecte mieux le bilan batterie nul que PMP

  Les deux approches hors ligne permettent de ramener l'état de charge final de la batterie au voisinage de son niveau de départ. Cependant, nous constatons un certain écart entre les valeurs initiale et finale. La figure IV.3 représente l'état de charge final de la batterie sur les différents cycles dans le cas d'architecture parallèle CSR, et montre que DP respecte mieux la contrainte de bilan batterie nul que PMP. Nous analyserons les origines de cette différence dans la section 4.3.

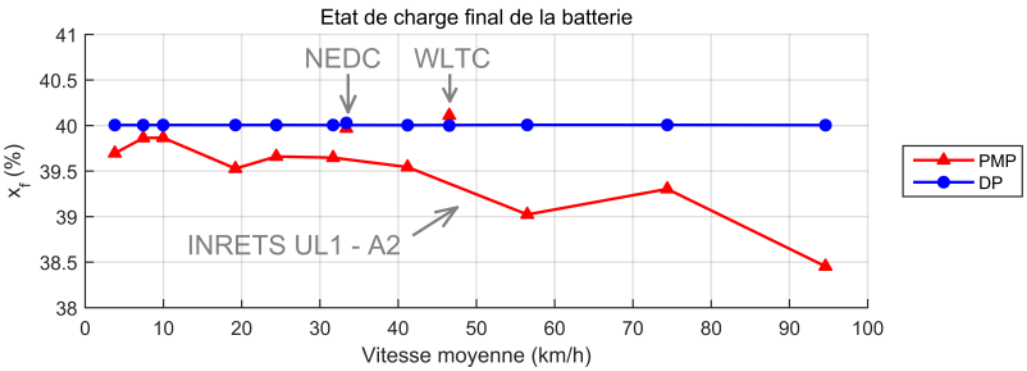


FIGURE IV.3 Etat de charge final de la batterie sur les différents cycles de conduite pour les trois architectures de chaîne de traction

- Ecart de consommations de carburant obtenues par PMP et DP

  Malgré les consommations similaires obtenues par PMP et DP, un faible écart relatif existe, comme nous pouvons le constater dans la figure IV.4. Cet écart est calculé selon l'équation (IV.5) en utilisant les consommations corrigées dans le cas de l'architecture CSR.

$$Ecart(\%) = \frac{J_{dp} - J_{pmp}}{J_{pmp}} \times 100\% \tag{IV.5}$$

  Cette différence est liée à l'implémentation numérique des stratégies que nous allons étudier dans la section suivante.

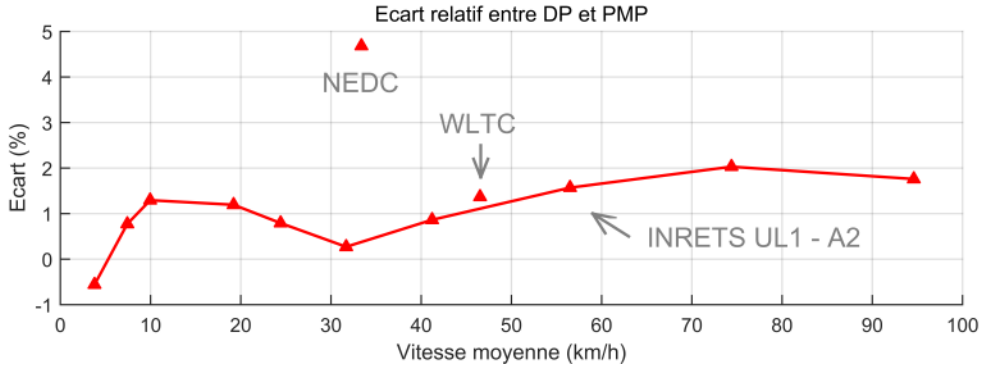


FIGURE IV.4 Ecart de consommations de carburant obtenues par PMP et DP

4.3 Mise en œuvre numérique des stratégies

Les deux approches hors ligne - PMP et DP - sont généralement considérées comme des références pour l'évaluation des stratégies en temps réel. Nous devons donc obtenir les mêmes résultats sur le même cycle pour le même modèle. Cependant, la mise en œuvre numérique de ces algorithmes apporte des effets de discrétisation dont nous discuterons l'influence sur les résultats de la stratégie dans un premier temps.

Ensuite, le problème de la détermination des paramètres des stratégies temps réel est étudié. Il faut noter que dans la littérature les auteurs ne donnent généralement pas suffisamment d'informations sur le paramétrage des méthodes, et c'est pourtant un point important pour la mise en œuvre. Dans cette section, les impacts des paramètres sur la performance d'A-ECMS et OCL sont clarifiés. SDP ne pose pas de problème de calibrage mais elle est aussi affectée par le problème de discrétisation.

4.3.1 Implémentation numérique de PMP

Comme mentionné dans la section 3.3.1, PMP détermine la valeur optimale de l'état adjoint λ par un algorithme de recherche dichotomique en utilisant la contrainte de bilan batterie nul. Cet algorithme s'applique bien parce que l'état final x_f est une fonction croissante du coût équivalent λ, comme le montre la figure IV.5, qui met en évidence les valeurs de λ prises au cours des itérations et la réduction progressive de l'intervalle de recherche.

Pourtant, un zoom sur la courbe au niveau de la valeur optimale de λ révèle qu'une discontinuité locale sous forme d'escalier existe dans l'intervalle $[141,5107;\ 141,5108]$ et interdit de satisfaire parfaitement la contrainte $x_f = x_{ref} = 40\%$.

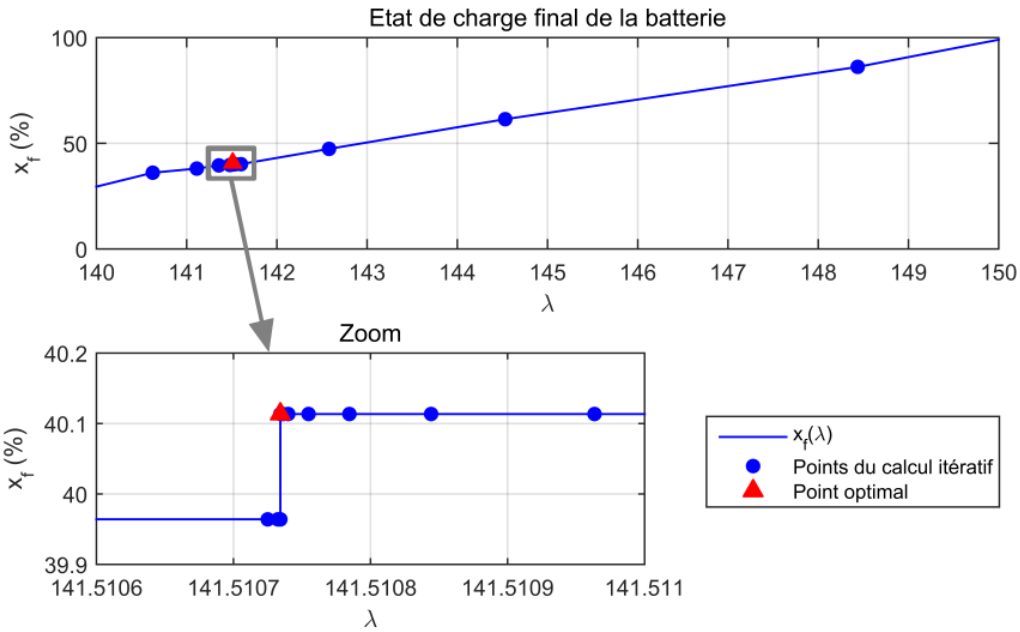


FIGURE IV.5 Etat de charge final de la batterie en fonction de l'état adjoint

De telles discontinuités existent sur l'ensemble de la courbe $x_f(\lambda)$ et peuvent être expliquées par le fait suivant : pour chaque valeur de λ, la commande optimale nécessite de résoudre l'équation III.20 et de minimiser la fonction hamiltonienne $H(u)$ à chaque pas de temps. Il se trouve que cette fonction n'est pas convexe en tout point. La non-convexité de la fonction $H(u)$ se retrouve en particulier quand le moteur thermique est désactivé pour $u = 0kW$, comme représenté sur la Fig. IV.6.

Dans cette figure, la fonction hamiltonienne est traçée à l'instant $t = 1756s$ en utilisant respectivement $\lambda^- = 141,5107342112662$ et $\lambda^+ = \lambda^- + 10^{-13}$. Ces deux valeurs correspondent au point où se trouve la discontinuité locale dans la figure IV.5. La différence entre les deux courbes $H(u)$ est trop petite pour être visible sur le graphe, mais elle existe et est suffisante pour que le minimum absolu bascule d'un minimum local à l'autre. Par conséquent, la commande optimale change de $u = 0kW$ (triangle rouge) à $u = 5kW$ (carré vert). Cette discontinuité de la commande influe à son tour l'état final x_f. La satisfaction exacte de la contrainte $x_f = x_{ref} = 40\%$ est donc impossible.

Ce phénomène a également été mentionné et analysé dans l'article [81]. Il a été montré que les sauts sont particulièrement prononcés dans le cas des cycles de conduite avec des zones plates, par exemple le cycle NEDC, mais ces zones plates ne sont pas réalistes.

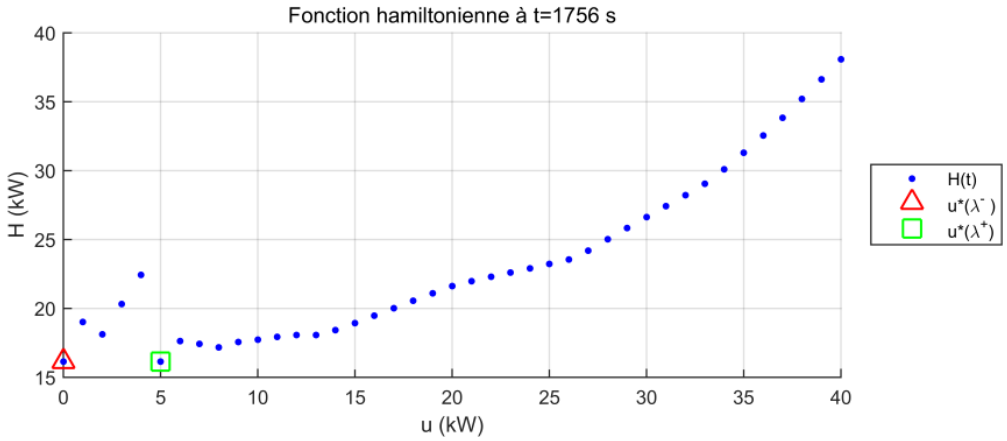


FIGURE IV.6 Fonction hamiltonienne en fonction de la commande à l'instant $t = 1756$ s du cycle WLTC

Cette situation ne se trouvant pas pour l'autre algorithme d'optimisation DP, les commandes optimales obtenues par PMP et DP sont parfois différentes.

La Fig. IV.7 représente la fonction hamiltonienne à $t = 839s$, l'un des instants où la non-convexité de la fonctions $H(u)$ à $u = 0W$ conduit à des commandes différentes.

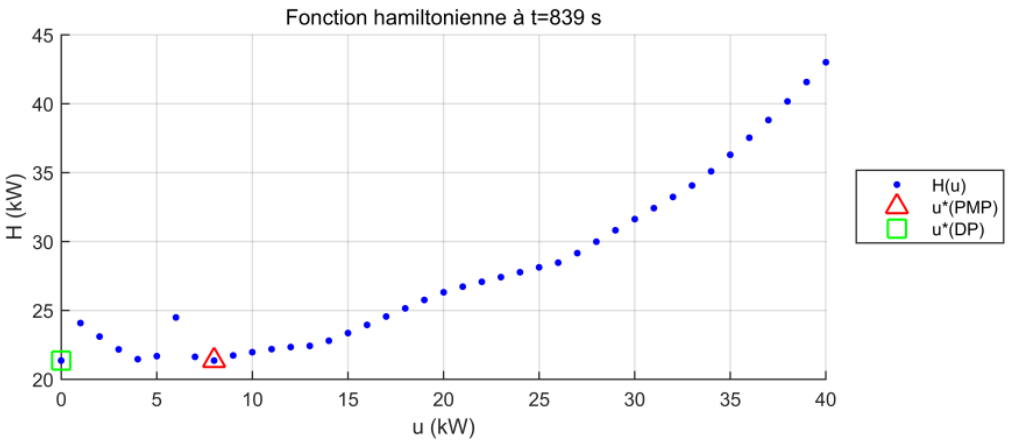


FIGURE IV.7 Fonction hamiltonienne en fonction de la commande à l'instant $t = 839$ s du cycle WLTC

La figure IV.8 illustre un autre exemple de différence locale, lorsque les commandes de PMP et DP sont légèrement différentes. Nous attribuons la différence ponctuelle de commande optimale à des effets de discrétisation que nous allons étudier dans la suite.

Revenons à l'implémentation numérique de PMP, cette méthode peut être implémentée très efficacement en utilisant le formalisme matriciel disponible dans MATLAB® ou

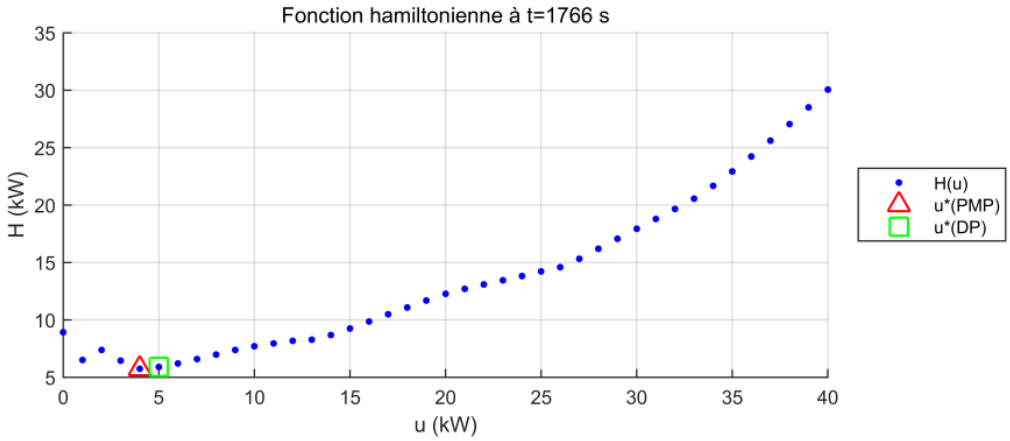


FIGURE IV.8 Fonction hamiltonienne en fonction de la commande à l'instant $t = 1766\ s$ du cycle WLTC

tout autre environnement de ce type. L'implémentation numérique de cette approche nécessite l'utilisation de valeurs discrètes de la commande $[u_i]_{0 \leq u_i \leq 50kW}$ parmi lesquelles la solution optimale est choisie.

La figure IV.9 montre l'influence du pas de discrétisation de la commande du sur la valeur optimale de λ, dans le cas du cycle de conduite WLTC. Le coût équivalent λ diminue lorsque la discrétisation est affinée.

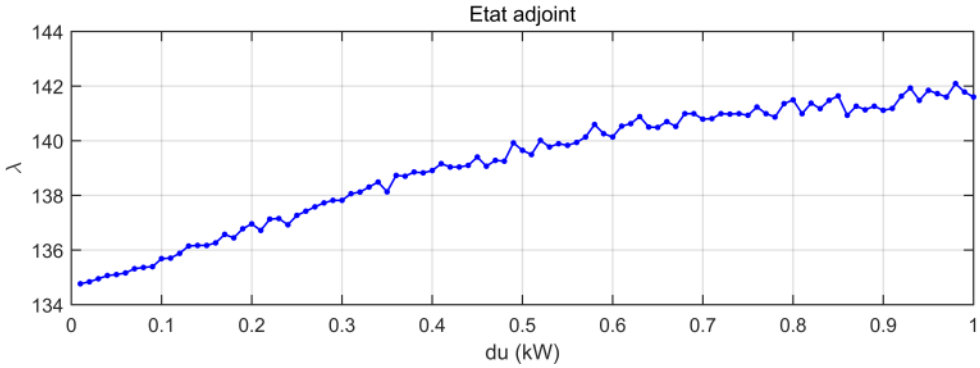


FIGURE IV.9 Etat adjoint de PMP en fonction du pas de discrétisation de la commande

La figure IV.10 montre l'influence de du sur la consommation de carburant et l'état final associé, dans le même cas. La diminution de l'état adjoint λ favorise l'utilisation de l'énergie électrique et réduit ainsi la consommation de carburant. Une différence de consommation de 0,07 l/100km est observée entre $du = 1kW$ et $du = 10W$, avec un temps de calcul qui passe de 0,1 s à 5 s. L'état final a un comportement erratique, ce

qui n'a rien de surprenant. Cela confirme la présence de la discontinuité locale. De plus, la hauteur de la discontinuité ne se réduit pas avec la finesse de discrétisation.

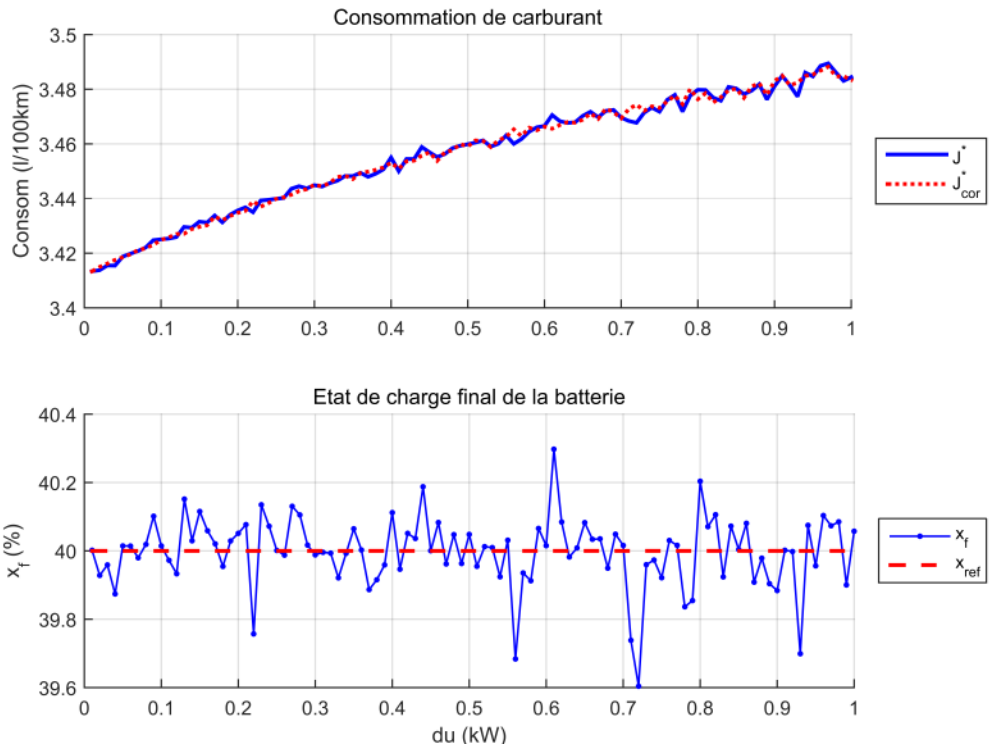


FIGURE IV.10 Influence de la discrétisation sur les résultats de PMP

Dans le reste de l'étude, les calculs seront effectués avec $du = 0,1\ kW$, car cela donne un bon compromis entre la précision des résultats et le temps de calcul, mais il faut garder à l'esprit que la consommation optimale est légèrement surévaluée.

4.3.2 Implémentation numérique de DP

DP est une méthode plus complexe que PMP, mais est un algorithme d'optimisation globale qui explore mieux l'espace des solutions et répond parfaitement aux contraintes sur l'état du système. Cependant, il souffre également de problèmes de discrétisation : une discrétisation fine conduit à une meilleure performance, mais elle nécessite plus de temps de calcul. Le temps de calcul peut être optimisé par un codage approprié à l'aide du formalisme matriciel et du calcul parallèle dans MATLAB®. Dans notre cas, l'exécution de DP sur le cycle WLTC avec $du = 1\ kW$ et $dx = 0,1\%$ ne prend que 2 s.

A l'instant k, une commande u_k donnée produit une certaine variation d'état selon la dynamique du système décrite par l'équation (II.22). Les erreurs d'interpolation peuvent

être réduites en utilisant des valeurs concordantes des pas de discrétisation d'état et de commande dx et du. Pour cela, il faut choisir dx par la relation $dx = f(du, w_k).\Delta t$. La loi d'évolution $f(.)$ n'étant pas linéaire, cette relation ne fournit qu'un indicateur de cohérence entre dx et du. Pour le système considéré, il est constaté qu'une bonne concordance de discrétisation est obtenue pour $dx = 1/36.du$, où dx et du sont exprimés respectivement en % et kW.

La figure IV.11 montre l'influence du pas de discrétisation sur la consommation de carburant.

Pour les pas habituellement pris dans la littérature, du et dx ont des influences comparables sur la consommation de carburant (cf. Fig. IV.11a), mais pour une discrétisation affinée, l'influence de dx domine (cf. Fig. IV.11b). Nous observons une différence de consommation de 0,13 l/100km entre $du = 1\ kW, dx = 0,1\%$ et $du = 10\ W, dx = 3.10^{-4}\%$, dans le cas du cycle WLTC. Les figures montrent aussi un bon respect du bilan batterie nul, et il n'y a donc pas besoin de correction sur la consommation.

(a) Pas important de discrétisation

(b) Pas faible de discrétisation

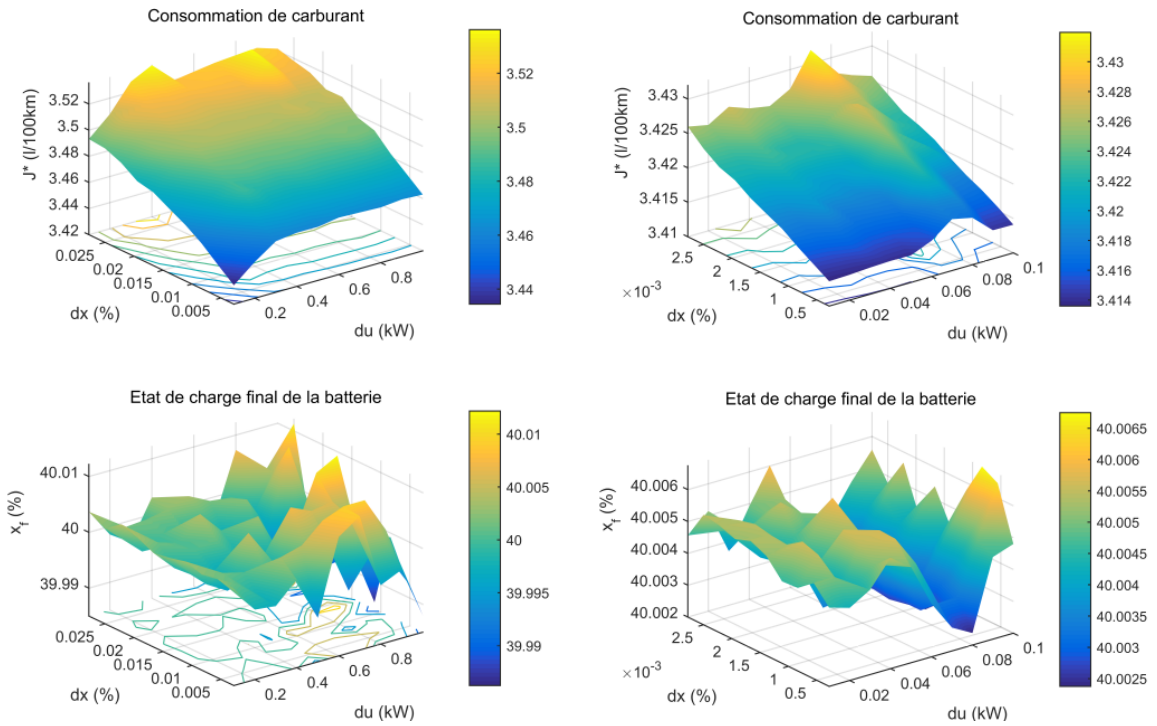


FIGURE IV.11 Influence de la discrétisation sur les résultats de DP

En résumé, PMP et DP ont des performances de minimisation similaires. DP est en mesure de répondre parfaitement à la contrainte de bilan batterie nul, mais elle exige beaucoup plus de temps de calcul. Par contre, cette méthode est intéressante si nous devons tenir compte des contraintes sur SOC [26]. Compte tenu de la cohérence de discrétisation des stratégies et le temps de calcul de SDP, les valeurs de discrétisation $du = 0,1\ kW, dx = 2,8.10^{-3}\%$ sont prises pour la comparaison des stratégies dans le reste de ce chapitre.

4.3.3 Paramétrage d'A-ECMS

Les performances des approches de type ECMS sont connues pour être très sensibles au coût équivalent λ [67], ce qui rend difficile la détermination des paramètres de réglage de ces stratégies. Par ailleurs, le calibrage doit être effectué une seule fois, à l'aide d'un cycle représentatif de différentes situations de conduite à venir. Dans cette section, les paramètres sont optimisés sur le cycle WLTC.

Les paramètres de réglage d'A-ECMS sont la période d'adaptation T, le gain k_p et les estimations initiales λ_0 et λ_1 qui sont souvent considérées égales $\lambda_0 = \lambda_1$.

Une procédure doit être suivie afin de les déterminer d'une manière efficace. Sur un cycle donné, la consommation obtenue par A-ECMS et le SOC final de la batterie (J^* et x_f) dépendent du paramétrage, et la procédure doit permettre de déterminer un jeu de paramètres qui assure à la fois la réduction de la consommation et le respect du bilan batterie nul.

Dans cet objectif, nous définissons une fonction de coût J_{GA} qui regroupe les deux termes. Au niveau de l'ordre de grandeur, la partie J^* est de 10^7. La partie $pénalité(x_f)$ est de 10^2 pour un état final $x_f = x_{ref} \pm 0,1\%$, de 10^6 pour $x_f = x_{ref} \pm 0,5\%$ et de 10^8 pour $x_f = x_{ref} \pm 1\%$.

$$J_{GA}(T, k_p, p_0) = J^* + pénalité(x_f) \tag{IV.6}$$

$$Pénalité(x_f) = 10^8.(x_f - x_{ref})^6 \tag{IV.7}$$

Les paramètres de réglage sont calculés par un algorithme génétique (GA) qui minimise ce coût (fonction MATLAB® "ga"). Des contraintes d'inégalité sont intégrées pour définir l'espace de recherche de l'algorithme génétique : $1 \leq \lambda_0 \leq 200$, $1 \leq T \leq 60s$ et $1 \leq k_p \leq 10$.

Les impacts des paramètres internes de l'algorithme génétique sont également examinés. La figure IV.12 montre l'évolution du critère de minimisation J_{GA} en

fonction du nombre de générations, pour différentes tailles de populations comprises entre 20 et 300 individus.

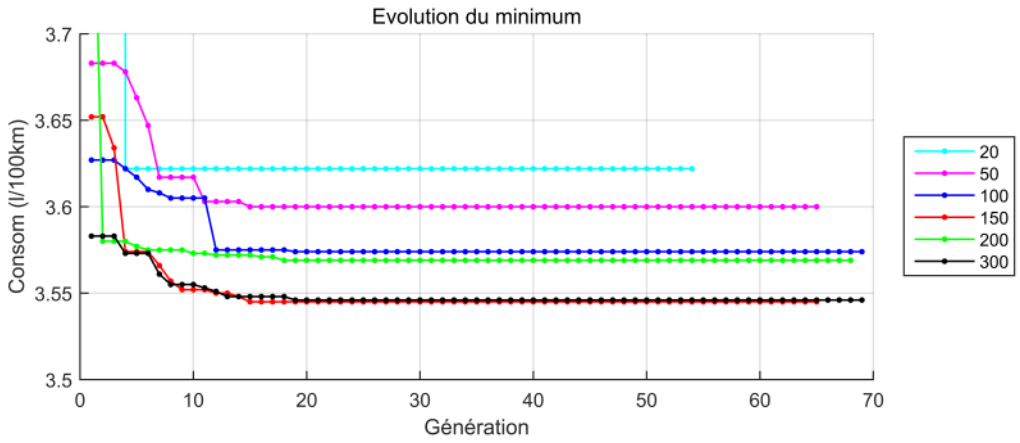


FIGURE IV.12 Consommation minimale en fonction du nombre de générations

Nous constatons qu'aucune diminution de J_{GA} n'est obtenue après 25 générations. Des consommations similaires (avec des différences de moins de 0,1 l/100 km) sont obtenues avec des valeurs de paramètres tout à fait différentes. Le choix des fonctions de croisement et de mutation pour la fonction "ga" n'affecte pas cette conclusion.

La figure IV.13 illustre la dispersion des jeux de paramètres obtenus dans l'espace (T, k_p, λ_0).

Après cette analyse préliminaire, GA est exécuté plusieurs fois avec une population de 100 individus sur 25 générations. La figure IV.14 représente l'évolution de J_{GA} en fonction du nombre de générations, pour cinq populations initiales différentes. Elle confirme l'existence de minima locaux et la dispersion des paramètres correspondants.

A-ECMS est appliqué sur le cycle WLTC avec les 5 jeux de paramètres trouvés ci-dessus et les résultats sont rapportés dans le tableau IV.1.

Le jeu de paramètres n° 2 est choisi pour les comparaisons de stratégies menées dans la section 4.4, car elle permet d'atteindre la plus faible consommation de carburant tout en satisfaisant parfaitement le bilan batterie nul.

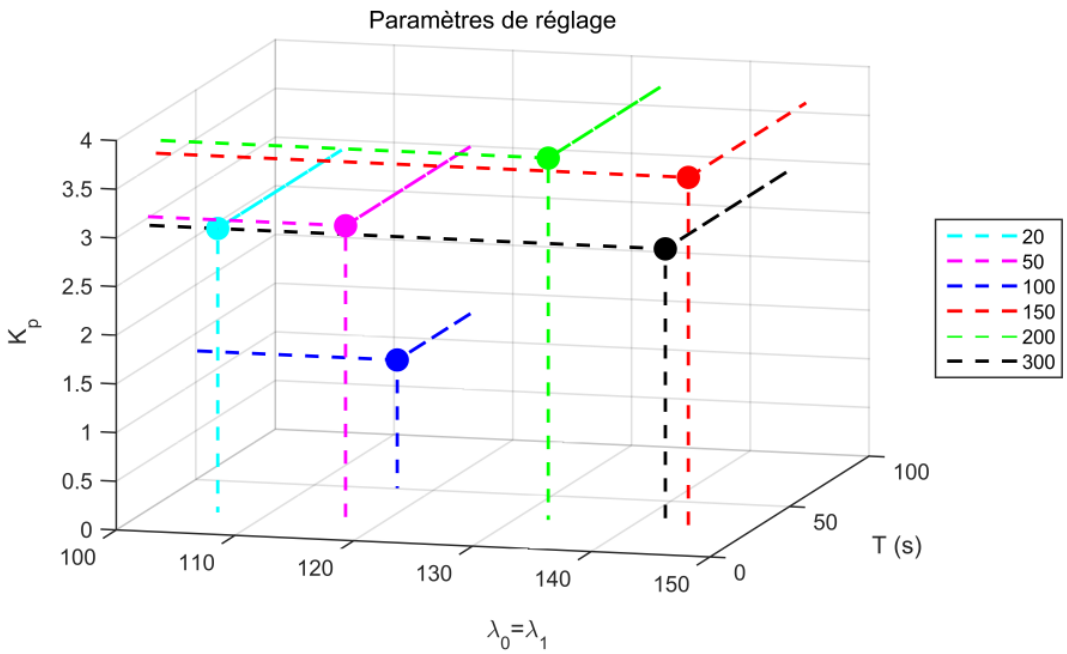


FIGURE IV.13 Jeux de paramètres obtenus pour les différents nombres de générations

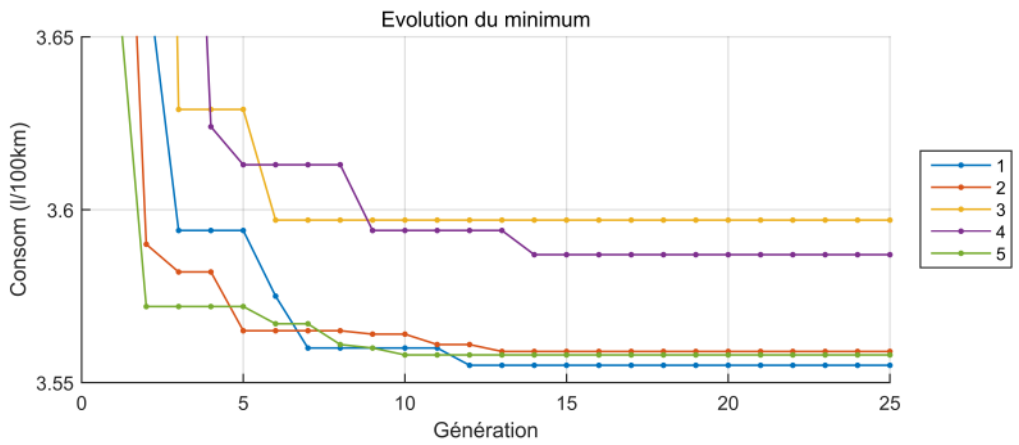


FIGURE IV.14 Consommation minimale obtenue sur cinq lancements de l'algorithme génétique

TABLE IV.1 Résultats d'A-ECMS pour cinq jeux de paramètres de réglage

n°	$\boldsymbol{T}$ (s)	$\boldsymbol{K_p}$	$\boldsymbol{\lambda_0}$, $\boldsymbol{\lambda_1}$	$\boldsymbol{J^*}$ (l/100km)	$\boldsymbol{x_f}$ (%)
1	38	4,7	134,1	3,55	39,8
2	16	2,1	139,0	3,56	40,0
3	47	1,5	167,9	3,58	40,3
4	37	4,3	74,3	3,59	40,0
5	45	1,1	120,1	3,56	39,9

4.3.4 Paramétrage d'OCL

OCL a trois paramètres, notés K, p_3 et μ, qui sont faciles à déterminer. Les deux premiers sont calculés à l'aide des paramètres physiques du système (cf. Section 3.3.2) alors que le dernier est une constante dont la valeur optimale peut être déterminée en utilisant la contrainte de bilan batterie nul.

Nous observons dans la figure IV.15 que l'état final x_f d'OCL est une fonction monotone et croissante de μ, ce qui permet de trouver facilement la valeur assurant le bilan batterie nul par méthode dichotomique. Dans le cas du cycle WLTC, $\mu = 63,6$. Les deux paramètres physiques sont respectivement $K = 3,2.10^{-7}$ et $p_3 = 5,9.10^{-5}$.

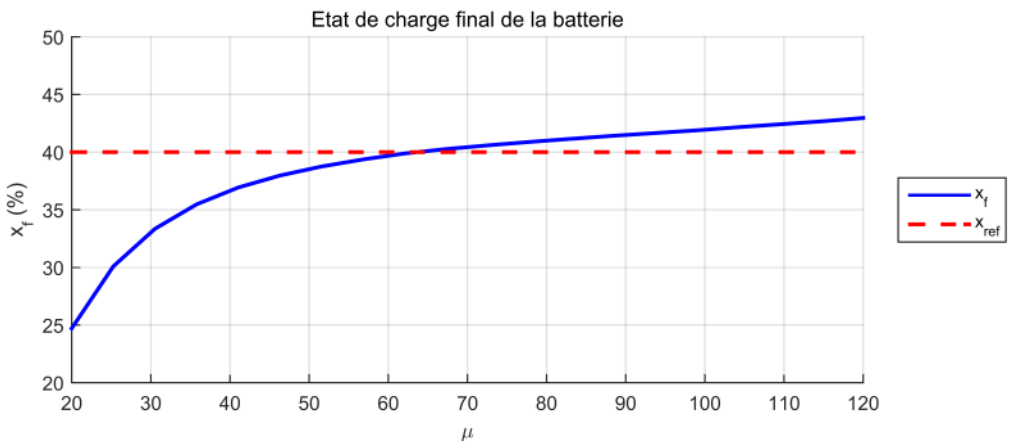


FIGURE IV.15 Etat de charge final de la batterie en fonction du paramètre de réglage μ d'OCL

4.3.5 Implémentation numérique de SDP

Comme nous l'avons mentionné dans la section 3.3.3, SDP est une méthode dont le contexte mathématique est bien établi, ce qui élimine les problèmes de paramétrage présentés dans les sections précédentes. Le principal problème rencontré est la construction d'un bon modèle statistique pour la prédiction des cycles de conduite [82]. Pour cela, le modèle de chaîne de Markov présenté dans la section 2.2.3 a été employé.

La figure IV.16 montre un exemple de cartographie de probabilité de transition des états $p_{ij,l}$ à une vitesse donnée, construite en utilisant le cycle WLTC comme base de données. Les pas de discrétisation sont $dV_{roue} = 1\ m/s$ et $dP_{roue} = 1\ kW$.

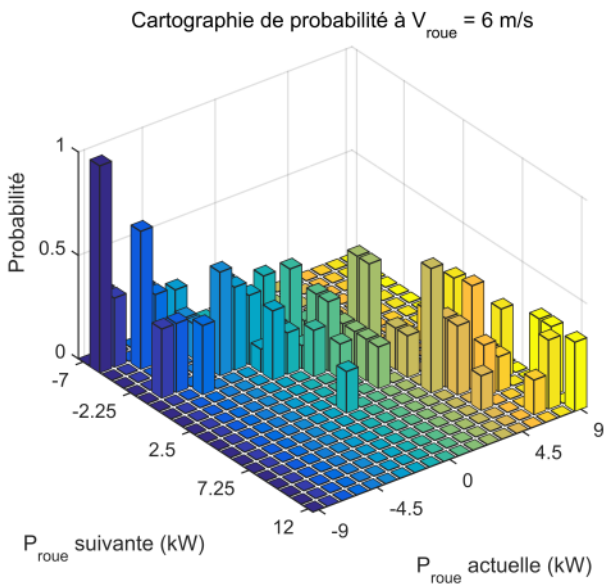


FIGURE IV.16 Cartographie de probabilité de transition à $V_{roue} = 6\ m/s$ pour le cycle WLTC

Il convient de noter que la détermination d'une distribution de probabilité adéquate nécessite une grande quantité de données qui n'est pas toujours disponible. Cela peut être vu comme un inconvénient ou au contraire comme un moyen d'inclure plus d'informations sur le trajet du véhicule afin de permettre une meilleure optimisation.

Les pas de discrétisation $dV_{roue} = 1\ m/s$, $dP_{roue} = 1\ kW$, $du = 1\ kW$ et $dx = 0,1\%$ ont été choisis pour la comparaison effectuée dans la section suivante.

Nous remarquons aussi que SDP nécessite un temps de calcul très important. Pour le cycle WLTC, il faut déjà 12h avec le paramétrage indiqué ci-dessus, qui ne correspond pas du tout à une discrétisation fine.

Pourtant, il faut noter que la plus grosse part de ces 12h est prise par la procédure backward de SDP pour déterminer la matrice de commande optimale $\{u_k^*(x_k)\}$ et cette dernière se calcule une seule fois hors ligne dans la phase de calibrage dès que la matrice de transition $\{p_{ij,l}\}$ est disponible.

En temps réel, la matrice de commande optimale peut être librement exploitée sur tout cycle dans les conditions de conduite similaires. Cela consiste à appliquer une commande extraite de cette matrice et cette partie en ligne est aussi rapide que la programmation dynamique classique.

4.4 Comparaison sur le cycle WLTC

Cette section présente les performances des différentes stratégies sur le cycle WLTC, les paramètres ayant été déterminés sur ce même cycle. Ces résultats mettent en avant le potentiel de chaque stratégie.

Le tableau IV.2 indique les consommations et l'état de charge final de la batterie obtenus par les différentes stratégies. La majorité des états finaux x_f obtenus étant égaux à la référence x_{ref}, les consommations données dans le tableau ne sont pas corrigées. Dans le cas de SDP dont l'état final est différent de x_{ref}, la consommation corrigée est 3,62 l/100km et l'économie de carburant associée est 15,4%.

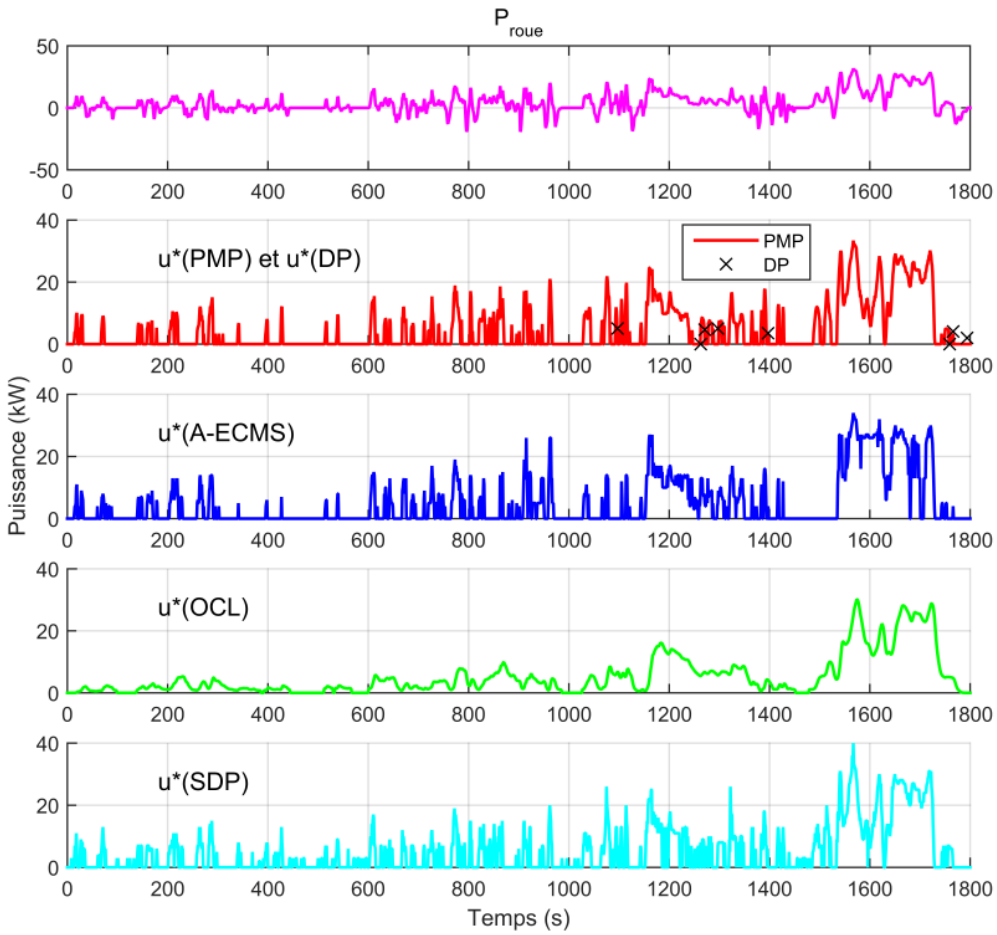
La figure IV.17 montrent respectivement le profil de commande optimale et la trajectoire de l'état de charge de la batterie.

Comme prévu, PMP et DP aboutissent aux consommations les plus basses et ont des comportements très similaires. Pourtant, ils diffèrent en quelques points isolés, mais finalement les deux méthodes retrouvent la même consommation. Cette différence des commandes a été étudiée dans la section précédente.

Les trajectoires de SOC représentées sur la figure IV.17b reflètent bien les différents comportements des trois stratégies en temps réel. Le bon respect du bilan batterie nul par A-ECMS et OCL est la conséquence du fait que cette contrainte a été utilisée pour régler les paramètres de ces stratégies.

Comme mentionné dans la section 3.3.1, A-ECMS ajuste en temps réel l'état de charge autour de sa valeur de référence. La régulation d'état est faite au travers d'une adapatation du coût équivalent en carburant de l'énergie électrique λ. Ce coût équivalent optimal dépend du cycle de conduite et peut être obtenu uniquement hors ligne par PMP. La figure IV.18 représente la valeur instantanée de λ calculée par A-ECMS et la valeur optimale calculée par PMP.

(a) Puissance de traction et différents profils de commande optimale



(b) Trajectoire de l'état de charge de la batterie

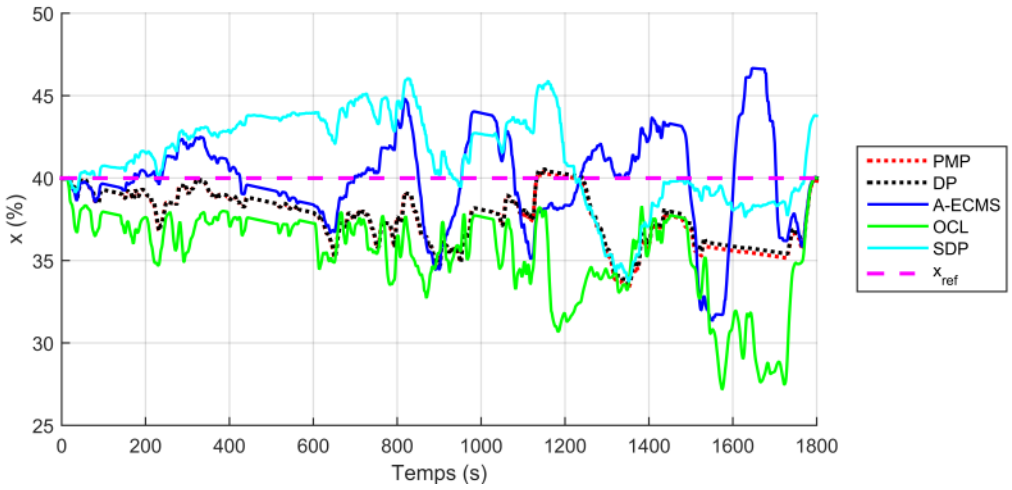


 FIGURE IV.17 Résultats des différentes stratégies sur le cycle WLTC

TABLE IV.2 Résultats des différentes stratégies sur le cycle WLTC

Stratégie	**Paramètres**	$\boldsymbol{J}^*$ (l/100km)	**Economie** (%)	$\boldsymbol{x}_f$ (%)
PMP	$du = 0,1\ kW$	3,43	19,9	40,0
DP	$du = 0,1\ kW$ $dx = 2,8.10^{-3}\%$	3,43	19,9	40,0
A-ECMS	$du = 1\ kW$ $T = 16\ s$ $K_p = 2,1$ $\lambda_0 = \lambda_1 = 139,0$	3,56	16,8	40,0
OCL	$\mu = 63,6$	4,08	4,7	40,0
SDP	$du = 1\ kW$ $dx = 0,1\%$ $dV_{roue} = 1\ m/s$ $dP_{roue} = 1\ kW$	3,69	15,4	43,8
REF	/	4,28	/	/

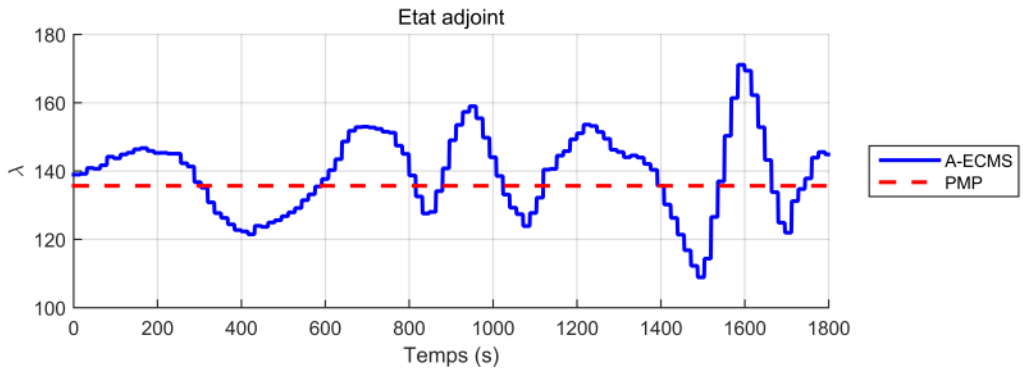


FIGURE IV.18 Adaptation de l'état adjoint par A-ECMS par rapport à la valeur optimale obtenue par PMP

Nous remarquons que la consommation de carburant déterminée par A-ECMS est très proche de la consommation optimale déterminée par PMP malgré leurs trajectoires différentes. Pour résumer, dans notre contexte il est difficile de déterminer la consommation optimale en temps réel, mais facile d'avoir une consommation qui s'en rappproche.

La figure IV.17b montre également que OCL utilise davantage la batterie que les autres stratégies. Par ailleurs, elle fait souvent fonctionner le moteur thermique à une puissance assez faible (inférieure à 10kW) pour laquelle l'efficacité n'est pas bonne (cf. Fig.II.9). Le concept qui consiste à utiliser la batterie pour que le moteur puisse tourner à une puissance plus grande que celle demandée en bénéficiant d'un meilleure rendement ne semble pas être appliqué. Cela se traduit par une consommation de carburant plus importante pour cette stratégie.

La consommation de carburant obtenue par SDP se situe entre A-ECMS et OCL. En effet, cette méthode sollicite régulièrement le moteur thermique lorsque de faibles puissances sont demandées à la chaîne de traction. Le moteur délivre ainsi une puissance suffisamment importante pour assurer la traction et maintenir la charge de la batterie à un niveau élevé en prévision de futures demandes de puissances plus importantes par le conducteur.

4.5 Généralisation à tous types de parcours : cycles INRETS

Dans la section précédente, les stratégies ont été comparées sur le même cycle que celui utilisé pour la détermination des paramètres de réglage. Les résultats sont donc les meilleurs que chaque méthode peut atteindre. Afin d'évaluer leurs performances en temps réel, les stratégies sont maintenant appliquées sur dix cycles INRETS correspondant à différents environnements de conduite (urbain, routier et autoroutier), sans modifier leurs paramétrages.

La figure IV.19 représente les économies de carburant atteintes par les différentes méthodes, par rapport à un véhicule conventionnel. Cette économie est calculée en utilisant la consommation corrigée définie par l'équation (IV.2), qui prend en compte l'état final du système. Ce dernier est également tracé en figure IV.19. Les deux algorithmes hors ligne PMP et DP sont utilisés pour fournir des résultats de référence.

A-ECMS montre une bonne économie de carburant en utilisant les paramètres calculés pour le cycle WLTC qui est une combinaison des trois types de conduite

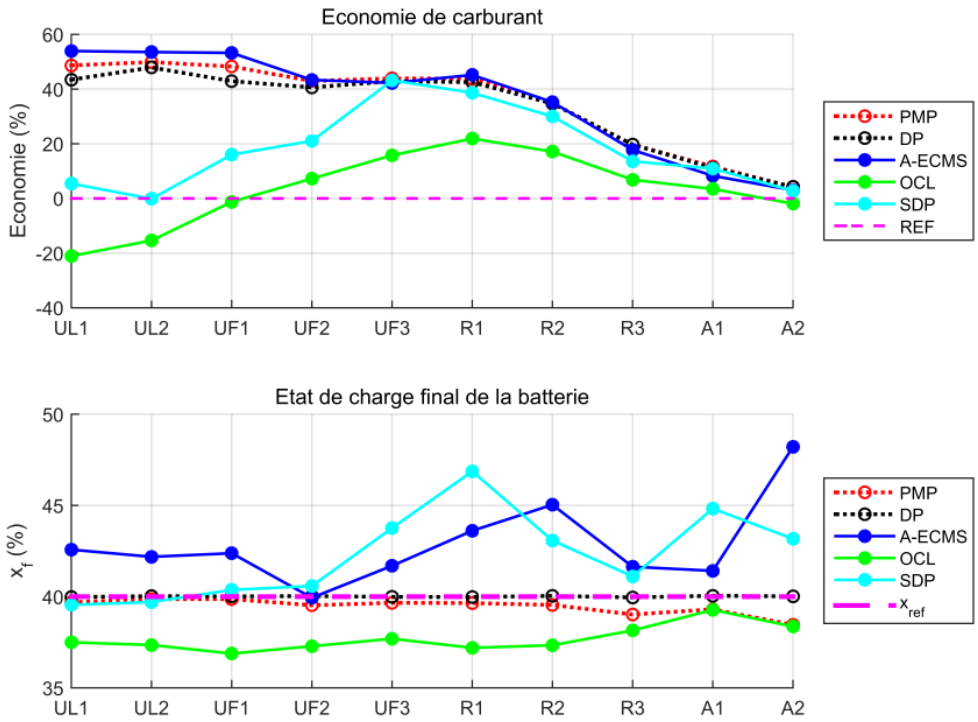


FIGURE IV.19 Economie de carburant et état de charge final de la batterie obtenus par les différentes stratégies sur les cycles INRETS

(urbain, routier et autoroutier). Cependant, nous pouvons remarquer que sur les cycles urbains, il semble que A-ECMS atteint des consommations inférieures à celles obtenues par PMP. Cette observation contradictoire est un artefact dû à l'utilisation de la consommation corrigée (IV.2) utilisée pour prendre en compte la différence entre les états initial et final. Dans le cas d'A-ECMS, cette différence d'état est relativement élevée et la correction associée introduit une certaine erreur dans le résultat. Pourtant, cette correction est nécessaire pour combiner les deux critères de comparaison. De plus, l'écart présent n'affecte pas la conclusion globale de cette étude de robustesse.

Une autre remarque sur A-ECMS est la détermination des paramètres de réglage. Nous avons vu dans la section 4.3.3 que trouver le bon jeu de paramètres n'est pas évident puisque plusieurs jeux de paramètres complètement différents donnent des résultats similaires sur le cycle WLTC. Pour cette raison, nous avons également testé la stratégie en utilisant individuellement les cinq jeux de paramètres rapportés dans le tableau IV.1. Les résultats sont représentés sur la figure IV.20.

Nous remarquons une dispersion importante tant pour la consommation que pour l'état final associé. Cette sensibilité aux paramètres est un point faible de la méthode, même si elle donne de bons résultats globaux.

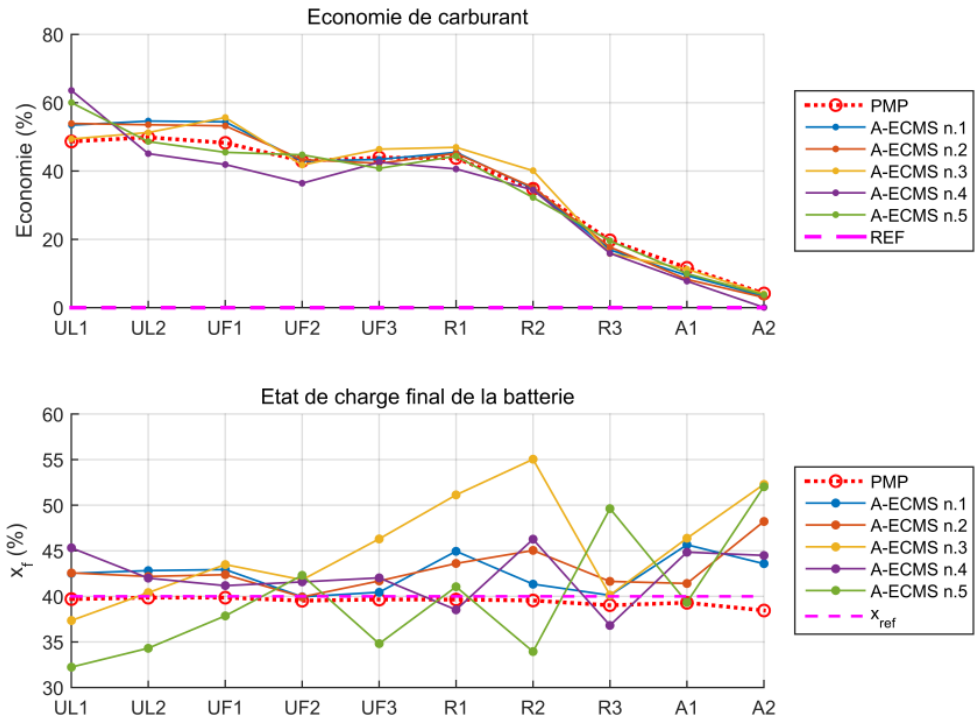


FIGURE IV.20 Résulats d'A-ECMS sur les cycles INRETS en utilisant les différents jeux de paramètres de réglage optimisés sur le cycle WLTC

OCL a été développé pour une calibration plus facile que A-ECMS. Selon les auteurs [79], elle offre une solution proche de l'optimum et est suffisamment stable pour travailler en temps réel avec le seul paramètre μ, quel que soit le cycle de conduite à parcourir. La réduction du nombre de paramètres permet d'éliminer la difficulté de paramétrage rencontrée avec A-ECMS.

Cependant, OCL a une efficacité limitée. En faisant varier la valeur de la constante μ, cette stratégie ne parvient pas à améliorer la consommation de carburant tout en assurant un état de charge final satisfaisant, comme le montre la figure IV.21. Par exemple, le choix de $\mu = 100$ donne le meilleur respect du bilan batterie nul, mais la pire économie de carburant.

SDP est une méthode éprouvée dans d'autres domaines d'application, comme par exemple la finance. Elle utilise des données statistiques pour modéliser la demande future du conducteur et calcule une solution optimale en moyenne. La performance de SDP repose sur la qualité de la loi de probabilité permettant d'estimer les conditions de conduite à venir.

La figure IV.19 montre qu'en moyenne ses performances sont comprises entre celles de A-ECMS et celles d'OCL, ce qui implique que le modèle statistique basé sur le

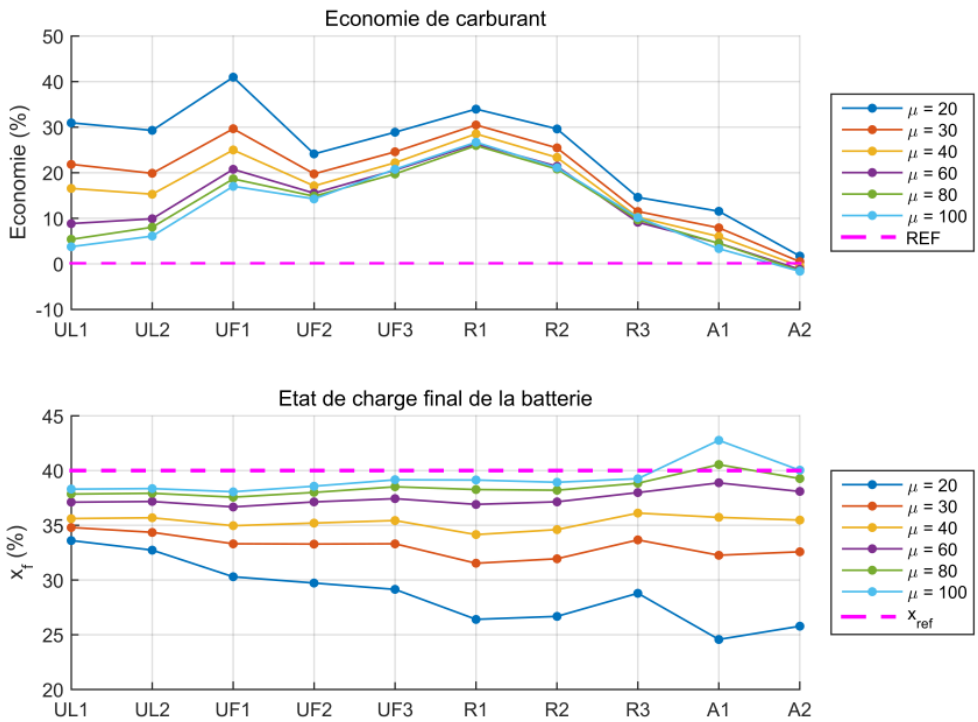


FIGURE IV.21 Résulats d'OCL sur les cycles INRETS avec différentes valeurs du paramètre de réglage μ

cycle WLTC ne convient pas pour tous les cycles INRETS. En effet, le cycle WLTC harmonise plusieurs types de conduite (ville, route et autoroute) dans un seul parcours alors que les cycles INRETS les représentent séparément.

Dans la suite, nous allons effectuer une analyse statistique en évaluant les trois stratégies en ligne sur chaque type de conduite.

4.6 Analyse statistique sur les cycles générés par chaîne de Markov

Dans cette section, nous désirons évaluer la robustesse des stratégies en les testant sur un grand nombre de cycles de caractéristiques similaires, afin de reproduire la diversité des situations rencontrées dans des conditions réelles de conduite. Seule cette analyse de sensibilité permet de conclure sur le comportement effectif des stratégies temps réel étudiées. Pour cette étude statistique, le générateur de cycles aléatoires introduit dans la section 2.2.3 est exploité. L'analyse est effectuée sur la base de mille cycles différents générés pour chacun des huit cycles INRETS UF1 à A2. Au total,

cela représente une base de données de 8000 cycles de conduite. Chaque cycle dure 1000s. Cette durée a été choisie après avoir vérifié qu'elle était suffisamment longue pour assurer une représentation statistique correcte de chaque type de conduite. La justification du choix de cette valeur sera détaillée à la fin de cette section.

Les paramètres des trois stratégies en ligne ont été optimisés pour chaque cycle INRETS, afin d'estimer l'amélioration qu'un paramétrage destiné au contexte spécifique peut apporter à la stratégie. Les jeux de paramètres sont donnés dans le tableau IV.3.

TABLE IV.3 Paramètres de réglage des différentes stratégies en ligne

Cycle	A-ECMS	OCL	SDP
UF1	$T = 56\ s$ $K_p = 5,9$ $\lambda_0 = \lambda_1 = 165,4$	$\mu = 568,9$	$dV_{roue} = 0,2\ m/s$ $dP_{roue} = 0,2\ kW$
UF2	$T = 34\ s$ $K_p = 7,0$ $\lambda_0 = \lambda_1 = 132,6$	$\mu = 275,8$	$dV_{roue} = 0,4\ m/s$ $dP_{roue} = 0,5\ kW$
UF3	$T = 10\ s$ $K_p = 2,2$ $\lambda_0 = \lambda_1 = 139,3$	$\mu = 143,9$	$dV_{roue} = 0,4\ m/s$ $dP_{roue} = 0,5\ kW$
R1	$T = 38\ s$ $K_p = 4,7$ $\lambda_0 = \lambda_1 = 134,1$	$\mu = 137,0$	$dV_{roue} = 0,45\ m/s$ $dP_{roue} = 1\ kW$
R2	$T = 27\ s$ $K_p = 1,2$ $\lambda_0 = \lambda_1 = 126,5$	$\mu = 145,7$	$dV_{roue} = 0,6\ m/s$ $dP_{roue} = 1\ kW$
R3	$T = 42\ s$ $K_p = 2,0$ $\lambda_0 = \lambda_1 = 128,0$	$\mu = 126,2$	$dV_{roue} = 0,6\ m/s$ $dP_{roue} = 1\ kW$
A1	$T = 43\ s$ $K_p = 1,0$ $\lambda_0 = \lambda_1 = 134,1$	$\mu = 71,9$	$dV_{roue} = 0,7\ m/s$ $dP_{roue} = 1\ kW$
A2	$T = 18\ s$ $K_p = 8,4$ $\lambda_0 = \lambda_1 = 121,6$	$\mu = 99,9$	$dV_{roue} = 1\ m/s$ $dP_{roue} = 1\ kW$

La figure IV.22 représente l'économie de carburant et l'état final associé obtenus par les différentes stratégies de gestion sur les cycles INRETS en utilisant des paramètres

donnés dans le tableau IV.3. L'économie de carburant est calculée en utilisant la consommation corrigée définie par l'équation (IV.2). Comme PMP et DP donnent des résultats extrêmement proches, seuls les résultats de PMP sont pris en compte en tant que référence. Ces résultats sont les meilleurs que les stratégies temps réel peuvent atteindre sur le cycle donné, parce que les paramètres sont réglés spécifiquement pour chaque cycle.

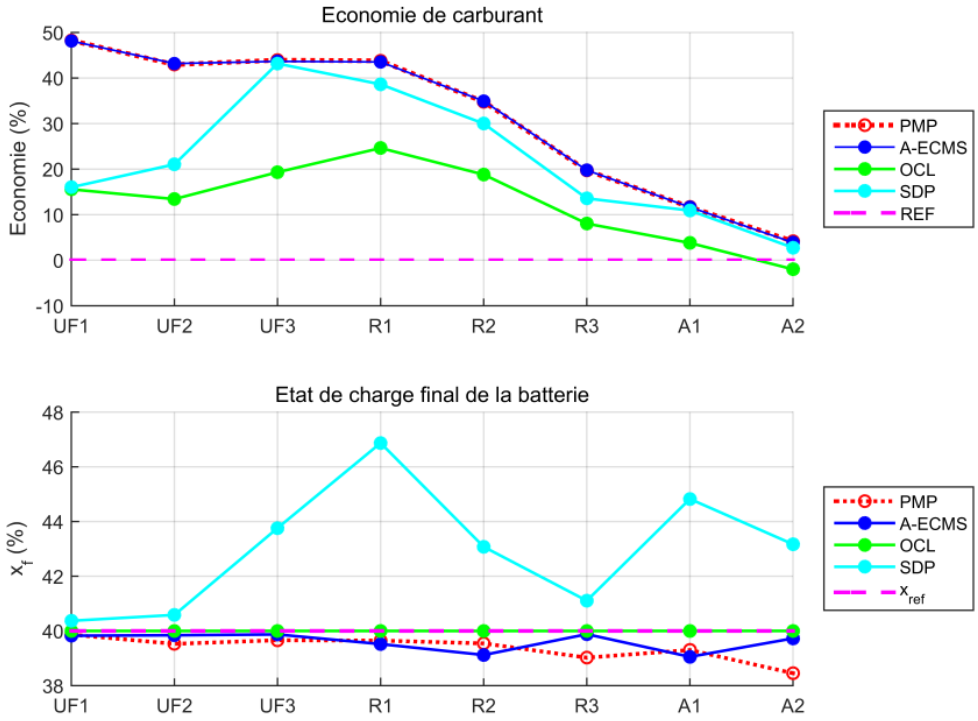


FIGURE IV.22 Résulats des différentes stratégies sur les cycles INRETS

Les résultats confirment les phénomènes observés dans la section précédente : A-ECMS fonctionne très bien, alors que SDP et OCL sont plus ou moins décevants. L'étape suivante consiste à effectuer une étude statistique en utilisant des cycles aléatoires automatiquement générés par chaîne de Markov.

Mille cycles ont été automatiquement générés pour chacun des cycles INRETS considérés. La figure IV.23 réprésente la répartition de la vitesse moyenne des mille cycles aléatoires de type A2.

Cette distribution peut être caractérisée par sa valeur moyenne et son écart-type. Ces caractéristiques sont illustrées pour les huit cycles INRETS sur la figure IV.24, sous forme de barres d'erreur.

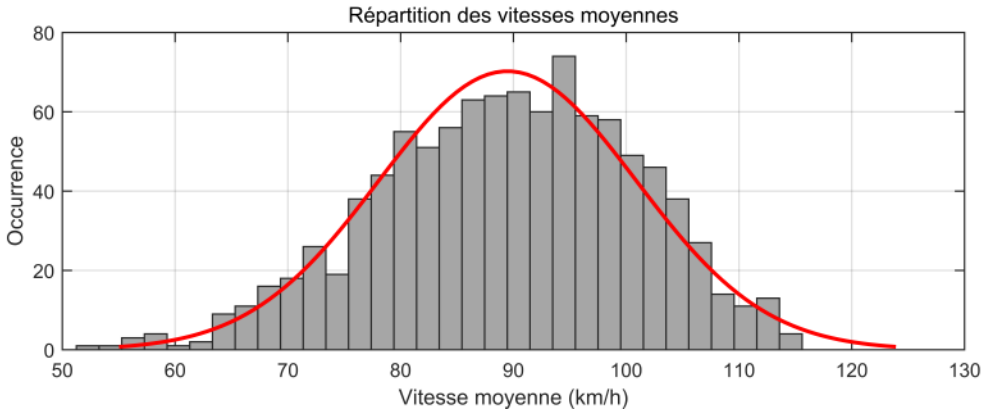


FIGURE IV.23 Vitesse moyenne des mille cycles générés par chaîne de Markov à partir des données du cycle INRETS_A2

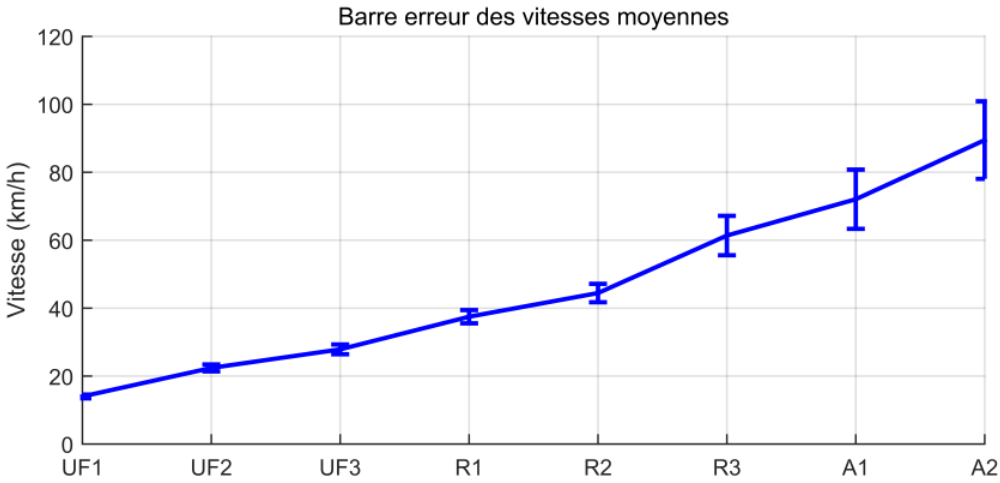


FIGURE IV.24 Vitesse moyenne de huit types de mille cycles générés par chaîne de Markov

Nous constatons que les vitesses moyennes sont cohérentes avec les données utilisées pour produire les cycles aléatoires. Cependant, en raison de la dispersion statistique, un cycle aléatoire de type A1 peut avoir une vitesse moyenne supérieure à un type A2 car les distributions des vitesses moyennes des cycles de type A1 et A2 se chevauchent.

Les trois stratégies en temps réel et PMP ont été appliquées en utilisant les paramètres de réglage donné dans le tableau IV.3. La moyenne et l'écart-type des consommations obtenues pour les différents types de cycles sont représentés sur la figure IV.25.

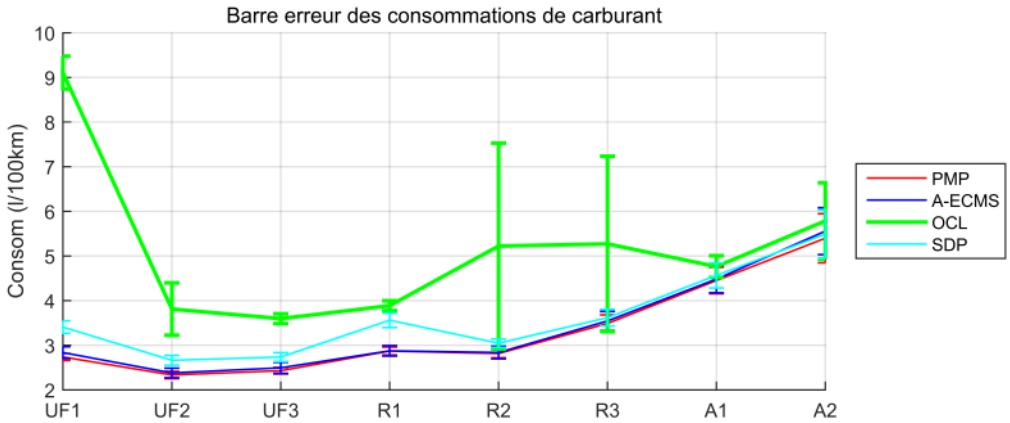


FIGURE IV.25 Consommation corrigée pour les différents types de cycles

Évidemment, OCL manque de robustesse. En effet, OCL présente un intervalle de valeurs du paramètre μ assez large pour lequel l'état final du système et la consommation de carburant évoluent peu. Cependant, dès que μ sort de cet intervalle, OCL devient instable et finit par une consommation importante accompagnée généralement d'une recharge complète de la batterie. Comme l'intervalle de valeurs acceptables de μ dépend du cycle de conduite, le paramètre prédéfini hors ligne sur le cycle de référence peut ne pas convenir à chacun des mille cycles aléatoires.

Cette performance décevante d'OCL peut être expliquée par l'hypothèse très contraignante sur laquelle la méthode repose : la consommation du moteur thermique est modélisée par la pente moyenne des droites de Willans (cf. Fig.III.1) et l'ordonnée à l'origine n'est pas utilisées en dépit de son importance.

La figure IV.26 compare la consommation de carburant instantanée estimée par la cartographie du moteur thermique, avec celle estimée par la droite de Willans qu'utilise OCL.

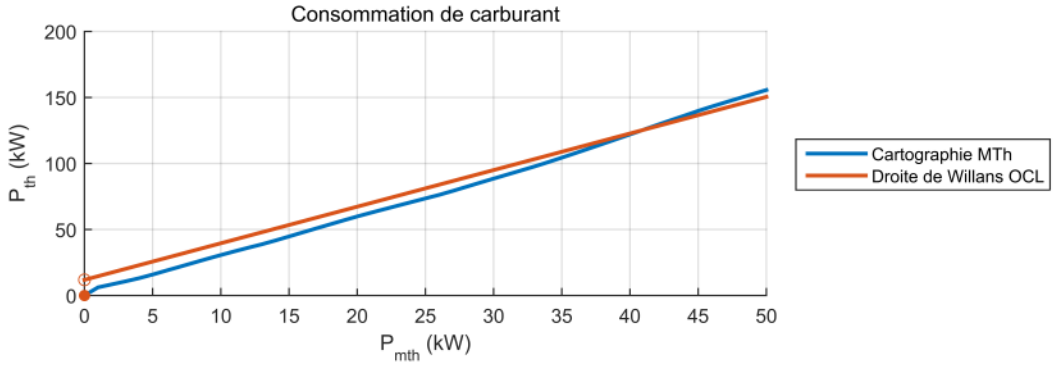


FIGURE IV.26 Puissance thermique en fonction de la puissance du moteur thermique

Pour des puissances du moteur thermique comprises entre 0 et 40 kW, une différence est observée entre les deux modèles. De plus, OCL est basée sur les rendements moyens de la machine électrique et de la batterie, ce qui peut dégrader davantage encore ses résultats.

Afin de confirmer cette remarque, nous avons modifié le modèle du système selon les hypothèses de OCL (droites de Willans pour le moteur thermique et rendements moyens pour la machine électrique et la batterie), puis ré-appliqué PMP et OCL sur le cycle WLTC. Les deux stratégies donnent alors la même consommation de carburant de 6 l/100km. Les commandes optimales sont tracées sur la figure IV.27 ainsi que les trajectoires de l'état associées.

Par conséquent, il est nécessaire d'affiner les modèles des principaux composants de la chaîne de traction dans la conception de OCL afin d'améliorer sa performance d'optimisation dans les conditions réelles de conduite.

Revenons à l'étude statistique. La figure IV.28 représente la moyenne et l'écart type de l'économie de carburant et l'état final correspondant pour PMP, A-ECMS et SDP.

Dans tous les cas, A-ECMS obtient la consommation de carburant la plus proche de celle de PMP, ce qui signifie qu'un jeu de paramètres destiné spécifiquement à un type de conduite permet d'améliorer les résultats de A-ECMS. De même, les résultats de SDP sont prometteurs. La consommation relativement plus élevée pour les catégories UF1, UF2 et R1 peut être due à la discrétisation insuffisamment fine, vue la faible vitesse moyenne de ces cycles.

Cependant, les deux stratégies se comportent différemment sur le maintien de l'état de charge de la batterie. D'après la figure IV.28, la stratégie qui produit la plus grande variation d'état final est A-ECMS dans la catégorie A1 et SDP dans la catégorie R1. Ce que la figure ne dit pas est que l'état final de A-ECMS varie entre 17,9% et 60,7% pour

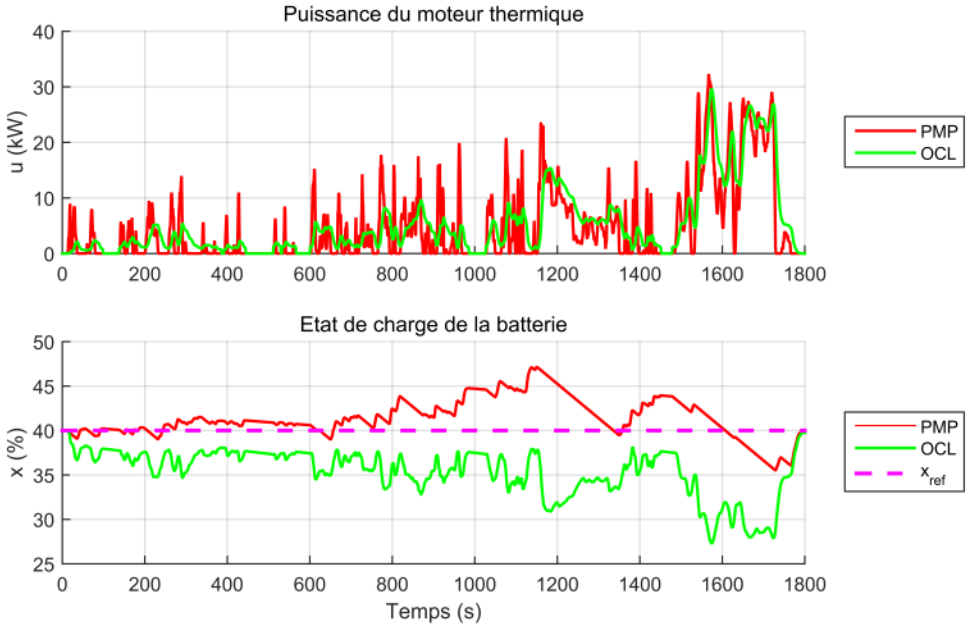


FIGURE IV.27 Résulats de PMP et OCL sur le modèle modifié pour le cycle WLTC

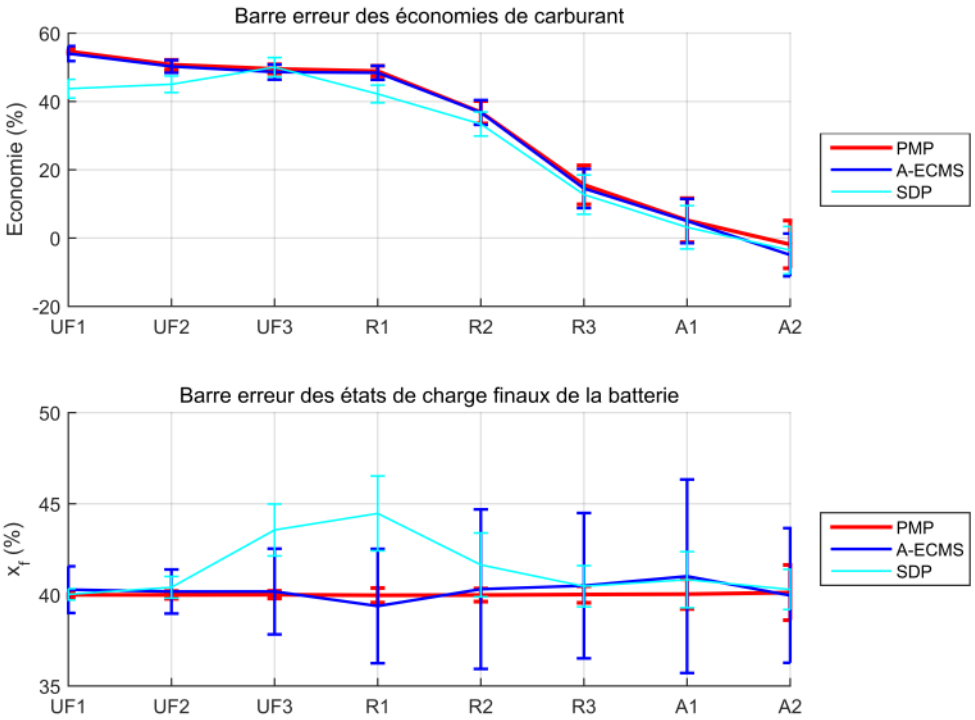


FIGURE IV.28 Résultats des stratégies en ligne pour les différents types de cycles

la catégorie A1, tandis que SDP obtient un SOC final entre 39,6% et 49,2% pour R1. Cela signifie qu'en appliquant la même pénalité sur l'état final (IV.7), en l'éloignant de sa valeur de référence, SDP a une meilleure capacité à ramener le niveau de charge de la batterie à la référence envisagée qu'A-ECMS.

Enfin, revenons au choix de la durée de cycle. Toute l'analyse statistique ci-dessus est basée sur les cycles générés d'une durée de 1000 s. Il faut s'assurer que cette durée est suffisante pour être représentative de la réalité.

Pour cela, une analyse d'influence de la durée sur les résultats des stratégies en ligne est effectuée, en utilisant des cycles aléatoires générés par chaîne de Markov à partir des données de cycle INRETS_R1. Nous considérons des durées de cycle comprises entre 100 s et 3000 s, et nous générons mille cycles pour chaque durée.

Comme le montre la figure IV.29, la moyenne et l'écart-type des vitesses moyennes de mille cycles convergent quand la durée du cycle augmente. La même tendance se retrouve sur la consommation de carburant et l'état de charge final représentés en Fig. IV.30.

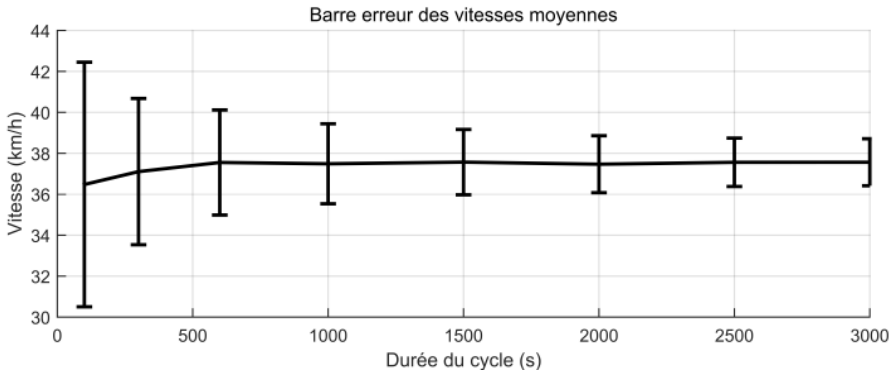


FIGURE IV.29 Vitesse moyenne de mille cycles générés en fonction de la durée de cycle

La bonne convergence pour 1000 s confirme la cohérence de notre choix précédent sur la durée du cycle et nos commentaires de l'analyse statistique sont donc corrects.

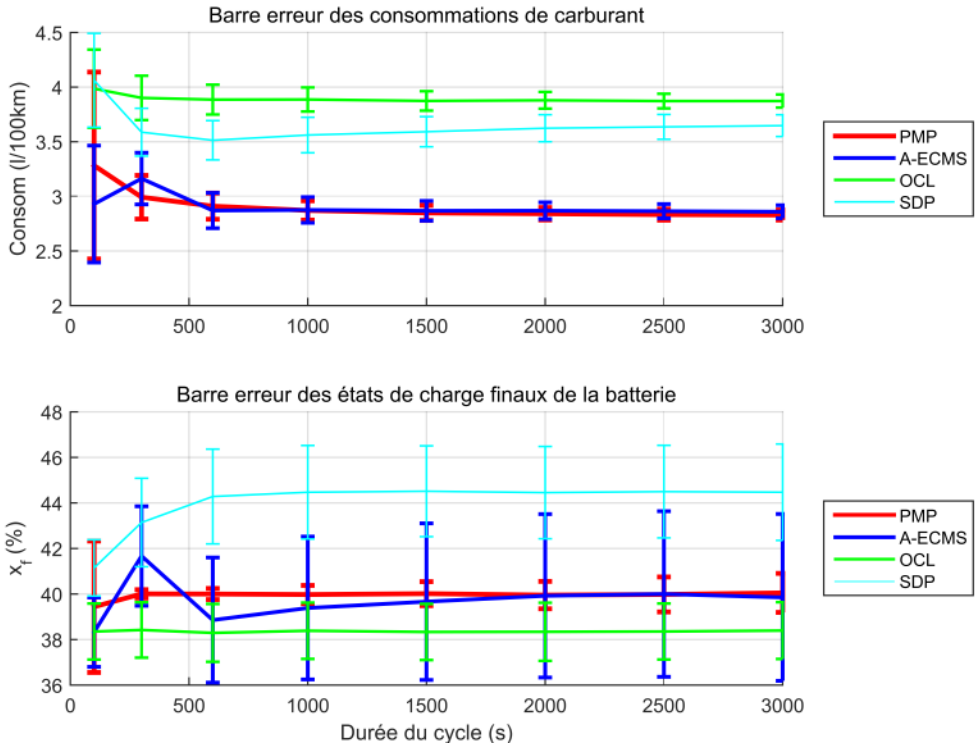


FIGURE IV.30 Consommation de carburant et état de charge final de la batterie en fonction de la durée de cycle

Ce chapitre compare les résultats de simulation obtenus par les trois stratégies en ligne avec ceux optimaux des algorithmes hors ligne pour les différents cycles de conduite dans le cas du véhicule hybride thermique-électrique. Dans le chapitre suivant, nous intéressons à un système réel sur lequel des comparaisons entre simulations et mesures expérimentales vont pouvoir être faites.

Chapitre V

Etude expérimentale d'un véhicule électrique à pile à combustible

Ce chapitre s'intéresse à une autre application hybride : il s'agit d'un véhicule électrique à pile à combustible, dans lequel le système de la pile à combustible est associé à un système de stockage de type super-condensateur afin de lisser la puissance que doit fournir la pile à combustible. Le véhicule d'étude choisi est un scooter, car sa gamme de puissance correspond à celle d'un banc d'essai disponible au laboratoire, ce qui permet d'aller jusqu'à la validation expérimentale des stratégies de gestion énergétique.

Trois stratégies en ligne - A-ECMS, SDP et la stratégie basée sur des règles empiriques (rule-based strategy en anglais, ou RBS) sont mises en œuvre pour la comparaison et les deux algorithmes hors ligne - PMP et DP - sont aussi appliqués afin de fournir des consommations de référence. La démarche de ce chapitre est similaire à celle du chapitre précédent, mais l'accent est mis sur la comparaison des résultats de simulation et de manipulation de différentes stratégies de gestion énergétique.

La section 5.1 présente le modèle du scooter électrique à pile à combustible. Après une brève introduction sur le système hybride et son fonctionnement, la modélisation des principaux composants est abordée. Le cycle de référence est de nouveau choisi et le générateur de cycles aléatoires est amélioré.

Après un bref rappel du problème d'optimisation globale sous contraintes, les similitudes et les différences par rapport au système du véhicule hybride thermique-électrique concernant les stratégies de gestion énergétique sont discutées dans la section 5.2.

Dans la section 5.3, le banc d'essai expérimental est décrit ainsi que le système de contrôle. Trois critères de comparaison sont listés et le modèle numérique est validé

hors ligne à la fois sur charge constante et sur cycle WLTC. Ensuite, les stratégies temps réel pramétrées hors ligne sont comparées sur le cycle WLTC puis sur mille cycles stochastiques générés par chaîne de Markov pour l'analyse de robustesse des stratégies. Les vingt premiers cycles sont également choisis pour être testés en temps réel.

5.1 Modélisation du véhicule électrique à pile à combustible

Le véhicule étudié est un scooter électrique à pile à combustible dont les caractéristiques sont rassemblées dans le tableau V.1.

TABLE V.1 Caractéristiques du scooter électrique à pile à combustible

Symbole	Caractéristique	Valeur
M	Masse	$110\ kg$
V_{veh_max}	Vitesse maximale	$45\ km/h$
A_p	Aire frontale	$0,7\ m^2$
C_D	Coefficient de traînée	$0,75$
C_r	Coefficient de résistance au roulement	$0,01$

5.1.1 Description du système

Les piles à combustible produisent de l'électricité à partir de dihydrogène H_2 (désormais mentionné comme hydrogène ou carburant) et de dioxygène O_2 au travers de la réaction d'oxydoréduction (V.1).

$$\begin{aligned} H_2 &\rightarrow 2H^+ + 2e^- \\ O_2 + 4H^+ + 4e^- &\rightarrow 2H_2O \end{aligned} \tag{V.1}$$

Le rendement électrique théorique de la réaction est $\eta_{th} = \Delta G/\Delta H = 83\%$ avec la variation d'énergie libre $\Delta G = -237,1kJ/mol$ pour H_2O en liquide et la variation de l'enthalpie $\Delta H = -285,8kJ/mol$ pour H_2. La première correspond à la partie d'énergie maximale convertible en électricité alors que la dernière correspond à l'énergie libérée

par la réaction. Divers paramètres influencent la réaction chimique, parmi lesquels nous pouvons citer la température, la pression et l'humidité.

L'énergie spécifique de l'hydrogène est comparable à celle de l'essence mais sa puissance massique est bien inférieure, ce qui laisse craindre des performances inférieures à celles obtenues par un moteur thermique. Toutefois, le rendement de la pile à combustible est plus élevé que celui d'un moteur à combustion interne et elle ne produit aucune émission nocive.

L'ensemble du système de stockage de combustible (le réservoir H_2) et du convertisseur de puissance électrochimique (la pile à combustible) forme le système de la pile à combustible, désormais simplement nommé « pile à combustible » ou « PAC ».

Le bon fonctionnement de ce système nécessite une parfaite adaptation en temps réel entre la puissance à fournir et les débits des gaz, c'est-à-dire l'air du côté de la cathode et l'hydrogène du côté de l'anode qui alimentent la pile.

Cependant, la puissance de traction d'un véhicule peut varier très rapidement (de l'ordre d'une seconde) et de manière significative, par exemple en phase d'accélération ou de décélération, alors que le débit de gaz ne peut pas changer aussi rapidement en raison de temps de réponse mécanique du compresseur (de l'ordre de plusieurs secondes).

Par conséquent, un véhicule électrique à pile à combustible contient généralement au moins deux sources d'énergie : la pile à combustible et un système de stockage temporaire d'énergie comme un banc de super-condensateurs ou une batterie. Dans notre cas, les super-condensateurs sont choisis parce qu'ils ont une puissance spécifique supérieure à celle des batteries et une durée de vie plus longue en termes de nombre de cycles de charge/décharge.

Le véhicule est propulsé par un système hybride constitué d'une PAC mise en parallèle avec un banc de super-condensateurs (désormais simplement nommé « SC »). Le schéma de principe est représenté en Fig. V.1.

La pile à combustible alimente le bus électrique par l'intermédiaire d'un convertisseur DC/DC élévateur de tension unidirectionnel, tandis que les super-condensateurs sont connectés au travers d'un convertisseur bidirectionnel. Le premier convertisseur permet de contrôler le courant de sortie de la PAC et l'autre régule la tension de bus V_{bus} à sa valeur de référence, fixée à 50V. L'ensemble assure l'équilibre de puissance entre les trois dispositifs électriques, à savoir la charge, la PAC et le SC. Une tension de 50V est choisie pour le bon fonctionnement des convertisseurs utilisés.

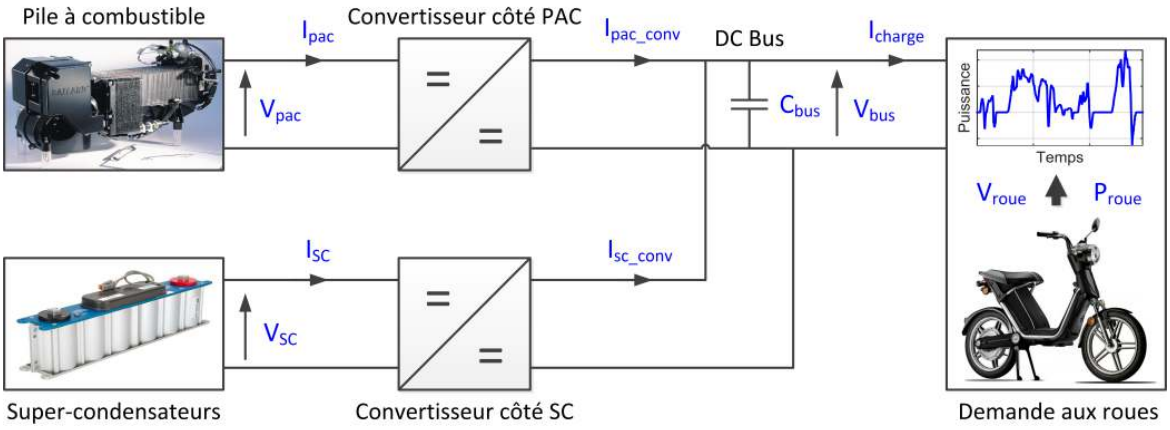


FIGURE V.1 Schéma de principe du système hybride à pile à combustible

Le condensateur C_{bus} permet de filtrer les pics de tension V_{bus} de haute fréquence. La valeur moyenne du courant qui le traverse est nulle. Par conséquent, le courant I_{charge} est la somme des courants de la sortie des convertisseurs.

$$I_{charge} = I_{pac_conv} + I_{sc_conv} \tag{V.2}$$

Il est à noter que le système hybride modélisé dans la suite correspond à l'alimentation électrique de la chaîne de traction du scooter hybride. Pour simplifier le modèle, nous avons supposé une machine électrique idéale, avec un rendement unitaire, de sorte que la puissance aux roues P_{roue} représente directement la charge.

$$P_{charge} = P_{roue} \tag{V.3}$$

5.1.2 Modélisation des composants

Nous détaillons ensuite la modélisation de chacun des principaux composants de puissance du système hybride PAC/SC.

a) Pile à combustible

La source d'énergie primaire du système étudié est l'hydrogène, qui alimente une pile à combustible à membrane électrolyte polymère de type H_2/air, de marque Ballard (modèle NEXA 1,2 kW). La puissance électrique fournie par la pile dépend directement

des débits d'entrée d'hydrogène et d'air, et la tension de sortie dépend de la puissance délivrée.

Les données constructeur sont les suivantes : puissance nominale de 1,2 kW, correspondant à une tension de sortie de 26 V et à un courant d'intensité 46 A, avec une température de fonctionnement régulée à 65 °C.

Le couplage de la PAC avec un SC permet de faire fonctionner celle-ci en régime lentement variable, les variations rapides de puissance étant absorbées par le SC. La PAC peut donc être modélisée par ses caractéristiques statiques. Un modèle empirique a été construit à partir de données expérimentales : la tension de sortie V_{pac} et le débit massique d'hydrogène $\dot{m}_{H_2}$ sont mesurés pour un courant de sortie I_{pac} imposé (Fig. V.2), avec des valeurs de courant comprises entre 0 et 35 A.

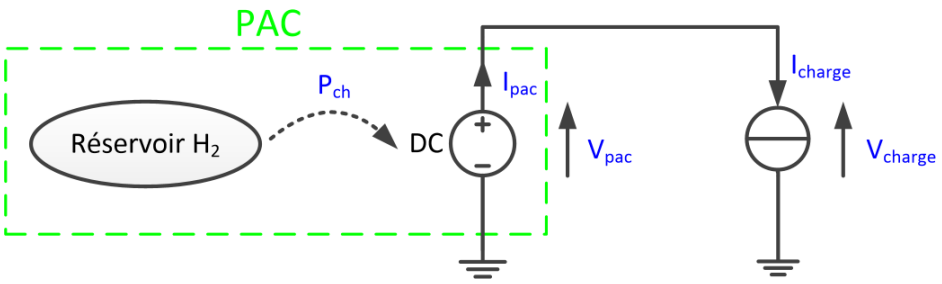


FIGURE V.2 Essai statique de la pile à combustible

La puissance fournie par la PAC est alors donnée par : $P_{pac} = V_{pac}.I_{pac}$ et la puissance chimique d'alimentation vaut $P_{ch} = \dot{m}_{H_2}.PCS/M$, où $PCS = 283\ kJ/mol$ et $M = 2,016\ g/mol$ sont respectivement le pouvoir calorifique supérieur de l'hydrogène et sa masse molaire. Le calcul de P_{ch} est effectué avec le pouvoir calorifique supérieur de l'hydrogène, et non le pouvoir calorifique inférieur, car la vapeur d'eau produite est condensée par le système de récupération de chaleur de la PAC avant d'être évacuée vers l'extérieur.

La figure V.3 montre le graphe de la puissance chimique P_{ch} en fonction de la puissance électrique P_{pac} mesurée en statique, ainsi que l'approximation qui en est faite par un polynôme de degré 4 (cf. Eq.(V.4)). Nous observons globalement un très bon accord.

$$P_{ch} = a_1.P_{pac}^4 + b_1.P_{pac}^3 + c_1.P_{pac}^2 + d_1.P_{pac} + e_1 \tag{V.4}$$

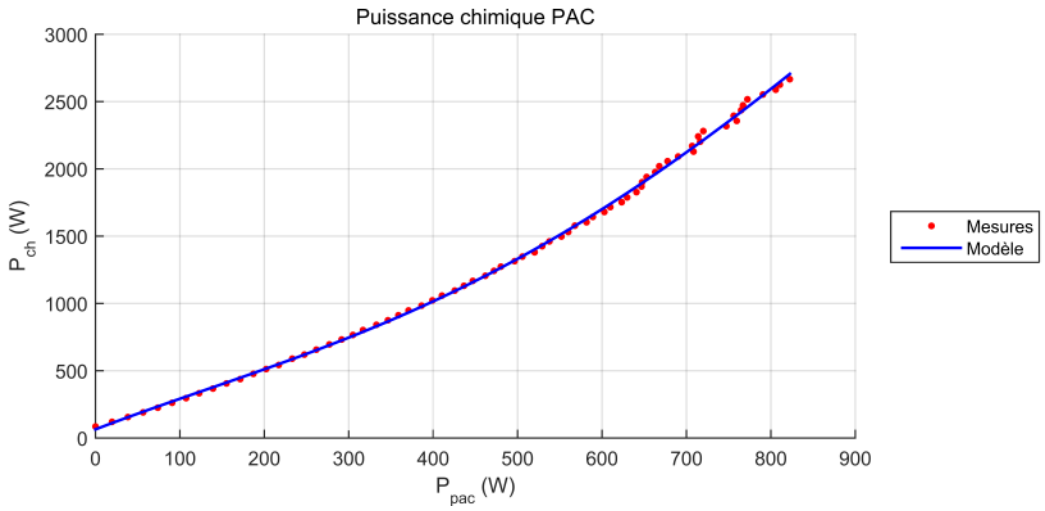


FIGURE V.3 Puissance chimique en fonction de la puissance de la pile à combustible

Ces données permettent également de calculer le rendement global du système pile à combustible $\eta_{pac} = P_{pac}/P_{ch}$. Les résultats représentés sur la figure V.4 montrent que le rendement maximum atteint 40% et qu'il est obtenu en charge partielle, pour une puissance fournie de 297 W. Nous notons que ce rendement évolue peu entre 200 et 400 W, ce qui va permettre d'optimiser le fonctionnement du système pour diminuer sa consommation globale sur un cycle de sollicitation donné.

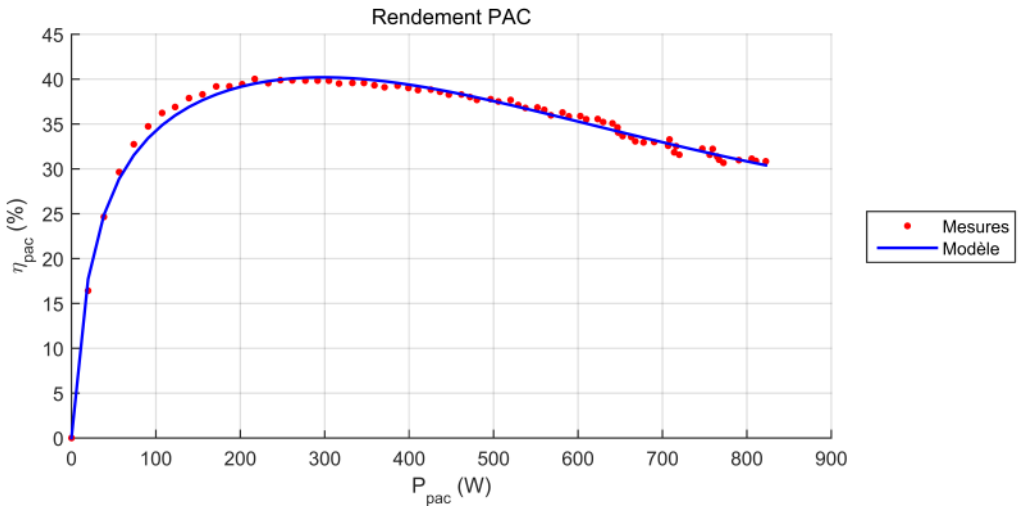


FIGURE V.4 Rendement de la pile à combustible en fonction de la puissance de sortie

Outre la relation entre puissance de sortie et consommation d'hydrogène $P_{ch}(P_{pac})$, la PAC est caractérisée par la relation entre la tension de sortie et la puissance délivrée

$V_{pac}(P_{pac})$, à partir de laquelle nous pouvons calculer le courant $I_{pac} = P_{pac}/V_{pac}$. La figure V.5 montre la courbe $V_{pac}(P_{pac})$ mesurée, ainsi que son approximation affine par morceaux définie par (V.5).

$$V_{pac} = \begin{cases} a_2.P_{pac} + b_2 & \text{si } 0 \leq P_{pac} < 100W \\ a_3.P_{pac} + b_3 & \text{si } P_{pac} \geq \ 100W \end{cases} \tag{V.5}$$

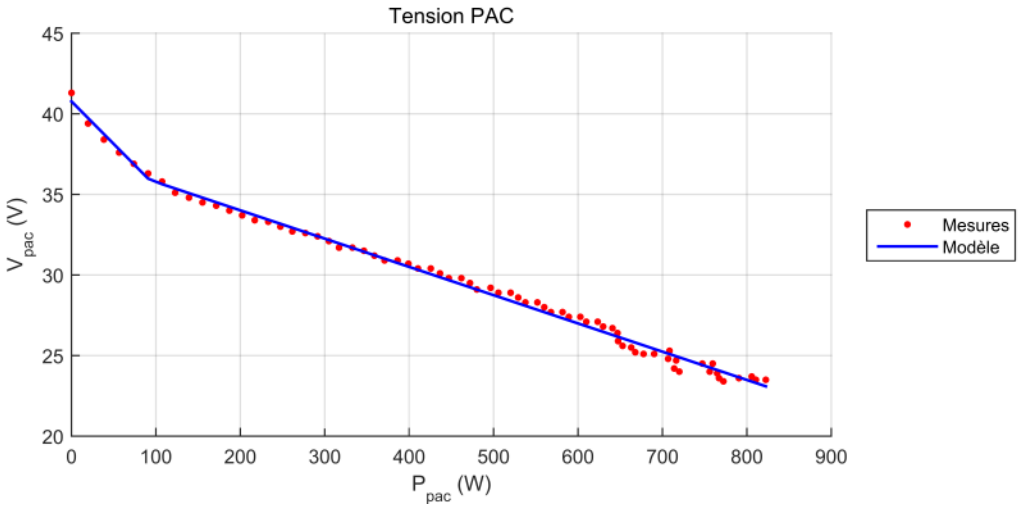


FIGURE V.5 Tension fournie de la pile à combustible en fonction de la puissance de sortie

b) Super-condensateurs

D'un point de vue technologique, le système de stockage tampon est constitué de deux modules de super-condensateurs placés en série. Chacun de ces modules est caractérisé par une tension nominale de 16 V et est lui-même un assemblage en série de six super-condensateurs élémentaires.

Pour tenir compte de caractéristiques hétérogènes pouvant mener à une dérive de la répartition des énergies au sein de chaque élément, le module est également pourvu d'un système d'équilibrage actif de la tension aux bornes des cellules élémentaires.

D'un point de vue utilisateur, ce système de compensation des disparités de tension peut être correctement modélisé par une source de courant placée en parallèle du module. En dernier lieu, si le SC possède un très bon rendement sur cycle, il faut

néanmoins tenir compte de pertes qui, en première approximation, évoluent de manière quadratique avec le courant et sont donc modélisables par une résistance série.

Ces considérations conduisent à modéliser le système de stockage par le circuit équivalent représenté sur la figure V.6.

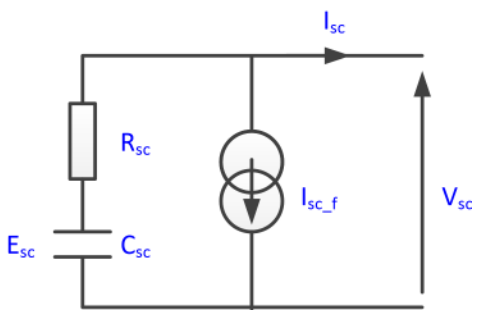


FIGURE V.6 Modèle de super-condensateurs

Les paramètres du modèle sont la résistance et la capacité internes R_{sc} et C_{sc}, ainsi que le courant de fuite I_{sc_f}, qui dépend de la tension aux bornes du système SC.

Pour un courant et une tension de sortie notés I_{sc} et V_{sc}, l'énergie stockée dans le SC s'exprime en fonction du courant et de la tension de sortie par la relation (V.6) :

$$E_{sc} = \frac{1}{2} C_{sc} (V_{sc} + R_{sc}(I_{sc} + I_{sc_f}))^2 \tag{V.6}$$

Cette énergie évolue en fonction de la puissance échangée avec l'extérieur selon l'équation dynamique :

$$\dot{E_{sc}} = -P_{sc_int} \tag{V.7}$$

où P_{sc_int} est la puissance définie par :

$$P_{sc_int} = R_{sc}(I_{sc} + I_{sc_f})^2 + V_{sc}(I_{sc} + I_{sc_f}) \tag{V.8}$$

Les paramètres R_{sc} et C_{sc} sont déterminés à partir du relevé expérimental de la tension V_{sc} obtenue pour un courant imposé en créneau, d'amplitude +/- 25 A et de fréquence 0,1 Hz. La résistance interne est calculée à partir de la chute de tension à

l'instant d'inversion du courant, alors que la capacité interne est calculée par la pente dV/dt aux mêmes instants.

Le courant de fuite est l'opposé du courant qu'il faut injecter pour maintenir le niveau de tension V_{sc} à une valeur constante. Il est mesuré pour différentes valeurs de la tension V_{sc}, puis les points mesurés sont utilisés pour construire une interpolation quadratique de la forme (V.9).

$$I_{sc_f} = a_4.V_{sc}^2 + b_4.V_{sc} + c_4 \tag{V.9}$$

Les valeurs mesurées et estimées sont présentées sur la figure V.7. Pour une tension de 22 V et la durée d'un cycle (10 mn), les pertes liées au courant de fuite atteignent 4 kJ, soit 10% de la capacité utile du SC (V_{sc} compris entre 15 et 29 V).

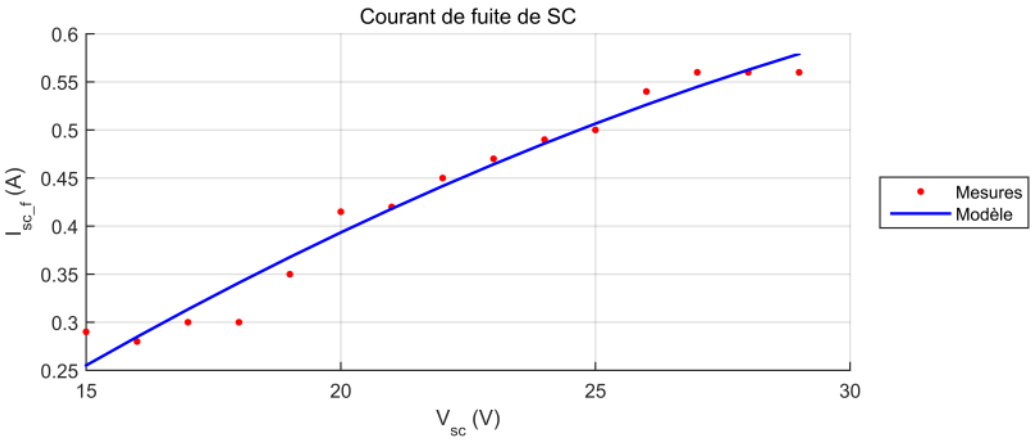


FIGURE V.7 Courant de fuite des super-condensateurs

c) Convertisseur de puissance

Le système pile à combustible alimente le bus continu par l'intermédiaire d'un convertisseur de puissance unidirectionnel de type hacheur élévateur régulé en courant. Le bloc de super-condensateurs est quant à lui connecté de manière bidirectionnelle au même bus continu grâce à un hacheur deux quadrants, réversible en courant et régulé en tension.

Chaque convertisseur est modélisé comme un convertisseur idéal connecté en parallèle avec une source de courant de fuite qui représente les pertes du convertisseur. Les

pertes sont mesurées avec précision en utilisant la méthode d'opposition décrite dans l'article [83].

Le courant de sortie du convertisseur côté PAC peut être exprimé par (V.10) :

$$I_{pac_conv} = \frac{V_{pac}.I_{pac}}{V_{bus}} - I_{pac_conv_f} \tag{V.10}$$

où $I_{pac_conv_f}$ est le courant de fuite, obtenu en interpolant les données expérimentales par la relation quadratique (V.11).

$$I_{pac_conv_f} = a_5.I_{pac}^2 + c_5 \tag{V.11}$$

De même, le convertisseur dédié au SC est modélisé par les relations :

$$\begin{cases} I_{sc_conv} = \dfrac{V_{sc}.I_{sc}}{V_{bus}} - I_{sc_conv_f} \\ \\ I_{sc_conv_f} = a_6.I_{pac}^2 + c_6 \end{cases} \tag{V.12}$$

Les courants de fuite $I_{pac_conv_f}$ et $I_{sc_conv_f}$ estimés et mesurés sont comparés dans la figure V.8.

Nous observons une discontinuité de mesure à l'origine qui n'est pas prise en compte dans le modèle. Etant donnée la faible puissance convertie à l'origine, cette différence peut être négligée.

Nous remarquons également que l'erreur de modélisation est plus importante pour le convertisseur côté PAC que le convertisseur côté SC. De plus, ce modèle est basé sur l'hypothèse que le courant de fuite est indépendant de la tension d'entrée. La figure V.9 montre que cette hypothèse est plus correcte pour le convertisseur côté SC que pour celui côté PAC.

Par conséquent, au lieu d'utiliser la formule (V.11), nous déterminons le courant de fuite du convertisseur côté PAC par interpolation linéaire des points de mesures en fonction du courant et de tension de la PAC.

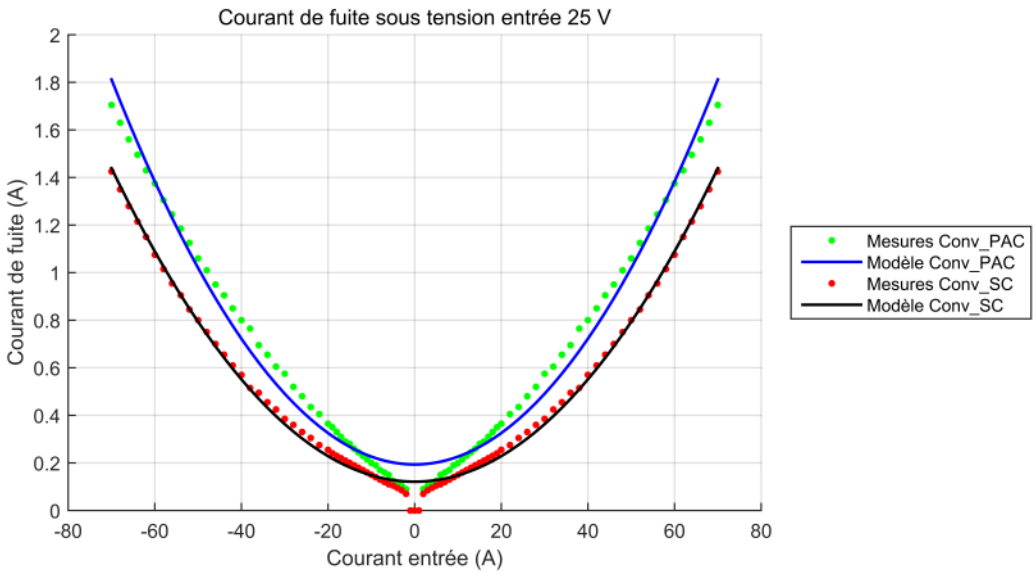


FIGURE V.8 Courant de fuite des convertisseurs

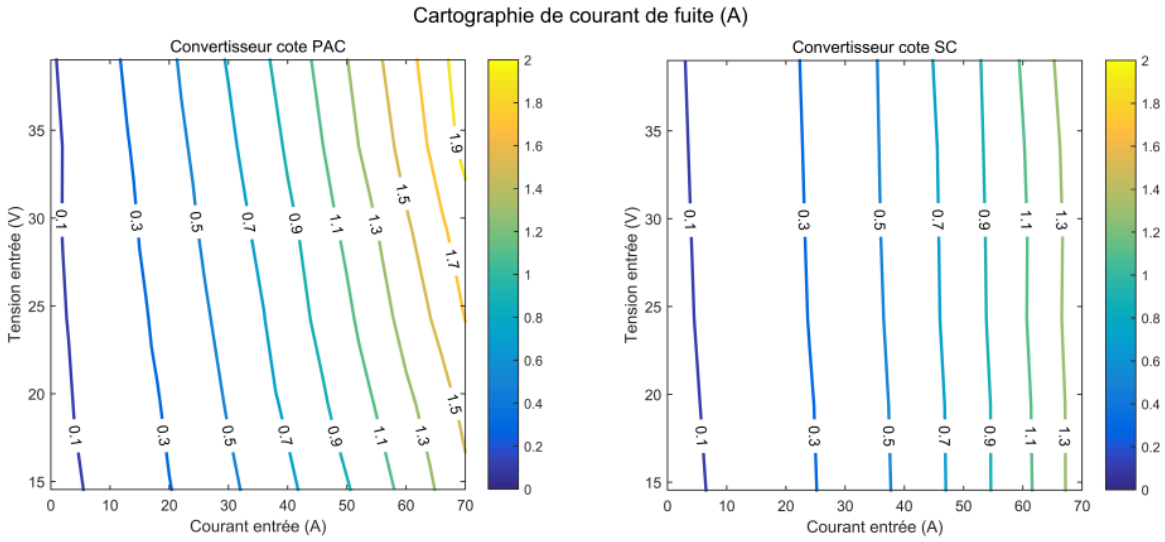


FIGURE V.9 Cartographie de courant de fuite des convertisseurs

5.1.3 Modélisation des trajets de conduite

Le même modèle mécanique du véhicule présenté dans la section 2.2.1 est utilisé. Cependant, le choix du cycle de référence doit s'adapter au cas du scooter électrique considéré. Nous en profitons également pour améliorer le générateur de cycles stochastiques par chaîne de Markov.

a) Choix du cycle de référence

Le scooter est un véhicule de faible puissance massique (9 W/kg), avec par conséquence une capacité d'accélération moindre que celle du véhicule hybride étudié précédemment, et des profils de vitesse différents. Nous avons donc utilisé le cycle d'homologation WLTC de classe 1, correspondant à un niveau de puissance inférieur à 22 W/kg.

Ce cycle est représenté sur la figure V.10 : il comporte une première partie correspondant à un environnement urbain et une vitesse maximale de 49,1 km/h, suivie d'une partie correspondant à un environnement péri-urbain et une vitesse maximale de 64,4 km/h.

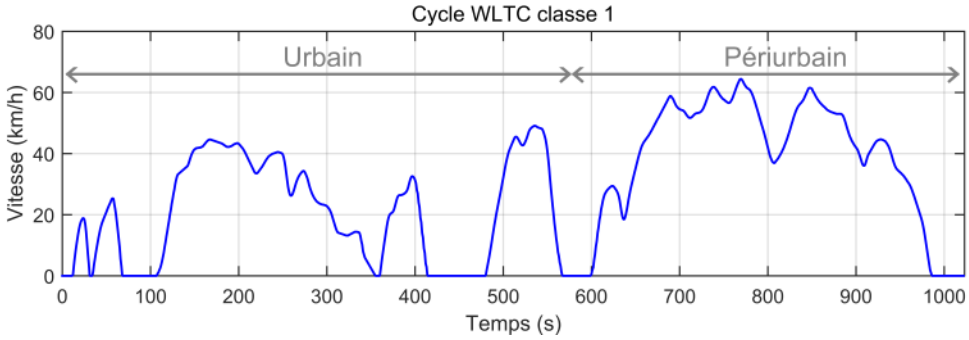


FIGURE V.10 Cycle de conduite automobile WLTC de classe 1

La vitesse du scooter modélisé ici est limitée à 45 km/h, de sorte que nous avons choisi de ne travailler qu'avec la partie urbaine du cycle, de durée légèrement inférieure à 600 s. Dans ce chapitre, le cycle dit « WLTC » fait référence à la portion urbaine du cycle WLTC de classe 1.

b) Génération de cycles aléatoires par chaîne de Markov

De même que pour le véhicule hybride, nous souhaitons utiliser les données du cycle WLTC pour déterminer la matrice de transition du générateur de cycles aléa-

toires par chaine de Markov. Toutefois, nous disposons de moins de données, ce qui pose des problèmes pratiques de mise en œuvre du générateur de cycles et nécessite d'éliminer certains cycles générés. En effet, nous observons que certains des cycles générés automatiquement ont une allure trop différente du cycle de référence pour être exploités.

Nous avons donc utilisé quatre critères de sélection, afin de ne conserver que des cycles représentatifs du type de trajet considéré, c'est-à-dire présentant des caractéristiques statistiques proches. Ces critères sont : la valeur moyenne, l'écart-type, l'erreur quadratique moyenne et la divergence de Kullback-Leibler. Ce dernier critère mesure la différence entre deux densités de probabilité [33].

Un autre problème est de générer des cycles ayant une vitesse finale nulle et une durée maîtrisée, c'est-à-dire comprise dans l'intervalle de temps [550 s, 650 s]. A cet effet, nous générons des cycles de durée 650 s et nous supprimons les points situés après le dernier point présentant une vitesse nulle. Si la vitesse et la durée du cycle ainsi raccourci sont suffisantes, le cycle est conservé, sinon il est éliminé.

5.2 Stratégies de gestion énergétique en temps réel

De même que la modélisation du véhicule, les stratégies de gestion énergétique et leur implémentation numérique ont aussi évolué par rapport au cas du véhicule hybride thermique-électrique.

5.2.1 Rappel du problème d'optimisation traité

Le problème d'optimisation se pose de la même manière que pour le véhicule hybride thermique-électrique : il s'agit de piloter le système de manière à minimiser sa consommation d'hydrogène sur un cycle ou dans un environnement donné, tout en répondant à la demande de puissance du conducteur et en respectant les contraintes opérationnelles du système.

Nous choisissons pour variable de commande la puissance électrique de sortie de la pile à combustible P_{pac}, et pour variable d'état l'énergie stockée dans le super-condensateur E_{sc}. Afin d'alléger l'écriture des équations, ces variables seront notées respectivement u et x. La puissance de traction P_{charge} sera notée w. La commande optimale et la trajectoire de l'état de charge associée seront notées u^* et x^*.

Le problème de minimisation sous contrainte correspondant est régi par les équations (V.13) - (V.18).

$$\begin{cases} \text{Minimiser} & J_{H_2} = \int_{t_0}^{t_f} P_{ch}(u(t)).dt & \text{(V.13)} \\ \text{sous les contraintes} & \dot{x}(t) = -P_{sc_int} = f(u(t), x(t), w(t)) & \text{(V.14)} \\ & x(t_f) = x(t_0) = x_{ref} & \text{(V.15)} \\ & x(t) \in [x_{min},\ x_{max}] & \text{(V.16)} \\ & u(t) \in [0,\ u_{max}] & \text{(V.17)} \\ & \dot{u}(t) \in [-\dot{u}_{max},\ \dot{u}_{max}] & \text{(V.18)} \end{cases}$$

J_{H_2} représente la consommation d'hydrogène totale sur l'intervalle de temps considéré $[t_0,\ t_f]$, tandis que $f(.)$ est la fonction qui décrit le comportement dynamique du système, établie à partir des modèles de composants décrits dans la section précédente.

L'hydrogène étant la source primaire d'énergie, l'état énergétique des super-condensateurs doit être le même en début et en fin de cycle, d'où la contrainte de maintien de charge (V.15). L'évolution de cet état au cours du cycle montre comment le stockage est utilisé pour récupérer l'énergie cinétique au freinage ou ajuster le point de fonctionnement de la pile à combustible.

Les contraintes (V.16) - (V.18) sont des contraintes opérationnelles sur le SC et sur la PAC. Pour des questions de sécurité, la tension aux bornes du SC doit être comprise entre 15 V et 29 V. Une tension inférieure à 15 V limite l'énergie stockée dans le SC et une tension supérieure à 29 V pose des problèmes de sécurité du fonctionnement de SC. Cette contrainte sur la tension est convertie en une contrainte sur l'état (V.16).

La contrainte (V.17) correspond à la plage de bon fonctionnement de la pile à combustible, avec $u_{max} = 800\ W$. Au-delà, le rendement se dégrade rapidement. La contrainte (V.18) reflète la dynamique de la PAC, limitée par les temps de réponse du système lors des variations de débit des différents gaz et fluides. Par ailleurs, des variations de consigne trop rapides et fréquentes limitent la durée de vie de la pile. En pratique, la vitesse de variation de la puissance de sortie de la PAC est limitée à 400 W/s.

5.2.2 Similitudes et différences par rapport au système du véhicule hybride thermique-électrique

Les stratégies mises en œuvre sont quasiment les mêmes que pour le cas d'étude du véhicule hybride thermique-électrique. PMP et DP permettent d'obtenir des résultats de référence hors ligne, puis A-ECMS et SDP réalisent la gestion de l'hybridation en temps réel. La stratégie OCL, s'appuyant sur des modèles spécifiques au véhicule hybride thermique-électrique, a été remplacée par une méthode empirique à base de règles.

Toutefois, même si les méthodes sont les mêmes, le comportement du système du scooter électrique à pile à combustible nécessite quelques aménagements des stratégies par rapport au système du véhicule hybride thermique-électrique.

a) Architecture du système

Le système hybride constitué de la pile à combustible et du système de stockage présente une architecture parallèle similaire à celle de l'association moteur thermique / machine électrique du véhicule hybride, mais l'hybridation se fait sur les flux de puissance électrique au lieu des flux de puissance mécanique.

Les convertisseurs de puissance jouent le même rôle que les réducteurs de vitesse et la boite de vitesse, et la mise en parallèle de ces convertisseurs correspond à une addition de courant électrique au lieu d'une addition de couple. Il est à noter que le rapport de transformation des convertisseurs varie continûment.

L'architecture générale est la même, mais les organes ont des comportements différents, ce qui nécessite d'adapter les équations. Les rendements constants des organes de transmission sont remplacés par des modèles faisant intervenir des courants de fuite, légèrement plus complexes à calculer.

b) Loi d'évolution de l'état du système

Une différence de comportement importante vient de l'équation d'évolution du système de super-condensateurs. En effet, les équations (V.7) et (V.8) montrent que la tension et le courant aux bornes du super-condensateur dépendent de l'énergie stockée dans celui-ci, et donc que la dérivée temporelle de l'état dépend de lui-même : nous obtenons une relation de la forme $\dot{x}(t) = f(x, u, w)$, dans laquelle il n'est pas possible de négliger l'influence de x sur $\dot{x}(t)$ comme il est habituel de le faire pour les batteries.

La mise en œuvre de PMP nécessite de prendre en compte cette dépendance : l'état adjoint λ n'est plus constant et doit être calculé en résolvant à chaque pas de temps l'équation différentielle (III.17) à partir de la valeur initiale λ_0.

c) Contrainte sur l'état

Un autre point concerne la contrainte (V.16). Dans le cas du véhicule hybride thermique-électrique, la capacité de la batterie était suffisante pour que, en pratique, les limites inférieure et supérieure ne soient pas atteintes et cette contrainte n'avait pas besoin d'être prise en compte.

Dans le cas du scooter électrique à pile à combustible, la capacité de SC est plus réduite, de sorte que la contrainte est active lors du fonctionnement du système et il est nécessaire de la prendre en compte. C'est d'autant plus important que les stratégies vont être testées sur un système réel.

La version originale de PMP n'intégrant pas de contrainte sur la variable d'état, nous avons choisi d'implanter la méthode proposée dans l'article [84] : si la contrainte d'inégalité (V.16) est violée, le cycle de conduite est divisé en deux sous-cycles, comme représenté sur la figure V.11 et des contraintes intermédiaires sont ajoutées, selon le principe suivant. Si la limite supérieure de l'état est dépassée au cours du cycle déroulé hors ligne, le cycle est divisé en deux sous-cycles à l'instant t_{max} où $x(t)$ prend la plus forte valeur. Puis, la borne supérieure x_{max} est utilisée comme état final du premier sous-profil et comme état initial du deuxième profil. Une violation de la limite inférieure de l'état est traitée de manière similaire et la subdivision est répétée autant de fois que nécessaire pour obtenir une suite de profils qui respectent tous la contrainte d'état.

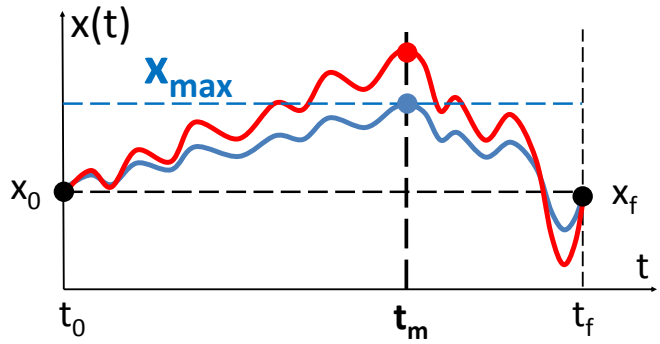


FIGURE V.11 Schéma de principe de la prise en compte de la contrainte d'état dans l'algorithme PMP

Pour les mêmes raisons, il a été nécessaire d'ajouter des règles empiriques à A-ECMS. En effet, nous avons constaté lors de l'analyse statistique en simulation que le contrôle réalisé sur le coût équivalent λ ne garantit pas le respect de la contrainte (V.16). Des règles empiriques (V.19) et (V.21) ont donc été ajoutées.

d) Mise en œuvre de SDP

DP et SDP offrent un cadre suffisamment général pour que la contrainte sur l'état et l'équation d'évolution faisant intervenir l'état soient naturellement prises en compte, sans avoir besoin d'aménagement particulier. C'est un intérêt certain de ces méthodes. SDP a donc été mise en œuvre en exploitant la matrice de transition de la chaîne de Markov déterminée à l'aide des données du cycle WLTC.

En revanche, l'implantation de la procédure forward de SDP dans un microcontrôleur embarqué est limitée par la mémoire disponible. Le modèle de chaîne de Markov à deux variables d'état (V_{roue} et P_{roue}) nécessitant trop d'espace mémoire, nous avons mis en place un modèle plus léger, reposant sur une certaine densité de probabilité de P_{roue}.

L'approche SDP comprend donc deux versions : « Markov_SDP » correspond à l'utilisation de la chaîne de Markov à deux variables d'état, alors que « Classic_SDP » correspond l'utilisation de la loi statistique sur la puissance seule.

e) Stratégie à base de règles (RBS)

Dans le cas du véhicule hybride thermique-électrique, la troisième stratégie en temps réel est OCL dans laquelle les droites de Willans sont utilisées pour la modélisation du moteur thermique. Evidemment, cette loi de commande n'est plus applicable pour le cas de la pile à combustible.

Une stratégie empirique RBS basée sur la connaissance de l'efficacité de la PAC a été sélectionnée en raison de la simplicité de sa mise en œuvre en temps réel [18].

La puissance de sortie de la pile est explicitement définie en fonction de la puissance demandée au niveau des roues et la quantité d'énergie disponible dans le système de stockage, selon les formules (V.19) - (V.21).

- **Pour** $x \in [x_{haut},\ x_{max}]$

$$u = 0 \tag{V.19}$$

- **Pour** $x \in [x_{bas},\ x_{haut}]$

$$u = \begin{cases} 0 & \text{si } P_{charge} \leq 0 \\ u_{bas} & \text{si } 0 < P_{charge} < \overline{\eta_{conv}}.u_{low} \\ u_{rend_max} & \text{si } \overline{\eta_{conv}}.u_{low} \leq P_{charge} \leq \overline{\eta_{conv}}.u_{haut} \\ \dfrac{P_{charge}}{\overline{\eta_{conv}}} & \text{si } \overline{\eta_{conv}}.u_{haut} \leq P_{charge} \leq \overline{\eta_{conv}}.u_{max} \\ u_{max} & \text{sinon} \end{cases} \tag{V.20}$$

- **Pour** $x \in [x_{min},\ x_{bas}]$

$$u = u_{max} \tag{V.21}$$

où
x_{haut} et x_{bas} sont respectivement les bornes supérieure et inférieure de E_{sc} ;
u_{haut} et u_{bas} sont respectivement les bornes supérieure et inférieure de P_{pac} ;
u_{rend_max} est la puissance de la pile au point de rendement maximal ;
$\overline{\eta_{conv}}$ est le rendement moyen du convertisseur côté PAC.

En outre, une durée minimale T_{RBS} est imposée pour éviter un changement trop fréquent de la puissance de sortie de la pile à combustible. Une fois qu'une commande u est choisie, elle doit être maintenue au moins sur la durée de T_{RBS} avant d'être basculée sur d'autres valeurs.

f) Paramètres de discrétisation

Etant donnés les usages différents des véhicules envisagés, la discrétisation est aussi différente dans les deux cas d'application.

Dans le cas du véhicule hybride à moteur thermique de 50 kW, la vitesse maximale du véhicule est de 170 km/h, soit 47 m/s. Les pas de discrétisation sont définis à $du = 1\ kW$, $dx = 0,1\%$, $dV_{roue} = 1\ m/s$ et $dP_{roue} = 1\ kW$.

Cette discrétisation ne convient pas dans le cas du scooter électrique à pile à combustible, dont la puissance et la vitesse sont limitées à 800 W et à 45 km/h. Les pas deviennent $du = 10\ W$, $dx = 100\ J$, $dV_{roue} = 0,1\ m/s$ et $dP_{roue} = 10\ W$.

5.3 Tests en simulation et sur le dispositif expérimental

Les différentes stratégies de pilotage de la pile à combustible ont été étudiées en simulation, puis implantées dans un microcontrôleur afin de gérer en temps réel le système physique. Des optimisations hors ligne ont d'abord été faites afin de fournir des consommations de référence. Les stratégies temps réel ont été testées et leurs performances comparées dans le cas du cycle d'homologation WLTC, puis pour des séries de cycles aléatoires générés par chaine de Markov. Ces derniers tests permettent d'évaluer la robustesse des stratégies.

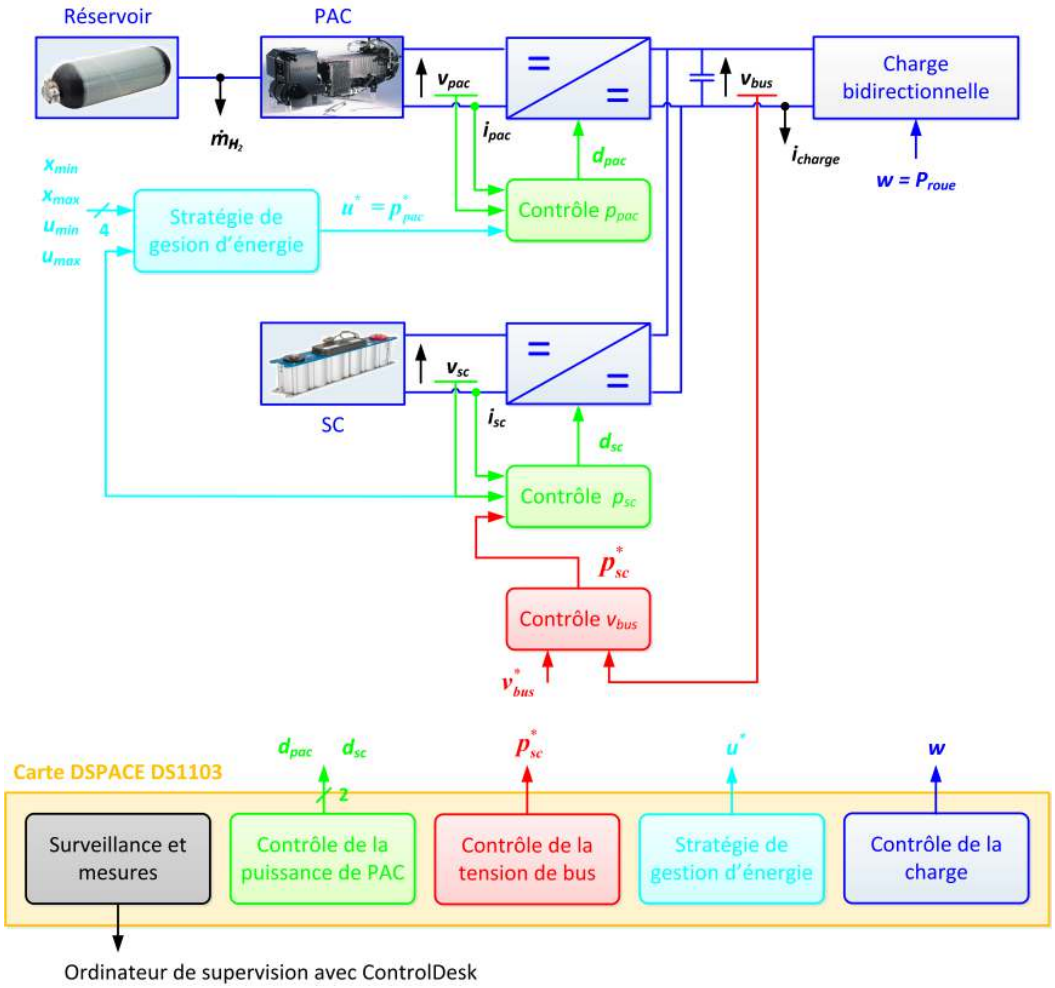
5.3.1 Principe des essais réalisés

La figure V.12a décrit l'architecture de puissance et son contrôle, du point de vue du matériel mis en œuvre au laboratoire pour développer le banc de gestion énergétique. Pour fixer les idées, les principaux éléments de ce dispositif expérimental sont représentés sous forme de photos à la figure V.12b.

Le banc d'essai de notre laboratoire est construit autour des principaux éléments suivants :

- Un système pile à combustible de 1 kW (sous une tension d'environ 24 V) associé à un capteur de débit massique de dihydrogène et une bouteille de 200 bars située à l'extérieur du bâtiment ;
- Un bloc de super-condensateurs présentant une capacité totale de 125F et une tension nominale de 32V, soit une énergie nominale de 64 kJ égale à 17,8 Wh
- Deux convertisseurs de puissance utilisant des transistors MOSFET de puissance pilotés à une fréquence de découpage de 20 kHz et supportant la tension du bus continu, soit 50 V.
- Une charge active bidirectionnelle en courant réalisée avec une charge monodirectionnelle et une alimentation, toutes deux pilotables par une entrée analogique.
- Des capteurs de courant et de tension mesurant les grandeurs électriques des trois sources (à savoir le système pile, le banc de SC et la charge active).
- Un système de pilotage de l'ensemble fondé sur une plate-forme temps réel proposée par DSPACE : la carte DS1103. Celle-ci permet d'implanter les différents

(a) Architecture et système de contrôle



(b) Banc d'essai

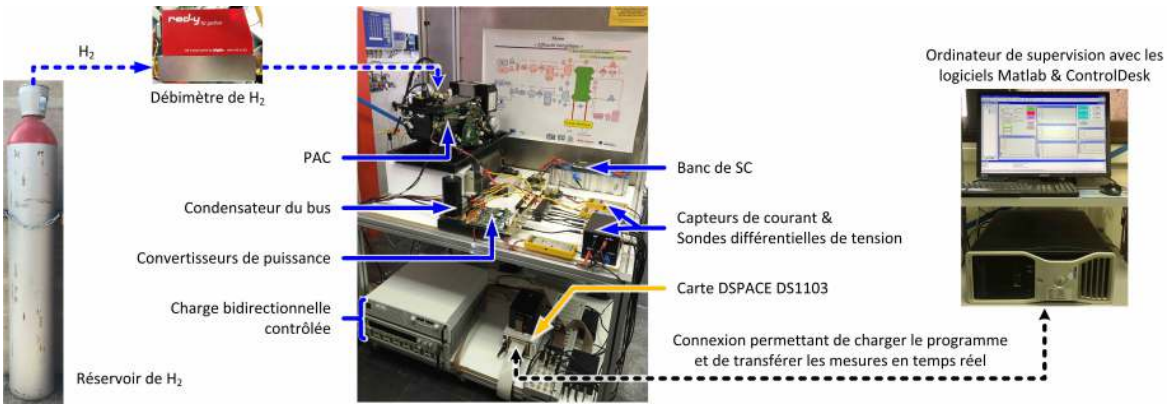


FIGURE V.12 Plate-forme d'essais du système hybride

algorithmes de contrôle décrits précédemment. Le développement numérique s'effectue sur le logiciel MATLAB/simulink et, après compilation, le fichier exécutable est directement chargé dans la carte microprocesseur. La carte permet également de réaliser un suivi des mesures en réalisant l'affichage sur l'ordinateur de supervision grâce au logiciel ControlDesk. Les contrôles sont effectués à une fréquence d'échantillonnage de 20 kHz.

Comme le montre la figure V.12a, le contrôle de la puissance fournie par chacune des sources (PAC et SC) au bus continu est effectué en pilotant les rapports cycliques des deux hacheurs d'interface. Ce contrôle est structuré en trois couches.

- Au niveau le plus bas, le courant de chacune des charges est asservi afin de garantir le respect des contraintes en courant dans les sources comme dans l'interface.
- Au niveau intermédiaire, la tension du bus continu est régulée à sa tension de référence fixée à 50 V en agissant sur la puissance fournie par le banc de super-condensateurs.
- Au niveau supérieur, l'étage de gestion énergétique fournit la valeur de référence de la puissance du système pile à combustible que nous notons $u(t)$. Dans le même temps, la carte DS1103 délivre également la demande en puissance de la charge, notée $w(t)$, en se fondant sur le profil de mission enregistré au préalable.

L'objet de l'étude expérimentale menée ici est d'évaluer la performance relative de plusieurs algorithmes de gestion d'énergie en temps réel, c'est-à-dire sans connaissance a priori du profil temporel de mission. A cet effet, les grandeurs imposées sur une mission sont :

- le profil de charge $w(t)$, déterministe ou aléatoire
- la commande de puissance électrique délivrée par la PAC, $u(t)$, qui peut soit être établie préalablement par un algorithme hors ligne dans le cas d'un profil de charge connu a priori, soit calculée en temps réel par l'une des stratégies testées.

La tension et le courant du SC v_{sc} et i_{sc} et la consommation instantanée de la PAC $\dot{m}_{H_2}(t)$ sont d'abord mesurés et ensuite intégrés numériquement pour déterminer la trajectoire d'état $x(t)$ et la consommation totale en hydrogène sur la mission J_{H_2}.

Le cadre de validation que nous nous fixons est le véhicule électrique hybridé, qui nécessite des évaluations sur des profils de mission de l'ordre de quelques dizaines de

minutes. Dans ce contexte, il est important de noter que la carte DS1003 a une capacité de mémoire limitée qui ne nous permettra pas de mettre en œuvre l'algorithme de programmation dynamique stochastique reposant sur la chaîne de Markov.

En effet, cet algorithme utilise une chaîne de Markov bidimensionnelle (car fondée sur les informations vitesse et puissance) afin de prédire les probabilités d'occurrence à venir du profil de mission : la mise en œuvre de l'algorithme repose donc sur un tableau à 3 dimensions $u = f(x, w, t)$.

Appliqué à un profil de mission WLTC, cela exige plus de 10^8 valeurs stockées, ce qui dépasse de loin les possibilités de la carte DS1103. Aussi, cet algorithme est uniquement mis en œuvre dans le cadre de simulations sans être développé en temps réel.

En revanche, l'algorithme SDP fondé uniquement sur un modèle statistique de la puissance de traction s'appuie sur une matrice à 2 dimensions $u = f(x, t)$. Pour le cycle précédent, cela constitue un ensemble de 10^6 valeurs qui peuvent être stockées dans la mémoire de la carte DS1103.

Cet algorithme est donc réalisé et utilisé en temps réel au même titre que les deux autres candidats, à savoir RBS et A-ECMS. De fait ces deux dernières méthodes ne requièrent que peu de paramètres, ce qui rend leur mise en application en temps réel aisée.

5.3.2 Critères d'évaluation des différentes stratégies

Pour les véhicules hybrides, il est d'usage d'évaluer la performance des stratégies de gestion énergétique en terme d'économie de carburant par rapport à un véhicule non hybridé. Ce critère a l'inconvénient de mélanger la qualité de l'hybridation elle-même et la qualité de la stratégie de gestion.

Par ailleurs, il est inapplicable dans le cas d'un véhicule à pile à combustible car la PAC est trop lente pour suivre le profil de puissance à la roue : l'association avec un SC est nécessaire pour assurer les dynamiques rapides et satisfaire à chaque instant la demande.

Par conséquent, nous évaluons la performance d'une stratégie donnée en terme de sur-consommation par rapport à la consommation minimale calculée hors ligne. Le deuxième critère concerne l'état de charge final du système de stockage, qui n'est pas toujours bien contrôlé par les stratégies en ligne. En plus de ces critères de performance des stratégies, un troisième critère quantifie la précision de l'outil de simulation réalisé en comparant les résultats de simulation et les résultats expérimentaux.

a) Sur-consommation

Le facteur de sur-consommation est défini par l'équation (V.22). $J_{H_2}(EL)$ est la consommation obtenue par une stratégie en ligne sur un cycle de conduite donné et $J_{H_2}(HL)$ est la consommation obtenue par l'algorithme hors ligne sur le même parcours.

$$Sur-conso\ (\%) = \frac{J_{H_2}(EL) - J_{H_2}(HL)}{J_{H_2}(EL)} \times 100\% \tag{V.22}$$

Comme la contrainte sur l'état final n'est plus garantie dans l'optimisation en temps réel, les valeurs de consommation obtenues par les différentes stratégies ne sont en général pas comparables car les états finaux associés sont différents d'une stratégie à l'autre. Le facteur de sur-consommation résout le problème, parce que la référence de consommation optimale $J_{H_2}(HL)$ est calculée a posteriori en utilisant les mêmes états initial et final que la stratégie temps réel testée. Par définition, ce facteur est toujours positif.

b) Différence d'état final

La différence entre les états initial et final est également un indicateur important sur la maîtrise de l'état final. Elle est définie comme suit :

$$\Delta x\ (\%) = \frac{x(t_f) - x(t_i)}{x(t_i)} \times 100\% \tag{V.23}$$

Une faible différence d'état signifie une bonne maîtrise de l'état final.

c) Ecart entre simulation et expérience

La différence entre les résulats d'essais et de simulations définie par l'équation (V.24) est la différence relative entre les consommations mesurée $J_{H_2}(mes)$ et simulée $J_{H_2}(sim)$. Elle cumule deux types d'erreurs : l'erreur de mesure et l'erreur de modélisation numérique.

$$Ecart\ (\%) = \frac{J_{H_2}(mes) - J_{H_2}(sim)}{J_{H_2}(sim)} \times 100\% \tag{V.24}$$

5.3.3 Validation du modèle

Etant donné que toutes les stratégies de gestion énergétique s'appuient sur le modèle du système hybride à pile à combustible et super-condensateur, il faut commencer par valider ce dernier. Dans ce but, les signaux d'entrée $u(t)$ et $w(t)$ sont appliqués au système réel tandis que les sorties $\dot{m}_{H_2}(t)$ et $x(t)$ sont mesurées. Les résultats simulés et mesurés sont ensuite comparés.

a) Sur charge constante, avec commande de la PAC en créneau

La figure V.13 montre un exemple de résultats : un signal carré de période 20 s et d'amplitude 500 W est appliqué à la pile à combustible pendant qu'une charge constante de 340W est demandée à la chaine de traction du véhicule. Le débit d'hydrogène et la variation d'état correspondant sont représentés en fonction du temps. La bonne concordance entre les signaux mesurés et simulés valide le modèle.

Nous remarquons la présence d'un pic qui correspondent à la phase de purge de la pile à combustible. Durant cette phase, la puissance fournie par la pile varie peu alors que le débit de hydrogène présente un pic local. La quantité d'hydrogène perdue dans une purge représentant 1% de carburant consommé, ces phases de purge incontrôlables ne sont pas prises en compte dans la simulation.

b) Sur cycle WLTC, avec commande optimale calculée hors ligne

Dans l'objectif d'établir les consommations de référence pour l'évaluation des stratégies en ligne, les comportements d'optimisation de deux méthodes hors ligne – PMP et DP – sont examinés sur le cycle de conduite WLTC.

Dans la phase de simulation, ces algorithmes déterminent la commande optimale u^* qui minimise la consommation globale du système pour une mission connue w. La trajectoire d'état $x_{sim} = x(u^*, w)$ correspondante est alors calculée.

Le principe de la validation expérimentale est d'appliquer le profil WLTC à la charge, le profil de commande optimale u^* à la PAC et de mesurer le profil d'état $x(t)$ ainsi que le débit de consommation $\dot{m}_{H_2}(t)$ qui en résultent.

La tension et le courant aux bornes des super-condensateurs V_{sc} et I_{sc} sont mesurés par des capteurs différentiels et ensuite convertis en énergie E_{sc} au travers du modèle de SC présenté en section 5.1.2. La trajectoire expérimentale x_{mes} est comparée à la trajectoire simulée. La figure V.14 montre les résultats des stratégies PMP et DP.

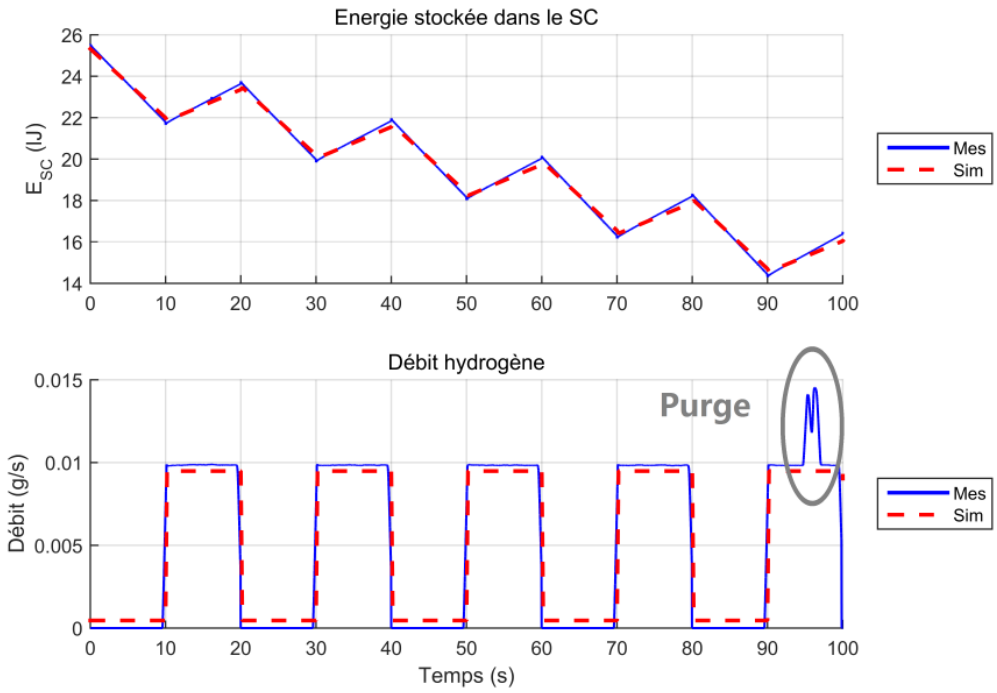


FIGURE V.13 Validation du modèle sur charge constante

Comme dans le cas du véhicule hybride thermique-électrique, les comportements de PMP et DP sont similaires. Par la suite, seule DP sera considérée pour établir les comportements de référence.

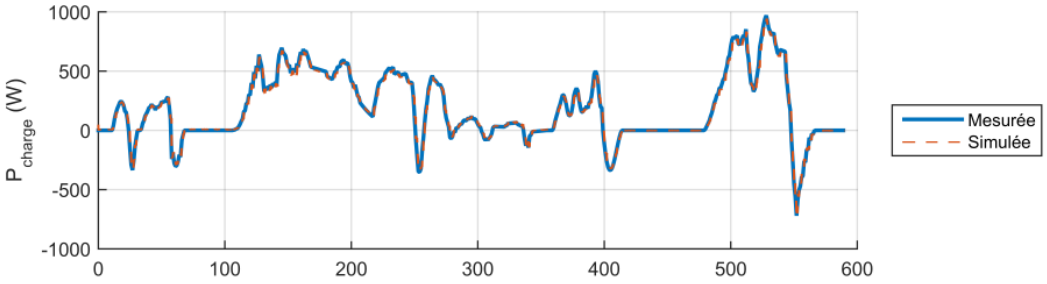
La figure V.14a montre un bon accord entre les signaux mesurés et simulés sur la charge. La valeur mesurée de l'énergie fournie à la charge est de $108,8\ kJ$ alors que la valeur estimée était de $106,3\ kJ$, ce qui correspond à une différence relative de -2,2%.

Pour ce profil de charge, les commandes optimales obtenues par PMP et par DP sont identiques sauf en quelques points isolés. La raison de cette différence liée à l'implémentation numérique a été détaillée dans le chapitre IV. Ici, nous nous concentrons sur la comparaison entre les mesures et les simulations.

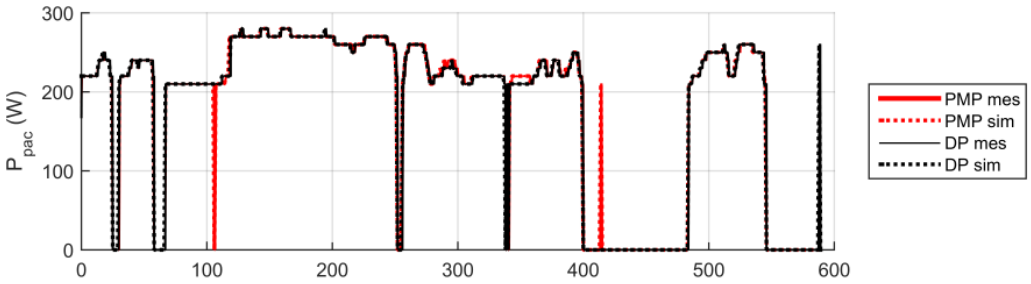
La figure V.14c représente le profil d'état du système et confirme que l'approche heuristique mise en œuvre sur PMP est efficace pour assurer le respect de la contrainte (V.16). En effet, la trajectoire optimale obtenue par PMP se superpose à celle obtenue par DP. En outre, la contrainte sur l'état final (V.15) est parfaitement respectée par DP tandis qu'il existe une différence d'état de -0,2% dans le cas de PMP.

La figure V.14d montre les courbes expérimentale et de simulation du débit d'hydrogène dont l'allure est similaire à celle de la puissance délivrée par la pile à combustible (Fig. V.14b). Nous remarquons également la présence de pics liée aux phases de purge de la pile à combustible.

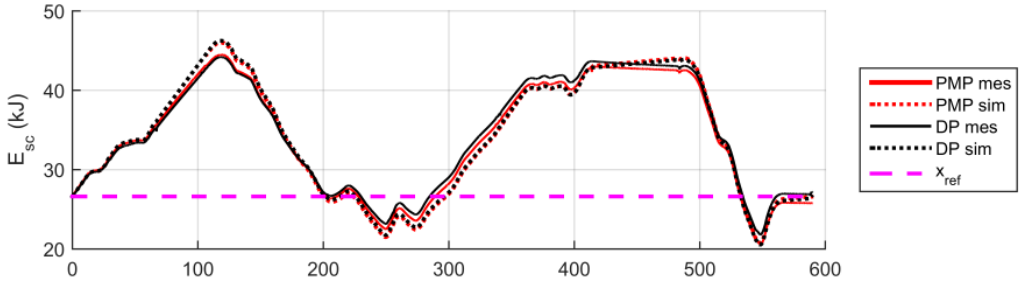
(a) Puissance de la charge



(b) Puissance de la PAC



(c) Energie stockée dans le SC



(d) Débit massique d'hydrogène

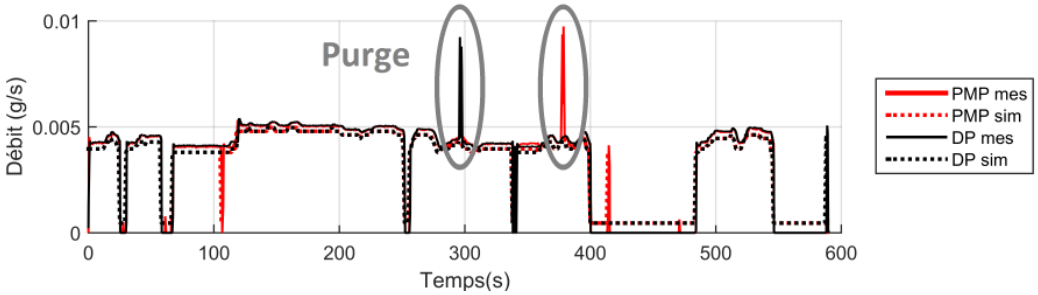


FIGURE V.14 Résultats des algorithmes hors ligne sur le cycle WLTC

Le tableau V.2 collecte les consommations estimées et mesurées dans les deux cas. Les faibles valeurs de la différence entre les manipulations et les simulations confirment la bonne modélisation numérique du système hybride. L'écart entre les différences d'état final des deux stratégies hors ligne est inférieur à 3%.

TABLE V.2 Résultats des stratégies hors ligne sur le cycle WLTC

Stratégie	$\boldsymbol{J}_{H_2}$ $(.10^{-4}\ g/m)$		$\boldsymbol{\Delta x}$ (%)		**Ecart** (%)
	Sim	**Mes**	**Sim**	**Mes**	
PMP	5,91	6,06	-0,2	-2,9	2,5
DP	5,91	6,10	0	2,6	3,2

5.3.4 Analyse du comportement des stratégies temps réel

Les quatre stratégies en ligne (RBS, A-ECMS, Classic_SDP et Markov_SDP) ont été mises en place et testées à la fois en simulation et sur le banc de test dédié. Leurs performances sont ensuite comparées, d'abord sur le cycle WLTC et ensuite sur un ensemble de cycles de conduite aléatoires ayant des caractéristiques statistiques similaires au cycle WLTC.

a) Paramétrage sur cycle WLTC

Les paramètres des différentes stratégies sont étalonnés sur le cycle WLTC suivant les procédures décrites ci-dessous.

- **RBS**

  Dans un premier temps, les paramètres sont déterminés par une méthode d'essais-erreurs qui vise à minimiser la consommation d'hydrogène sur le cycle WLTC.

  Ensuite, ayant constaté que ces paramètres ne permettent pas de garantir le maintien de l'état de charge dans la plage de fonctionnement acceptable quel que soit le cycle, nous avons dû prendre en compte une vingtaine de cycles aléatoires afin de déterminer un jeu de paramètres qui minimise au mieux la consommation sur le cycle WLTC tout en respectant la contrainte d'intervalle sur l'état de charge pour l'ensemble des cycles considérés.

- **A-ECMS**

  Comme dans le cas du véhicule hybride thermique-électrique, un algorithme génétique est utilisé pour déterminer les valeurs optimales des trois paramètres (T, K_p et λ_0) de A-ECMS. La fonction de pénalité sur l'état final x_f est représentée par l'équation $a_7.(x_f - x_{ref})^8$, qui autorise une variation de +/- 10% de x_f par rapport à la référence x_{ref}. La même pénalité est également employée dans le cas de SDP pour initialiser le calcul backward de la matrice cost-to-go $\{J_k(x_k)\}$.

- **SDP**

  Les lois de probabilité demandées par SDP pour le calcul de l'espérance mathématique sont extraites du cycle WLTC. Dans le cas de Classic_SDP, la densité de probabilité de la demande de puissance du système hybride est obtenue à partir des données de puissance du cycle WLTC par la méthode du noyau. Cette dernière est une méthode d'estimation non-paramétrique de la densité de probabilité d'une variable aléatoire [85].

  Pour Markov_SDP, la matrice de probabilité de transition $\{p_{ij,l}\}$ est calculée par l'équation II.10, de la même manière que dans le cas du véhicule thermique-électrique.

Les paramètres de réglage des stratégies en ligne sont résumés dans le tableau V.3.

Table V.3 Paramètres des stratégies en ligne

Symbole	Caractéristique	Valeur
T	Période d'adaptation de l'état adjoint d'A-ECMS	48 s
K_p	Facteur proportionnel de réglage d'A-ECMS	6.1^{-6} J^{-1}
λ_0	Valeur initiale de l'état adjoint d'A-ECMS	2,7
x_{ref}	Valeur de référence de l'état	$2,7.10^4$ J
x_{haut}	Limite supérieure de l'état de RBS	$4,0.10^4$ J
x_{bas}	Limite inférieure de l'état de RBS	$1,6.10^4$ J
u_{haut}	Limite supérieure de la commande de RBS	700 W
u_{bas}	Limite inférieure de la commande de RBS	100 W
T_{RBS}	Durée minimale de la commande de RBS	5 s

b) Comparaison sur cycle WLTC

Les différentes stratégies sont ensuite comparées dans le cas du cycle WLTC et les résultats mesurés et simulés sont présentés sur le tableau V.4 et les figures V.15 à V.17.

TABLE V.4 Résultats des stratégies en ligne sur le cycle WLTC

Stratégie	**Sur-consom** (%)		$\boldsymbol{\Delta x}$ (%)	
	Sim	**Mes**	**Sim**	**Mes**
RBS	11,1	13,8	28,8	31,1
A-ECMS	1,0	1,8	1,6	9,2
Classic_SDP	1,0	2,3	0,1	-0,8
Markov_SDP	2,2	/	-9,2	/

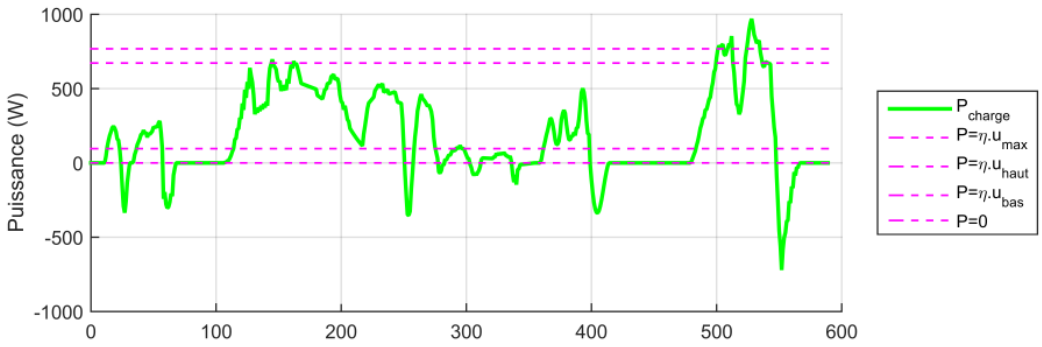
Inspiré par les résultats obtenus hors ligne par DP, qui montrent que la valeur de commande optimale est toujours proche du point d'efficacité maximale de la pile à combustible ($u_{rend_max} = 297W$), RBS a été créé pour que la pile à combustible fonctionne autant que possible à ce point. La figure V.15b montre que ce principe est largement respecté puisque la plupart du temps u_{rend_max} est choisi.

Cependant, la puissance de sortie de la pile à combustible peut ponctuellement être plus ou moins grande par rapport à u_{rend_max}, ce qui est suffisant pour entraîner une sur-consommation relativement élevée de 11% sur le cycle WLTC (cf. Table V.4). De plus, il n'est pas surprenant que RBS ne respecte pas la contrainte de maintien d'état. La différence exp-sim est de 5,5% pour RBS et 3% pour DP avec le même état final.

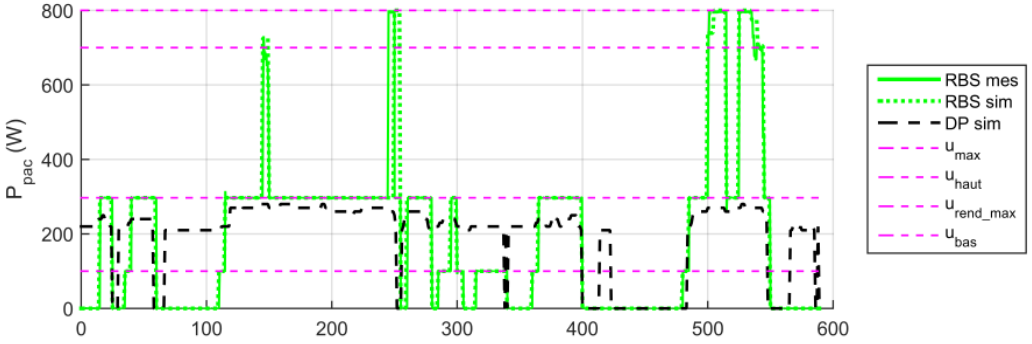
Les résultats de simulation d'A-ECMS sont aussi bons que ceux de Classic_SDP. Les deux stratégies conduisent à une sur-consommation de 1% et une différence d'état final et initial inférieure à 1%. Leurs commandes optimales et les trajectoires d'état associées sont similaires à celles des solutions optimales hors ligne (cf. Fig. V.14).

La figure V.16c illustre l'état adjoint d'A-ECMS adaptant en ligne et celui optimal obtenu hors ligne en utilisant PMP. La valeur d'état adjoint d'A-ECMS est mise à jour toutes les 48 s, ce qui signifie douze valeurs différentes au cours du cycle de WLTC. La commande optimale obtenue par A-ECMS est différente de celle obtenue par DP, sauf autour de $t = 500\ s$, où les valeurs d'état adjoint d'A-ECMS sont superposés avec les valeurs optimales hors ligne.

(a) Puissance de la charge



(b) Puissance de la PAC



(c) Energie stockée dans le SC

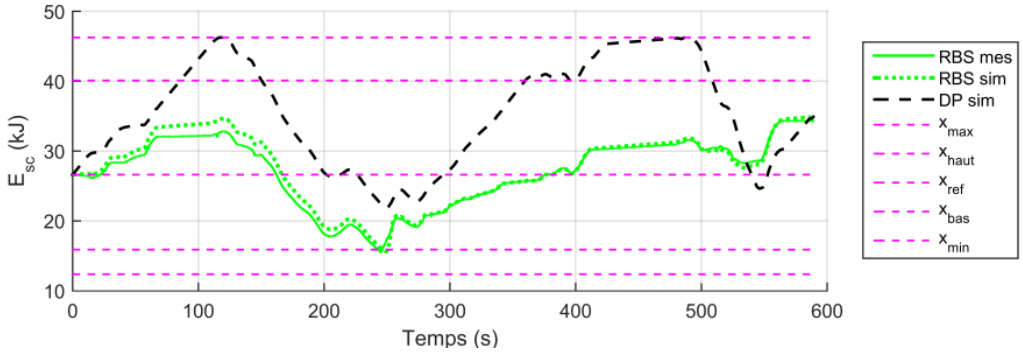
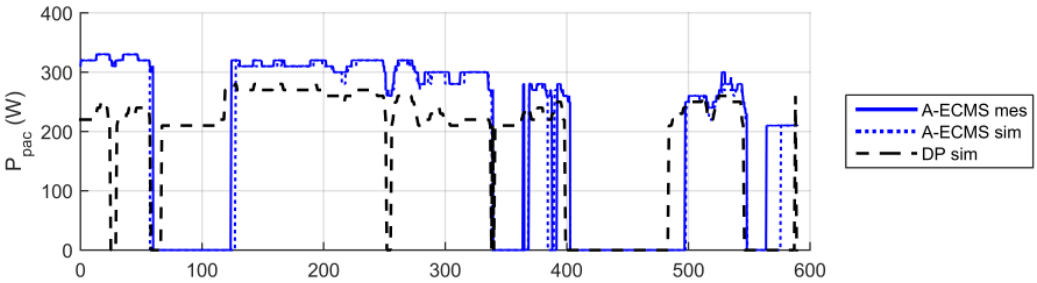
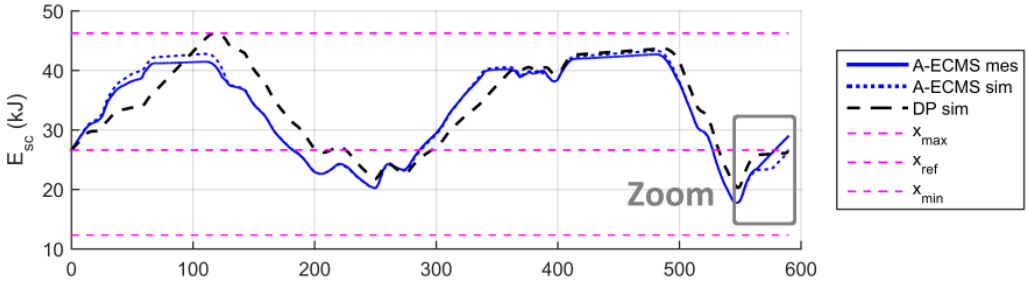


FIGURE V.15 Résultats de RBS sur le cycle WLTC

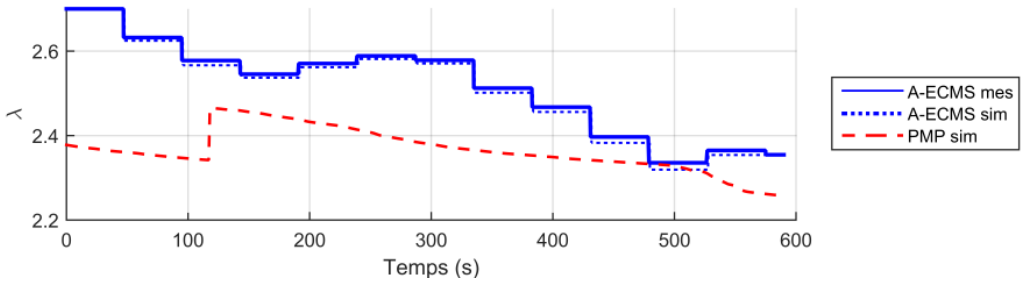
(a) Puissance de la PAC



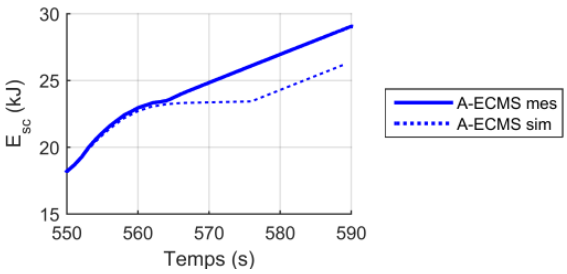
(b) Energie stockée dans le SC



(c) Etat adjoint



(d) Zoom Fig.V.16b ci-dessus



(e) A-ECMS : $H(u)$ à $t = 570\ s$

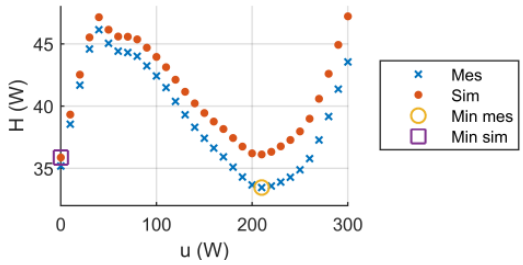
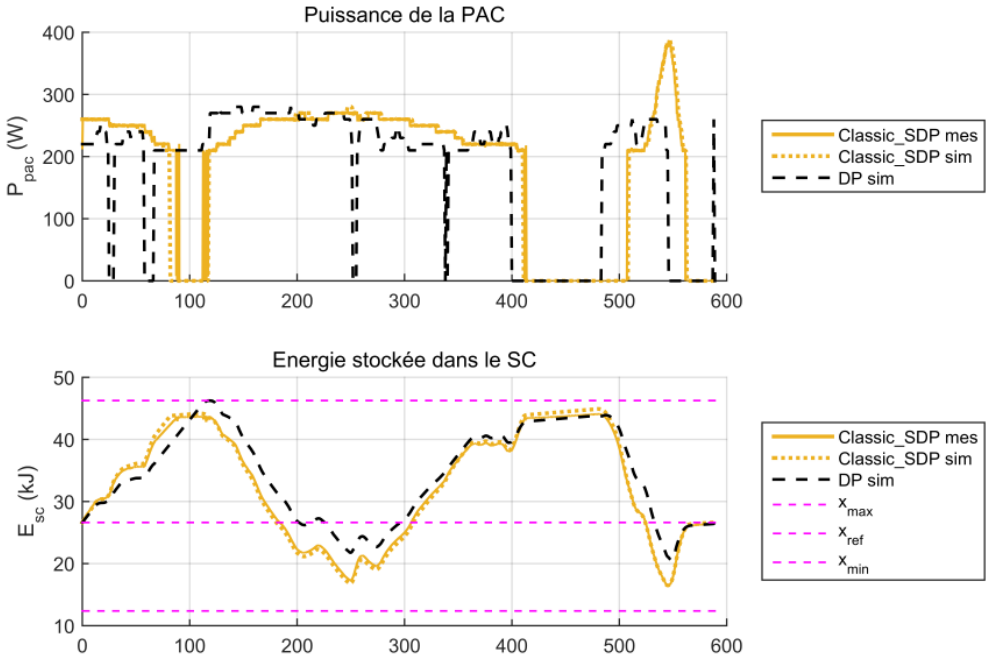


FIGURE V.16 Résultats d'A-ECMS sur le cycle WLTC

(a) Résultats obtenus par Classic_SDP



(b) Résultats obtenus par Markov_SDP

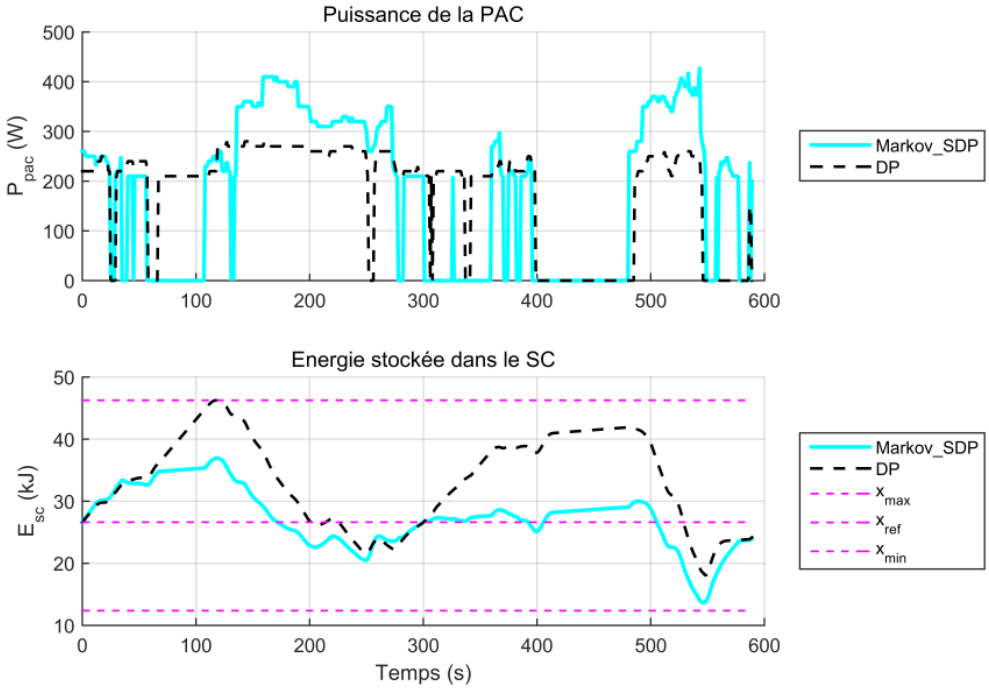


FIGURE V.17 Résultats de SDP sur le cycle WLTC

Malgré une bonne coïncidence entre les trajectoires d'état d'A-ECMS mesurée et estimée, il y a une différence de 8% sur les états finaux mesuré et calculé. Un zoom sur la figure V.16d confirme le fait que juste avant la fin du cycle, les valeurs d'état mesurées et simulées sont proches les unes des autres. Les résultats diffèrent à partir de $t = 570\ s$.

Par conséquent, la différence d'état estimée à 1,6% en simulation est de 9,2% en pratique. Pour comprendre ce phénomène, la fonction hamiltonienne instantanée est représentée sur la figure V.16e. La courbe expérimentale est reproduite en utilisant les mesures de la tension et du courant des super-condensateurs et les données expérimentales de l'état adjoint.

La courbe obtenue en simulation a deux minima locaux : un à $u = 0\ W$ et l'autre à $u = 200\ W$. Le premier est aussi le minimum global et la commande optimale est alors prise à $u = 0\ W$ bien que les valeurs des deux minima soient en fait très proches. La situation est différente en manipulation. Le minimum local à $u = 200\ W$ est plus petit que l'autre et devient ainsi le minimum global. Cependant, les valeurs expérimentales et simulées de l'état adjoint à ce moment précis sont proches, ce qui peut être observé sur la figure V.16c. Cela donne une autre perspective à la nature hypersensible des résultats d'A-ECMS, basée sur la minimisation de la fonction hamiltonienne.

En tant que méthode d'optimisation globale basée sur des modèles mathématiques, SDP utilise une approche statistique pour prédire la demande future du conducteur et calcule une solution optimale en moyenne.

Dans le cas du cycle WLTC, la sur-consommation de Classic_SDP est moins de 1% par rapport à celle de Markov_SDP. Cependant, il est prématuré de conclure sur leurs performances, car SDP minimise la consommation d'hydrogène dans un sens moyen, et non pas sur un cycle particulier. La différence exp-sim est de 3,8% pour Classic_SDP et de 1,8% pour le DP associé.

c) Analyse de robustesse sur cycles aléatoires

Dans le but de vérifier que les stratégies en ligne se comportent correctement en temps réel, des tests de robustesse sont menés. La principale perturbation affectant les résulats des stratégies en temps réel est l'incertitude de la demande de puissance du conducteur. Il est nécessaire que la stratégie embarquée traite ces variations dans les conditions réelles de conduite et que la consommation de carburant engendrée reste faible dans toutes les conditions.

Une analyse de sensibilité est effectuée pour confirmer la conclusion de la comparaison faite dans la section précédente. A cet effet, les différentes stratégies en ligne sont

appliquées à un certain nombre de cycles de conduite en gardant les mêmes paramètres de réglage calculés sur le cycle WLTC.

Mille cycles stochastiques de caractéristiques statistiques similaires au cycle WLTC sont générés par chaîne de Markov. Ils sont utilisés pour évaluer les résultats de simulation obtenus par les différentes stratégies. Les vingt premiers sont également testés sur le banc d'essai.

Les résultats de simulation sur les mille cycles stochastiques sont présentés sur la figure V.18 et dans le tableau V.5.

La figure V.18 indique que les moyennes et les écarts-types se stabilisent après 400 cycles, à la fois pour la sur-consommation et la différence d'état. Elle confirme aussi que 1000 cycles sont suffisants pour tirer des conclusions sur l'analyse de sensibilité.

Table V.5 Résultats statistiques sur mille cycles aléatoires

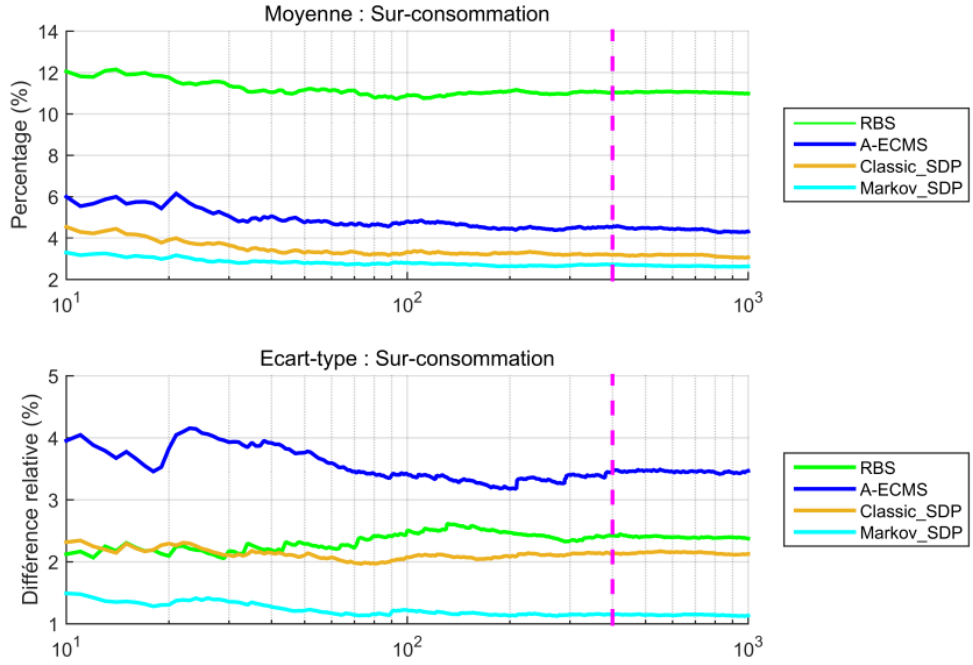
Stratégie	**Sur-consom** (%)		$\boldsymbol{\Delta x}$ (%)	
	Moyenne	**Ecart-type**	**Moyenne**	**Ecart-type**
RBS	11,0	2,4	20,6	20,8
A-ECMS	4,3	3,5	36,7	24,9
Classic_SDP	3,1	2,1	18,1	17,7
Markov_SDP	2,6	1,1	-7,1	3,3

Dans ce contexte, RBS obtient une sur-consommation moyenne de 11%, tandis que celles des autres stratégies sont toutes inférieures à 5%, tel que présenté dans le tableau V.5. Comme déjà souligné dans le cas du cycle WLTC, RBS ne prend pas en compte la contrainte de maintien d'état et donc la différence d'état peut prendre toutes les valeurs de l'intervalle d'état autorisé, comme le montre la figure V.19.

A-ECMS a une sur-consommation moyenne de 4% avec un écart type relativement élevé. Par conséquent, A-ECMS permet de réduire significativement la consommation de carburant, mais de temps en temps la performance peut être fortement dégradée.

L'autre point faible est le contrôle de l'état final. Les paramètres de réglage optimisés sur le cycle WLTC ne permettent pas un bon contrôle de l'état final pour d'autres cycles de conduite. Comme les règles empiriques (21) et (23) ont été intégrées, il n'est pas surprenant d'obtenir de nombreux points finaux dans l'intervalle $\Delta x = (x_{high} - x_{ref})/x_{ref} = 51\%$, comme le montre la figure V.19b.

(a) Moyenne et écart-type des sur-consommations



(b) Moyenne et écart-type des différences entre les états initial et final

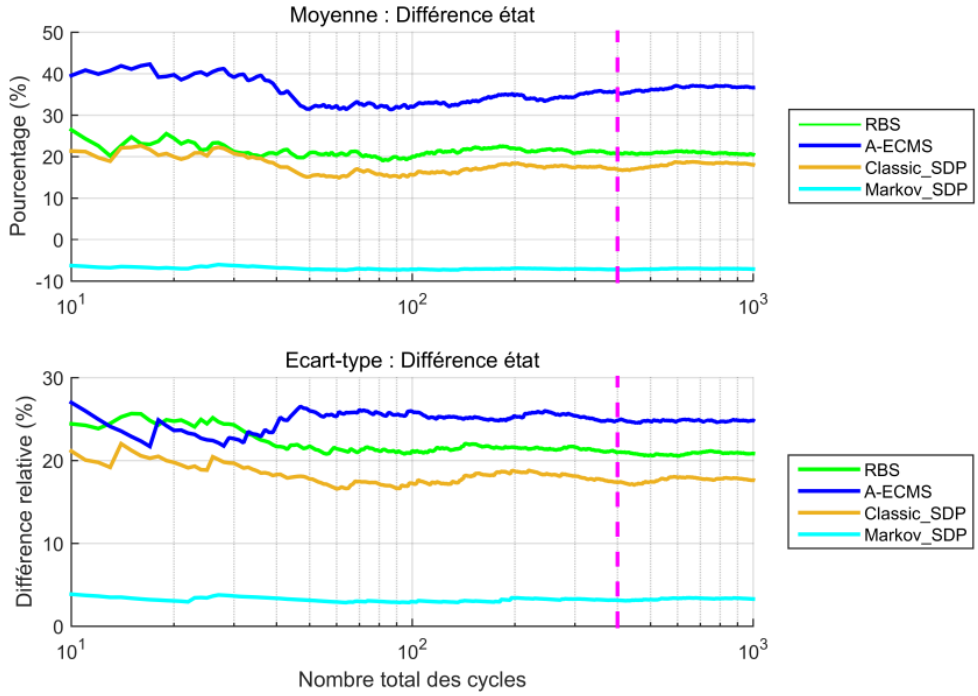
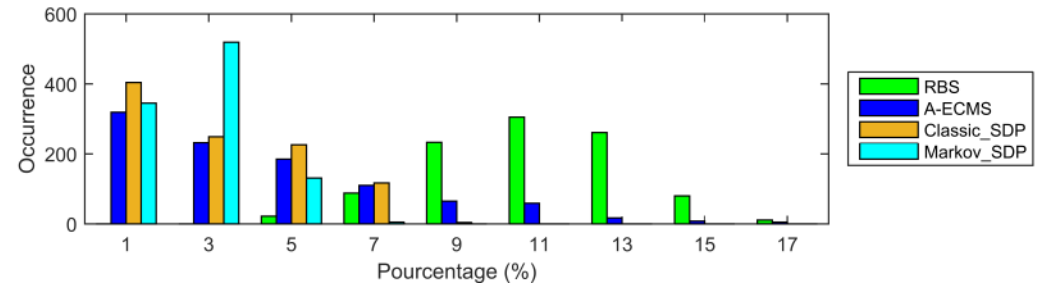


FIGURE V.18 Résultats statistiques des stratégies en ligne sur mille cycles générés

(a) Sur-consommation



(b) Différence entre les états initial et final

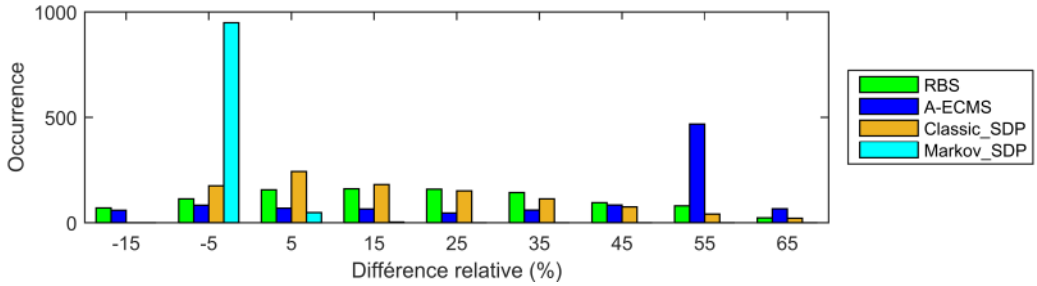


FIGURE V.19 Histogramme des résultats de stratégies en ligne sur mille cycles générés

La performance de SDP dépend de la pertinence de la densité de probabilité de la puissance de traction pour prédire le cycle de conduite à venir. Etant donné que le modèle du cycle de conduite de Classic_SDP ne dépend que de la puissance de traction, la qualité de ces résultats est bien inférieure à celle de Markov_SDP. En effet, la sur-consommation moyenne est comparable à celle de Markov_SDP mais l'écart type est beaucoup plus élevé. Concernant la différence d'état, il se comporte de la même manière que pour RBS.

Les résultats de Markov_SDP confirment la remarque de la consommation optimale en moyenne. Il obtient la plus faible sur-consommation moyenne avec un écart-type de seulement 1%. De plus, il respecte le mieux la contrainte de maintien d'état avec les plus faibles moyenne et écart-type de la différence d'état Δx.

En outre, la figure V.18 indique que les résultats de Markov_SDP sont très stables, même pour une petite quantité de cycles. Cela fait de Markov_SDP la meilleure stratégie en ligne et la stratégie la plus robuste dans le contexte présent.

En raison de la durée du cycle et de la consommation d'hydrogène, tous les cycles simulés ne peuvent pas être réalisés dans les essais expérimentaux. Comme la figure V.18 montre peu de variation en fonction de la quantité de cycles considérés, seuls les vingt

premiers cycles sont choisis et testés sur le banc d'essai. La comparaison des résultats de manipulation et de simulation est présentée dans la figure V.20.

Les figures V.20a et V.20b montre que tous les histogrammes de résultats sur les vingt premiers cycles ont des allures similaires à ceux des résultats sur mille cycles présentés sur la Fig.V.19. Cela confirme que le choix de vingt cycles pour les essais est correct. Les résultats expérimentaux sont représentés dans les figures V.20c et V.20d.

La comparaison des deux figures V.20b et V.20d montre une très bonne concordance entre les différences d'état simulées et mesurées. Nous remarquons une légère différence de sur-consommation entre les deux figures V.20a et V.20c.

En effet, cette différence est liée à la fois à la différence exp-sim de la stratégie en ligne et la différence exp-sim de DP associée. Même si les valeurs de ces deux critères sont faibles, comme résumé en tableau V.6, cela peut quand même provoquer la différence entre les figures V.20a et V.20c.

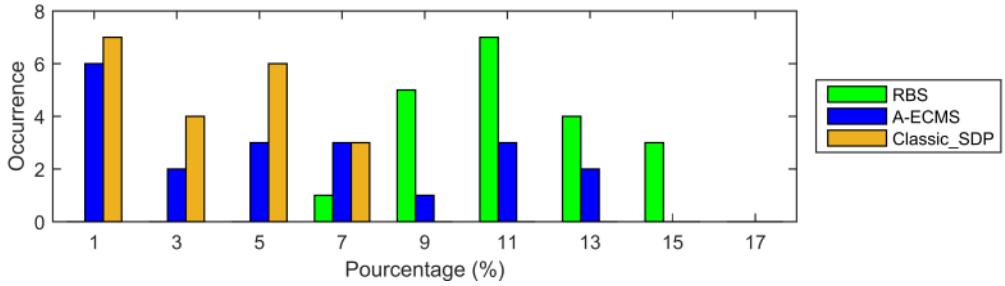
Pourtant, les allures des histogrammes de sur-consommation calculé et mesuré concordent bien. Cela confirme la bonne performance de SDP ainsi que son intérêt pour la gestion d'énergie en temps réel.

Table V.6 Ecart entre simulation et expérience sur vingt cycles testés

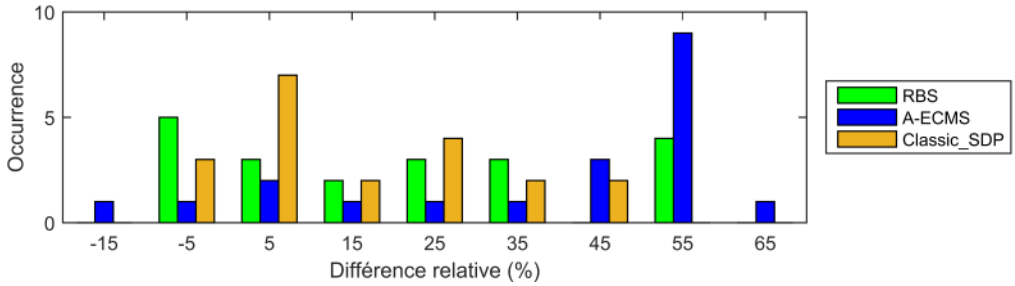
Stratégie	**Ecart** (%)		**Référence**	**Ecart** (%)	
	Moyenne	**Ecart-type**		**Moyenne**	**Ecart-type**
RBS	-3,8	3,2	DP	0,6	2,3
A-ECMS	-1,0	3,2		1,8	1,0
Classic_SDP	3,7	2,4		1,4	0,9

Ce chapitre compare les résultats de mesures et de simulations obtenus par les trois stratégies en ligne pour les différents cycles de conduite dans le cas du scooter électrique à pile à combustible. Les deux algorithmes hors ligne sont également mis en œuvre pour fournir les résultats de référence. L'analyse des résultats de ce chapitre et du chapitre précédent nous permet de conclure le présent mémoire dans le chapitre suivant.

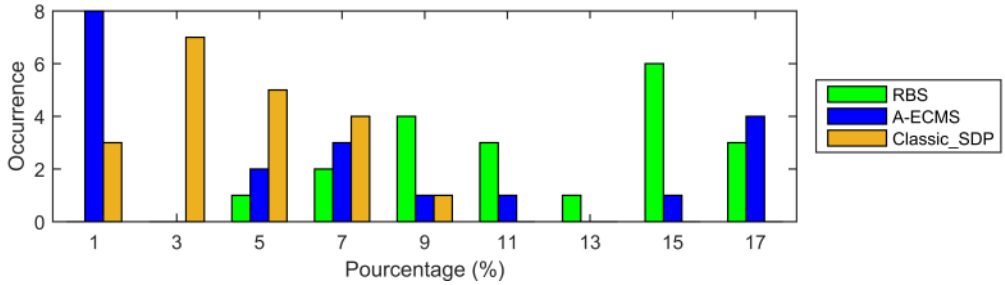
(a) Simulation : Sur-consommation



(b) Simulation : Différence d'état



(c) Manipulation : Sur-consommation



(d) Manipulation : Différence d'état

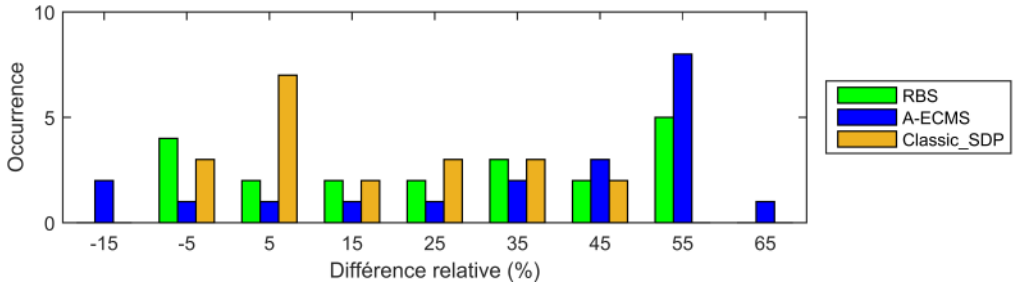


FIGURE V.20 Histogramme des résultats de stratégies en ligne sur vingt cycles générés

Chapitre VI

Conclusion

Les véhicules électriques hybrides sont largement considérés comme des alternatives incontournables à la dépendance aux énergies fossiles des véhicules conventionnels. Grâce à l'économie de carburant et à la réduction des émissions, ils contribuent à la construction d'un secteur des transports respectueux de l'environnement. L'efficacité de la stratégie de gestion énergétique qui permet de gérer en temps réel la distribution d'énergie au sein de la chaîne de traction hybride est le point clé.

Dans ce contexte, différentes études de comparaison de stratégies ont été menées dans le cadre de cette thèse, dans l'objectif de trouver la meilleure stratégie en ligne. En raison des incertitudes présentes dans les conditions réelles de conduite, la stratégie recherchée ne fournit pas nécessairement le résultat optimal pour n'importe quelle situation donnée, mais elle sera la plus performante en moyenne sur l'ensemble des situations rencontrées.

Deux types de véhicules ont été pris en compte : un véhicule hybride thermique-électrique et un scooter électrique à pile à combustible. Dans chaque cas d'application, trois stratégies en ligne prometteuses ont été mises en œuvre et testées. Deux algorithmes hors ligne PMP et DP ont été utilisés pour fournir les consommations de référence.

Dans le cas du véhicule hybride thermique-électrique, les stratégies en ligne A-ECMS, OCL et SDP ont été étudiées. Au cours de la phase de mise en œuvre des stratégies à partir des informations publiées, le problème de la détermination des paramètres a été abordé et l'influence des valeurs de paramètres sur le résultat des stratégies a été soulignée. Les deux méthodes hors ligne PMP et DP dont les résultats sont généralement considérés comme des références d'évaluation des stratégies en ligne ont également été étudiées pour leur précision.

Une fois calibrées hors ligne sur le cycle de conduite WLTC de classe 3, les stratégies en temps réel ont été appliquées à une série de dix cycles INRETS qui représentent le

comportement des conducteurs sur différents types de trajets. A partir de ces résultats de simulation, les paramètres de réglage des stratégies en ligne ont été ajustés à chaque type de cycle et une analyse statistique a ensuite été lancée à l'aide de cycles aléatoires générés par chaîne de Markov.

Dans le cas du scooter électrique à pile à combustible, trois stratégies en ligne RBS, A-ECMS et SDP ont été appliquées à un système hybride de pile à combustible et super-condensateurs. Elle ont été testées à la fois dans un environnement de simulation et sur un banc d'essai à la même échelle que pour le véhicule simulé. L'analyse a porté principalement sur la comparaison des résultats expérimentaux et de simulation. L'excellente cohérence entre les deux valide le modèle.

Cette étude comparative a d'abord été déployée sur la partie urbaine du cycle WLTC de classe 1 pour examiner le potentiel d'optimisation des stratégies en ligne, puis sur une série de cycles de conduite générés automatiquement par chaîne de Markov pour évaluer leurs performances dans les conditions réelles de conduite.

Les performances obtenues des différentes stratégies sont résumées ci-dessous :

- Dans les deux cas d'application, les algorithmes d'optimisation globale hors ligne PMP et DP obtiennent la même solution. Les stratégies en ligne trouvent des résultats sous-optimaux même quand leurs paramètres de réglages sont optimisés pour le cycle de conduite testé.

- Basée sur des règles empiriques issues de l'intuition des ingénieurs-experts, RBS est une approche facile à mettre en œuvre mais elle entraîne une consommation d'hydrogène relativement élevée par rapport aux autres. Dans le cas du système hybride à pile à combustible, elle consomme en moyenne 11% de carburant de plus que la quantité minimale requise dans le cas hors ligne sur le cycle WLTC. La contrainte de maintien d'état n'a pas été prise en compte dans sa conception.

- A-ECMS est une approche dérivée de PMP. Ses résultats sont sensibles aux paramètres de réglage, ce qui rend l'étalonnage manuel très difficile. L'utilisation d'un algorithme génétique facilite le paramétrage hors ligne avec une augmentation du temps de calcul en retour. De plus, cette stratégie contrôle mal l'état final du système et le respect de la contrainte de bord sur l'état $x(t_0) = x(t_f) = x_{ref}$. En ce qui concerne l'écomonie de carburant, A-ECMS se comporte différemment dans les deux cas d'application. D'après les résultats de simulation dans le cas du véhicule hybride thermique-électrique, cette stratégie permet la meilleure économie de carburant en toute circonstance en utilisant un jeu de paramètres judicieusement choisi, spécifique à chaque type de route (urbain, routier, autoroutier). Cependant,

dans le cas du système hybride à pile à combustible, la situation change. Certes, elle permet toujours la meilleure économie de carburant avec les paramètres bien ajustés pour le cycle de conduite à venir, mais ses performances se dégradent dans les conditions réelles de conduite. Les paramètres optimaux obtenus sur le cycle WLTC conduisent à un taux de sur-consommation compris entre 1% et 17% avec une moyenne de 4% sur les cycles aléatoires générés.

- Vis-à-vis de la nature hyper-sensible des paramètres d'A-ECMS, OCL a été conçu à partir de la théorie du contrôle optimal non-linéaire. Avec un seul paramètre de réglage, la phase de calibrage d'OCL est beaucoup plus facile. De plus, les résultats de simulation montrent une dépendance moins sensible aux paramètres. Cependant, cette méthode n'est pas aussi performante qu'A-ECMS en raison de la forte hypothèse de modélisation sur laquelle elle repose. En effet, elle utilise uniquement la pente moyenne des droites de Willans pour le modèle du moteur thermique et les rendements moyens constants pour les modèles de la machine électrique et de la batterie. En outre, cette méthode peut être moins sensible qu'A-ECMS à la configuration des paramètres, mais ceci n'est valable que dans un intervalle limité de valeurs du paramètre qui dépend du cycle de conduite appliqué. En dehors de cet intervalle, les résultats se dégradent fortement. Pour résumer, OCL nécessiterait des modifications pour obtenir de bonnes performances sur le modèle considéré.

- SDP est une méthode mathématique basée sur une loi de probabilité du cycle de conduite déterminée à partir de données historiques. Elle minimise ainsi la consommation de carburant sur un cycle dans un sens moyen, mais la qualité de ses résultats repose sur la pertinence du modèle de prédiction du cycle de conduite. Classic_SDP utilise un modèle unidimensionnel de la puissance de traction alors que Markov_SDP utilise un modèle bi-dimentionnel de chaîne de Markov en considérant à la fois la vitesse du véhicule et la puissance de traction comme états de la chaîne. Dans le cas du véhicule thermique-électrique, SDP montre une légère sur-consommation de carburant par rapport à A-ECMS mais avec une meilleure tenue de l'état final. Au contraire, dans le cas du système hybride à pile à combustible, les résultats de SDP sont bien meilleurs que A-ECMS. De plus, Markov_SDP est la meilleure stratégie en ligne qui garantit une sur-consommation de moins de 5% par rapport au minimum hors ligne et une parfaite satisfaction de la contrainte de maintien d'état. Limités par la mémoire du calculateur temps réel utilisé dans notre plate-forme expérimentale, les résultats

de la simulation de Markov_SDP n'ont pas pu être testés expérimentalement dans le présent travail. Cependant, les essais de Classic_SDP ont obtenu de meilleurs résulats par rapport à RBS et A-ECMS et une bonne concordance entre résultats simulés et résultats mesurés a été observée tout au long de l'étude, ce qui permet de confirmer l'optimum de Markov_SDP.

Dans la vraie vie, il est impossible de connaîte les détails du cycle de conduite avant le départ, mais l'itinéraire est connu si le conducteur suit la proposition du système de navigation embarqué du véhicule. Les différentes informations en temps réel sur le trajet, par exemple le trafic, peuvent alors être prises en compte dans le modèle stochastique du trajet de conduite.

Une idée d'étude future pourrait être d'établir une chaîne de Markov dont les états sont la vitesse du véhicule et la puissance de traction en fonction de la position pour évaluer le potentiel de SDP dans les conditions réelles de conduite.

Il s'agit de prendre en compte les variations de parcours et la dispersion des trajets de conduite qu'un véhicule peut avoir. Une base de données de mesures à bord permet de mener à bien cette étude. Cependant, cela implique la mise en place d'un système de mesures par exemple un appareil de GPS [86], de longues heures d'enregistrement ainsi qu'un espace mémoire important afin de conserver une telle base de données.

Références bibliographiques

[1] *Panorama énergies-climat.* Ministere de l'Ecologie, du Développement durable et de l'Energie, 2015 ed. http://www.developpement-durable.gouv.fr/IMG/pdf/Panorama_energie_climat_2015_complet_mis_a_jour_le_26_aout_2015.pdf.

[2] *Chiffres clés du climat : France et Monde.* Ministere de l'Ecologie, du Développement durable et de l'Energie, 2015 ed. http://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/fileadmin/documents/Produits_editoriaux/Publications/Reperes/2015/reperes-chiffres-cles-climat-ed-2016.pdf.

[3] *Climat, Air et Energie.* Agence de l'Environnement et de la Maitrise de l'Energie, 2015 ed. http://www.ademe.fr/sites/default/files/assets/documents/ademe-climat-energie-web.pdf.

[4] R. Boughriet, "*Eclairage public : quelles solutions pour réduire la facture énergétique et la pollution lumineuse ?*," Sep 2009. http://www.actu-environnement.com/ae/news/etde_solutions_eclairage_public_poullution_lumineuse_energie_8182.php4 [Consulté : 2016-11-13].

[5] J. Craven, E. Derevyanko, M. Gstrein, and B. Teufel, "Influence of taxation on supply and demand in tomorrow's crowd energy paradigm," *Journal of Electronic Science and Technology*, vol. 3, p. 007, 2015.

[6] M. Tizniti, "*Quelle voiture pour demain ?*," Mar 2015. https://lejournal.cnrs.fr/articles/quelle-voiture-pour-demain [Consulté : 2016-11-12].

[7] "*Bonus-Malus : definitions et baremes pour 2016 - Ministere de l'Environnement, de l'Energie et de la Mer*," Mai 2016. http://www.developpement-durable.gouv.fr/Bonus-Malus-definitions-et-baremes.html [Consulté : 2016-09-19].

[8] *L'industrie automobile française – Analyse et statistiques.* Comité des Constructeurs Français d'Automobiles, 2015 ed. http://www.ccfa.fr/IMG/pdf/ccfa_ra_2015_fr_2.pdf.

[9] "*Alternative Fuels Data Center : U.S. HEV Sales by Model and U.S. Plug-in Electric Vehicle Sales by Model - U.S. Department of energy*," Jan 2016. http://www.afdc.energy.gov/data/ [Consulté : 2017-02-26].

[10] D. Block, J. Harrison, P. Brooker, F. Center, and M. D. Dunn, "Electric vehicle sales for 2014 and future projections," *Florida Solar Energy Center*, 2015.

[11] O. Daniélo, "*Better Place va-t-elle ressusciter ? / Techniques de l'ingenieur*," Jun 2013. http://www.techniques-ingenieur.fr/actualite/articles/better-place-va-t-elle-ressusciter-10225/ [Consulté : 2016-11-12].

[12] W. Liu, *Introduction to hybrid vehicle system modeling and control.* John Wiley & Sons, 2013.

[13] F. Roy, *Energetic optimization of hybrid electric powertrains.* Theses, Université Pierre et Marie Curie - Paris VI, June 2015.

[14] L. Johannesson and B. Egardt, "Approximate dynamic programming applied to parallel hybrid powertrains," *Proceedings of the 17th IFAC World Congress*, no. 978, 2008.

[15] Q. Jiang, F. Ossart, and C. Marchand, "Real-time hev energy management strategies," in *Symposium de Genie Electrique*, 2016.

[16] N. Sammes, *Fuel cell technology : reaching towards commercialization.* Springer Science & Business Media, 2006.

[17] F. Odeim, J. Roes, L. Wulbeck, and A. Heinzel, "Power management optimization of fuel cell/battery hybrid vehicles with experimental validation," *Journal of Power Sources*, vol. 252, no. 0, pp. 333 – 343, 2014.

[18] D. Feroldi, M. Serra, and J. Riera, "Energy management strategies based on efficiency map for fuel cell hybrid vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 190, no. 2, pp. 387–401, 2009.

[19] J. Alves, P. Baptista, G. Goncalves, and G. Duarte, "Indirect methodologies to estimate energy use in vehicles : Application to battery electric vehicles," *Energy Conversion and Management*, vol. 124, pp. 116–129, 2016.

[20] M. Hannan, F. Azidin, and A. Mohamed, "Multi-sources model and control algorithm of an energy management system for light electric vehicles," *Energy Conversion and Management*, vol. 62, pp. 123–130, 2012.

[21] P. Haessig, *Sizing and control of an energy storage system to mitigate wind power uncertainty.* Theses, École normale supérieure de Cachan - ENS Cachan, July 2014.

[22] G. Souffran, *Powertrain sizing for hybrid electric vehicles based on a stochastic modeling of driving missions.* Theses, Université de Nantes, July 2012.

[23] B. Berman, "*History of Hybrid Vehicles*," Jun 2011. http://www.hybridcars.com/history-of-hybrid-vehicles/ [Consulté : 2016-09-13].

[24] J. Cobb, "*Americans Buy Their Four-Millionth Hybrid Car*," Jun 2016. http://www.hybridcars.com/americans-buy-their-four-millionth-hybrid-car/ [Consulté : 2016-09-13].

[25] F. Badin, *Les véhicules hybrides : Des composants au système.* IFP énergie nouvelles publications, Editions Technip, 2013.

[26] F. Roy, F. Ossart, and C. Marchand, "An optimal energetic approach for systemic design of hybrid powertrain," in *2014 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, pp. 1–6, Oct 2014.

[27] J. Liu and H. Peng, "Modeling and control of a power-split hybrid vehicle," *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, vol. 16, pp. 1242–1251, Nov 2008.

[28] C.-C. Lin, H. Peng, J. Grizzle, and J.-M. Kang, "Power management strategy for a parallel hybrid electric truck," *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, vol. 11, pp. 839–849, Nov 2003.

[29] M. Tutuianu, P. Bonnel, B. Ciuffo, T. Haniu, N. Ichikawa, A. Marotta, J. Pavlovic, and H. Steven, "Development of the world-wide harmonized light duty test cycle (wltc) and a possible pathway for its introduction in the european legislation," *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, vol. 40, pp. 61 – 75, 2015.

[30] J. Synota, "La voiture de demain : carburants et électricité," tech. rep., 2011.

[31] M. Tutuianu, A. Marotta, H. Steven, E. Ericsson, T. Haniu, N. Ichikawa, and H. Ishii, "Development of a world-wide worldwide harmonized light duty driving test cycle (wltc)," tech. rep., 2013.

[32] R. Joumard, M. André, R. Vidon, P. Tassel, and C. Pruvost, "Influence du cycle de conduite sur les émissions unitaires de polluants des voitures particulières," *Rapport n LTE*, vol. 9902, 1999.

[33] D. Filev and I. Kolmanovsky, "Markov chain modeling approaches for on board applications," in *American Control Conference (ACC), 2010*, pp. 4139–4145, June 2010.

[34] A. Poznyak, *Advanced Mathematical Tools for Automatic Control Engineers : Volume 2 : Stochastic Systems*, vol. 2. Elsevier, 2009.

[35] W.-Y. Chang, "The state of charge estimating methods for battery : a review," *ISRN Applied Mathematics*, vol. 2013, 2013.

[36] B. Sampathnarayanan, *Analysis and design of stable and optimal energy management strategies for hybrid electric vehicles.* PhD thesis, The Ohio State University, 2013.

[37] G. Rizzoni and S. Onori, "Energy management of hybrid electric vehicles : 15 years of development at the ohio state university," *Oil & Gas Science and Technology–Revue d'IFP Energies nouvelles*, vol. 70, no. 1, pp. 41–54, 2015.

[38] J.-S. Won and R. Langari, "Fuzzy torque distribution control for a parallel hybrid vehicle," *Expert Systems*, vol. 19, no. 1, pp. 4–10, 2002.

[39] Merz, F., Sciarretta, A., Dabadie, J.-C., and Serrao, L., "On the optimal thermal management of hybrid-electric vehicles with heat recovery systems," *Oil and Gas Science and Technology*, vol. 67, no. 4, pp. 601–612, 2012.

[40] G. Colin, Y. Chamaillard, A. Charlet, and D. Nelson-Gruel, "Towards a friendly energy management strategy for hybrid electric vehicles with respect to pollution, battery and drivability," *Energies*, vol. 7, no. 9, pp. 6013–6030, 2014.

[41] G. Paganelli, M. Tateno, A. Brahma, G. Rizzoni, and Y. Guezennec, "Control development for a hybrid-electric sport-utility vehicle : strategy, implementation and field test results," in *American Control Conference, 2001. Proceedings of the 2001*, vol. 6, pp. 5064–5069, IEEE, 2001.

[42] C.-C. Lin, H. Peng, and J. Grizzle, "A stochastic control strategy for hybrid electric vehicles," in *American Control Conference, 2004. Proceedings of the 2004*, vol. 5, pp. 4710–4715, IEEE, 2004.

[43] P. Michel, A. Charlet, G. Colin, Y. Chamaillard, C. Nouillant, and G. Bloch, "Energy management of hev to optimize fuel consumption and pollutant emissions," in *11th International Symposium on Advanced Vehicule Control, AVEC'12*, (Séoul, South Korea), p. CDROM, Sept. 2012.

[44] A. Eddahech, *Modélisation du vieillissement et détermination de l'état de santé de batteries lithium-ion pour application véhicule électrique et hybride.* PhD thesis, Université Sciences et Technologies-Bordeaux I, 2013.

[45] N. Murgovski, L. Johannesson, J. Sjöberg, and B. Egardt, "Component sizing of a plug-in hybrid electric powertrain via convex optimization," *Mechatronics*, vol. 22, no. 1, pp. 106–120, 2012.

[46] Y. Gaoua, *Mathematical models, non linear and combinatorial optimization techniques for energy management of a multi-source system : toward a real-time implantation for various electrical platforms of hybrid vehicles.* Theses, Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse), Dec. 2014.

[47] S. Barsali, C. Miulli, and A. Possenti, "A control strategy to minimize fuel consumption of series hybrid electric vehicles," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 19, no. 1, pp. 187–195, 2004.

[48] C. Musardo, G. Rizzoni, Y. Guezennec, and B. Staccia, "A-ecms : An adaptive algorithm for hybrid electric vehicle energy management," *European Journal of Control*, vol. 11, no. 4, pp. 509–524, 2005.

[49] 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, pp. 1279–1287, Sept 2011.

[50] S. Delprat, *Evaluation of control strategies for parallel hybrid vehicles.* Theses, Universite de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis, Jan. 2002.

[51] S. Kermani, S. Delprat, T.-M. Guerra, R. Trigui, and B. Jeanneret, "Predictive energy management for hybrid vehicle," *Control Engineering Practice*, vol. 20, no. 4, pp. 408–420, 2012.

[52] X. Jiao and T. Shen, "Sdp policy iteration-based energy management strategy using traffic information for commuter hybrid electric vehicles," *Energies*, vol. 7, no. 7, pp. 4648–4675, 2014.

[53] G. Granato, *Optimisation de Lois de Gestion Énergétiques des Véhicules Hybrides*. Theses, Ecole Polytechnique X, Dec. 2012.

[54] G. Paganelli, Y. Guezennec, and G. Rizzoni, "Optimizing control strategy for hybrid fuel cell vehicle," tech. rep., SAE Technical Paper, 2002.

[55] E. Vinot and R. Trigui, "Optimal energy management of hevs with hybrid storage system," *Energy Conversion and Management*, vol. 76, pp. 437–452, 2013.

[56] M. Guemri, S. U. Ngueveu, S. Caux, and F. Messine, "A better alternative to dynamic programming for offline energy optimization in hybrid-electric vehicles," in *Electronics, Control, Measurement, Signals and their application to Mechatronics (ECMSM), 2013 IEEE 11th International Workshop of*, pp. 1–2, IEEE, 2013.

[57] K. Gökce and A. Ozdemir, "An instantaneous optimization strategy based on efficiency maps for internal combustion engine/battery hybrid vehicles," *Energy Conversion and Management*, vol. 81, pp. 255–269, 2014.

[58] H. Yun, S. Liu, Y. Zhao, J. Xie, C. Liu, Z. Hou, and K. Wang, "Energy management for fuel cell hybrid vehicles based on a stiffness coefficient model," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 40, no. 1, pp. 633–641, 2015.

[59] B. M. Baumann, G. Washington, B. C. Glenn, and G. Rizzoni, "Mechatronic design and control of hybrid electric vehicles," *IEEE/ASME Transactions On Mechatronics*, vol. 5, no. 1, pp. 58–72, 2000.

[60] M. Salman, N. J. Schouten, and N. A. Kheir, "Control strategies for parallel hybrid vehicles," in *American Control Conference, 2000. Proceedings of the 2000*, vol. 1, pp. 524–528, IEEE, 2000.

[61] 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.

[62] Q. Li, W. Chen, Z. Liu, M. Li, and L. Ma, "Development of energy management system based on a power sharing strategy for a fuel cell-battery-supercapacitor hybrid tramway," *Journal of Power Sources*, vol. 279, pp. 267–280, 2015.

[63] A. Nguyen, J. Lauber, and M. Dambrine, "Optimal control based algorithms for energy management of automotive power systems with battery/supercapacitor storage devices," *Energy Conversion and Management*, vol. 87, pp. 410–420, 2014.

[64] S. Onori, L. Serrao, and G. Rizzoni, "Adaptive equivalent consumption minimization strategy for hybrid electric vehicles," in *ASME 2010 dynamic systems and control conference*, pp. 499–505, American Society of Mechanical Engineers, 2010.

[65] C. Zheng, G. Xu, K. Xu, Z. Pan, and Q. Liang, "An energy management approach of hybrid vehicles using traffic preview information for energy saving," *Energy Conversion and Management*, vol. 105, pp. 462–470, 2015.

[66] C.-M. Lee and W.-S. Lin, "Stochastic self-optimizing power management for fuel cell hybrid scooters of different sized components," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 40, no. 15, pp. 5197–5209, 2015.

[67] S. Kermani, R. Trigui, S. Delprat, B. Jeanneret, and T. M. Guerra, "Phil implementation of energy management optimization for a parallel hev on a predefined route," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 60, no. 3, pp. 782–792, 2011.

[68] D. P. Bertsekas, *Dynamic Programming and Optimal Control, Vol. I and II.* Athena Scientific, 3rd ed., 2007.

[69] M. Ansarey, M. S. Panahi, H. Ziarati, and M. Mahjoob, "Optimal energy management in a dual-storage fuel-cell hybrid vehicle using multi-dimensional dynamic programming," *Journal of Power Sources*, vol. 250, pp. 359–371, 2014.

[70] C.-C. Lin, M.-J. Kim, H. Peng, and J. W. Grizzle, "System-level model and stochastic optimal control for a pem fuel cell hybrid vehicle," *Journal of dynamic systems, measurement, and control*, vol. 128, no. 4, pp. 878–890, 2006.

[71] I. Kravtzoff, P. Dessante, J.-C. Vannier, and P. Manfè, "Optimisation global d'un système de génération électrique hybride dans le but de réduire sa consommation de carburant," in *Symposium de Génie Électrique 2014*, 2014.

[72] Z. Hu, J. Li, L. Xu, Z. Song, C. Fang, M. Ouyang, G. Dou, and G. Kou, "Multi-objective energy management optimization and parameter sizing for proton exchange membrane hybrid fuel cell vehicles," *Energy Conversion and Management*, vol. 129, pp. 108–121, 2016.

[73] J. Peng, H. He, and R. Xiong, "Rule based energy management strategy for a series–parallel plug-in hybrid electric bus optimized by dynamic programming," *Applied Energy*, 2016.

[74] X. Hu, N. Murgovski, L. M. Johannesson, and B. Egardt, "Optimal dimensioning and power management of a fuel cell/battery hybrid bus via convex programming," *IEEE/ASME transactions on mechatronics*, vol. 20, no. 1, pp. 457–468, 2015.

[75] D. E. Kirk, *Optimal control theory : an introduction.* Courier Corporation, 2012.

[76] A. Sciarretta and L. Guzzella, "Control of hybrid electric vehicles," *IEEE Control systems*, vol. 27, no. 2, pp. 60–70, 2007.

[77] J.-C. Culioli, *Introduction a l'optimisation.* Ellipses, 1994.

[78] G. Paganelli, G. Ercole, A. Brahma, Y. Guezennec, and G. Rizzoni, "General supervisory control policy for the energy optimization of charge-sustaining hybrid electric vehicles," *JSAE review*, vol. 22, no. 4, pp. 511–518, 2001.

[79] B. Sampathnarayanan, S. Onori, and S. Yurkovich, "An optimal regulation strategy with disturbance rejection for energy management of hybrid electric vehicles," *Automatica*, vol. 50, no. 1, pp. 128–140, 2014.

[80] F. H. Clarke and R. B. Vinter, "The relationship between the maximum principle and dynamic programming," *SIAM Journal on Control and Optimization*, vol. 25, no. 5, pp. 1291–1311, 1987.

[81] S. Delprat and T. Hofman, "Hybrid vehicle optimal control : linear interpolation and singular control," in *2014 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, pp. 1–6, IEEE, 2014.

[82] G. Souffran, L. Miègeville, and P. Guérin, "Simulation of real-world vehicle missions using a stochastic markov model for optimal powertrain sizing," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 61, no. 8, pp. 3454–3465, 2012.

[83] F. Forest, J. J. Huselstein, S. Faucher, M. Elghazouani, P. Ladoux, T. A. Meynard, F. Richardeau, and C. Turpin, "Use of opposition method in the test of high-power electronic converters," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 53, pp. 530–541, April 2006.

[84] T. van Keulen, *Fuel optimal control of hybrid vehicles.* PhD thesis, PhD thesis, Technische Universiteit Eindhoven, Eindhoven, The Netherlands, 2011.

[85] M. Carbon and C. Francq, "Estimation non paramétrique de la densité et de la régression-prévision non paramétrique," *La Revue de Modulad, ISSN 1145-895X, 15, 1*, vol. 25, 1995.

[86] J. Gonder, T. Markel, A. Simpson, and M. Thornton, "Using gps travel data to assess the real world driving energy use of plus-in hybrid electric vehicles," *Transportation Research Board 86th Annual Meeting*, 2007.

ÉCOLE DOCTORALE
Physique et ingénierie : électrons, photons, sciences du vivant (EOBE)

Titre : Gestion énergétique de véhicules hybrides par commande optimale stochastique

Mots clés : véhicule hybride, véhicule à pile à combustible, gestion énergétique temps réel, commande optimale, principe du minimum de Pontryaguin, programmation dynamique stochastique

Résumé : Ce mémoire présente une étude comparative de quatre stratégies de gestion énergétique temps réel, appliquées d'une part à un véhicule hybride thermique-électrique, et d'autre part à un véhicule électrique à pile à combustible : contrôle basé sur des règles empirique (RBS), minimisation de la consommation équivalente (A-ECMS), loi de commande optimale (OCL) établie à partir d'une modélisation analytique du système et programmation dynamique stochastique (SDP) associée à une modélisation des cycles de conduite par chaîne de Markov. Le principe du minimum de Pontryaguin et la programmation dynamique, applicables hors ligne, sont mis en œuvre pour fournir des résultats de référence. Les problèmes d'implémentation numérique et de paramétrage des stratégies sont discutés.

Une analyse statistique effectuée sur la base de cycles aléatoires générés par chaîne de Markov permet d'évaluer la robustesse des stratégies étudiées. Les résultats obtenus en simulation, puis sur un dispositif expérimental montrent que les méthodes les plus simples (RBS ou OCL) conduisent à des consommations élevées. SDP aboutit aux meilleures performances avec en moyenne la plus faible consommation de carburant dans les conditions réelles de conduite et un état énergétique final du système de stockage parfaitement maîtrisé. Les résultats d'A-ECMS sont comparables à ceux de SDP en moyenne, mais avec une plus grande dispersion, en particulier pour l'état de charge final. Afin d'améliorer les performances des méthodes, des jeux de paramètres dédiés aux différents contextes de conduite sont considérés.

Title : Real-time energy management strategies for hybrid electric vehicles

Keywords : hybrid electric vehicle, fuel cell vehicle, real-time energy management , optimal control, Pontryagin minimum principle, stochastic dynamic programming

Abstract: This thesis presents a comparative study between four promising real-time energy management strategies (EMS) applied to a hybrid electric vehicle and to a fuel cell vehicle applications: rule-based strategy (RBS), adaptive equivalent consumption minimization strategy (A-ECMS), optimal control law (OCL) and stochastic dynamic programming (SDP) associated to driving cycle modeling by Markov chains. Pontryagin's minimum principle and dynamic programming are applied to off-line optimization to provide reference results. Implementation and parameters setting issues are discussed for each strategy and a genetic algorithm is employed for A-ECMS calibration.

The EMS robustness is evaluated using different types of driving cycles and a statistical analysis is conducted using random cycles generated by Markov process. Simulation and experimental results lead to the following conclusions. The easiest methods to implement (RBS and OCL) give rather high fuel consumption. SDP has the best overall performance in real-world driving conditions. It achieves the minimum average fuel consumption while perfectly respecting the state-sustaining constraint. A-ECMS results are comparable to SDP's when using parameters well-adjusted to the upcoming driving cycle, but lacks robustness. Using parameter sets adjusted to the type of driving conditions (urban, road and highway) did help to improve A-ECMS performances.

Université Paris-Saclay
Espace Technologique / Immeuble Discovery
Route de l'Orme aux Merisiers RD 128 / 91190 Saint-Aubin, France