



HAL
open science

Stratégies optimales multi-critères, prédictives, temps réel de gestion des flux d'énergie thermique et électrique dans un véhicule hybride

Maxime Debert

► **To cite this version:**

Maxime Debert. Stratégies optimales multi-critères, prédictives, temps réel de gestion des flux d'énergie thermique et électrique dans un véhicule hybride. Automatique. Université d'Orléans, 2011. Français. NNT: . tel-00867007

HAL Id: tel-00867007

<https://theses.hal.science/tel-00867007>

Submitted on 27 Sep 2013

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

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



UNIVERSITÉ D'ORLÉANS



ÉCOLE DOCTORALE SCIENCES ET TECHNOLOGIES

LABORATOIRE : PRISME

THÈSE présentée par :

Maxime DEBERT

soutenue le : **09 Novembre 2011**

pour obtenir le grade de : **Docteur de l'université d'Orléans**

Discipline/ Spécialité : **Automatique**

**Stratégies optimales multi-critères, prédictives, temps réel
de gestion des flux d'énergies thermique et électrique
dans un véhicule hybride**

THÈSE dirigée par :

Yann CHAMAILLARD

Professeur, Université d'Orléans

RAPPORTEURS :

Pierre ROUCHON

Professeur, Ecole des Mines ParisTech

Saïd MAMMAR

Professeur, Université d'Evry

JURY :

Gérard BLOCH

Professeur, Université Henri Poincaré, Nancy,
Président du jury

Lino Guzzella

Professeur, ETH Zürich

Guillaume COLIN

Maître de conférences, Université d'Orléans

Ahmed KETFI-CHERIF

Docteur, Renault s.a.s.

Michel MENSLER

Docteur, Renault s.a.s.

Remerciements

Une thèse, bien que menée individuellement, est le fruit d'un travail collectif et de nombreuses personnes ont contribué à l'aboutissement de ce mémoire. Je tenais, ici, à leur exprimer ma gratitude :

Je remercie Monsieur Yann Chamaillard, Professeur à l'Université d'Orléans, de m'avoir accordé sa confiance et d'avoir dirigé mes travaux. Son soutien, ses conseils, sa disponibilité m'ont beaucoup apporté tout au long de la thèse. Outre l'aspect scientifique, nous partageons la même passion de l'automobile, de sa mécanique et de son histoire. C'est cette passion qui a rendu nos débats toujours plus intéressants et vertueux pour cette thèse. Je remercie aussi Monsieur Guillaume Colin, Maître de conférences à l'Université d'Orléans, d'avoir co-encadré ces travaux. Les aspects théoriques de ce mémoire, notamment sur la commande prédictive et les observateurs polytopiques sont le résultat d'une collaboration et de développements communs. Notre relation, nos échanges réguliers m'ont beaucoup apporté et il mérite toute ma reconnaissance pour son investissement dans la réussite de ces travaux.

Je tiens à remercier Messieurs Pierre Rouchon, Professeur à l'école nationale supérieure des Mines ParisTech et Saïd Mammar, Professeur à l'Université d'Evry, d'avoir accepté d'être rapporteurs sur ce travail.

Je souhaite aussi exprimer ma reconnaissance à l'encadrement et au suivi de mes travaux par mes responsables industriels. Dans un premier temps à Monsieur Michel Mensler qui m'a accordé sa confiance et qui m'a apporté énormément sur les aspects liés à la problématique de la batterie. Puis dans un deuxième temps à Monsieur Ahmed Ketfi-Chérif qui n'a pas hésité à reprendre le flambeau de mon encadrement. Sa connaissance et son expérience des véhicules hybrides ainsi que son savoir faire en automatique et en optimi-

Remerciements

sation m'ont permis d'avancer sereinement dans mes travaux d'optimisation énergétique et de leur mise en œuvre sur les véhicules.

Je remercie également Monsieur Lino Guzzella, Professeur à l'ETH de Zürich, d'avoir accepté d'examiner ce travail et d'avoir apporté toute sa connaissance dans la réalisation de mes travaux. Sa grande expérience du domaine de l'optimisation énergétique des véhicules hybrides m'a permis de me diriger dans les bonnes directions. Je le remercie aussi de m'avoir invité, au début de ma thèse, à suivre les cours très intéressants, en rapport avec mes travaux, enseignés à l'ETH de Zürich. Sa contribution dans la communication et la publication des résultats fut d'une grande et précieuse aide.

Je suis profondément reconnaissant à Monsieur Gérard Bloch, Professeur à l'Université Poincaré Nancy I, pour son apport théorique sur les observateurs polytopiques. Son efficacité et son investissement m'ont permis d'aboutir dans mes travaux concernant l'amélioration de la longévité de la batterie.

Je remercie l'ensemble des personnes travaillant au laboratoire Prisme pour m'avoir si bien accueilli dans leur laboratoire. Je remercie notamment Monsieur Pascal Higelin, Professeur à l'Université d'Orléans, de m'avoir accordé sa confiance et de m'avoir intégré dans son équipe mais aussi pour nos discussions sur la science et son intérêt pour mes travaux. Lorsque l'on attend un vol avec Pascal Higelin, de retour de conférence, il faut toujours s'attendre à redémontrer le principe de la programmation dynamique ! Je remercie aussi Monsieur Alain Charlet, Maître de conférences à l'Université d'Orléans pour sa curiosité et nos longs échanges sur l'automobile qui peuvent parfois s'emballer jusqu'à la grande extinction du Crétacé. Merci, à mes collègues qui tout comme moi ont été cloués sur le sol américain par l'éruption de l'Eyjafjöll, pour ses agréables moments passés en leur compagnie.

Je remercie l'ensemble des personnes avec qui j'ai eu l'honneur de travailler chez Renault. Merci à Monsieur Patrick Bastard de m'avoir accueilli à la DELT'A, ainsi que pour l'intérêt porté à l'ensemble des thèses effectuées dans la direction de l'électronique et technologies avancées. Merci à Messieurs Luc Bourgeois et Christian Taffin de m'avoir accueilli dans leur service et de m'avoir soutenu dans l'ensemble de mes démarches. Merci à Messieurs Medhi Gati,

Gregory Launay, Abdel-Malek Maloum, Olivier Reyss et Arnaud Villeneuve pour leur coopération sur le projet HEAT. Merci à Madame et Messieurs Céline Suard, Jean Van-Frank, Christophe Dang-Van, Thierry Prunier, Laurent Moity, Olivier Scheffges, Thierry Philippe pour leur coopération sur le projet VELROUE. Merci à Mesdames et Messieurs Ana Teyssot, Ana Driemeyer-Franco, Caroline Marchal, Lionel Cordesses, Masato Origuchi, Antoine Saint-Marcoux, Yves Le-Vourch, Christophe Duzert pour leur coopération sur tous les travaux concernant la batterie.

Je remercie Monsieur Nicolas Petit, Professeur à l'école nationale supérieure des Mines ParisTech, de m'avoir accueilli dans son cours d'optimisation. Ce cours, très intéressant, m'a donné de solides bases théoriques et m'a ouvert de nombreuses perspectives explorées au cours de cette thèse.

Je remercie Monsieur Antonio Sciarretta de l'IFPEN pour nos échanges passionnants dans le train reliant Zürich à Paris.

Je tenais aussi à remercier Monsieur Grégory Rousseau pour sa disponibilité et sa gentillesse, nos échanges sur ses travaux m'ont été très utiles pour bien commencer ma thèse.

Je remercie Monsieur Benjamin Quost, Maître de conférences à l'université technologique de Compiègne, de m'avoir éclairé le chemin de la fusion d'information, de l'apprentissage et la supervision statistiques. Son aide précieuse m'a permis d'utiliser la régression logistique pour résoudre un des épineux problèmes soulevés au cours de cette thèse.

Je remercie Matthieu Desbois Renaudin, du CEA Grenoble, pour nos échanges sur la thermique batterie et la communication des résultats obtenus par le CEA dans le cadre d'un accord entre nos deux sociétés.

Je suis reconnaissant envers Thomas Miro-Padovani que j'ai eu le privilège d'encadrer pendant un stage d'ingénieur. Son efficacité, sa patience et sa motivation m'ont permis d'obtenir les résultats intéressants sur l'établissement d'une référence de consommation réaliste en tenant compte de l'agrément de conduite.

Remerciements

Un clin d’œil à l’ensemble de mes collègues thésards diplômés ou toujours dans le feu de l’action : Guillaume Martin, Nicolas Bordet, David Marie-Luce, Tony Tatöuh, Iulia Hortensia, Pascal Brejaud, David Lemay, Laurent Gagneur, Cedric Chapuis, etc.

Je remercie mes anciens professeurs d’école d’ingénieur et de master qui m’ont communiqué le savoir et le goût de l’automatique : Messieurs Jean-Paul Didier, Directeur de la recherche de l’ESTACA, Cherif Laroussi, Enseignant chercheur à l’ESTACA, Christophe Forgez, Professeur de l’université technologique de Compiègne, Philippe Bonnifait, Professeur de l’université technologique de Compiègne, Ali Charara, Professeur de l’université technologique de Compiègne, Vincent Lanfranchi, Maître de conférences à l’Université technologique de Compiègne.

Je tenais à associer mes parents qui m’ont toujours soutenu et laissé libre dans mes choix. Je remercie aussi l’ensemble de ma famille pour son soutien et plus particulièrement Charlotte qui m’a supporté au quotidien durant ces trois belles années de doctorat.

Enfin, si vous avez contribué de loin ou de près à cette thèse et que vous n’apparaissez pas dans ces pages, je tenais tout de même à vous exprimer ma gratitude.

Table des matières

Remerciements	iii
Nomenclature	xi
Introduction	1
1 Le véhicule hybride : modélisation et gestion d'énergie	9
1.1 Transformation énergétique du « véhicule aux kilomètres »	10
1.1.1 Bilan énergétique du déplacement automobile	10
1.1.2 Principe fondamental de la dynamique longitudinale d'un véhicule	10
1.1.3 Etude de sensibilité des paramètres influençant la consom- mation du « véhicule aux kilomètres »	11
1.2 Le véhicule hybride	14
1.2.1 Classification	15
1.2.2 Architectures	16
1.2.3 Composants participant à la traction des véhicules hy- brides	20
1.3 Modélisation dynamique d'un véhicule hybride	26
1.4 Modélisation quasistatique d'un véhicule hybride	28
1.4.1 Modèle longitudinal	28
1.4.2 Modèle transmission	29
1.4.3 Modèle moteur thermique	29
1.4.4 Modèle machine électrique	30
1.4.5 Modèle batterie	31
1.4.6 Modèle global	33

Table des matières

1.5	Optimisation de la consommation énergétique des véhicules hybrides	33
1.5.1	Définition de la problématique	33
1.5.2	Résolution du problème d'optimisation énergétique dans la littérature	36
2	Optimisation hors ligne	39
2.1	Théorie d'optimisation dynamique	39
2.1.1	Programmation dynamique	40
2.1.2	Optimisation par la méthode du problème dual	43
2.1.3	Liens entre programmation dynamique et problème dual	47
2.2	Commande optimale appliquée à la gestion d'énergie des véhicules hybrides	52
2.2.1	Le cas HEAT (High Efficiency Automatic Transmission)	52
2.2.2	VELROUE : utilisation de la programmation dynamique pour minimiser la consommation tout en maximisant le confort	67
2.3	Conclusions et perspectives de l'optimisation hors-ligne	82
3	Optimisation en ligne	85
3.1	Commande prédictive à base de modèle	85
3.1.1	Historique et principe	85
3.1.2	Application à la gestion d'énergie des véhicules hybrides : exemple sur le cas pratique HEAT	86
3.1.3	Résultats	93
3.1.4	Critiques et perspectives	97
3.2	ECMS	98
3.2.1	Théorie	98
3.2.2	VELROUE	99
3.2.3	Cas d'application SED (Small Electrical Devices)	110
3.3	Conclusions et perspectives	110
4	Stratégie pour hybrides rechargeables	111
4.1	Contexte des hybrides rechargeables, notion d'énergie batterie et problématique spécifique	112

4.1.1	État de charge ou état d'énergie?	113
4.1.2	Définition de la problématique spécifique	117
4.2	Loi de gestion d'énergie pour hybride rechargeable avec système de navigation	117
4.2.1	Prédiction de situations	118
4.2.2	Optimisation macroscopique	125
4.2.3	Optimisation microscopique	129
4.3	Conclusions, perspectives et protocole d'évaluation	132
5	Gestion d'énergie respectueuse de la batterie	135
5.1	Motivations	135
5.2	Vieillessement de la batterie SOH	136
5.2.1	Qu'est ce que le vieillissement?	137
5.2.2	Quels sont les facteurs de vieillissement?	140
5.3	Température	142
5.3.1	Position du problème	142
5.3.2	Théorie de l'observateur polytopique	150
5.3.3	Observateur avec bruit avec stabilité polyquadratique . .	157
5.3.4	Observateur sans bruit et paramètre incertain avec sta- bilité ISS	160
5.3.5	Application à l'observation de la température d'une cellule	160
5.4	Implémentation de la stratégie respectueuse de la batterie . . .	165
5.5	Conclusions et perspectives	167
	Conclusion	169
	A Démonstration du principe de la programmation dynamique	173
	B Démonstration du principe du problème dual	175
	C Projet SED	179
	D Observateur sans bruit et paramètre incertain avec stabilité ISS	183

Table des matières

Références Personnelles	187
Bibliographie	189

Nomenclature

De manière générale les symboles mis en gras représentent des variables vectorielles ou matricielles.

Acronymes

A-ECMS	Adaptative-ECMS
BVR	Boîte de Vitesse Robotisée
Co	Cobalt
CAN	Controller Area Network
CAN-R	CAN Boîte robotisée
CAN-E	CAN électrotechnique
CAN-T	CAN Thermique
CAN-V	CAN Véhicule
CC	Component Control
CCO	Component Control Optimisation
<i>cst</i>	Constante
CVT	Continuous Variable Transmission (Transmission continue)
DOC	Depth of Charge (Profondeur de charge)
DOD	Depth of Discharge (Profondeur de décharge)
CO ₂	Dioxyde de carbone
DP	Dynamic programming (Programmation dynamique)
ESP	Electronic Stability Program (Correcteur de trajectoire électronique)
EDP	Equation aux Dérivées Partielles
ECMS	Equivalent Consumption Minimisation Strategy
EDI	Extended Driver Interpretation
FTP	Federal Test Procedure
GMP	Groupe Moto Propulseur

Nomenclature

HEAT	High Efficiency Automatic Transmission
Hc	Hydrocarbure
INRETS	Institut national de recherche sur les transports et leur sécurité
LCD	Liquid Cristal Display
Li	Lithium
Mn	Manganèse
MIL	Model In the Loop
MPC	Model Predictive Control
NEDC	New European Driving Cycle
Ni	Nickel
NO _x	Oxyde d'azote
OPO	Operating Point Optimisation
PC-IHM	Power Computer Interface Homme Machine
QP	Quadratic Programming (Programmation quadratique)
SOC	State of Charge (État de Charge)
SOX	State of (X) X étant un paramètre de la batterie (Charge, Health, Safety etc.)
UTAC	Union Technique de l'Automobile du motocycle et du Cycle
SEI	Solid Electrolyte Interface
SDP	Stochastic Dynamic programming
SCO	System Control Optimisation
T-ECMS	Telemetric-ECMS
VELROUE	Véhicule bi-mode à moteurs roues
ZEV	Zero Emission Vehicle (Véhicule zéro émission)
SUV	Sport Utility Vehicle (4*4 sportif urbain)

Symboles

a	[m.s ⁻²]	Accélération du véhicule
argmin	[su]	Argument minimum d'une fonction
D_e	[km]	Autonomie du véhicule en mode électrique
C_p	[J/K]	Capacité calorifique
Q_{max}	[C]	Capacité d'une cellule
f_{mac}	[su]	Cartographie de rendement des machines électriques
f_{mot}	[su]	Cartographie des émissions du moteur thermique
Pst_bouton	[su]	Choix de l'utilisateur ZEV ou Thermique
$Mode_sp$	[su]	Choix du mode sélectionné (électrique ou thermique)
$Rgbx$	[su]	Choix du rapport de boîte de vitesse
c_r	[su]	Coefficient de frottement pneumatique
C_x	[su]	Coefficient de pénétration dans l'air
h	[J.m ⁻² .K ⁻¹]	Coefficient de transfert thermique
Cm_el_dyn	[N.m]	Consigne de Couple dynamique à appliquer à la machine électrique
Cm_th_dyn	[N.m]	Consigne de Couple dynamique à appliquer au moteur thermique
Cm_el	[N.m]	Consigne de Couple statique à appliquer à la machine électrique
Cm_th	[N.m]	Consigne de Couple statique à appliquer au moteur thermique
F	[C.mol ⁻¹]	Constante de Faraday
C_2	[L/100km]	Consommation avec un dispositif de stockage à l'état de charge minimal
C_1	[L/100km]	Consommation avec un dispositif de stockage de l'énergie électrique complètement chargé
C	[L/100km]	Consommation de carburant
E	[W.h/km]	Consommation électrique
E_2	[W.h/km]	Consommation électrique avec un dispositif de stockage à l'état de charge minimal
E_1	[W.h/km]	Consommation électrique avec un dispositif de stockage de l'énergie électrique complètement chargé
$\Phi(\cdot)$	[su]	Contrainte d'état final

Nomenclature

C_{el}	[N.m]	Couple à appliquer à la machine électrique
C_{vil}	[N.m]	Couple à appliquer au vilebrequin
C_{lim}	[N.m]	Couple à appliquer au vilebrequin limité par les contraintes des GMP
T_0	[N.m]	Couple à la roue
Cr_{el}	[N.m]	Couple aux roues demandé pour le mode électrique
Cr_{th}	[N.m]	Couple aux roues demandé pour le mode thermique
C_{rf}	[N.m]	Couple de consigne moteur
T_e	[N.m]	Couple de la machine électrique
T_i	[N.m]	Couple du moteur thermique
C_{air}	[N.m]	Couple envoyé au contrôle de la chaîne d'air
C_{av}	[N.m]	Couple envoyé au contrôle de la gestion de l'avance
C_{fil}	[N.m]	Couple filtré au vilebrequin
C_{max}	[N.m]	Couple maximum réalisable par le moteur
C_{min}	[N.m]	Couple minimum réalisable par le moteur
I_{bat}	[A]	Courant de la batterie
J	[su]	Critère à optimiser
ν	[su]	Critère de confort
$\Theta(\cdot)$	[su]	Critère d'état final pour le MPC
$O(\cdot)$	[su]	Complexité
\dot{m}_f	[g.s ⁻¹]	Débit de carburant
EE	[su]	Électrique Électronique
M	[g/km]	Emission massique de CO ₂
M_2	[g/km]	Emission massique de CO ₂ avec un dispositif de stockage à l'état de charge minimal
M_1	[g/km]	Emission massique de CO ₂ avec un dispositif de stockage de l'énergie électrique complètement chargé
\bar{E}_{NEDC}	[kJ/100km]	Énergie mécanique d'un véhicule pour 100km
E_n	[J]	Énergie nominale de la batterie
E_x	[J]	Énergie restante dans la batterie
$Pst_{pédale}$	[su]	Enfoncement de la pédale d'accélérateur
\mathbb{R}	[su]	Ensemble des réels
\aleph	[su]	Espace de recherche pour MPC
k	[su]	Facteur de correction entre SOE et SOC
α	[su]	Facteur de pondération

$s(\cdot)$	[su]	Facteur d'équivalence de l'ECMS
β	[su]	Facteur du modèle de régression logistique
\dot{Q}_{out}	[J]	Flux de chaleur évacué
\dot{Q}_{in}	[J]	Flux de chaleur produit
$L(\cdot)$	[su]	Fonction coût instantané
$Z(\cdot)$	[su]	Fonction d'approximation de l'influence de l'horizon de prédiction sur la performance de la stratégie MPC
$f(\cdot)$	[su]	Fonction d'évolution
fT_{trans}	[su]	Fonction de liaison des entrées sorties en couple d'une transmission
$f\omega_{trans}$	[su]	Fonction de liaison des entrées sorties en vitesse de rotation d'une transmission
f_q	[C]	Fonction de vieillissement de la capacité
f_r	[Ω]	Fonction de vieillissement de la résistance interne
$H(\cdot)$	[su]	Fonction d'Hamilton
$H_{eq}(\cdot)$	[su]	Fonction d'Hamilton équivalente de l'ECMS
$S\&S$	[su]	Fonction Start and Stop
$V(\cdot)$	[su]	Fonction valeur ou fonction coût de la version dynamique d'un problème d'optimisation dynamique sous contrainte d'évolution
F_t	[N]	Force de traction
F_r	[N]	Force de résistance à l'avancement
F_a	[N]	Force de résistance due à la pénétration dans l'air
F_p	[N]	Force de résistance due aux frottements pneumatiques
F_l	[N]	Force liée aux frottements des plaquettes
F_{ro}	[N]	Force liée aux rendements de la transmission
F_g	[N]	Force liée à la gravité
$\vec{\beta}$	[T]	Induction magnétique
lim_{el}	[N.m]	Limitation en couple des machines électrique pour assurer la limitation de puissance de la batterie
lim_{ch}	[N.m]	Limitation en couple des machines électrique pour assurer la stabilité du véhicule
m_v	[kg]	Masse véhicule
max	[su]	Maximum
min	[su]	Minimum

Nomenclature

$Etat_vh$	[su]	Mode du véhicule : électrique/électrique vers thermique/ thermique/ thermique vers électrique
λ	[su]	Multiplicateur de Lagrange
n	[su]	Nombre de charge
$NbC_{parallele}$	[su]	Nombre de cellules en parallèle
$\ \cdot \ $	[su]	Norme Euclidienne
OCV	[V]	Open Circuit Voltage (Tension à vide de la batterie)
Ped_fmt	[su]	Pédale formatée
o	[su]	Petit o
H_{PCI}	[su]	Pouvoir calorifique inférieur
$Pr(G = k X = x)$	[su]	Probabilité d'appartenance à la classe k pour des caractéristiques x
P_o	[W]	Puissance aux roues
P_d	[W]	Puissance dérivée
P_i	[W]	Puissance fournie par le moteur thermique
P_{var}	[W]	Puissance passant par les machines électriques
P_{bat}	[W]	Puissance prélevée ou fournie à la batterie
P_e	[W]	Puissance prélevée ou fournie par les machines électriques
P_{acc}	[W]	Puissance prélevée par les consommateurs électriques du véhicule
g_n	[su]	Rapport de boîte
K	[su]	Rapport de réduction
$RVLV$	[su]	Régulateur Vitesse Limiteur de Vitesse
$\eta(SOC)$	[su]	Rendement Coulombique d'une batterie
T_{split}	[su]	Répartition de couple
R_{int}	[Ω]	Résistance interne de la batterie
S_p	[su]	Sensibilité au paramètre p
SSG	[su]	Side-mounted Starter Generator
ζ	[su]	State of Energy (État d'énergie)
S	[m ²]	Surface frontale équivalente du véhicule
A_1	[m ²]	Surface mouillée
U_{bat}	[V]	Tension de la batterie
\mathbf{x}	[su]	Variables d'état
ΔS	[J.K ⁻¹ .mol ⁻¹]	Variation d'entropie

\mathbf{u}	[su]	Vecteur de commande
w_e	[rad.s ⁻¹]	Vitesse de rotation de la machine électrique
w_0	[rad.s ⁻¹]	Vitesse de rotation de la roue
w_i	[rad.s ⁻¹]	Vitesse de rotation du moteur thermique
v	[m.s ⁻¹]	Vitesse du véhicule
D_{av}	[km]	25 km (distance hypothétique parcourue entre deux recharges de la batterie)

Introduction

La terre est une planète permettant le développement de la vie. Elle est composée d'une sphère solide recouverte d'une couche de gaz la séparant de l'espace. Cette couche gazeuse, appelée atmosphère, est principalement constituée d'azote, de dioxygène et dans des proportions moindres, d'argon et de dioxyde de carbone. Cette composition atténue les rayonnements de longueurs d'ondes inférieures à $300nm$ (ultraviolet, rayonnement gamma, rayon-X etc.) qui sont nocifs pour les organismes vivants. De plus, elle absorbe, en partie, les rayonnements infrarouges réémis par la couche solide, limitant ainsi les écarts de température entre le jour et la nuit. Ce phénomène de régulation naturelle de la température, favorisé par la présence de vapeur d'eau et de dioxyde de carbone, est appelé effet de serre.

Outre sa participation dans la régulation thermique de la planète, le dioxyde de carbone joue un rôle prépondérant dans le cycle de la vie. En effet, les plantes le réduisent par photosynthèse pour produire du fructose et glucose et rejettent du dioxygène. Les animaux et les plantes par catabolisme oxydent lipides et glucides en eau et dioxyde de carbone grâce au dioxygène pour produire de l'énergie. Jusqu'à l'âge industriel de l'Homme, la teneur en dioxyde de carbone dans l'atmosphère était naturellement régulée entre les émissions et l'absorption. Les relevés issus des carottes glacières et les études géologiques montrent que, sur des grandes échelles de temps, la teneur en dioxyde de carbone oscille et révèle une corrélation forte avec la température terrestre.

La révolution industrielle du XIX^{ème} siècle, en tout point extraordinaire pour l'émancipation de la condition et de la connaissance humaine, a profondément changé l'impact de l'Homme sur son environnement atmosphérique. L'Homme moderne consomme beaucoup plus d'énergie au cours de son existence que ces aïeux. Cette énergie, Il la puise dans les ressources qu'il maîtrise :

Introduction

la combustion, plus récemment la fission nucléaire et les énergies alternatives. Il emploie principalement, pour assouvir ses besoins, l'énergie dégagée lors de la combustion de sources fossiles dont l'un des résidus est le dioxyde de carbone. La capacité naturelle d'absorption du dioxyde de carbone du système planétaire ne peut compenser l'émission anthropique de dioxyde de carbone engendrée par l'activité humaine. Ainsi, la concentration en dioxyde de carbone ne cesse de croître depuis cette révolution où l'atmosphère était composée de seulement 290 ppm de dioxyde de carbone. En 2011, le dioxyde de carbone (CO_2) est présent dans l'atmosphère dans une concentration de l'ordre de 390 ppm [90], ce qui, dans ces faibles proportions, est totalement inoffensif pour la vie et l'Homme.

Le dioxyde de carbone, gaz neutre pour l'Homme, dans des faibles concentrations, possède un spectre d'absorption atténuant les rayonnements infrarouges [58]. Cette caractéristique particulière légitime sa contribution à l'effet de serre. Les rapports d'expertises récents estiment que le dioxyde de carbone n'est responsable que du quart de l'effet de serre de la planète mais l'augmentation de sa concentration inquiète [116]. Les premiers rapports, datant des années 1990, du groupe intergouvernemental d'experts sur l'évolution du climat mandatés par l'ONU ont médiatisé auprès de l'opinion publique l'impact de l'Homme sur l'évolution du climat. Ces rapports ont pour première mission de dégager un consensus scientifique sur cette question afin d'éclairer les instances politiques. Ces dernières se sont engagées, par le protocole de Kyoto en 1997, à réduire les émissions anthropiques des gaz à effet de serre, comme le dioxyde de carbone, pour chacun de 141 pays signataires.

Parmi l'ensemble des émissions anthropiques de gaz à effet de serre à l'échelle mondiale, les émissions liées aux transports contribuent à hauteur de 17,1% d'équivalent CO_2 [116]. L'automobile est donc une source d'émission de dioxyde de carbone participant aux rejets anthropiques. En effet, le déplacement automobile exige un apport d'énergie mécanique afin de fournir le travail nécessaire pour vaincre les forces de résistance à l'avancement sur le parcours. Cette énergie mécanique est généralement fournie par un moteur à combustion interne qui exploite partiellement l'énergie dégagée par la combustion d'un carburant. Le dioxyde de carbone est un résidu de cette combustion sanctionnant ainsi ce mode de propulsion actuel. De plus, l'élévation du niveau de vie

moyen de la population mondiale tend à augmenter la demande de mobilité individuelle et collective [105]. Ce facteur va à l'encontre des engagements pris par les gouvernements sur la réduction des émissions de dioxyde de carbone. Le droit légitime et inaliénable des populations émergentes à disposer de la mobilité oblige les instances politiques et les constructeurs de mobilités à proposer des solutions alternatives réduisant l'impact du déplacement. En France, la politique se traduit par un système de bonus/malus en fonction des rejets de dioxyde de carbone par kilomètre du véhicule, mesurés sur un cycle normalisé. La population est incitée financièrement à se tourner vers des véhicules moins polluants. Les constructeurs automobiles cherchent et proposent des solutions innovantes leur accordant le bonus maximum pour stimuler la clientèle.

Une des solutions envisagées est l'hybridation des véhicules car la contribution des véhicules particuliers au rejet anthropique de dioxyde de carbone est liée à trois grandes transformations énergétiques [53]. Comme illustré dans

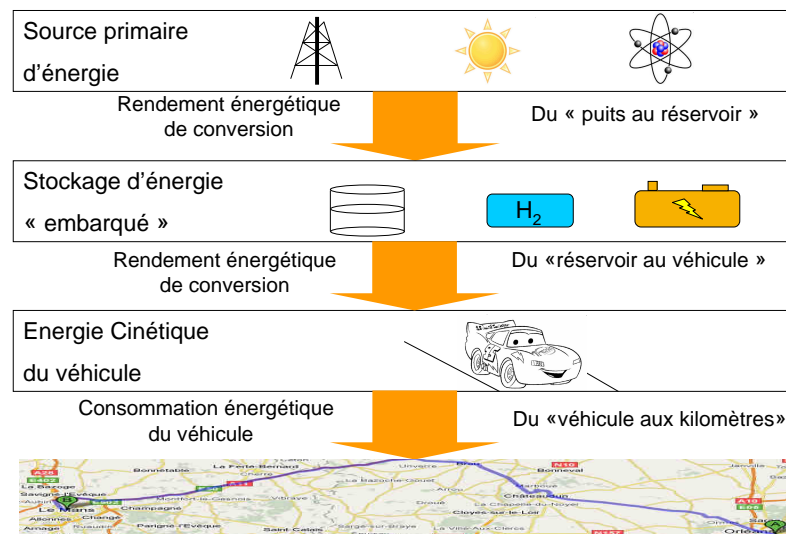


FIGURE 1 – Les principales conversions énergétiques du déplacement automobile [53].

la FIGURE 1, le véhicule a besoin d'une énergie primaire qui peut être diverse : potentiel d'énergie chimique contenue dans les chaînes hydrocarbonées d'origine fossile, radiation solaire pour produire de l'électricité ou de la biomasse, énergie radioactive pour produire de l'électricité, etc. Dans un premier temps, cette énergie primaire est convertie en une énergie transportable en toute sécurité par un véhicule particulier. Elle est ensuite convertie par le système

Introduction

de propulsion en énergie mécanique qui est emmagasinée par le véhicule sous forme d'énergie cinétique. La troisième transformation énergétique est déterminée par la masse du véhicule et le profil de roulage. Les termes « puits au réservoir », « réservoir au véhicule » et « véhicule aux kilomètres » sont employés pour caractériser les trois phases décrites ci-dessus. Malheureusement, toutes ces conversions ne sont pas parfaites et donnent lieu à des pertes d'énergie. La conversion énergétique du « puits au réservoir » n'est pas abordée dans cette thèse car elle relève essentiellement de l'industrie des procédés et des centrales de production d'électricité. Évidemment, il s'agit d'un poste non négligeable de participation aux émissions de dioxyde de carbone des véhicules mais il dépend de disciplines différentes non traitées. La conversion du « véhicule aux kilomètres » est brièvement dissertée dans le premier chapitre où les principes énergétiques du déplacement automobile sont rappelés. Le véhicule hybride possède de nombreux avantages pour réduire la consommation du « puits au réservoir » : la réduction de la cylindrée, la récupération d'une partie de l'énergie cinétique, l'arrêt du moteur thermique pendant les phases d'arrêt du véhicule et un degré de liberté pour répartir les flux d'énergie à la roue.

La thèse contribue essentiellement à l'exploitation intelligente de ce degré de liberté en proposant des stratégies de gestion d'énergie innovantes pour les véhicules hybrides. Pour ce faire la modélisation de la consommation énergétique liée aux déplacements des véhicules hybrides est abordée. Cette modélisation permet d'écrire le problème de la gestion énergétique des flux d'énergie thermique et électrique. Il s'agit d'un problème d'optimisation dynamique sous contraintes d'évolutions. Pour résoudre ce problème de façon optimale, deux grands principes ont été abordés : la programmation dynamique et le problème dual. Ces deux principes sont reliés par l'équation différentielle hyperbolique d'Hamilton-Jacobi-Bellman, qui permet d'obtenir des propriétés intéressantes dans l'optique d'une utilisation sur véhicule. Malheureusement ces principes nécessitent de connaître l'ensemble du parcours à l'avance pour minimiser de façon optimale la consommation du véhicule hybride. De ce fait, ils servent de référence pour évaluer la performance des stratégies embarquées sur les véhicules. Dans cette optique, il est nécessaire que cette référence soit la plus réaliste possible et qu'elle satisfasse les conditions d'agrément de conduite liées au confort des utilisateurs du véhicule. Pour ce faire, une optimisation multi-

critères (consommation et confort) est présentée dans l'optique de fournir la référence atteignable.

Pour résoudre le problème d'optimisation des flux d'énergies, en temps réel, dans les véhicules hybrides conventionnels, l'intégralité du parcours ne peut être connue à l'avance mais sur des horizons plus courts ceci reste envisageable. De ce fait, une stratégie prédictive dérivée du principe du contrôle prédictif à base de modèle est proposée. Cette stratégie utilise un algorithme dérivé du principe de la programmation dynamique, dans lequel de nombreux efforts ont été nécessaires pour réduire le temps de calcul afin qu'il puisse être embarqué sur un ordinateur automobile. Cette stratégie est très intéressante d'un point de vue énergétique mais elle est très sensible à la prédiction des futures conditions de roulage. C'est pourquoi, des travaux ont été menés pour proposer une stratégie plus robuste. Cette stratégie est appelée ECMS (Equivalent Consumption Minimisation Strategy). Elle est fondée sur le paradigme du problème dual. Elle a été embarquée sur deux démonstrateurs sur lesquels il a été nécessaire de tenir compte des nouvelles contraintes engendrées par le passage au temps réel.

La problématique des hybrides rechargeables est légèrement différente des hybrides conventionnels, puisqu'ils peuvent complètement décharger leur potentiel électrochimique. Ceci modifie la problématique d'optimisation des flux d'énergies car une plus grande quantité d'énergie électrique peut être employée pour minimiser les émissions de dioxyde de carbone. Une stratégie spécifique a donc été conçue dans l'optique de minimiser la consommation de ces véhicules lorsqu'ils sont équipés d'un système de navigation. Grâce au système de navigation il est possible de prédire les futures conditions de demande énergétique du véhicule. Cette affirmation a été vérifiée à l'aide d'un algorithme de régression logistique. Il modélise la probabilité qu'un tronçon décrit par un ensemble de variables appartient à une catégorie énergétique donnée. Ensuite, en fonction de ces prédictions, un algorithme donne une consigne énergétique qui optimise la ressource électrique dans l'optique de l'utiliser dans les profils de roulage où elle est la plus intéressante. Enfin, cette consigne est suivie par une stratégie de type ECMS modifiée spécifiquement pour suivre de façon optimale la trajectoire énergétique recommandée par le précédent algorithme.

Introduction

L'ensemble des stratégies développées améliore l'efficacité énergétique des véhicules hybrides conventionnels et rechargeables. Elles participent ainsi, à promouvoir le véhicule hybride comme une alternative crédible aux véhicules actuels en réduisant les rejets anthropiques de dioxyde de carbone au kilomètre. Tous ces efforts et ces développements seront vains, pour la planète, si les véhicules hybrides ne prennent pas une part croissante des véhicules de tourisme à l'échelle mondiale. Pour ce faire, la prise de conscience écologique et les incitations fiscales ne peuvent suffire. Il est indispensable que les véhicules hybrides puissent être abordables et rentables économiquement. De ce fait, la réduction de consommation énergétique doit compenser l'ajout des nouveaux composants. Parmi ces nouveaux composants la batterie fait figure de clef de voûte car elle représente le principal poste des nouvelles dépenses liées à l'hybridation. Plus sa longévité est importante, meilleure sera la rentabilité d'une batterie. Or une batterie a tendance à voir ses capacités décroître plus ou moins rapidement en fonction de ses conditions d'utilisation. De ce fait, une étude bibliographique sur le sujet a été réalisée pour comprendre les principaux phénomènes néfastes pour la longévité d'une batterie. Il se dégage clairement que des températures très froides ou élevées sont nuisibles pour la durée de vie d'une batterie. Par conséquent, une stratégie prenant en compte ce phénomène de vieillissement a été mise au point pour garantir de façon optimale à la fois une optimisation des flux d'énergies tout en préservant la batterie des effets néfastes des températures extrêmes. Pour garantir le bon fonctionnement de cette stratégie, il a été nécessaire de développer un observateur de température interne des modules. En effet, pour des raisons de processus, il n'est pas possible de placer un capteur de température au plus proche des réactions chimiques. De ce fait, la mesure n'est pas idéale pour le rendement de cette stratégie. Cet observateur repose sur un modèle linéaire à paramètres variants (LPV) dont la convergence et la stabilité ont été prouvées. Pour garantir la stabilité dans le cadre de bruits de mesure, l'observateur proposé est de type polytopique dont les gains sont calculés à partir d'inégalités matricielles adaptées à cette problématique. La reconstruction de la température interne des cellules à l'aide de cet observateur est performante et participe ainsi à l'efficacité de la stratégie de gestion d'énergie multi-critère.

Ce mémoire s'organise alors en cinq chapitres :

Le **chapitre 1** présente la problématique du déplacement automobile d'un

point de vue énergétique. Il définit également les véhicules hybrides et les composants participants à la traction du véhicule. Ensuite, en vue de formaliser le problème de la gestion d'énergie, un modèle générique quasistatique d'un véhicule hybride est proposé. Enfin, le problème d'optimisation dynamique caractérisant la gestion d'énergie des véhicules est posée sous sa forme mathématique. Un aperçu concis des solutions proposées dans la littérature permet d'apprécier la diversité des solutions proposées et de situer les travaux effectués dans ce mémoire.

Le **chapitre 2** propose l'étude théorique et applicative de la commande optimale de la gestion d'énergie des véhicules hybrides. Les deux grandes méthodes d'optimisation hors ligne sont détaillées avec une étude de la correspondance entre ces deux théories. L'application de la théorie de la programmation dynamique est étudiée sur un hybride à dérivation de puissance où l'efficacité de la chaîne de transmission permet d'envisager des simplifications intéressantes. La programmation dynamique a aussi été utilisée sur un hybride parallèle pour un objectif double : la consommation tout en respectant l'agrément de conduite.

Le **chapitre 3** propose d'étudier des stratégies embarquées pour des véhicules hybrides classiques. La première stratégie est de type contrôle prédictif à base de modèle. Cette stratégie a été validée dans les conditions du temps réel sur des simulateurs numériques. La deuxième stratégie est fondée sur le principe du problème dual de la théorie du contrôle optimal. Elle a été implantée sur deux démonstrateurs : un véhicule hybride parallèle rechargeable avec des moteurs électriques dans les roues et un moteur thermique équipé d'une machine électrique sur la courroie d'accessoires pour réduire la consommation en optimisant les points de fonctionnement du moteur. Pour ces deux exemples une attention particulière est portée sur l'intégration des stratégies de gestion d'énergie dans l'architecture globale du logiciel pilotant le véhicule.

Le **chapitre 4** est dédié à une stratégie spécifique pour les véhicules hybrides rechargeables possédant un système de navigation. Cette stratégie se décompose en trois étapes : la première est de prédire la situation de conduite en fonction des données issues du système de navigation, la deuxième est de pré-positionner la façon de décharger la batterie en fonction des prédictions et

Introduction

la troisième étape est d'optimiser en temps réel la consommation en suivant la consigne de décharge de la batterie. Pour prédire la situation de conduite, un algorithme de régression logistique est proposé. La pré-optimisation appelée optimisation macroscopique est une optimisation simple de type quadratique à partir d'un modèle énergétique issu des résultats de la commande optimale obtenue hors ligne. Enfin l'optimisation de la consommation en temps réel est une extension de la stratégie proposée dans le chapitre précédent.

Le **chapitre 5** se focalise sur un point essentiel des nouvelles générations de véhicules : la batterie de traction. C'est sans conteste, l'élément le plus cher et le plus limitant, à l'heure actuelle, pour l'émancipation des véhicules innovants pour l'environnement. La présentation des batteries Li-ions permet de mieux comprendre leur fonctionnement et leurs performances. L'utilisation des batteries Li-ions dans les véhicules est une révolution pour les fabricants de batteries d'un point de vue de la longévité. En effet, la durée de vie moyenne d'un véhicule dépasse amplement la durée de vie des outils électroniques pour lesquels elles étaient conçues et de ce fait la longévité des batteries est une nouvelle problématique spécifique à l'automobile. L'étude du vieillissement des batteries Li-ions montre que la température de la batterie est un facteur néfaste de premier ordre. Pour améliorer la connaissance de la température interne des batteries un observateur (LPV) est proposé. Cet observateur est essentiel pour tenir compte de la température de façon efficace dans un algorithme de gestion d'énergie orienté pour augmenter la longévité de la batterie.

Chapitre 1

Le véhicule hybride : modélisation et gestion d'énergie

Ce chapitre introductif contient quatre parties :

La première partie développe l'étude énergétique du déplacement automobile définissant l'une des principales sources de transformation énergétique appelée du « véhicule aux kilomètres ». Un modèle classique de dynamique longitudinale du véhicule est évoqué. Ce modèle est essentiel dans l'approche d'une optimisation de la consommation énergétique du véhicule.

La deuxième partie présente le véhicule hybride, ses avantages énergétiques, sa classification et ses différentes architectures. Les composants susceptibles de participer à la traction des véhicules hybrides sont présentés brièvement.

La troisième partie propose une modélisation mathématique de la transformation énergétique du « réservoir au véhicule » fondée sur les équations de la physique. Elle est fondamentale pour l'approche d'optimisation de la gestion d'énergie.

La quatrième partie est une présentation de la littérature et des solutions proposées pour résoudre le problème de la gestion d'énergie des véhicules hybrides. Une attention particulière est portée sur la différentiation de l'optimisation hors ligne servant à fournir des références et l'optimisation en ligne destinée à être emportée dans le véhicule.

1.1 Transformation énergétique du « véhicule aux kilomètres »

1.1.1 Bilan énergétique du déplacement automobile

Les caractéristiques des véhicules et la manière de conduire nécessitent plus ou moins d'énergie pour effectuer le même parcours. Le véhicule peut être assimilé à un réservoir d'énergie qui est alimenté par l'énergie mécanique des organes de traction et qui est vidé par l'énergie consommée par les forces de résistance à l'avancement. Le véhicule peut stocker de l'énergie sous deux formes : sous forme d'énergie cinétique lorsque le véhicule accélère, et sous forme d'énergie potentielle lorsque le véhicule monte en altitude. Le véhicule accélère lorsque l'énergie mécanique apportée dépasse l'énergie dissipée et vice versa. Un conducteur pratiquant l'éco-conduite anticipative pour réduire sa consommation optimise ainsi le niveau d'énergie de son véhicule. En effet, en anticipant un futur arrêt, il arrête d'alimenter son réservoir d'énergie et le vide naturellement sans toucher aux freins pour décélérer. En utilisant ses freins, il aurait augmenté par frottements mécaniques l'énergie consommée et de ce fait vidé inutilement un réservoir que les organes de traction ont alimenté inutilement.

1.1.2 Principe fondamental de la dynamique longitudinale d'un véhicule

Le principe énergétique du « véhicule aux kilomètres » peut être modélisé à l'aide d'un modèle longitudinal de l'automobile fondé sur le principe fondamental de la dynamique

$$m_v \frac{d}{dt} v(t) = F_t(t) - F_r(t), \quad (1.1)$$

avec m_v la masse du véhicule, v la vitesse du véhicule, F_t la force fournie aux roues par les organes de traction. La force totale de résistance à l'avancement F_r découle de la somme d'une multitude de sources

$$F_r(t) = F_a(t) + F_p(t) + F_g(t) + F_l(t) + F_{ro}.$$

- F_a caractérise l'effort aérodynamique ramené sous la forme d'une force

1.1. Transformation énergétique du « véhicule aux kilomètres »

à la roue. L'effort aérodynamique est généralement calculé en fonction d'une surface de référence S et un coefficient de pénétration C_x

$$F_a = \frac{1}{2}\rho S C_x v^2,$$

où ρ représente la masse volumique de l'air.

- F_p caractérise l'effort de résistance pneumatique. Cet effort dépend essentiellement de la vitesse et de la masse du véhicule. L'influence de la pression des pneumatiques est à prendre en compte ainsi que le revêtement de la chaussée et les conditions météorologiques (par exemple sur une route mouillée, la résistance à l'avancement au niveau du pneumatique est augmentée de l'ordre de 20%). Pour les simulations, la résistance à l'avancement des pneumatiques sera calculée par interpolation sur des données empiriques.
- F_g correspond à l'effort induit par la pente et la gravité terrestre. Cet effort se modélise simplement en fonction de la gravité g et de la pente α

$$F_g = m_v \cdot g \cdot \sin(\alpha).$$

- F_l l'effort lié au léchage^a des plaquettes de frein sur le disque. En général du fait de la dispersion des véhicules sortis d'usine, cet effort est un effort forfaitaire caractérisant un véhicule médian.
- F_{r_o} l'effort de résistance lié aux roulements portant la transmission. Suivant le niveau d'informations disponibles, cette résistance peut être fonction de la vitesse de rotation et du couple de transmission.

1.1.3 Etude de sensibilité des paramètres influençant la consommation du « véhicule aux kilomètres »

1.1.3.1 Cycles et homologation

Le véhicule n'est pas la seule source de consommation énergétique du « véhicule aux kilomètres ». Deux conducteurs différents sur un même parcours avec la même voiture peuvent consommer plus ou moins de carburant. Afin d'évaluer la performance énergétique des véhicules sans biaiser les résultats, des cycles de tests, caractérisés par des profils de vitesse et de pente, ont été introduits. Dans la pratique, ces cycles sont utilisés sur des bancs à rouleaux

a. Frottement des plaquettes de freins sur les disques

où la force à la roue est choisie pour émuler les pertes énergétiques lorsque le véhicule réalise le cycle spécifié. Ces tests sont effectués dans un environnement contrôlé (température, humidité, composition de l'air, pression etc.) avec des procédures strictes de confinement pour amener le véhicule et ses composants à la température souhaitée.

Il existe plusieurs cycles normalisés suivant les pays qui s'en servent pour homologuer la consommation et la pollution des véhicules. En France, l'UTAC, l'organisme de certification automobile utilise le cycle européen NEDC qui propose 4 répétitions d'un profil urbain suivi d'un profil routier (FIGURE 1.1). Pour le cycle NEDC, si le véhicule dispose d'une boîte manuelle, les rapports sont imposés. Les États-Unis possèdent leur propre cycle d'homologation FTP (Federal Test Procedure) qui est plus représentatif d'une utilisation réelle d'un véhicule. Le Japon possède lui aussi son propre cycle et norme d'homologation. Des pourparlers sont engagés pour harmoniser de manière globale l'homologation des véhicules. Ces cycles d'homologation ne suffisent pas pour être représentatifs de l'utilisation courante des véhicules par les clients. Ainsi, chaque constructeur automobile a développé en interne ses propres cycles. Les cycles Artemis développés par l'INRETS sur la base de relevés effectués sur une flotte de véhicules servent souvent de référence dans la littérature pour simuler le comportement d'un usage client [9]. Il existe quatre cycles Artemis représentatifs d'un roulage en embouteillage, en ville, routier et sur autoroute.

1.1.3.2 Analyse de la consommation : le cas pratique sur le cycle NEDC

Dans [53], les auteurs proposent une évaluation énergétique des aspects du « véhicule aux kilomètres ». Pour le cycle normalisé européen, la formule équivalente de la consommation d'énergie mécanique d'un véhicule pour 100 kilomètres est approchée par

$$\bar{E}_{NEDC} \approx S \cdot C_x \cdot 1.9 \cdot 10^4 + m_v \cdot c_r \cdot 8.4 \cdot 10^2 + m_v \cdot 10,$$

avec \bar{E}_{NEDC} exprimé en $kJ/100km$ et c_r le coefficient de roulement du pneumatique. Ce qui donne, pour quatre grandes catégories de véhicules des demandes énergétiques bien différentes (TABLE 1.1). Il est remarquable qu'entre deux véhicules le travail à fournir, pour une même distance, puisse être 3,5

1.1. Transformation énergétique du « véhicule aux kilomètres »

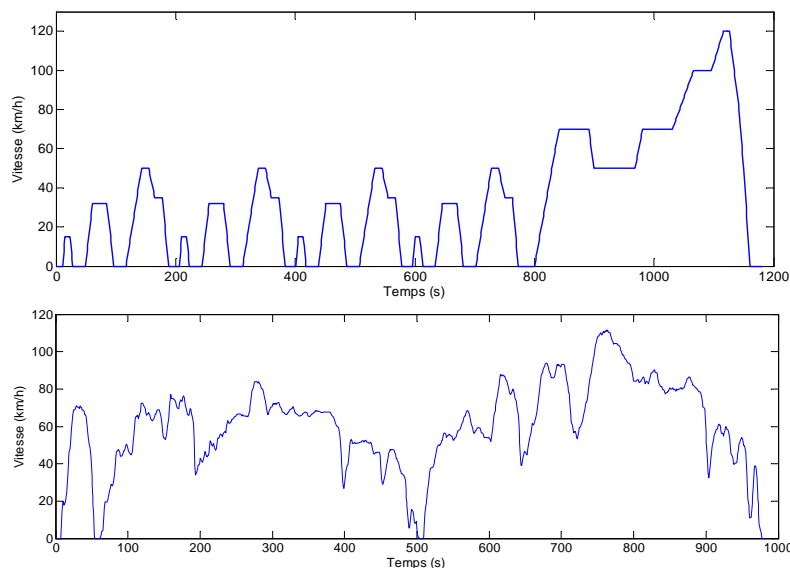


FIGURE 1.1 – Profil de vitesse du cycle NEDC (haut) et du cycle Artemis Routier (bas)

Véhicule	SUV	Familiale	compacte	micro urbaine
$S \cdot C_x$	1.2	0.7	0.6	0.4
c_r	0.017	0.013	0.012	0.08
$m_v(kg)$	2000	1500	1000	750
$\bar{E}_{NEDC}(MJ/100km)$	71	45	31	20

TABLE 1.1 – Demande énergétique du « véhicule aux kilomètres » sur le cycle NEDC pour différentes catégories de véhicules [53].

fois supérieur. L'influence relative des différents paramètres à la consommation énergétique du « véhicule aux kilomètres » peut être évaluée par une étude de sensibilité. La sensibilité est définie par

$$S_p \triangleq \lim_{\delta p \rightarrow 0} \frac{[\bar{E}_{NEDC}(p + \delta p) - \bar{E}_{NEDC}(p)] / \bar{E}_{NEDC}(p)}{\delta p / p},$$

où p représente l'un des trois paramètres $S \cdot C_x$, c_r , ou m_v . La FIGURE 1.2 représente la sensibilité des paramètres pour chacun des véhicules. La sensibilité caractérise le gain sur la consommation d'un effort donné sur l'un des trois facteurs de consommation. Ainsi, avec une familiale sur le cycle NEDC, réduire de 1% la masse du véhicule réduit de 0,7% la demande énergétique du véhicule alors qu'une réduction de la résistance aux roulements pneumatiques de 1% réduit la demande énergétique de 0,3%. Il apparaît nettement que la

masse est le facteur le plus impactant sur la consommation. L'allègement des véhicules apparaît donc comme une évidence pour réduire de façon simple la consommation des véhicules. Malheureusement, si les véhicules se sont alourdis ces dernières années, c'est essentiellement pour des raisons de sécurité et de confort des occupants. Déontologiquement, il est impensable de régresser sur la sécurité passive pour économiser de l'énergie tant que la sécurité active ne garantira pas des taux d'accidents faibles. La solution, étudiée ici, pour réduire les émissions anthropiques de CO_2 passe par l'amélioration du rendement du « réservoir au véhicule ».

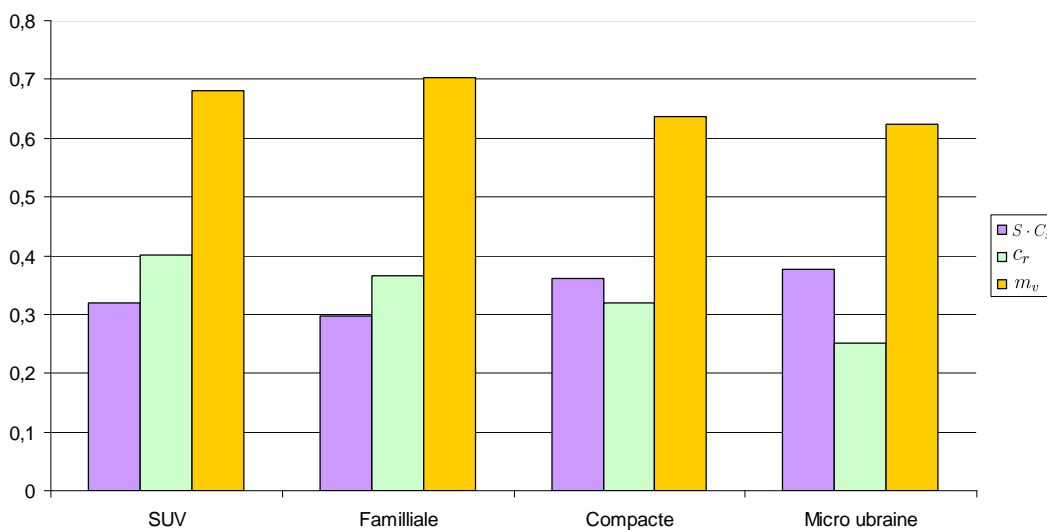


FIGURE 1.2 – Etude de sensibilité aux paramètres influençant la consommation de différents véhicules sur le cycle NEDC

1.2 Le véhicule hybride

Le véhicule pour se déplacer a besoin d'un travail mécanique pour vaincre les forces de résistance à l'avancement. Cette énergie mécanique est fournie par un organe de conversion énergétique comme un moteur thermique ou une machine électrique qui puise l'énergie disponible dans le(s) réservoir(s) du véhicule. Cette transformation énergétique est malheureusement imparfaite et une grande quantité d'énergie est perdue lors de la conversion énergétique appelée du « réservoir au véhicule ». Les meilleurs rendements de conversion d'énergie d'un moteur thermique étant de l'ordre de 20% à 40% jusqu'à 0% sur les plus faibles rendement au ralenti est ainsi une source importante d'amélioration

pour réduire les émissions anthropiques de CO₂. Depuis un siècle que cette technologie existe, elle n'a eu de cesse de s'améliorer et s'approche de plus en plus d'une asymptote. Malheureusement, les rendements atteints ne sont pas idéaux et il est nécessaire de recourir à des solutions dites de rupture ou alternative pour progresser. L'hybridation des véhicules, qui consiste à employer deux systèmes de propulsion, se présente comme un bon moyen pour réduire l'impact de la transformation du « réservoir au véhicule » en agissant sur plusieurs leviers :

- La réduction de la cylindrée du moteur tout en conservant un brio de cylindrée supérieure (« downsizing »). En effet, un conducteur, sollicitera son moteur de plus faible cylindrée sur des points de fonctionnement possédant un meilleur rendement comparativement au moteur de plus forte cylindrée [31].
- La récupération partielle de l'énergie cinétique pendant les décélérations.
- L'extinction du moteur thermique pendant les phases d'arrêt du véhicule, communément appelée fonction « start and stop ».
- L'optimisation de la distribution des différentes sources d'énergie pour mouvoir le véhicule.

1.2.1 Classification

L'univers des véhicules hybrides est très vaste et difficile à définir. Les hybrides peuvent être classés différemment suivant les points de vue marketing ou de la technologie embarquée. Toutefois, il est possible de récapituler sommairement l'ensemble des grandes tendances de l'hybride. Pour qu'un véhicule puisse être qualifié d'hybride, il faut que sa chaîne de traction comprenne au moins deux sources d'énergie de nature différente. Cette définition n'est pas suffisante dans la mesure où le véhicule conventionnel ne peut être considéré comme hybride (i.e. un véhicule possède une batterie, un alternateur, et un moteur thermique). De là partent les divergences sur la définition du véhicule hybride, certains considérant qu'il faut que les deux sources participent à la traction du véhicule, d'autres considérant la récupération d'énergie comme un point clef du véhicule hybride. Cependant, en regroupant la catégorie portant à confusion dans une classe nommée micro-hybride, le classement peut se faire simplement suivant la capacité de stockage électrique par rapport à la puissance du moteur thermique (FIGURE 1.3).

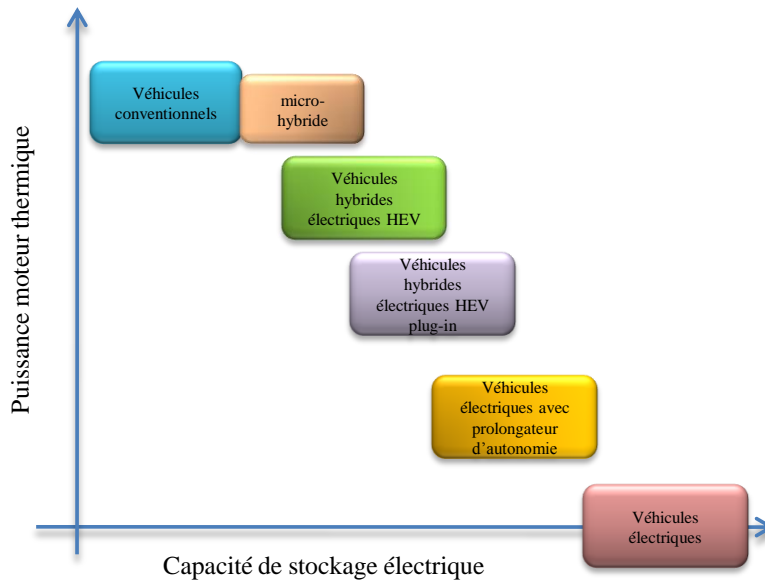


FIGURE 1.3 – Classification des véhicules hybrides

1.2.2 Architectures

Un véhicule hybride peut être configuré suivant plusieurs architectures qui sont répertoriées en trois grandes catégories : architectures série, parallèle et les architectures à dérivation de puissance^b.

1.2.2.1 Série

Dans une architecture série, la propulsion est uniquement assurée par le moteur électrique. Celui-ci peut être alimenté par une batterie et/ou par un système de type groupe électrogène^c (FIGURE 1.4). Cette architecture est privilégiée pour les véhicules électriques avec prolongateur d'autonomie. Le moteur électrique doit être puissant puisqu'il assure l'intégralité de la propulsion. Les avantages liés à cette technologie sont :

- La commande indépendante du moteur thermique qui peut tourner sur ses meilleurs points de rendement.
- La simplicité de la loi de commande.
- La souplesse des moteurs électriques pour les faibles vitesses.

b. Encore appelée combiné, ou série-parallèle

c. Un moteur thermique accouplé à une génératrice électrique

Les inconvénients sont :

- Le passage de l'énergie du moteur thermique à la génératrice pour la stocker sous forme de potentiel électrochimique dans la batterie puis le passage de l'énergie de la batterie au moteur électrique engendrent une cascade de rendements dont le produit ne se retrouve pas avantageux.
- Le coût lié à la puissance de la machine électrique.

L'hybride série est donc très peu utilisé mais se voit tout de même employé pour des véhicules urbains comme les bus. Les locomotives diesel utilisent aussi cette technologie mais ne possèdent pas de batteries. L'application pour le véhicule de tourisme est plutôt limitée, même si la première version de la Chevrolet Volt a laissé penser qu'elle emploierait cette technologie.

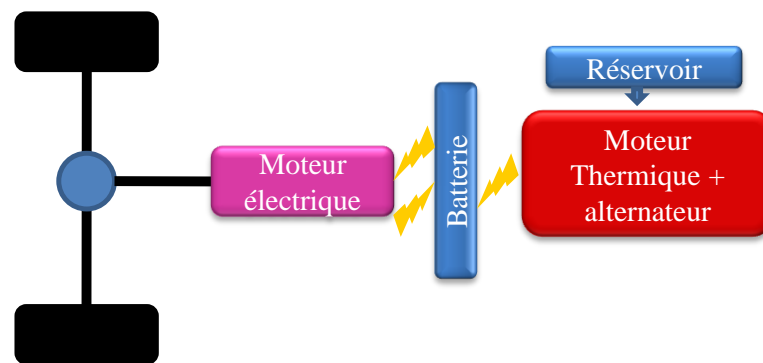


FIGURE 1.4 – Architecture hybride série

1.2.2.2 Parallèle

Dans un hybride parallèle, le couplage entre les différentes sources d'énergie est de nature mécanique (FIGURE 1.5). Cette figure présente un exemple d'architecture parallèle où la machine électrique est placée sur l'arbre moteur, ce qui est très avantageux d'un point de vue de l'encombrement sous capot. Le moteur thermique est donc physiquement relié aux roues en passant par le stator de la machine électrique. Il existe d'autres architectures qui peuvent être appelées parallèles comme la séparation des organes de traction sur deux essieux différents^d ou une mise en parallèle des deux organes de traction en

d. Essieux avant et arrière

les reliant par une chaîne cinématique. Cette architecture offre de nombreuses possibilités pour réaliser le couple à la roue. Les trois principaux modes de fonctionnement sont :

- **Le mode thermique pur qui comprend :**
 - La traction thermique : le moteur thermique fournit l'intégralité de l'énergie nécessaire à la propulsion du véhicule.
 - Freinage thermique : le freinage est assuré par la dissipation de chaleur dans les freins mécaniques.

- **Le mode électrique pur (ZEV : Zero Emission Vehicle) qui comprend :**
 - Le freinage récupératif : l'énergie cinétique du véhicule est récupérée par le moteur électrique pour recharger les batteries.
 - La traction ZEV : le moteur électrique fournit l'intégralité de l'énergie nécessaire à la propulsion du véhicule.

- **Le mode hybride qui comprend :**
 - La traction hybride : les deux moteurs participent à la propulsion du véhicule.
 - Traction hybride et recharge : Le moteur thermique fournit l'intégralité de l'énergie nécessaire à la propulsion du véhicule ainsi qu'un supplément qui est récupéré par le moteur électrique pour recharger la batterie.
 - Freinage récupératif en mode hybride : L'énergie cinétique du véhicule est récupérée par le moteur électrique pour recharger la batterie, le moteur thermique est en coupure d'injection donc ne consomme pas mais les frottements de rotations consomme une partie de l'énergie cinétique.

L'architecture parallèle est la plus prisée des constructeurs car elle est un bon compromis entre le coût et l'efficacité. Les véhicules à architecture parallèle sont : Les BMW activehybrid x7 et activehybrid x6 avec un moteur électrique

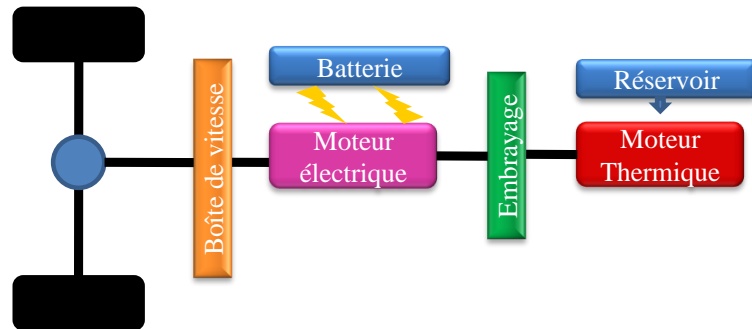


FIGURE 1.5 – Architecture hybride parallèle

entourant le volant moteur pour plus de compacité ; les Honda IMA, CR-Z, Insight et Jazz ; le Peugeot 3008 hybride avec un moteur diesel et un moteur électrique sur l'essieu arrière ; le Porsche Cayenne II hybride ; Les formules 1 utilisant la technologie appelé KERS (Kinetic Energy Recuperation System).

1.2.2.3 Parallèle à dérivation de puissance

L'hybride à dérivation de puissance combine les principes de fonctionnement des architectures parallèle et série, les deux fonctionnements étant possibles indépendamment ou simultanément (FIGURE 1.6).

La dérivation de puissance peut être réalisée de diverses manières, mais dans tous les cas, elle nécessite au moins : deux machines électriques, une batterie et un moteur thermique. Le couplage des différents organes est généralement effectué par un assemblage de trains épicycloïdaux. Le surcoût par rapport à une architecture parallèle n'est pas négligeable mais le potentiel d'économie d'énergie est plus important. La dérivation de puissance libère un degré de liberté supplémentaire pour optimiser la consommation de carburant [53] ce qui complexifie légèrement l'optimisation énergétique mais reflète un meilleur potentiel. Les véhicules utilisant la technologie à dérivation de puissance sont nombreux la plus connue est la Toyota Prius et son système THSII[88] employé sur les Auris, les Lexus RX450h, GS 450h, 600h, CT200 et Nissan exploitant le système de Toyota sur l'Altima. Ford a développé un système appelé FHS e-CVT [92] et un consortium de constructeurs : GM, Daimler, Chrysler, BMW Global Hybrid Cooperation (AHS2) [92].

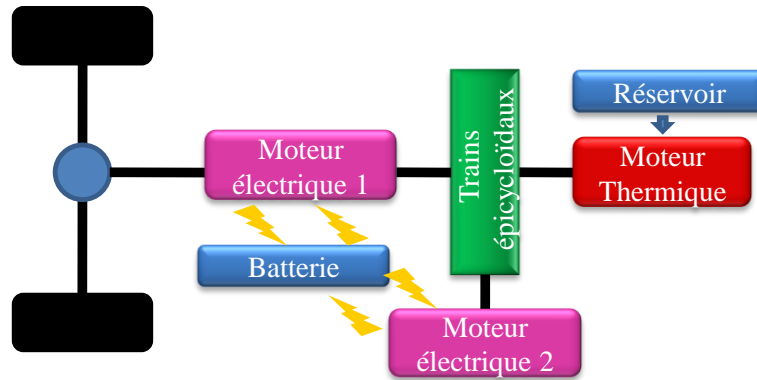


FIGURE 1.6 – Architecture hybride à dérivation de puissance

1.2.3 Composants participant à la traction des véhicules hybrides

1.2.3.1 Le moteur thermique

Le moteur thermique est un organe transformant, par combustion, l'énergie potentielle chimique d'un carburant en énergie mécanique. Il existe deux grandes catégories de moteurs, différenciées suivant la nature de la combustion : les moteurs à allumage commandé utilisant des carburants comme l'essence, le GPL, le gaz naturel etc. avec une combustion de type déflagration et les moteurs diesel utilisant des carburants comme le gazole, l'huile végétale etc. avec une combustion de type détonation. La transformation thermodynamique idéale théorique de l'énergie de combustion en énergie mécanique a été étudiée par Beau de Rochas en 1862 qui propose un cycle en quatre temps préfigurant ainsi le fonctionnement des moteurs modernes. Les moteurs deux temps développés historiquement par Etienne Lenoir en 1859 sont en théorie très intéressants d'un point de vue des frottements internes mais en pratique, la consommation spécifique est plus importante. Néanmoins, les moteurs deux temps de par leur compacité, fiabilité et masse suscitent un intérêt sur certaines applications de type véhicule électrique avec prolongateur d'autonomie.

Les moteurs peuvent fournir du couple au vilebrequin sur une plage de régime variant de 1000tr/min à 6000tr/min environ. Les conducteurs sollicitent majoritairement leur moteur dans la plage représentée en transparence jaune FIGURE 1.7. Cette plage n'est malheureusement pas la plus optimisée d'un point de vue du rendement. La solution évidente de proposer des moteurs de plus petite cylindrée, mieux adaptés aux besoins quotidiens, n'est pas en-

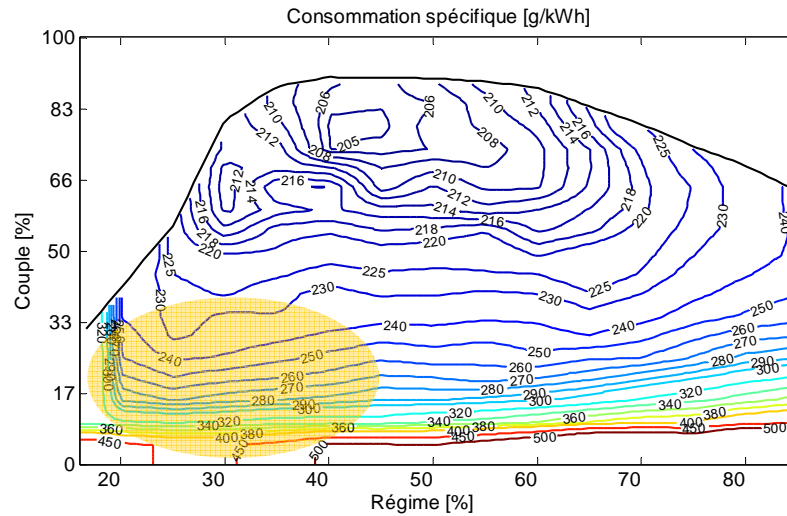


FIGURE 1.7 – Cartographie de la consommation spécifique d'un moteur en fonction du régime et du couple

visageable d'un point de vue marketing. En effet, la clientèle est sensible aux prestations d'accélération et plus particulièrement à la sensation de brio qu'elle ne retrouverait pas sur ce type de moteur. L'hybridation représente une excellente alternative qui permet d'utiliser un moteur plus petit, mieux adapté au niveau du rendement, tout en conservant des prestations d'un moteur de cylindrée supérieure à l'aide de machines électriques. C'est ce qui est appelé l'effet downsizing. La réduction de consommation tend vers une asymptote en fonction de l'effort de réduction de cylindrée car de nouvelles problématiques spécifiques comme le remplissage, le mouillage etc. dégrade le rendement des moteurs de très faible cylindrée.

1.2.3.2 La transmission

La transmission est chargée de transmettre aux roues les forces de traction nécessaires à l'avancement du véhicule. Suivant le type de véhicule hybride, les organes de transmissions peuvent varier mais les principaux organes pouvant composer les transmissions hybrides sont les suivants :

- **L'embrayage** : il permet le désaccouplement temporaire d'un arbre moteur avec un arbre récepteur. Sur une automobile avec un moteur thermique, il sert à désaccoupler le moteur thermique à l'arrêt. En phase de glissement, le couple passe progressivement par frottements, ce qui évite les changements brutaux de couple qui sont dommageables pour

la mécanique et très désagréables pour les passagers. Sur les véhicules hybrides, il peut y avoir plusieurs embrayages suivant les architectures. Les pertes liées aux frottements de l'embrayage dépendent du couple de transmission, de la vitesse de rotation et de la température.

- **Le convertisseur hydraulique** : il assure le rôle de l'embrayage sur les boîtes de vitesses automatiques. C'est la viscosité du fluide mis en mouvement par l'aube reliée au moteur qui entraîne l'aube reliée à la chaîne cinématique. Un convertisseur est très apprécié pour son agrément lié à la douceur des transitions de couple, mais son rendement énergétique est faible.
- **Le train épicycloïdal** : c'est un réducteur de vitesse couramment utilisé dans les boîtes de vitesses automatiques. Il est composé de satellites, d'un porte-satellites, d'un planétaire et d'une couronne. Le train épicycloïdal a l'avantage de pouvoir recevoir deux couples : l'un du moteur électrique et l'autre du moteur thermique et de fournir un troisième couple, composante des deux autres aux roues. Le rendement d'une chaîne cinématique composée de trains épicycloïdaux dépend généralement du nombre d'engrenages à traverser pour transmettre le couple aux roues ainsi que de la vitesse de rotation du couple transmis et du système de lubrification.
- **Les boîtes de vitesses manuelles et robotisées** : ce sont des organes de transformation de vitesse et couple mécanique. Elles ont été conçues pour adapter la puissance du moteur thermique aux différentes conditions de roulages en transformant la vitesse et le couple primaire du moteur en une vitesse et couple différents aux roues.

1.2.3.3 Les machines électriques

Les machines électriques transforment de l'énergie électrique en énergie mécanique. Le principe des machines électriques repose sur l'interaction de champs magnétiques. Une induction magnétique \vec{B} peut être issue d'une bobine parcourue par un courant ou directement par un aimant permanent. Toute force ou couple magnétique résulte de cinq interactions possibles :

- interaction courant - courant
- interaction courant - circuit magnétique
- interaction courant - aimant permanent

- interaction aimant - circuit magnétique
- interaction aimant - aimant

Le couple électromagnétique d'une machine électrique découle de l'interaction de deux champs magnétiques entre une partie fixe : le stator et une partie mobile : le rotor. Seules les trois premières interactions magnétiques présentées offrent un intérêt puisqu'elles sont commandables par un courant. La classification des différents concepts de machines découle ensuite du choix de l'interaction entre le stator et le rotor.

Les machines synchrones à aimants permanents sont des machines utilisant un champ magnétique tournant créé par trois phases alimentées par des courants sinusoïdaux déphasés. Le couple magnétique généré par l'interaction du champ créé par les aimants permanents et ce champ tournant, favorise la synchronisation du rotor sur le champ tournant.

Les machines synchrones à inducteur bobiné reposent sur le même principe que précédemment avec un champ magnétique tournant créé par trois phases alimentées par des courants sinusoïdaux déphasés. Le deuxième champ magnétique en interaction avec ce champ tournant est, quant à lui, créé via un courant circulant dans une bobine. Il y a donc plus de degrés de libertés pour piloter la machine mais l'alimentation en courant d'une pièce tournante reste difficile.

Les machines synchrones à courant continu sont des machines utilisant l'interaction d'un champ magnétique induit par des aimants permanents généralement placés au niveau du stator et d'un champ magnétique de type électrique. Les bobines du rotor sont alimentées en fonction de la position astucieuse des balais d'alimentation. Sur ce type de machine, en première approximation, l'intensité du courant est généralement proportionnelle au couple fourni par la machine.

Les machines asynchrones sont des machines utilisant l'interaction d'un champ magnétique électrique avec un champ magnétique induit par circuit magnétique. Le stator composé de matériaux magnétiques subit des variations de champ magnétique créées par les courants statoriques. Cette variation de champ crée un courant rotorique amenant un couple au rotor afin de s'opposer à la variation de flux créée par le champ tournant. La machine est asynchrone car le rotor n'arrive pas à se synchroniser sur la fréquence du champ statorique. En effet, s'il y avait synchronisme, le rotor n'aurait plus de variation de champ magnétique, donc il n'y aurait plus de courant au rotor, ce qui annulerait tout

couple électromagnétique.

Les machines à reluctance variable aussi appelées moteurs pas à pas utilisent l'interaction du courant avec un circuit magnétique. Le rotor est composé d'un circuit magnétique de forme non régulière. Les impulsions électriques au stator attirent le circuit magnétique pour l'amener à une position stable. Suivant les impulsions électriques envoyées, le mouvement de rotation peut se faire. Dans la pratique, ces moteurs ne sont pas dédiés à la propulsion du fait des à-coups de couple intrinsèque au mode de génération du couple électromagnétique. Ces moteurs sont largement utilisés pour des actionneurs de positionnement et sont peu coûteux à produire.

1.2.3.4 L'électronique de puissance

L'électronique de puissance comprend de manière générale l'ensemble des dispositifs électrotechniques intervenants dans la conversion de l'énergie électrique. Suivant la technologie de la machine électrique utilisée, il est nécessaire de changer la forme du courant issu de la batterie. L'électronique de puissance est en général composée d'une série d'interrupteurs pilotés ayant un bon rendement intrinsèque mais perdant tout de même de l'énergie lors de leurs commutations.

1.2.3.5 La batterie

Les batteries transforment de façon réversible un potentiel chimique en électricité. Dans un véhicule hybride, elles servent à stocker et à distribuer l'énergie électrique sur le réseau haute tension. Pour créer une batterie de capacité suffisamment importante, il faut associer plusieurs éléments de batterie appelés cellules. Suivant les technologies utilisées, la densité énergétique évolue fortement comme le montre la FIGURE 1.8 [77]. En effet, les batteries Acide-Plomb possèdent une capacité de 30 Wh/kg lorsque les dernières batteries Li-ion peuvent atteindre des capacités supérieures à 300 Wh/kg^e. Pour atteindre des capacités de stockage d'énergie intéressantes, la batterie aura une masse non négligeable par rapport à la masse totale du véhicule. De part sa meilleure densité énergétique, la technologie Li-ion est à l'heure actuelle la plus appropriée pour une application de véhicule hybride. En effet, la technologie Li-métal semble plus appropriée mais sa durée de vie est

e. pour mémoire l'essence possède une densité énergétique de 13 kWh/kg

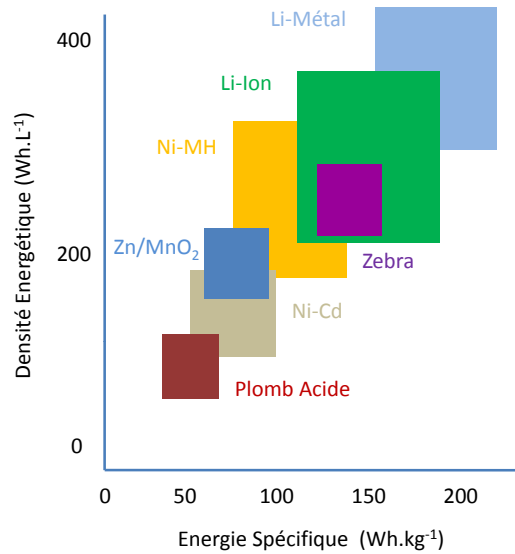
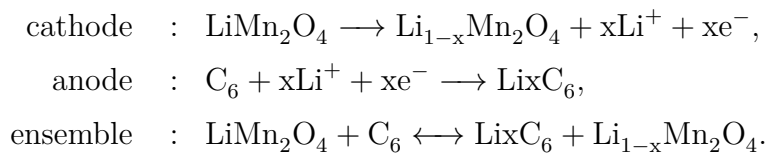


FIGURE 1.8 – Comparaison de l'énergie spécifique et de la densité énergétique de différentes technologies de batteries

inappropriée pour une utilisation automobile^f. La technologie Zebra nécessite des conditions de températures élevées et ne peut donc pas être embarquée sur un véhicule de tourisme. La technologie Li-air, révolutionnaire par son approche d'apport d'oxygène par l'air est très prometteuse en terme de densité énergétique théorique et son développement suscite beaucoup d'engouement. L'énergie électrique est stockée en créant un potentiel électrochimique entre l'anode et la cathode. En charge, des électrons associés avec des ions lithium régénèrent l'anode pendant que la cathode libère des électrons et des ions lithium. En décharge, c'est le contraire, l'anode libère des électrons et des ions lithium pendant que la cathode se régénère. Un exemple d'une réaction LiMn_2O_4 est détaillée



La capacité de la batterie est couramment exprimée en Ah, c'est une image de l'intégrale du courant pouvant être délivré sous certaines conditions. Un nombre adimensionnel SOC (state of charge) est utilisé pour représenter l'état

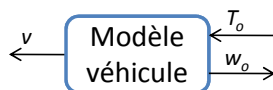
f. Le métal en s'agglomérant tend à déchirer plus facilement la membrane séparant l'anode de la cathode

de charge restant dans la batterie, exprimé comme un pourcentage de la capacité nominale. L'état de charge de la batterie n'est pas une représentation de l'énergie restante mais bien d'une réserve de charge. Souvent, dans la gestion d'énergie des véhicules hybrides, l'état de charge est utilisé comme première approximation de l'état d'énergie. Cette approximation est relativement juste pour des véhicules hybrides non rechargeables possédant une faible capacité ainsi qu'une plage d'utilisation restreinte de la batterie (la justification de cette hypothèse est décrite dans le paragraphe 2.1.3.2). Pour un hybride plug-in, l'état d'énergie diffère sensiblement de l'état de charge au point de modifier les résultats des stratégies de gestion d'énergie (Chapitre 4). La batterie, en vieillissant, voit ses caractéristiques changer, il est donc important de s'assurer de son bon fonctionnement tout au long de la vie du véhicule. Le Chapitre 5 propose une stratégie respectueuse de la batterie afin de prolonger sa durée de vie en agissant sur la température.

1.3 Modélisation dynamique d'un véhicule hybride

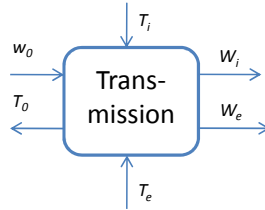
Pour comprendre et formaliser le problème de la gestion énergétique, il est primordial de modéliser les phénomènes et les composants intervenants dans la consommation du véhicule. Les méthodes utilisées pour résoudre l'optimisation de la demande énergétique requièrent une modélisation représentative et peu gourmande en temps d'exécution. Une modélisation dynamique du véhicule est une représentation mathématique « exacte » du système. Malheureusement, cette modélisation complexifie la résolution du problème et les algorithmes de résolution ne sont pas adaptés à la faible capacité de calcul des calculateurs embarqués. La modélisation dynamique du véhicule est tout de même utilisée pour valider en simulation les nouvelles lois de commande développées pour le contrôle des véhicules. Le modèle générique dynamique d'un véhicule hybride est composé de cinq modèles :

- **Le modèle du véhicule** : Il calcule la vitesse du véhicule v en fonction du couple total T_0 fourni par la transmission aux roues et des efforts de résistance à l'avancement du véhicule (1.1).

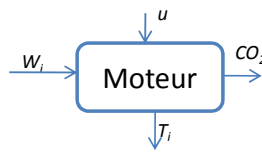


1.3. Modélisation dynamique d'un véhicule hybride

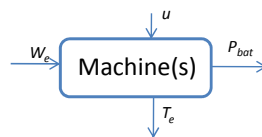
- **Le modèle de la transmission** : Il calcule les vitesses de rotation de machines électriques w_e et du moteur thermique w_i en fonction de la vitesse de rotation de la roue w_o . Il calcule aussi le couple total transmis aux roues T_o en fonction des couples fournis par les organes de traction T_i, T_e .



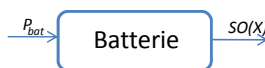
- **Le modèle moteur thermique** : Il calcule, en fonction du régime w_i de sa commande u et de son état, le couple T_i qu'il fournit ainsi que sa consommation m_f et son émission de dioxyde de carbone (CO_2).



- **Le modèle des machines électriques** : Il calcule, en fonction du régime w_e de sa commande et de son état, le couple T_e que les machines électriques fournissent ainsi que la puissance prélevée ou restituée à la batterie P_{bat} .



- **Le modèle de la batterie** : Il calcule, en fonction de la puissance électrique demandée P_{bat} et de son état, l'évolution de ses états SOX (état de charge, état d'énergie, état de santé etc.).



Finalement le modèle dynamique global du véhicule utilisé pour la validation MIL est représenté sur la FIGURE 1.9.

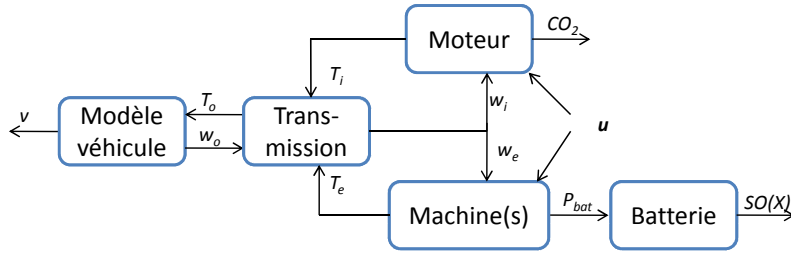


FIGURE 1.9 – Modélisation dynamique d'un véhicule pour la validation des lois de commande.

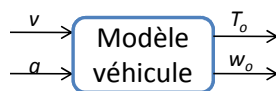
1.4 Modélisation quasistatique d'un véhicule hybride

Les modèles couramment utilisés pour l'optimisation énergétique sont des modèles de type quasi-statique. Une des références dans ce domaine est le modèle ADVISOR initialement développé par le NREL (New Renewable Energy Laboratory). Les modèles quasi-statiques développés au cours de cette thèse sont spécifiques à la configuration du véhicule étudié. Chaque sous-modèle est présenté individuellement puis ils sont ensuite regroupés dans une architecture globale.

1.4.1 Modèle longitudinal

Le cycle effectué par le véhicule renseigne la vitesse v et l'accélération a 1.1.3.1. La vitesse de rotation de la roue w_o est simplement déduite à l'aide de sa circonférence sous charge. Le modèle longitudinal du véhicule (1.1) permet de trouver la force motrice à appliquer à la roue F_t pour fournir l'accélération nécessaire pour suivre le cycle. Le couple moteur appliqué à la roue T_o est calculé à partir du rayon sous charge r_{roue} et de la force motrice

$$T_o = F_t \cdot r_{roue}.$$

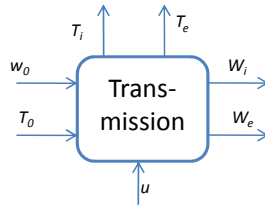


1.4.2 Modèle transmission

La transmission est spécifique au véhicule étudié et sa modélisation dépend des organes employés. Dans cette thèse, le modèle de transmission est détaillé pour chaque application étudiée. Le modèle générique de la transmission peut être mis sous la forme

$$\begin{aligned}(w_e, w_i) &= f w_{trans}(w_o, \mathbf{u}) \\ (T_e, T_i) &= f T_{trans}(T_o, \mathbf{u}),\end{aligned}$$

où \mathbf{u} représente la commande envoyée par l'algorithme de gestion d'énergie, w_i, T_i respectivement la vitesse de rotation et le couple du moteur thermique, w_e, T_e respectivement la vitesse de rotation de la machine électrique et le couple de la machine électrique. Dans le cadre d'un véhicule conventionnel, \mathbf{u} peut être vu comme le rapport engagé par le conducteur. La modélisation du rendement de la transmission est elle aussi spécifique au véhicule étudié. Elle dépend des organes utilisés : embrayages, train épicycloïdaux, boîte de vitesses manuelle ou automatique, convertisseur etc. Pour des raisons de complexité de résolution du problème d'optimisation énergétique, le rendement de la transmission est modélisé par une résistance supplémentaire à l'avancement du véhicule au niveau de la roue F_{ro} (1.1.2). Il est possible de prendre en compte ces pertes via le modèle empirique du moteur thermique si la mesure de couple effectif est réalisée à la roue au lieu de la sortie du vilebrequin.

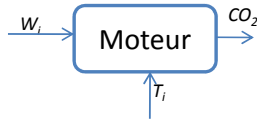


1.4.3 Modèle moteur thermique

La modélisation du moteur thermique représente un domaine vaste d'étude, les modèles dynamiques développés dans [57] sont intéressants d'un point de vue physique mais inadaptés du fait de la complexité de la résolution du problème d'optimisation. Le modèle utilisé pour représenter le moteur est un modèle statique empirique (FIGURE 1.7). Il est réalisé à l'aide d'essais moteurs sur des points de fonctionnement stabilisés en fonction du régime w_i et couple

T_i

$$(\text{CO}_2, \text{NO}_x, \text{Hc} \dots) = f_{mot}(w_i, T_i).$$



1.4.4 Modèle machine électrique

Tout comme le moteur thermique, la modélisation dynamique des machines électriques est un domaine d'étude large [28] mais ces modèles sont trop complexes pour l'étude énergétique. La modélisation quasi-statique retenue pour la gestion d'énergie impose une modélisation empirique des rendements (FIGURE 1.10). La cartographie f_{mac} de la machine électrique dépend essentiellement de la vitesse de rotation w_e et du couple de la machine T_e

$$P_{elec} = f_{mac}(w_e, T_e),$$

où P_{elec} est la puissance électrique consommée par le moteur électrique.

1.4. Modélisation quasistatique d'un véhicule hybride

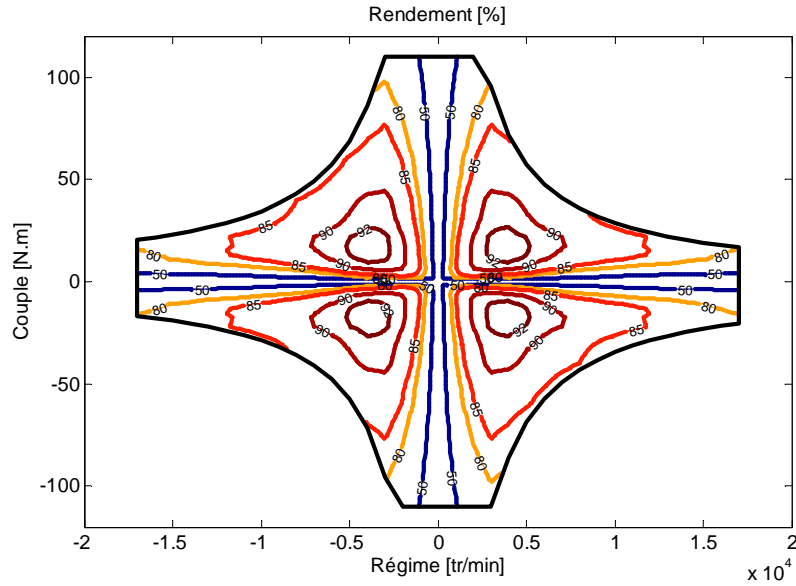
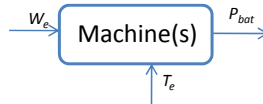


FIGURE 1.10 – Cartographie du rendement d'une machine électrique en fonction du régime et du couple à température et tension fixées.

Cette cartographie peut dépendre de la tension aux bornes de la machine. Le rendement de l'électronique de puissance servant à alimenter et piloter les machines est pris en compte dans cette fonction.



1.4.5 Modèle batterie

Le point de fonctionnement choisi par la stratégie de gestion d'énergie a un impact direct sur l'état de charge ou l'état d'énergie de la batterie. Comme l'état d'énergie de la batterie est essentiel dans l'optimisation énergétique, cet état doit être modélisé de façon dynamique pour s'assurer de la cohérence des résultats. Dans une première approche la notion d'état d'énergie sera assimilée à un état de charge. La modélisation de l'état de charge de la batterie SOC est calculée en intégrant le courant entrant et sortant de la batterie I_{bat}^*

$$SOC(t) = \frac{1}{Q_{max} \cdot NbC_{parallele}} \int_a^t -I_{bat}^*(t) dt + SOC_{ini}. \quad (1.2)$$

Q_{max} représente la capacité maximale d'une cellule, $NbC_{parallele}$ le nombre de cellules placées en parallèle électriquement. Une partie du courant de charge n'est pas stockée dans la batterie, cette perte physique est modélisée par le rendement de Coulomb $\eta(SOC)$

$$I_{bat}^*(t) = \begin{cases} I_{bat}(t) & \text{si } I_{bat}(t) \geq 0 \\ \eta(SOC)I_{bat}(t) & \text{si } I_{bat}(t) < 0. \end{cases}$$

Dans l'étude de la gestion d'énergie, l'entrée du modèle de la batterie est une demande de puissance P_{bat} . P_{bat} représente la puissance requise par le gestionnaire du véhicule, elle est donc la somme de la puissance demandée par les moteurs électriques P_{elec} , ainsi que l'ensemble des consommateurs du réseau haute tension P_{acc}

$$P_{bat} = P_{elec} + P_{acc}.$$

Le courant I_{bat} et la tension U_{bat} sont calculés à partir de la puissance délivrée par la batterie P_{bat} . I_{bat} et U_{bat} sont déduits à partir des lois de Kirchhoff sur un modèle simple de batterie (FIGURE 1.11) [39]

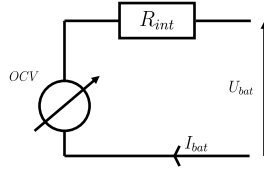


FIGURE 1.11 – Modèle simple d'une batterie, utilisé dans la modélisation quantitative d'un véhicule hybride.

$$U_{bat} = \frac{1}{2}OCV + \frac{1}{2}\sqrt{OCV^2 - 4P_{bat}R_{int}},$$

$$I_{bat} = \frac{OCV}{2R_{int}} - \sqrt{\frac{OCV^2 - 4P_{bat}R_{int}}{4R_{int}^2}}.$$

OCV est une source de tension à vide de la batterie, R_{int} est la résistance interne électrique de la batterie.

1.5. Optimisation de la consommation énergétique des véhicules hybrides



1.4.6 Modèle global

Finalement, le modèle quasistatique du véhicule respecte en général l'architecture globale du modèle présenté sur la FIGURE 1.12.

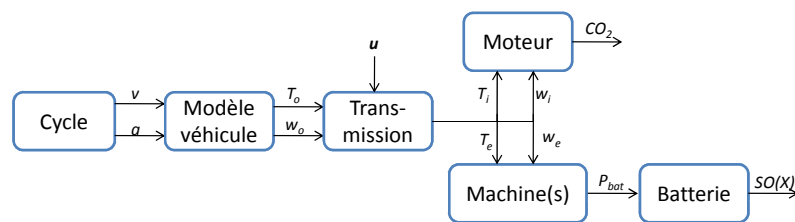


FIGURE 1.12 – Modélisation quasi-statique d'un véhicule hybride

1.5 Optimisation de la consommation énergétique des véhicules hybrides

1.5.1 Définition de la problématique

Le véhicule hybride possède l'avantage de disposer de plusieurs organes pour se mouvoir. Il dispose donc, suivant son architecture, d'un ou plusieurs degrés de libertés pour réaliser le couple demandé par le conducteur^g. Ce degré de liberté exploité de manière intelligente permet d'optimiser un critère comme, par exemple, les émissions de CO_2 . De manière générique, les variables pilotées exploitant le degré de liberté seront notées sous la forme d'un vecteur \mathbf{u} . Évidemment, il ne suffit pas de minimiser la consommation et/ou les émissions à chaque instant pour obtenir la solution minimisant celles-ci sur l'ensemble du parcours.

g. La pédale d'accélérateur est interprétée comme une consigne de couple

1.5.1.1 Critère de performance

Le critère le plus simple consiste à minimiser le carburant consommé au cours de la mission [106] [107] [102] [101][42][16]

$$J = \int_{t_1}^{t_2} \dot{m}_f(\mathbf{u}(t), t) dt,$$

où $\dot{m}_f(t, \mathbf{u}(t))$ est la consommation instantanée du véhicule. Il est possible d'ajouter des termes pour minimiser les émissions de polluants [64], les arrêts et démarrages du moteur thermique [100] [93], les changements de rapports de boîte [93] [40]. D'une façon générale, la fonction coût s'écrit

$$J = \int_{t_1}^{t_2} L(\mathbf{u}(t), t) dt, \quad (1.3)$$

où $L(\mathbf{u}(t), t)$ est la fonction coût instantanée représentative du critère choisi.

1.5.1.2 Contrainte d'évolution

La solution qui minimise le critère (1.3) est un mode purement électrique où l'énergie est directement prélevée à la batterie. Malheureusement, l'énergie récupérée par le freinage récupératif ne permet pas, en général, de maintenir l'état de charge de la batterie. La fonction coût doit donc intégrer une contrainte d'état final qui garantit un état de charge minimum à la fin de la mission

$$J = \Phi(\mathbf{x}(t_2)) + \int_{t_1}^{t_2} L(\mathbf{u}(t), t) dt,$$

où $\Phi(\mathbf{x}(t_2))$ représente une fonction de pénalité qui peut être choisie dans le cadre des hybrides non rechargeables pour que l'état de charge final soit égal à l'état de charge initial $\mathbf{x}(t_2) = \mathbf{x}(t_1)$ [42] [101].

L'état de charge de la batterie étant directement impacté par le contrôle choisi, il est nécessaire de respecter sa dynamique. Ainsi l'évolution de l'état de charge de la batterie sera prise en compte sous la forme d'état, représentée par la variable \mathbf{x}^h

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}),$$

h. La notation vectorielle de l'état du système se justifie pour des problèmes plus complexes où d'autres variables peuvent être modélisées

1.5. Optimisation de la consommation énergétique des véhicules hybrides

où dans le cas simple, $f(\cdot)$ représente la dérivée de l'équation de l'état de charge de la batterie (1.2).

1.5.1.3 Problème de l'optimisation énergétique des véhicules hybrides

La gestion d'énergie est donc un problème classique de contrôle optimal à horizon fini respectant la dynamique du système et soumis à une contrainte d'état final. Le problème de contrôle optimal est une minimisation d'une fonctionnelle $X \times U \ni (\mathbf{x}, \mathbf{u}) \mapsto J(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \in \mathbb{R}$ où $X \times U$ est un espace vectoriel normé. Ici X est l'espace des fonctions continues à dérivées continues $\mathbb{R} \supset [t_1, t_2] \mapsto \mathbb{R}^n < \infty$ munie de la norme $X \ni \mathbf{x} \mapsto \|\mathbf{x}\|_D = \max_{t \in [t_1, t_2]} \|\mathbf{x}(t)\| + \max_{t \in [t_1, t_2]} \|\dot{\mathbf{x}}(t)\|$. U est l'espace des fonctions définies sur $[t_1, t_2] \rightarrow \mathbb{R}^m$. Les fonctions d'état du système sont régies par une équation différentielle

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}),$$

où $\mathbb{R}^{n+m} \ni (\mathbf{x}, \mathbf{u}) \mapsto f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \in \mathbb{R}$ est une fonction de classe \mathcal{C}^1 . De plus la condition initiale est imposée par

$$\mathbf{x}(t_1) = \mathbf{x}^0 \in \mathbb{R}^n.$$

Le problème se résume donc à :

$$P(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \begin{cases} \min_{\mathbf{u} \in U} J(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \mathbf{x}(t_1) = \mathbf{x}_0, \end{cases} \quad (1.4)$$

avec un critère à minimiser de la forme

$$X \times U \ni (\mathbf{x}, \mathbf{u}) \mapsto J(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \Phi(\mathbf{x}(t_2)) + \int_{t_1}^{t_2} L(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) dt,$$

où $\mathbb{R}^n \ni \mathbf{x} \mapsto \Phi(\mathbf{x}(t)) \in \mathbb{R}$ est de classe \mathcal{C}^1 et $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R} \ni (\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \mapsto L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \in \mathbb{R}$ est de classe \mathcal{C}^1 .

1.5.2 Résolution du problème d'optimisation énergétique dans la littérature

Le problème d'optimisation énergétique introduit précédemment (1.4) décrit le problème à résoudre pour minimiser la consommation du véhicule hybride. Pour résoudre ce problème de façon optimale, il est nécessaire de connaître l'ensemble du parcours à l'avance. Bien sûr, il n'est pas envisageable de connaître, avec exactitude, le parcours et les conditions de roulage du véhicule. De ce fait, des algorithmes permettant de trouver la solution optimale du problème (1.4) servent à établir la référence atteignable par le véhicule sur un parcours donné. Les algorithmes permettant de résoudre ce problème sont classés dans une approche hors ligne, c'est-à-dire qu'ils ne sont pas destinés à être embarqués dans les véhicules. Les algorithmes utilisés dans les véhicules sont classés dans une approche en ligne. Ils cherchent toujours à minimiser le problème (1.4) mais ne disposent pas de toutes les informations nécessaires pour le résoudre de façon optimale. De ce fait, ils sont souvent sous-optimaux et de nombreux développements ont été testés pour améliorer sans cesse la performance de ces algorithmes. L'idéal est de trouver une commande capable de se rapprocher le plus possible de la solution optimale.

1.5.2.1 Optimisation hors ligne

L'objectif des algorithmes d'optimisation hors ligne est de fournir une référence optimale de consommation énergétique. Outre l'aspect référence, ils fournissent des informations intéressantes sur la commande optimale. Deux grandes méthodes ont été développées pour résoudre le problème (1.4), une méthode purement numérique : la programmation dynamique [113] [125] [74] [100] [53] [12] [38] et une méthode analytique dite du problème dual équivalent [41][44][109][53]. Ces deux méthodes sont détaillées dans le chapitre 2. Des méthodes moins classiques ont été proposées comme un algorithme utilisant le recuit simulé [41] ou des méthodes de tir [100].

1.5.2.2 Optimisation en ligne

L'optimisation en ligne est réellement embarquée dans le véhicule. Elle doit être performante et le plus proche possible des résultats de l'optimisation hors ligne. De nombreuses stratégies ont été développées :

1.5. Optimisation de la consommation énergétique des véhicules hybrides

- **Contrôle heuristique** : certainement la stratégie la plus basique et la plus simple à mettre en œuvre. Elle est fondée sur des règles préétablies de répartition de couple en fonction de la vitesse, du couple demandé et de l'état de charge [53][97][59][41][118][48]. Ces stratégies sont, malheureusement, loin d'être optimales en terme de consommation.
- **ECMS** (Equivalent Consumption Minimisation Strategy) : elle s'appuie sur le formalisme du problème dual et propose de piloter les variables de commande par un facteur de pondération entre le coût de l'énergie électrique et le coût de l'énergie thermique. Son lien étroit avec la théorie du contrôle optimal en fait l'une des stratégies les plus appréciées et l'une des plus efficaces [53][41][107][108]. Son utilisation en ligne est aussi très facile. De nombreux raffinements ont été apportés pour améliorer cette stratégie en utilisant d'autres informations. Cette stratégie est utilisée dans les chapitres 2 et 3 de cette thèse sous diverses formes.
- **A-ECMS** (Adaptative-ECMS) : fondée sur la stratégie ECMS avec une adaptation en fonction d'une reconnaissance de situation [87]. Les auteurs utilisent des fenêtres temporelles sur les conditions passées pour appliquer un algorithme de reconnaissance de forme à l'aide d'une chaîne de Markov [62][59]. En fonction de la situation reconnue, ils viennent modifier le facteur d'équivalence de la théorie de l'ECMS [61]. Cette stratégie donne des meilleurs résultats qu'un simple algorithme ECMS mais, comme tout algorithme fondé sur des données statistiques, sa robustesse en cas d'évènements non prévusⁱ est délicate.
- **T-ECMS** (Telemetric-ECMS) : fondé sur la stratégie ECMS avec prise en compte d'informations télémétriques [108]. Le système de navigation peut fournir, par exemple, des informations sur le profil altimétrique du parcours et cette information peut être utilisée pour mieux employer l'énergie disponible dans la batterie [5].
- **MPC** (Model Predictive Control) : cette stratégie repose sur le paradigme du contrôle prédictif à base de modèle développé par l'industrie pétrochimique. Dans des cas applicatifs simples de micro hybride le modèle peut être mis sous forme quadratique et de ce fait utiliser des algorithmes d'optimisation nécessitant peu de temps de calculs [69]. Lorsque l'application est plus lourde et non modélisable par un modèle quadratique l'optimisation peut se faire à l'aide d'un algorithme de programmation

i. C'est à dire sortant des conditions rencontrées dans la base de données d'apprentissage

dynamique sur un horizon glissant[13][14][12][37]. Cette stratégie nécessite des instruments permettant de prédire les situations futures (Lidar, Système de navigation, communication véhicule à véhicule etc.) et d'une grande capacité de calcul. Elle est de ce fait réservée aux véhicules haut de gamme. Sa sensibilité aux erreurs de prédiction n'est pas un argument à son avantage. Néanmoins, son lien étroit avec la programmation dynamique en fait une stratégie intéressante. Elle est étudiée dans le chapitre 3.

- **Réseaux de Neurones** : cette approche utilise une base d'apprentissage issue d'algorithmes hors ligne pour estimer la commande optimale en ligne [109][32]. Cette approche donne des résultats intéressants lorsque la situation de roulage reste proche de la situation apprise. Il est clair que la base d'apprentissage doit couvrir l'ensemble des situations qu'un véhicule puisse rencontrer au cours de son utilisation, ce qui laisse quelques doutes quant à son utilisation effective sur un véhicule de série.
- **SDP** (Stochastic Dynamic Programming) : cette stratégie est très appréciée outre atlantique [76][75][115][68]. Elle utilise la programmation dynamique stochastique. C'est-à-dire, qu'elle utilise le principe de R. Bellman mais en estimant de manière stochastique le futur coût. Tout comme la stratégie utilisant les réseaux de neurones, c'est la qualité de la base d'apprentissage qui fait la performance de l'algorithme. Contrairement à la programmation dynamique classique, la programmation dynamique stochastique ne requiert pas une puissance de calcul élevée.

Chapitre 2

Optimisation hors ligne

Ce chapitre traite de la formalisation et de la résolution mathématique optimale du problème de la gestion d'énergie des véhicules hybrides. La première partie traite de la théorie de l'optimisation dynamique sous contrainte d'évolution et des différentes méthodes de résolution de cette classe de problème. La deuxième partie propose deux exemples d'application des méthodes de résolution sur deux véhicules hybrides distincts.

2.1 Théorie d'optimisation dynamique

Euler par sa phrase « *il n'y a rien dans le monde qui ne se réalise sans la volonté de minimiser ou maximiser quelque chose* » illustre l'importance de l'optimisation dans notre vie et dans l'évolution de la condition humaine. L'histoire de cette discipline mathématique remonte dès l'antiquité avec le fameux problème de la reine Dido fondant sa ville de Carthage. La légende romancée par Virgile a inspiré des mathématiciens illustres tel qu'Euclide en -300 av JC et Galilée au XVI^e siècle. La révolution du calcul différentiel au XVIII^e siècle permet l'essor de la discipline. L'évolution fulgurante des techniques se développe sur fond d'émulation mathématique soulevée par le problème du Brachistochrone posé par Johann Bernoulli à ses pairs dans un article d'Acta Eruditorum datant de 1696. Les détails passionnants de l'histoire de cette discipline peuvent être consultés dans les ouvrages suivants [117] [54]. Le problème d'optimisation de l'énergie d'un véhicule hybride est un problème classique d'optimisation dynamique, c'est à dire un problème d'optimisation d'un critère sous la contrainte de la dynamique d'un ou plusieurs états. Deux grandes méthodes sont évoquées dans cette thèse : la programmation dynamique et

le problème dual. L'équation d'Hamilton-Jacobi-Bellman permet d'établir un lien intéressant entre ces deux méthodes. Elle donne la possibilité d'appuyer des hypothèses fondamentales pour l'algorithme de gestion d'énergie embarqué et développé dans les chapitres 3 et 4.

2.1.1 Programmation dynamique

La programmation dynamique est une méthode itérative fondée sur le principe stipulé par Richard Bellman « *Une suite de décisions est optimale si, quel que soit l'état et l'instant considérés sur la trajectoire qui lui est associée, les décisions ultérieures constituent une suite optimale de décisions pour le sous problème dynamique ayant cet état et cet instant comme conditions initiales* » [19]. Elle permet de trouver la solution du problème optimal $P(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ (1.4).

2.1.1.1 Principe de Bellman et aspects dynamiques du problème d'optimisation

L'approche de Bellman exploite l'aspect dynamique du problème $P(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ (1.4) [89][20]. Il est donc nécessaire d'introduire la version dynamique du problème à l'origine $t \in [t_1, t_2]$. La restriction des variables de contrôle sur $[t_1, t_2]$ est désignée par

$$\mathcal{U}_t := \{\mathbf{u} : [t_1, t_2] \rightarrow U\}.$$

L'état du système est défini sur $\mathbf{u} \in \mathcal{U}_t$ et une condition initiale au temps t

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{x}_t, \quad \dot{\mathbf{x}}(\tau) = f(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau)).$$

La fonction coût J relative à la période de temps restant $t \in [t_1, t_2]$ est définie par

$$J(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}, t) \triangleq \int_{t_1}^{t_2} L(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau), \tau) d\tau + \Phi(\mathbf{x}(t_2)).$$

La version dynamique du problème $P(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ (1.4) est par définition

$$V(\mathbf{x}_t, t) := \min J(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t). \quad (2.1)$$

Le principe énoncé par Bellman découle du théorème suivant

Théorème 1. Soient $t \in [t_0, t_f[$ et $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^n$ donnés. Alors pour tout réel $r \in [t, t_f]$

$$V(\mathbf{x}_t, t) = \min_{\mathbf{u} \in \mathcal{U}} \left\{ \int_t^r L(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau), \tau) d\tau + V(\mathbf{x}(r), r) \right\}. \quad (2.2)$$

Démonstration. Voir en Annexe A. □

2.1.1.2 Algorithme et mise en application

La structure de l'algorithme est alors relativement simple. Tout d'abord, le problème est discrétisé, c'est-à-dire maillé de Δt le temps t_k , de $\Delta \mathbf{x}$ les états $\mathbf{x}(t_k) = \mathbf{x}_k$ et de Δu les entrées \mathbf{u}_k . Puis, en procédant de façon rétrograde à partir de l'état final en t_f , l'algorithme calcule le coût de passage d'un état donné à un autre jusqu'à ce que la boucle arrive à l'état initial en t_0 . Enfin, il suffit de simuler la commande précédemment stockée dont la trajectoire possède le plus faible coût (trajectoire optimale).

Définition du coût final $V(\mathbf{x}, t_f)$

- **Boucle temporelle rétrograde pour** $t_k = t_f : -\Delta t : t_0$
 - **Boucle sur l'état pour** $\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{min} : \Delta \mathbf{x} : \mathbf{x}_{max}$
 - trouver $\mathbf{u}^*(\mathbf{x}_k, t_k) = \underset{\mathbf{u}_k \in U_k}{\operatorname{argmin}} \{ \Delta t L(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, t_k) + V(\mathbf{x}_k + \Delta t f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k), t_k + 1) \}$
 - **Fin de la boucle sur l'état**
 - **Fin de la boucle temporelle**
-

Il est nécessaire de posséder un modèle quasistatique du véhicule pour trouver la commande ayant le plus faible coût pour passer d'un état donné à un autre. C'est-à-dire l'algorithme qui trouve u^* tel que

$$\mathbf{u}^*(\mathbf{x}_\tau, \tau) = \underset{\mathbf{u} \in U_k}{\operatorname{argmin}} \{ L(\mathbf{x}_\tau, \mathbf{u}_\tau, \tau) + V(f(\mathbf{x}_\tau, \mathbf{u}_\tau, \tau), \tau + 1) \}.$$

La FIGURE 2.1 représente le principe de fonctionnement de l'algorithme de programmation dynamique. Suite aux boucles temporelles et sur l'état ($x = SOC$) (Flèches violettes), l'algorithme simule l'ensemble des commandes

(ellipse rouge), pour ne retenir que la trajectoire optimale (vert) et attribuer le coût de la trajectoire optimale en ce point $V(\mathbf{x}_\tau, \tau)$. Généralement, la com-

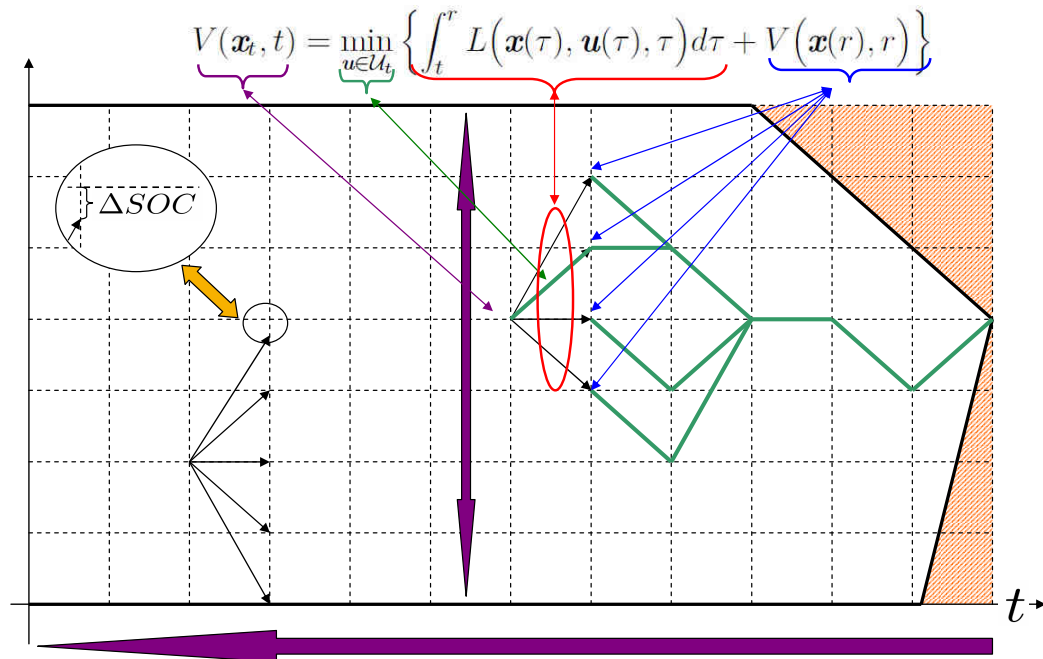


FIGURE 2.1 – Schema de fonctionnement de l’algorithme de programmation dynamique

mande appliquée à un point donné pendant un pas de temps ne correspond pas exactement à un état discrétisé du système (ΔSOC)[53]. L’algorithme procède donc à une interpolation linéaire de la fonction coût (une autre méthode consiste à utiliser le plus proche voisin). Il faut veiller à ce que l’espace d’état soit suffisamment maillé pour minimiser les erreurs d’interpolations.

2.1.1.3 Complexité algorithmique

Un algorithme de résolution de problème est composé d’un ensemble d’étapes nécessaires à la résolution dont le nombre varie en fonction du nombre d’éléments à traiter. Pour savoir quelle méthode ou quel algorithme est plus efficace, il faut les comparer. Pour cela, il existe une mesure appelée complexité représentant le nombre d’étapes qui seront nécessaires à la résolution du problème pour une entrée de taille donnée. La programmation dynamique est un outil puissant permettant de réduire la complexité de résolution d’un problème. Le principe proposé par R.Bellman repose sur l’élimination intelligente des chemins non optimaux évitant ainsi le calcul de l’ensemble des possibilités.

Dans le cadre concret du fameux problème du voyageur [11], la programmation dynamique permet de résoudre ce problème dans une complexité $O(r^2 \cdot 2^r)$ alors que le calcul « naïf » de l'ensemble des permutations requiert une complexité $O(r!)$ avec r le nombre de villes du problème du voyageur. La programmation dynamique permet de résoudre le problème de gestion d'énergie $P(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ (1.4) avec une complexité de $O(N \cdot p^n \cdot q^m)$, où N est le nombre d'itérations temporelles, p et q représentent le nombre d'états et de contrôles possibles (i.e. issues de la discrétisation de l'état et du contrôle). Il est intéressant de remarquer que ce problème possède une complexité qui croît exponentiellement avec le nombre de variables d'états n et de le nombre de variables de contrôle m . Résoudre un problème de gestion d'énergie pour véhicule hybride par la méthode de la programmation dynamique est chronophage, par conséquent elle n'est appliquée que pour des problèmes ayant un nombre limité d'états et de variables de contrôle.

2.1.2 Optimisation par la méthode du problème dual

La programmation dynamique n'est pas la seule méthode pour résoudre le problème d'optimisation dynamique de gestion d'énergie (1.4). Le principe décrit dans la suite s'appuie historiquement sur le calcul des variations. Il consiste à définir un problème dual ayant la même solution que le problème primal (J). Le paradigme du problème dual cherche à se ramener à un problème simple de minimisation d'une fonctionnelle en intégrant la contrainte et la fonction coût dans une même fonction. En pratique cette résolution reste relativement complexe et requière des algorithmes spécifiques. Néanmoins cette théorie est très intéressante dans l'optique d'une utilisation embarquée sur véhicule.

2.1.2.1 Equivalence du problème aux deux bouts

Dans un premier temps, les notions de minimum sont redéfinies dans le cadre des fonctionnelles définies pour exprimer le problème d'optimisation énergétique (1.4). Dans un deuxième temps le problème dual est introduit avec la démonstration de l'équivalence des solutions avec le problème primal. Cette section s'inspire de notes de cours [95].

2.1.2.1.1 Notions fondamentales

Définition \mathbf{u}^* est un minimum de J c'est à dire une solution du problème (1.4) s'il existe un voisinage $\mathcal{V}(\mathbf{u}^*)$ tel que $J(\mathbf{u}^*) \leq J(\mathbf{u})$ pour tout $\mathbf{u} \in \mathcal{V}(\mathbf{u}^*)$.

Définition $h \in X$ est une variation admissible au point $u \in U$ si $(u+h) \in U$.

Définition Soient J une fonctionnelle sur X espace vectoriel normé, $\mathbf{u}^* \in U$ et $h \in X$ variation admissible. La différentielle de Gâteaux de J au point u^* dans la direction h est la limite

$$\delta J(u^*, h) = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{1}{\delta} (J(\mathbf{u}^* + \delta h) - J(\mathbf{u}^*))$$

Définition $(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)$ est un point stationnaire de la fonctionnelle J si la différentielle de Gâteaux de la fonctionnelle J au point $(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)$ est nulle.

Proposition Pour que $\mathbf{u}^* \in U$ soit un minimum de J il est nécessaire que la différentielle de Gâteaux $\delta J(\mathbf{u}^*, h)$ soit nulle pour toute variation admissible h . [95]

2.1.2.1.2 Optimisation des systèmes dynamiques sous contraintes d'évolutions par la méthode du problème dual Soit une variation admissible $(\delta \mathbf{x}, \delta \mathbf{u}) \in X, U$ vérifiant $\delta \mathbf{x}(t_1) = 0$, il se forme alors $X \times U \times M \ni (\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}) \mapsto \bar{J}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda})$ où M est l'espace des fonctions $\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^n$ différentiables par

$$\bar{J}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}) = J(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \int_{t_1}^{t_2} \boldsymbol{\lambda}(t)^T (f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) - \dot{\mathbf{x}})(t) dt.$$

$\boldsymbol{\lambda}$ est le vecteur des multiplicateurs de Lagrange. La notation de l'Hamiltonien associé au problème (1.4) est introduite par

$$H(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \boldsymbol{\lambda}(t), t) = L(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) + \boldsymbol{\lambda}(t)^T f(\mathbf{x}, \mathbf{u}).$$

Ce qui donne

$$\bar{J}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}) = \Phi(\mathbf{x}(t_2)) + \int_{t_1}^{t_2} H(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \boldsymbol{\lambda}(t), t) dt - \int_{t_1}^{t_2} \boldsymbol{\lambda}^T \dot{\mathbf{x}}(t) dt.$$

2.1. Théorie d'optimisation dynamique

Par une intégration par parties en dérivant par rapport à $\boldsymbol{\lambda}$ et en intégrant par rapport à $\dot{\mathbf{x}}(t)$ il vient

$$\bar{J}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}) = \Phi(\mathbf{x}(t_2)) + \int_{t_1}^{t_2} \left(H(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}, t) + \dot{\boldsymbol{\lambda}}^T \mathbf{x}(t) \right) dt + \boldsymbol{\lambda}(t_1)^T \mathbf{x}(t_1) - \boldsymbol{\lambda}(t_2)^T \mathbf{x}(t_2) \quad (2.3)$$

Théorème 2. *Si $(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*, \boldsymbol{\lambda}^*) \in X \times U \times M$ est un point stationnaire de \bar{J} défini par (2.3) alors $(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)$ est un point stationnaire de J sous les contraintes $\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}), \mathbf{x}(t_1) = \mathbf{x}^0$.*

Démonstration. Voir Annexe B □

En regroupant les trois conditions de stationarité $\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}}, \frac{\partial}{\partial \mathbf{u}}, \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\lambda}}$, il vient le problème aux deux bouts correspondant au problème d'optimisation (1.4)

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{\mathbf{x}} \\ \mathbf{x}(t_1) \\ \dot{\boldsymbol{\lambda}}^T \\ \boldsymbol{\lambda}(t_2)^T \\ \text{où } \mathbf{u} \text{ est solution de} \end{array} \right. \begin{array}{l} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ = \mathbf{x}^0 \\ = -\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} H(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}, t) \\ = \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}(t_2)} \Phi(\mathbf{x}(t_2)) \\ \frac{\partial H}{\partial \mathbf{u}} = 0, \end{array}$$

où $H(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}, t) = L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) + \boldsymbol{\lambda}^T f(\mathbf{x}, \mathbf{u})$. Pour résoudre ce problème il faut éliminer \mathbf{u} des équations par la résolution de $\frac{\partial H}{\partial \mathbf{u}} = 0$. Il reste donc pour seules inconnues les fonctions $\mathbb{R} \supset [t_1, t_2] \ni t \rightarrow \mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^n$ et $\mathbb{R} \supset [t_1, t_2] \ni t \rightarrow \boldsymbol{\lambda}(t) \in \mathbb{R}^n$ ce qui n'est pas trivial.

Théorème 3. *Lorsque L ne dépend pas explicitement de t , les conditions de stationnarité constituant le système d'équations différentielles aux deux bouts impliquent*

$$\frac{d}{dt} H = 0.$$

Démonstration.

$$\frac{d}{dt} H = \frac{\partial H}{\partial \mathbf{x}} \dot{\mathbf{x}} + 0 + \frac{\partial H}{\partial \boldsymbol{\lambda}} \dot{\boldsymbol{\lambda}} = \frac{\partial H}{\partial \mathbf{x}} f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) - \frac{\partial H}{\partial \mathbf{x}} f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = 0.$$

□

Cette propriété de la conservation de l'Hamiltonien est souvent utilisée, en pratique, pour résoudre le problème aux deux bouts via l'élimination d'une variable. La résolution numérique de ce problème peut se calculer via un algorithme du gradient de l'adjoint [95] ou par un algorithme de tir [100].

2.1.2.2 Principe du Minimum de Pontryagin

Les calculs précédents ne se préoccupent pas des contraintes de la variable de contrôle \mathbf{u} . Pour prendre en compte les limitations des organes de tractions, il est nécessaire d'introduire une contrainte sur la variable \mathbf{u} . Le problème d'optimisation d'énergie peut être écrit sous la forme

$$P(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \begin{cases} \min_{\mathbf{u} \in U} J(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \mathbf{x}(t_1) = \mathbf{x}_0. \\ C(\mathbf{u}, t) \leq 0, \end{cases} \quad (2.4)$$

où $\mathbb{R}^m \times \mathbb{R} \ni (\mathbf{u}, t) \rightarrow C(\mathbf{u}, t) \in \mathbb{R}^l, l \in \mathbb{N}$ est une fonction de classe \mathcal{C}^1 . Avec les fonctionnels du type

$$X \times U \ni (\mathbf{x}, \mathbf{u}) \mapsto J(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \Phi(\mathbf{x}(t_2)) + \int_{t_1}^{t_2} L(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) dt,$$

où $\mathbb{R}^n \ni (\mathbf{x}) \mapsto \Phi(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}$ est de classe \mathcal{C}^1 et $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R} \ni (\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \mapsto L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \in \mathbb{R}$ est de classe \mathcal{C}^1 . Pour résoudre ce problème il est nécessaire d'utiliser le principe du minimum énoncé par Lev Pontryagin [96]

Théorème 4. *Principe du minimum Pontryagin : Soient $\mathbb{R} \supset [t_1, t_2] \ni t \rightarrow (\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda})(t) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^n$ optimum du problème (2.4). Pour tout $t \in [t_1, t_2], \mathbf{u}(t)$ réalise le minimum de $\mathbb{R}^m \ni \mathbf{u} \rightarrow H(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}(t), t) \in \mathbb{R}$ sous la contrainte $C(\mathbf{u}, t) \leq 0$.*

2.1.3 Liens entre programmation dynamique et problème dual

2.1.3.1 Equation d'Hamilton-Jacobi-Bellman

Le lien entre programmation dynamique et formalisme d'Hamilton est très étroit, le premier repose sur la résolution d'équations aux dérivées partielles et le second à la résolution d'un système d'équations différentielles ordinaires. Pour établir le lien entre ces deux grands principes il est nécessaire d'introduire l'équation Hamilton-Jacobi-Bellman. Il faut repartir de la définition de la fonction valeur $V(\mathbf{x}(t), t)$ (2.1) liée à la programmation dynamique puis considérer un intervalle de temps Δt . D'après l'équation d'évolution il vient

$$\mathbf{x}(t + \Delta t) \approx \mathbf{x}(t) + f(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t))\Delta t.$$

Soit une commande quelconque appliquée pendant Δt alors au premier ordre

$$V(\mathbf{x}(t), t) \leq V(\mathbf{x}(t) + f(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t))\Delta t, t + \Delta t) + L(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t)\Delta t.$$

Si une commande optimale est appliquée durant l'intervalle Δt , l'inégalité peut se réécrire sous la forme de l'équation suivante

$$V(\mathbf{x}(t), t) = \min_{\mathbf{u} \in \mathcal{U}} \{V(\mathbf{x}(t) + f(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t))\Delta t, t + \Delta t) + L(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t)\Delta t\}.$$

Par un développement de Taylor au premier ordre, l'équation devient

$$V(\mathbf{x}(t), t) = \min_{\mathbf{u} \in \mathcal{U}} \left\{ V(\mathbf{x}(t), t) + \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} V(\mathbf{x}(t), t) f(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) \Delta t + \frac{\partial}{\partial t} V(\mathbf{x}(t), t) \Delta t + L(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) \Delta t \right\}.$$

Comme V ne dépend pas de u , il vient lorsque $\Delta t \rightarrow 0$

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} V(\mathbf{x}(t), t) = \min_{\mathbf{u} \in \mathcal{U}} \left\{ L(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) + \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} V(\mathbf{x}(t), t) f(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) \right\}. \quad (2.5)$$

Cette équation aux dérivées partielles est appelée équation d'Hamilton-Jacobi-Bellman (2.5). Trouver le minimum de la fonction valeur V définie par la programmation dynamique revient à résoudre l'équation. Cette équation est le nœud central liant les deux formalismes. Il faut pour retrouver ce lien, retrouver

les conditions du problème aux deux bouts à partir de la définition de la fonction valeur de la programmation dynamique et de l'équation du problème aux deux bouts. Soit l'hypothèse suivante

$$\boldsymbol{\lambda}(t) = \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} V(\mathbf{x}(t), t). \quad (2.6)$$

Comme $V(\mathbf{x}(t_2), t_2) = \Phi(\mathbf{x}(t_2), t_2)$, $\boldsymbol{\lambda}$ vérifie la condition de transversalité

$$\lambda(t_2)^T = \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}(t_2)} \varphi(\mathbf{x}(t_2), t_2).$$

Il faut maintenant vérifier que $\boldsymbol{\lambda}$ vérifie l'équation d'état adjoint. Soit la dérivée par rapport au temps de $\boldsymbol{\lambda}$

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{\lambda}}(t) &= \frac{d}{dt} \left\{ \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} V(\mathbf{x}(t), t) \right\} \\ &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left\{ \frac{\partial}{\partial t} V(\mathbf{x}(t), t) \right\} + \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}^2} V(\mathbf{x}(t), t) \dot{\mathbf{x}}(t), \end{aligned}$$

en remarquant que

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = f(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) = \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\lambda}} H \left(\mathbf{x}(t), \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} V(\mathbf{x}(t), t), t \right),$$

et que

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left\{ \frac{\partial}{\partial t} V(\mathbf{x}(t), t) \right\} &= -\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left\{ H(\mathbf{x}(t), \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} V(\mathbf{x}(t), t), t) \right\} \\ &= -\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} H \left(\mathbf{x}(t), \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} V(\mathbf{x}(t), t), t \right) - \\ &\quad \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}^2} V(\mathbf{x}(t), t) \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\lambda}} H \left(\mathbf{x}(t), \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} V(\mathbf{x}(t), t), t \right). \end{aligned}$$

Ce qui amène à l'équation d'état adjoint du problème aux deux bouts

$$\dot{\boldsymbol{\lambda}} = -\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} H(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}, t).$$

2.1.3.2 Equation d'évolution du multiplicateur de Lagrange

Résoudre le problème de gestion d'énergie (1.4) revient à résoudre le problème aux deux bouts avec contraintes d'états finaux associées. Les conditions

d'évolution du multiplicateur de Lagrange de ce problème au deux bouts sont régis par

$$\dot{\boldsymbol{\lambda}} = -\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} H(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}, t) = -\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left(L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) + \boldsymbol{\lambda}^T f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \right).$$

Dans le cas particulier de la loi de gestion d'énergie la fonction coût instantané $L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t)$ ne dépend pas de l'état de charge de la batterie \mathbf{x} , il vient :

$$\dot{\boldsymbol{\lambda}} = -\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left(\boldsymbol{\lambda}^T f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \right). \quad (2.7)$$

L'évolution de l'état de charge de la batterie peut être directement représentée par une fonction du courant de la batterie

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \alpha I(\mathbf{x}, \mathbf{u}),$$

où α est une fonction dépendante de la capacité de la batterie. Le courant de la batterie peut s'écrire de manière simplifiée comme

$$I_{bat} = \frac{OCV(\mathbf{x})}{2R_{int}} - \sqrt{\frac{OCV(\mathbf{x})^2 - 4P_{bat}(\mathbf{u})R_{int}}{4R_{int}^2}},$$

où OCV représente la tension à vide de la batterie dépendant explicitement de l'état de charge de la batterie, R_{int} la résistance interne supposée constante^j et P_{bat} la puissance demandée à la batterie dépendant de la sollicitation à la roue et de la répartition de puissance (électrique et thermique). Cette répartition est une représentation de la commande appliquée au véhicule. En réinjectant l'expression du courant dans l'équation d'évolution du multiplicateur de Lagrange (2.7)

$$\dot{\boldsymbol{\lambda}} = -\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \left[\boldsymbol{\lambda}^T \alpha \frac{OCV(\mathbf{x})}{2R_{int}} - \sqrt{\frac{OCV(\mathbf{x})^2 - 4P_{bat}(\mathbf{u})R_{int}}{4R_{int}^2}} \right].$$

Cette équation devient en développant :

$$\dot{\boldsymbol{\lambda}} = -\boldsymbol{\lambda}^T \alpha \left[\frac{\partial OCV(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \frac{1}{2R_{int}} + \frac{1}{2\sqrt{\frac{OCV(\mathbf{x})^2}{4R_{int}^2} - T(\mathbf{u})}} \frac{2OCV(\mathbf{x}) \frac{\partial OCV(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}}}{4R_{int}^2} \right]. \quad (2.8)$$

j. Dans la réalité elle dépend de l'état de charge mais sa dynamique est très lente [39]

Cette équation différentielle d'apparence complexe peut être simplifiée si les variations de tension à vide de la batterie sont considérées comme négligeables

$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} OCV(\mathbf{x}) \approx 0$ alors

$$\dot{\lambda} \approx 0, \quad (2.9)$$

ce qui implique

$$\lambda^T = cst = \lambda^T(t_2) = \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}(t_2)} \Phi(\mathbf{x}(t_2)).$$

Cette hypothèse est justifiable dans le cadre des hybrides non rechargeables utilisant des batteries de technologie Li-ion. Dans le cadre des hybrides rechargeables cette variation n'est plus négligeable et le problème d'optimisation doit être traité différemment (Chapitre 4). En utilisant l'équation (2.6) il est possible de tracer en fonction des résultats obtenus par la programmation dynamique l'évolution de λ au cours du temps (FIGURE 2.2). L'hypothèse d'un

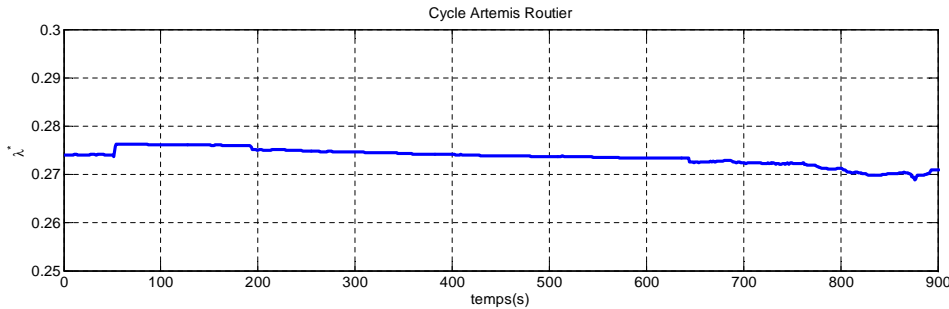


FIGURE 2.2 – Reconstruction du multiplicateur de Lagrange par les résultats issus de la programmation dynamique, effectué sur le cycle routier pour l'hybride HEAT

multiplicateur de Lagrange constant (2.9) semble justifié sur la plupart des parcours étudiés. Le calcul de la dérivée de façon numérique de la fonction coût optimal à la fin d'un parcours donne lieu à des instabilités numériques. Dans [63], l'auteur propose d'utiliser la propriété (2.6) pour ajuster en ligne son multiplicateur de Lagrange. En toute théorie, le multiplicateur n'est pas totalement constant mais tenir compte de l'équation d'évolution du multiplicateur (2.8) n'apporte pas grand chose sur le plan de l'efficacité énergétique. La difficulté réside, en ligne, dans la bonne initialisation du multiplicateur de Lagrange et il est même préférable d'un point de vue énergétique d'adapter ce

multiplicateur s'il est mal initialisé plutôt que de conserver sa constance [67].

2.1.3.3 Solution de viscosité des EDP hyperboliques de l'équation HJB

La programmation dynamique est une méthode numérique discrète permettant d'évaluer la fonction coût V (2.1) en tout point de l'espace et de l'état, ce qui permet d'en déduire la commande optimale associée au problème d'optimisation dynamique (1.4). La fonction coût est aussi solution de l'équation d'Hamilton-Jacobi-Bellman (2.5) qui peut être mise sous la forme

$$\frac{-\partial}{\partial t}V(\mathbf{x}(t), t) - \mathcal{H}\left(\mathbf{x}, \frac{\partial V}{\partial \mathbf{x}}, t\right) = 0, \quad (2.10)$$

avec

$$\mathcal{H}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}, t) = \min_{\mathbf{u} \in \mathcal{U}} \{H(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}, t)\}.$$

L'équation d'Hamilton-Jacobi-Bellman (2.10) est une équation aux dérivées partielles hyperboliques. C'est une forme d'équation bien connue dans l'étude des écoulements de fluides aéronautiques. Il est intéressant de tenter de résoudre cette équation de façon analytique pour en déduire la commande optimale minimisant le problème (1.4). La notion de viscosité introduite dans les années 80 par Crandal et Lions [33] offre une perspective intéressante pour y parvenir. Soit une fonction elliptique

$$\mathcal{F}(\mathbf{x}, V(\mathbf{x}), \frac{\partial V}{\partial \mathbf{x}}) = 0, \mathbf{x} \in \Omega \quad (2.11)$$

Définition V est solution de viscosité de (2.11) si et seulement si V est sous solution de viscosité de (2.11) si, pour tout φ de classe \mathcal{C}^2 , si $\mathbf{x}_0 \in \Omega$ est un point maximum local de $V - \varphi$, alors

$$\mathcal{F}(\mathbf{x}, V(\mathbf{x}), \frac{\partial V}{\partial \mathbf{x}}) \leq 0$$

et si V est sursolution de viscosité de (2.11) si, pour tout φ de classe \mathcal{C}^2 , si $\mathbf{x}_0 \in \Omega$ est un point minimum local de $V - \varphi$, alors

$$\mathcal{F}(\mathbf{x}, V(\mathbf{x}), \frac{\partial V}{\partial \mathbf{x}}) \geq 0.$$

Théorème 5. V est solution de viscosité du problème $P(x, u)$ (1.4)

Démonstration. La démonstration peut se trouver dans [15]. \square

L'approche par résolution analytique de V par les sous solutions et sursolutions de viscosité est très intéressante dans l'optique d'embarquer une stratégie donnant la commande optimale. Cependant résoudre les équations de viscosité n'est pas une chose aisée et l'aboutissement à une solution analytique n'est pas garantie. Ces équations permettent aussi de résoudre de façon exacte les problèmes des conditions aux limites, délicates à traiter, rencontrés dans le cadre du calcul de la fonction valeur de la programmation dynamique. Dans cette thèse, ce calcul des conditions aux limites est traité de façon numérique par la méthode détaillée dans [112].

2.2 Commande optimale appliquée à la gestion d'énergie des véhicules hybrides

2.2.1 Le cas HEAT (High Efficiency Automatic Transmission)

La transmission HEAT (Hybrid Electric Automatic Transmission) est une transmission hybride de type dérivation de puissance dit bi-mode. L'architecture mécanique et électrique de ce projet est très intéressante d'un point de vue de l'efficacité énergétique et de l'encombrement sous capot. Cette architecture particulière, privilégiant la transmission mécanique à haut rendement, ouvre des degrés de liberté dans l'optimisation en relaxant des contraintes, ce qui réduit considérablement le temps de calcul moyennant, en contrepartie, une modique perte d'optimum.

2.2.1.1 Transmission continuellement variable électrique et hybridation

Les CVT (Continuous Variable Transmission) ont toujours été un sujet de veille active des constructeurs automobiles. Elles permettent de découpler le régime de rotation du moteur de la vitesse de rotation de la roue. Le fait de limiter le champ d'exploitation d'un moteur et de pouvoir privilégier certains points de fonctionnement présente un grand avantage pour sa mise au point, à

la fois sur le plan de la performance et de la consommation. Malheureusement le rendement des CVT, qu'elles soient purement mécaniques ou électrifiées, est médiocre, annihilant les gains atteignables par le moteur thermique. Les CVT mécaniques sont composées de deux poulies de forme conique, reliées par une courroie. Le rapport de démultiplication dépend de la position de la courroie sur les poulies. Les applications utilisant des CVT sont nombreuses, elles sont surtout connues, aujourd'hui, sous le nom de variateur sur les mobylettes et scooters.

2.2.1.1.1 CVT mono-mode Les CVT électrifiées sont habituellement composées d'une transmission mécanique utilisant des trains épicycloïdaux et deux machines électriques. La FIGURE 5.1 présente une CVT utilisant deux trains épicycloïdaux, cette architecture est dénommée mono-mode. Le rapport de ré-

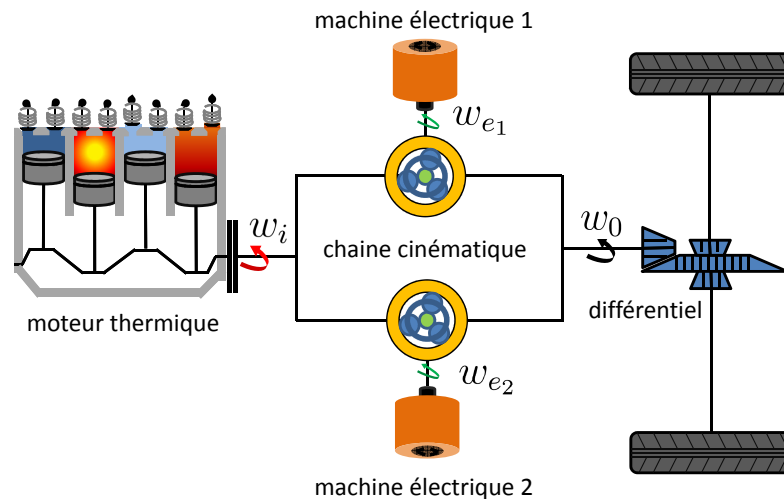


FIGURE 2.3 – Transmission continue électrique monomode.

duction K , qui est défini par le rapport entre le régime du moteur thermique w_i et la vitesse de rotation de la roue w_0 , dépend de la vitesse de rotation des machines électriques w_{e_1}, w_{e_2} . Cette configuration est nommée quadripôle, en référence aux deux sorties fixées par les deux entrées

$$\begin{pmatrix} w_i \\ w_0 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} w_{e_1} \\ w_{e_2} \end{pmatrix} = M \cdot \begin{pmatrix} w_{e_1} \\ w_{e_2} \end{pmatrix},$$

où A, B, C, D sont définis par le choix des trains épicycloïdaux (i.e. par le nombre de dents entre le planétaire, les satellites et la couronne). La puissance

dérivée P_d , définie par le rapport de la puissance passant dans le variateur^k P_{var} et la puissance fournie par le moteur thermique P_i , est une image du rendement de la transmission. En effet, la puissance dérivée indique la quantité de puissance prélevée à l'entrée de la transmission mécanique par la génératrice immédiatement restituée par la motrice à la sortie de la transmission. Comparativement au rendement mécanique d'un ensemble de trains épicycloïdaux, l'efficacité électrique du variateur est inférieure, donc : plus la puissance dérivée est faible, meilleure sera l'efficacité globale de la CVT électrique

$$P_d = -\frac{P_{var}}{P_i}.$$

La puissance dérivée peut être exprimée en fonction du rapport de démultiplication entre le moteur thermique et la roue sur l'ensemble de l'ouverture^l de la transmission. Une transmission mono-mode possède deux nœuds correspondant à une puissance dérivée nulle entre lesquels la puissance dérivée est limitée et tend vers l'infini au delà (FIGURE 2.4). Ces nœuds correspondent à deux rapports « naturels » semblables à un rapport de boîte de vitesse automatique. Concevoir des chaînes cinématiques de grande ouverture présente un grand intérêt mais se fait généralement au détriment du coût et de l'efficacité énergétique. L'architecture mono-mode est limitée en termes d'efficacité énergétique et de dimensionnement des machines électriques puisqu'elle impose une puissance dérivée conséquente.

k. Un variateur électrique est composé d'un couple génératrice et motrice reliées électriquement

l. L'ouverture représente la plage de vitesse sur laquelle le véhicule peut rouler avec la transmission en considérant les limites de vitesse de rotation des organes de traction

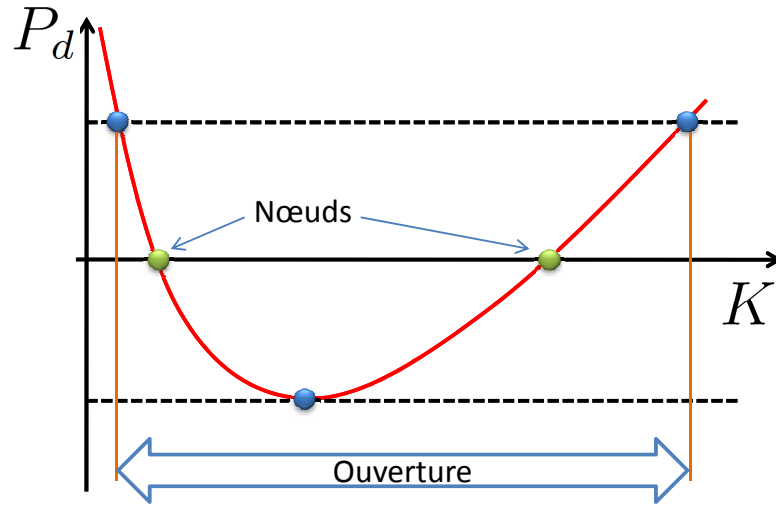


FIGURE 2.4 – Puissance dérivée P_d en fonction du rapport de transmission K pour une architecture mono-mode.

2.2.1.1.2 CVT bi-mode Il existe une solution pour réduire cette puissance dérivée sans diminuer l'ouverture de la transmission. Elle utilise deux quadripôles distincts : l'un dédié aux basses vitesses et l'autre pour les hautes vitesses. L'architecture mécanique simplifiée est présentée sur la FIGURE 2.5, elle est composée d'au moins trois trains épicycloïdaux. Les phases de transitions de mode sont gérées pour être transparentes d'un point de vue du conducteur par des actionneurs de type embrayage piloté.

$$\text{Mode 1 : } \begin{pmatrix} w_i \\ w_0 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 & B_1 \\ C_1 & D_1 \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} w_{e1} \\ w_{e2} \end{pmatrix} = M_1 \cdot \begin{pmatrix} w_{e1} \\ w_{e2} \end{pmatrix}$$

$$\text{Mode 2 : } \begin{pmatrix} w_i \\ w_0 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} A_2 & B_2 \\ C_2 & D_2 \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} w_{e1} \\ w_{e2} \end{pmatrix} = M_2 \cdot \begin{pmatrix} w_{e1} \\ w_{e2} \end{pmatrix}.$$

L'architecture se complexifie puisqu'elle intègre les actionneurs de changement de mode et les différents étages de trains épicycloïdaux. Le bénéfice obtenu par la diminution de la puissance dérivée couvre aisément l'altération du rendement mécanique associée à l'augmentation des trains épicycloïdaux. La puissance dérivée en fonction de l'ouverture pour une architecture bi-mode est représentée sur FIGURE 2.6. Cette diminution de la puissance dérivée favorise également l'affinement des machines électriques propice à la réduction de l'encombrement de la transmission. Un constructeur automobile utilisant majoritairement des

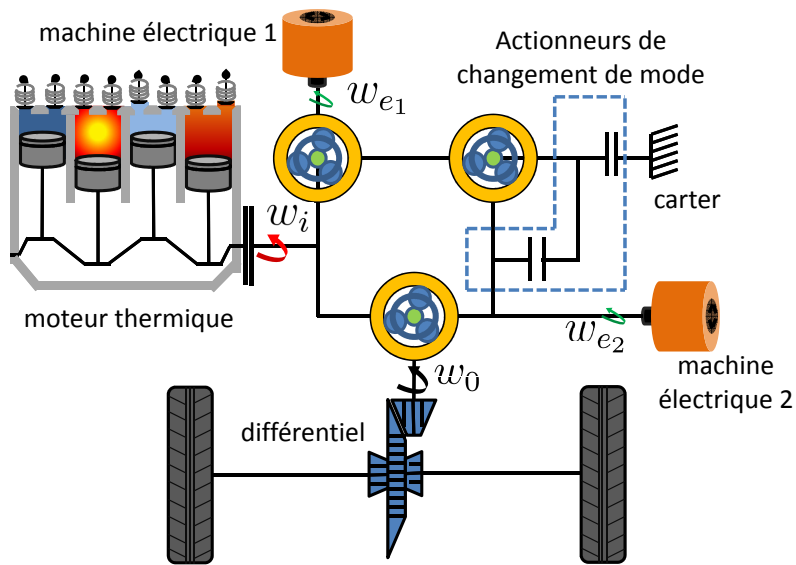


FIGURE 2.5 – Exemple d’architecture bi-mode avec ses actionneurs de changement de mode.

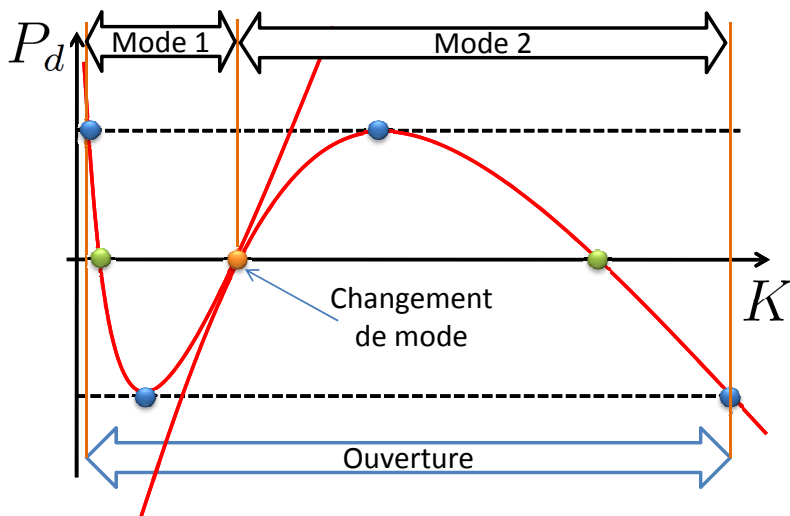


FIGURE 2.6 – Puissance dérivée P_d en fonction du rapport de transmission K pour une architecture bi-mode.

architectures transversales est sensible aux solutions n’influençant que modérément l’encombrement sous capot.

2.2.1.1.3 Hybridation L’hybridation d’un véhicule par une CVT électrique s’obtient en reliant les deux branches du variateur électrique à une batterie de puissance. Toyota et son système THS2 utilise une architecture

2.2. Commande optimale appliquée à la gestion d'énergie des véhicules hybrides

mono-mode tandis que le consortium GM, Daimler, Chrysler et BMW utilise une base de CVT bi-mode AHS2. La transmission HEAT étudiée ici est aussi une architecture bi-mode, la grande différence par rapport au système AHS2 vient des actionneurs de changement de mode. AHS2 utilise des commandes hydrauliques alors que HEAT utilise des actionneurs électriques. Une étude comparative des différentes hybridations à dérivation de puissance peut être trouvée dans [79]. En ce qui concerne l'architecture employée par HEAT, [120] explique en détail la transmission mécanique utilisée. La puissance électrique fournie ou prélevée au niveau de la chaîne cinématique est notée

$$P_e = T_{e_1}w_{e_1} + T_{e_2}w_{e_2},$$

avec T_{e_1}, T_{e_2} le couple des deux machines électriques. En négligeant les pertes dans la chaîne cinématique, la conservation de l'énergie au niveau de la transmission donne

$$P_o = P_e + P_i,$$

où P_o représente la puissance aux roues.

2.2.1.2 Résultats de la programmation dynamique appliquée au projet HEAT

Les résultats de la programmation dynamique servent, pour ce projet, à établir des références optimales de consommation à atteindre par les stratégies embarquées sur le véhicule. Une référence permet d'établir des pistes de réflexion sur la sous optimalité des stratégies embarquées et de les modifier en conséquence. Les résultats obtenus par la programmation dynamique permettent de prendre des décisions et d'évaluer les forces et faiblesses de l'algorithme implanté dans le véhicule.

2.2.1.2.1 Choix des variables à commander Toutes les architectures à dérivation de puissance possèdent deux degrés de liberté pour satisfaire la requête de couple à la roue. Le choix des variables de contrôle n'a pas d'influence sur le résultat final puisque la solution du problème de contrôle optimal est unique. Cette propriété a été vérifiée en testant différentes variables de contrôles. Afin de présenter des résultats compréhensibles, les variables de contrôles utilisées dans la suite représentent le couple du moteur thermique et la puissance prélevée ou fournie par les machines électriques au niveau de la

chaîne cinématique $\mathbf{u} = [T_i, P_e]$. Le choix du couple du moteur thermique T_i est avisé, c'est la variable de contrôle couramment utilisée du moteur thermique. La puissance électrique P_e permet de mieux comprendre le fonctionnement de cette transmission complexe et son mode de fonctionnement. En effet, une puissance nulle correspond à un mode de fonctionnement où la batterie sert de fil électrique^m, une puissance négative correspond à une volonté de recharger la batterie et une puissance positive à une volonté d'aider le moteur thermique à fournir de la puissance aux roues.

2.2.1.2.2 Modélisation du cycle à la consommation La modélisation de ce véhicule hybride utilisée par la programmation dynamique est représentée sous la forme d'un graphique de flux de signaux sur la FIGURE 2.7. Il s'agit bien d'un modèle quasi-statique, détaillé dans la section 1.4, partant de la vitesse et de l'accélération du cycle. A chaque noeud du maillage temps et état de charge, la programmation dynamique (FIGURE 2.1) cherche la solution de l'équation (2.2) en agissant sur les commandes $\mathbf{u} = [T_i, P_e]$.

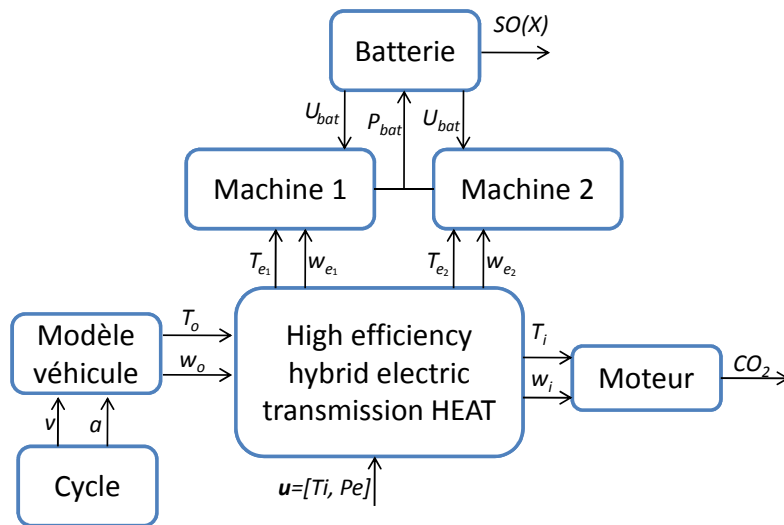


FIGURE 2.7 – Modélisation quasi-statique pour la gestion d'énergie de la transmission HEAT

2.2.1.2.3 Représentation graphique des résultats de la programmation dynamique Les résultats de la programmation dynamique sont re-

m. La puissance apportée par la génératrice est entièrement redistribuée à la motrice au rendement près

2.2. Commande optimale appliquée à la gestion d'énergie des véhicules hybrides

présentés sous la forme d'un graphique reprenant l'ensemble des commandes optimales en fonction du temps et de l'état de charge de la batterie. Dans cet exemple il y a deux variables de contrôle $\mathbf{u} = [T_i, P_e]$. Sur la FIGURE 2.8, le couple optimal est représenté sur le graphique du haut et la puissance prélevée ou fournie par les machines électriques à la chaîne cinématique P_e sur le graphique du milieu. La couleur indique la valeur de la commande à appliquer à un instant et à un état de charge donné. En cas de niveau de batterie faible, il est nécessaire de recharger la batterie pour atteindre l'objectif final d'état de charge (i.e. ici 50%), c'est pourquoi les couleurs tendent vers le rouge pour le moteur thermique et vers le bleu pour la partie électrique. En cas d'état de charge élevé dans la batterie, il est intéressant de privilégier l'énergie électrique pour minimiser la consommation. Cette affirmation se retrouve sur la figure avec des couleurs bleues pour le moteur thermique et rouge pour la partie électrique. Les parties blanches correspondent à des zones où la contrainte d'état final ne peut être garantie ou que la commande amène l'état de charge en dehors des zones définies pour le calcul. La ligne continue noire représente un exemple de trajectoire optimale prise par l'état de charge sur le cycle NEDC pour le cas particulier d'un départ à 50% et une arrivée à charge identique. Bien évidemment les deux trajectoires représentées en haut et en bas sont identiques. Sur le graphique du bas, le cycle NEDC est représenté par la vitesse du véhicule en fonction du temps.

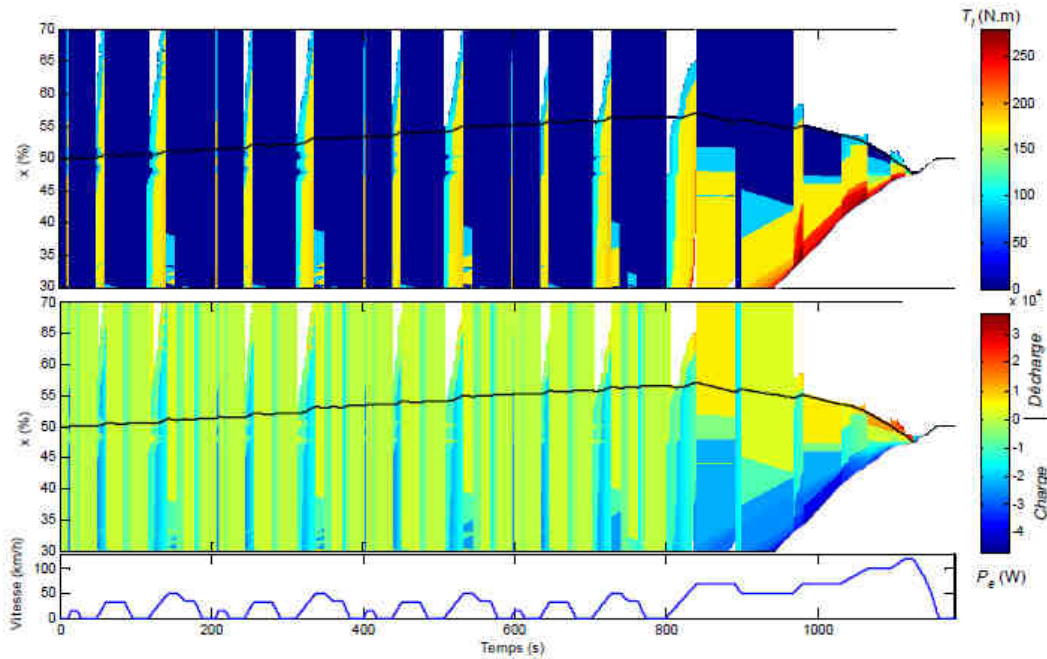


FIGURE 2.8 – Résultats de commande optimale obtenue par un algorithme de programmation dynamique sur un cycle NEDC pour une stratégie de maintien de l'état de charge à 50% avec un véhicule équipé d'une transmission HEAT. Discrétisation du pas de temps d'une seconde, pour une discrétisation de 0,01% d'état de charge et une discrétisation de 5 $N.m$ et 100 W pour les commandes T_i P_e

La fonction de coût optimal $V(\mathbf{x}, t)$ représente le coût de la trajectoire optimale passant par le point (\mathbf{x}, t) pour arriver au point final (\mathbf{x}_{t_2}, t_2) . Sur la FIGURE 2.9, la fonction coût optimal est représentée pour chaque point du maillage. En toute logique, plus l'état de charge de la batterie au début de la mission est élevé plus la consommation et l'émission de CO_2 sont réduites. La forme des projections d'un iso-coût montre une similarité avec la sollicitation du cycle. Ceci s'explique par une consommation nulle lorsque le véhicule est arrêté : l'iso-coût est stable en fonction de l'état de charge, par une consommation accrue lors des phases d'accélération : l'iso-coût descend en fonction de l'état de charge et une récupération d'énergie lors des phases de décélérations : l'iso-coût remonte en fonction de l'état de charge.

2.2. Commande optimale appliquée à la gestion d'énergie des véhicules hybrides

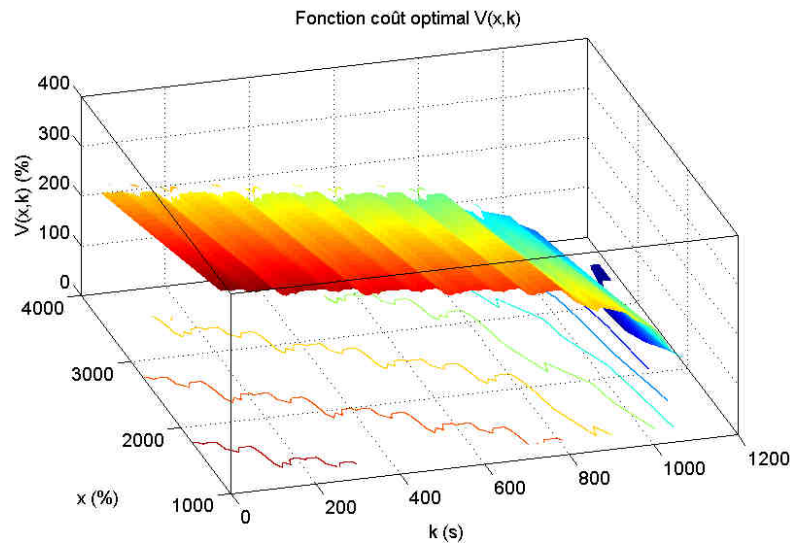


FIGURE 2.9 – Fonction valeur V issue de l'algorithme de programmation dynamique en fonction de l'état et du temps. Projection des iso-coûts sur le plan temps, état de charge.

2.2.1.3 Analyse des pertes énergétiques

Pour se déplacer d'un point de départ à un point d'arrivée, il faut fournir un travail mécanique pour vaincre les forces de résistance à l'avancement. Optimiser la consommation d'un point de vue de la gestion d'énergie d'un véhicule hybride consiste à minimiser l'intégralité des pertes, sur le parcours, de la transformation énergétique des sources primaires jusqu'au travail mécanique. Il est donc intéressant de comprendre, de cibler et d'analyser ces pertes afin de proposer des stratégies embarquables.

2.2.1.3.1 Pertes et stratégie optimale L'étude proposée consiste à analyser la différence à chaque instant entre la puissance théorique de la source primaire c'est-à-dire le débit de carburant et la puissance électrique délivrée par la batterie avec la puissance développée aux roues.

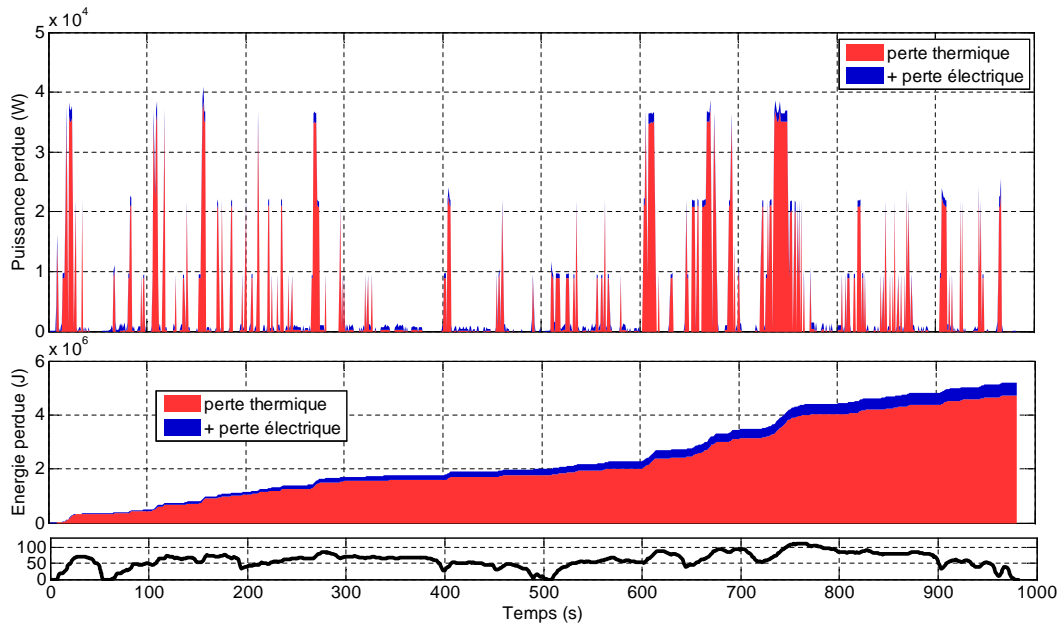


FIGURE 2.10 – Puissance et énergie perdues en fonction du temps sur un cycle Artemis Routier

Le graphique de la FIGURE 2.10 montre que sur le cycle Artemis Routier l'énergie perdue par le moteur thermique est beaucoup plus importante que l'énergie perdue par les machines électriques. C'est un résultat logique au vu de la comparaison des rendements moyens du moteur thermique et des machines électriques. La transmission, de part sa faible puissance dérivée, participe aussi à l'accroissement de cette différence. En effet, avec une architecture mono-mode, la quantité d'énergie électrique perdue comparée à la quantité d'énergie thermique perdue serait plus importante.

2.2.1.3.2 Analyse sur différentes configurations de roulage

La même méthode a été appliquée sur les différents cycles Artémis et les deux cycles normalisés européen NEDC et Américain FTP. Les résultats présentés sont donnés par la programmation dynamique avec un maintien d'état de charge de la batterie aux alentours de 50% (TABLE 2.1). Les résultats montrent nettement, sur l'ensemble des cycles analysés, que la principale source de perte provient de la conversion du carburant. Ce n'est pas une surprise mais la différence est très prononcée. Ceci s'explique par le très bon rendement naturel d'une architecture bi-mode.

2.2. Commande optimale appliquée à la gestion d'énergie des véhicules hybrides

Cycle	Perte	thermique	électrique
	MJ/100km	%	%
NEDC	71	94	6
embouteillage	105	85	15
urbain	79	83	12
routier	69	95	5
autoroutier	112	96	4
FTP	68	91	9

TABLE 2.1 – Perte énergétique des organes de tractions calculée sur différents cycles de conduite par la programmation dynamique dans le cas d'un maintien de l'état de charge aux alentours de (50%).

2.2.1.4 Stratégie de liaison de variables

La conception de la chaîne cinématique favorisant des puissances dérivées faibles, la majeure partie des pertes sur un déplacement provient du moteur thermique. Cette affirmation est la source d'inspiration du contrôle proposé. Le principe repose sur la maximisation du rendement du moteur thermique uniquement. Ce type de contrôle est certes sous optimal mais permet de libérer un degré de liberté, ce qui est très intéressant d'un point de vue du temps de calcul et de la complexité de résolution (section 2.1.1.3).

2.2.1.4.1 Optimisation du moteur thermique Minimiser les pertes du moteur thermique est équivalent à maximiser son rendement. Il faut donc construire l'ensemble des points de meilleurs rendements en fonction de la puissance thermique P_i développée par le moteur. Sur la FIGURE 2.11, les iso-puissances sont représentées par des lignes grisées. La ligne rouge représente l'ensemble des points de fonctionnement du moteur optimal suivant une puissance donnée.

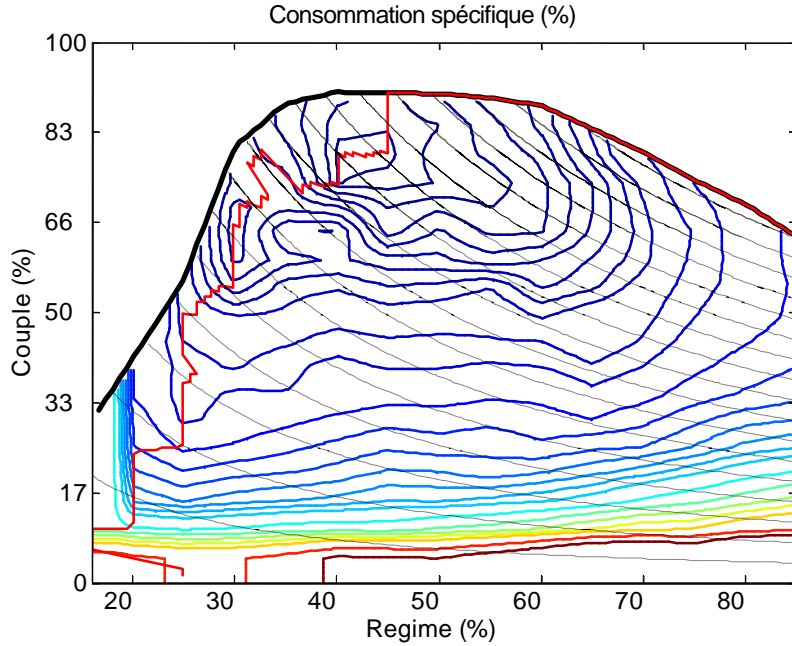


FIGURE 2.11 – Cartographie des rendements du moteur thermique en fonction du régime w_i et du couple T_i avec les courbes d'iso puissance. Fonction (ligne rouge) optimisant le rendement pour une iso puissance liant les variables w_i et T_i en fonction de la puissance demandée au moteur thermique P_i

Cette ligne permet de lier la variable du régime et du couple du moteur thermique

$$[w_i, T_i] = g(P_i). \quad (2.12)$$

Avec cette nouvelle équation le système perd un degré de liberté ce qui transforme le problème à entrées multiples en un simple problème à une entrée (MISO Multi Input Single Output vers SISO Single Input Single Output). La nouvelle variable de contrôle P_e définit le point de fonctionnement global du véhicule

$$P_i = -T_o w_o - P_e.$$

2.2.1.4.2 Résultats comparatifs Les deux stratégies garantissent la contrainte sur l'état de charge final spécifié. Par conséquent leurs performances dans la minimisation du critère peuvent être comparées directement. Dans la TABLE 2.2, les résultats de la programmation dynamique sur les différents cycles de conduite avec une stratégie de maintien de l'état de charge sont présentés. Comme prévu, la sur-consommation de carburant est faible et la solution optimisée pour le moteur thermique est proche de la solution optimale.

2.2. Commande optimale appliquée à la gestion d'énergie des véhicules hybrides

Il y a une corrélation forte entre les performances de la stratégie optimisée pour le moteur thermique et les pertes d'énergie dans le circuit électrique (TABLE 2.1).

Cycle	optimal	sous-optimal	non hybride	rEC
	g	g	g	%
NEDC	271	278	348	+2.6
embouteillage	49	52	80	+6.1
urbain	93	97	189	+4.3
routier	398	408	507	+2.5
autoroutier	1188	1194	1200	+0.5
FTP	391	401	592	+2.5

TABLE 2.2 – Consommation de carburant et surplus de consommation absolue et relatif (rEC) sur différents cycles.

L'architecture bi-mode permet d'augmenter les performances de la stratégie orientée pour le moteur thermique, car la conception de transmission fixe naturellement les moteurs électriques sur des zones de bon rendement. Les résultats précédents sont une comparaison des performances entre la stratégie optimisée pour le moteur thermique et la stratégie optimale sur des conditions de maintien de l'état de charge de la batterie. Il est également intéressant de les comparer dans le cas d'une stratégie de recharge ou d'une stratégie de décharge. La FIGURE 2.12 présente l'excès de consommation de carburant de la stratégie orientée pour le moteur thermique sur un cycle NEDC avec une contrainte d'état de charge final 50%. La surconsommation engendrée par la stratégie sous-optimale est faible comparativement au gain de consommation par rapport au même véhicule équipé d'une CVT bi-mode.

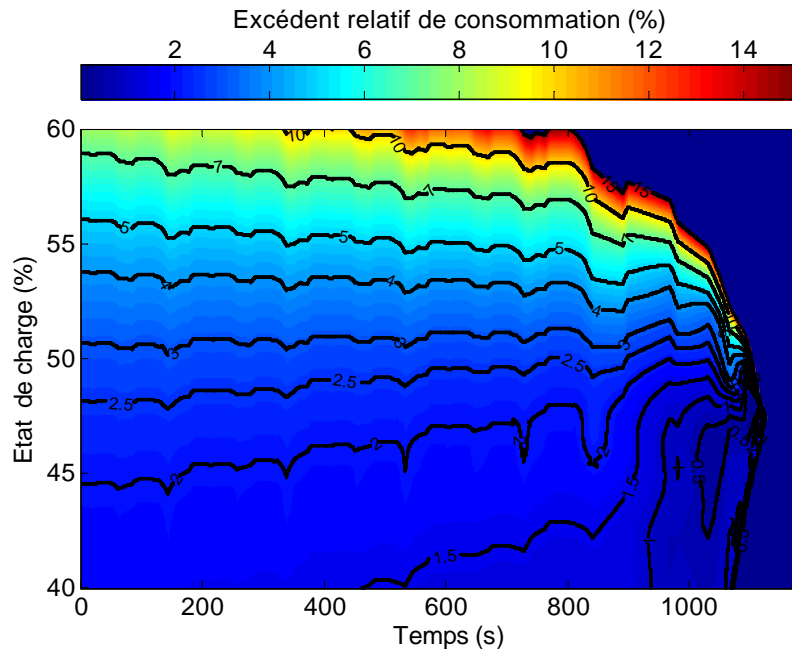


FIGURE 2.12 – Différence relative entre la fonction coût issue le programmation dynamique MISO et la fonction coût issue de la programmation dynamique SISO (liaison des variables de commande) sur l'espace de calcul en temps et état de charge.

La FIGURE 2.12 montre qu'il n'y a pas de différences entre les deux stratégies à la fin du cycle NEDC car les deux stratégies utilisent le surplus d'énergie cinétique pour recharger la batterie. En outre, elle montre que la performance de la stratégie optimisée pour le moteur thermique est différente dans le cas d'une stratégie de charge ou d'une stratégie de décharge. Dans le cas de la charge, le moteur à combustion interne doit apporter le surplus d'énergie et augmente donc la partie des pertes d'énergie provenant du moteur à combustion interne. Dans le cas de la décharge, la partie électrique fournit plus d'énergie, augmentant ainsi le ratio de pertes d'énergie provenant de la partie électrique. Ce graphique étaye le fait que la performance de la stratégie orientée pour le moteur thermique est fortement corrélée avec les pertes d'énergie en provenance de la partie électrique. Cette stratégie optimisée pour le moteur thermique est bien adaptée pour une configuration de véhicule hybride classique avec un maintien de l'état de charge, mais nécessiterait des améliorations pour des véhicules hybrides rechargeables (i.e. les hybrides rechargeables peuvent utiliser des stratégies de type décharge de la batterie voir Chapitre 4).

2.2.1.4.3 Temps de calcul La stratégie orientée moteur thermique utilise une seule variable de contrôle, facilitant la minimisation. Ainsi, l'effort de calcul est considérablement réduit par rapport à la stratégie optimale. Pour la stratégie optimale, l'évaluation de la fonction coût V nécessite une exploration complète de la cartographie du moteur alors que dans le cas sous-optimal, cette évaluation n'est faite que sur la ligne de meilleur rendement (2.12). La dimension des variables de contrôle n'est pas le seul facteur de complexité de la programmation dynamique (2.1.1.3)

Cycle	NEDC	NEDC	NEDC	urbain
δ	1	1	0.5	1
σ	10^3	10^4	10^3	10^3
α	62	100	100	60

TABLE 2.3 – Facteur de gain de temps α entre les deux méthodes en fonction de la discrétisation temporelle δ et d'état σ pour la même discrétisation de commande

où δ représente l'intervalle de discrétisation temporelle, σ le nombre de point discrétisés pour la variable d'état sur le champ exploré et α le facteur de temps de calcul entre la stratégie optimale et sous-optimale. La réduction significative du temps de calcul ouvre de nouvelles perspectives d'implémentation d'une stratégie en ligne mise au point sur la base de cet algorithme section (3.1).

2.2.2 VELROUE : utilisation de la programmation dynamique pour minimiser la consommation tout en maximisant le confort

L'algorithme de programmation dynamique est employé pour établir la référence atteignable sur un parcours donné. Il ne peut être utilisé en temps réel dans un véhicule car il nécessite de connaître l'ensemble du parcours et des événements qui s'y produisent. Dans la littérature, le critère à minimiser est généralement un critère de consommation, de pollution ou une combinaison des deux. La contrainte d'agrément de conduite est toujours négligée dans l'établissement de la référence de consommation. Pourtant, négliger cette contrainte revient à surestimer le potentiel réel du véhicule. En effet, les résultats obtenus par la programmation dynamique avec des critères classiques donnent

des commandes optimales erratiques inconfortables et inacceptables pour les passagers. Ajouter un critère de confort dans la minimisation est, de ce fait, d'une grande logique puisque le résultat obtenu serait plus proche d'une solution réellement atteignable par les stratégies embarquées. Malheureusement, ajouter un critère de confort en pénalisant les variations de la commande nécessite un état supplémentaire, ce qui augmente grandement la complexité de résolution du problème (voir section 2.1.1.3). Une solution est proposée pour prendre en compte l'agrément de conduite sans compromis sur le temps de résolution du problème. Les deux stratégies sont étudiées : à savoir la stratégie optimale qui explore l'ensemble des champs des possibles et la nouvelle stratégie proposée.

2.2.2.1 Gestion d'énergie classique du projet VELROUE

2.2.2.1.1 Modèle du véhicule Le véhicule étudié est composé d'un moteur thermique accouplé à une boîte de vitesse robotisée sur le train avant et de deux moteurs roues développés par Michelin à l'arrière (FIGURE 2.13). Un système d'accouplement/désaccouplement des moteurs roues autour de 90km/h favorise la compacité de cette technologie. De ce fait, les moteurs roues ont un faible impact sur l'architecture du train arrière d'un véhicule conventionnel, ce qui réduit les coûts de fabrication du véhicule. Bien qu'il soit parfois intéressant, d'un point de vue énergétique, de recharger la batterie via le moteur thermique, cette fonction n'est pas possible pour ce type de véhicule. En effet, pour des raisons liées à la dynamique véhiculeⁿ, les véhicules hybrides n'ayant pas de liens mécaniques entre les sources thermiques et électriques ne peuvent s'offrir ce luxe (i.e. parfois nommés véhicules hybrides « par la route »). Pour des raisons économiques le véhicule n'est pas équipé d'un alterno-démarrreur renforcé permettant les arrêts et démarrages fréquents du moteur thermique. De ce fait, ce véhicule ne possède pas de fonction start&stop.

Le modèle quasistatique du véhicule utilisé repose sur le modèle générique développé dans le chapitre 1. Il est repris intégralement dans [40]. Pour optimiser la consommation sur ce véhicule, l'algorithme de gestion d'énergie dispose de deux variables de contrôle : le rapport de boîte $g_n \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5\}$ et la

n. Le basculement des couples moteurs entre l'avant et l'arrière du véhicule fait tanguer le véhicule



FIGURE 2.13 – : VELROUE

répartition de couple T_{split} définie par

$$T_{split} = \frac{T_i}{T_0},$$

avec T_i le couple du moteur thermique et T_0 le couple total transmis.

2.2.2.1.2 Problème d'optimisation énergétique L'indice de performance quantifiant le coût énergétique du véhicule le long du trajet est noté J . Il représente la consommation de carburant durant la mission de durée T avec une contrainte d'état final sur l'état de charge de la batterie $x(T)$:

$$J = \int_0^T L(\mathbf{u}(t))dt + \Phi(x(T)). \quad (2.13)$$

Ici $\mathbf{u}(t)$ est un vecteur représentant le contrôle appliqué à l'instant t . Il contient la répartition de couple T_{split} et la commande de rapport g_n

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} T_{split} \\ g_n \end{bmatrix}.$$

Dans cet exemple, la fonction $L(\mathbf{u}(t))$ représente la consommation instantanée de carburant et $\Phi(\mathbf{x}(T))$ est une fonction assurant une valeur finale souhaitée

d'état de charge de batterie à la fin de la mission.

2.2.2.1.3 Résultats Les résultats obtenus par la programmation dynamique sont souvent représentés sous la forme d'une cartographie de coût optimal FIGURE 2.14. Cette cartographie peut être utilisée dans une simulation

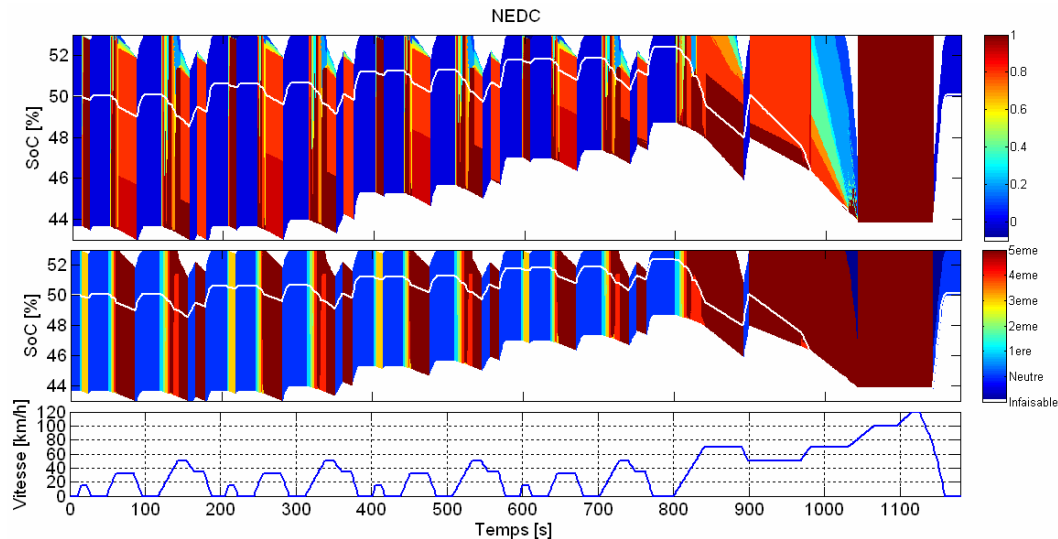


FIGURE 2.14 – Résultats issus de la programmation dynamique sur le cycle NEDC pour VELROUE

dynamique pour obtenir la séquence de contrôle optimal $\mathbf{u}^*(t, x)$ du cycle étudié. La couleur de la cartographie donne la valeur de la répartition de couple optimal T_{split} et le rapport de boîte optimal g_n à chaque instant t et pour tous les états admissibles \mathbf{x} . Les deux lignes blanches représentent la trajectoire optimale d'état de charge de la batterie pour un état de charge initial de 50%. Les zones blanches correspondent à des régions où il est impossible de rejoindre l'état de charge final souhaité.

2.2.2.1.4 Mise en évidence du problème Il est ensuite possible de représenter la loi de changements de rapports optimaux le long de ce parcours.

La FIGURE 2.15 montre que la séquence de contrôle optimal est erratique avec un changement de rapport à chaque pas d'échantillonnage. Ce constat est un résultat classique issu de la programmation dynamique car l'algorithme choisit le meilleur contrôle pour minimiser la consommation sans considérer les contraintes d'agrément. Comme les résultats issus de la programmation

2.2. Commande optimale appliquée à la gestion d'énergie des véhicules hybrides

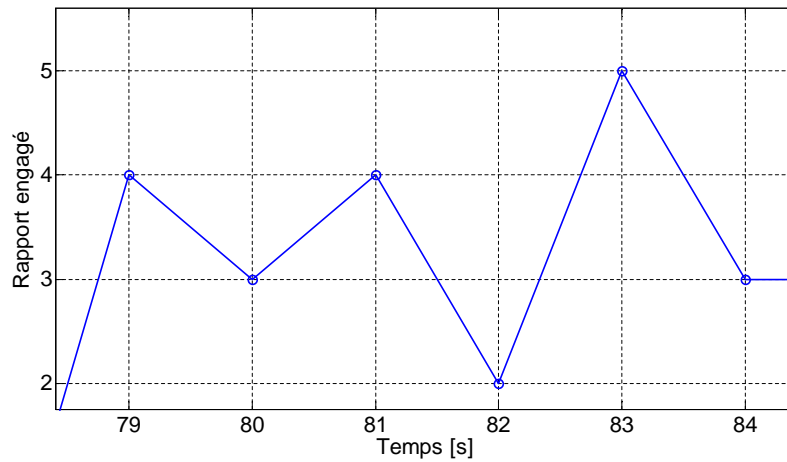


FIGURE 2.15 – Illustration d’une commande erratique obtenue par la programmation dynamique

dynamique servent de références pour analyser les stratégies embarquées et que changer les rapports toutes les secondes n’est pas acceptable sur un véhicule, les résultats obtenus ne sont pas atteignables dans la réalité. C’est pourquoi, il est nécessaire d’introduire un critère de confort dans la gestion énergétique pour obtenir des résultats réalistes. [72] ont étudié les changements de rapport et les stratégies d’embrayage dans le but d’améliorer le confort des passagers d’un hybride parallèle. Ici, pour considérer le confort des passagers dans cette application, l’étude s’est focalisée sur le nombre de changements de rapports pendant la mission et non sur la qualité des changements de rapport.

2.2.2.2 Ajout d’un critère de confort

Afin que la programmation dynamique fournisse des résultats plus proches d’une gestion classique des lois de passage de rapport de boîte, un nouveau terme est ajouté à la fonction coût $J(\cdot)$. Dans [93] les auteurs ont choisi de pénaliser chaque changement de rapport dans leur algorithme de programmation dynamique stochastique (e.g. algorithme temps réel) dans le but d’améliorer le confort. Comme évoqué précédemment, dans cette étude, l’extinction et redémarrage du moteur thermique n’est pas pris en compte du fait de la technologie embarquée sur le véhicule. La pénalisation des changements de rapports est légèrement différente par rapport à [93] car les grands changements de rapports sont plus sévèrement pénalisés pour éviter les désagréments liés au rétrogradage important. Dans la forme discrète la fonction coût $\tilde{J}(\cdot)$ est écrite sous la

forme

$$\tilde{J}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) = \Phi(\mathbf{x}_N) + \sum_{k=0}^{N-1} L(\mathbf{u}_k) \cdot \delta + \sum_{k=0}^{N-1} \delta \cdot \alpha(g_{n_k}, g_{n_{k+1}}) \cdot [g_{n_{k+1}} - g_{n_k}]^2, \quad (2.14)$$

avec α un facteur de pondération positif

$$\alpha(g_{n_k}, g_{n_{k+1}}) = \begin{cases} 0 & \text{si } g_{n_k} = 0 \text{ ou } g_{n_{k+1}} = 0 \\ \alpha & \text{dans tous les autres cas.} \end{cases} \quad (2.15)$$

L'objectif de cette contrainte est de pénaliser chaque changement de rapport par un surcoût. De ce fait, la minimisation ne se fera plus uniquement sur l'économie de carburant mais aussi sur la minimisation des changements de rapports durant la mission. En d'autres termes, l'algorithme de programmation dynamique va minimiser la somme de la consommation et du critère de déconfort. Inévitablement, ceci implique une augmentation de la consommation globale d'énergie le long de la mission comparativement aux résultats obtenus par l'algorithme de programmation dynamique optimisant le critère précédent (2.13). Toutefois, une réduction drastique des changements de rapports est attendue. L'équation (2.15) est conçue pour ne pas pénaliser les changements vers ou depuis le neutre, car ces changements sont imposés lorsque le véhicule est proche de la vitesse nulle et ne peuvent pas être minimisés par la programmation dynamique. C'est un point commun avec [93] où les événements liés à l'ouverture/fermeture imposée de l'embrayage ne sont pas pris en compte. La contrainte d'agrément a été choisie pour pénaliser les changements de rapports de façon quadratique pour deux raisons : premièrement, le surcoût lié au passage doit être positif et deuxièmement il doit être plus pénalisant de faire de grands changements. Par exemple, rétrograder de la cinquième à la seconde est beaucoup plus coûteux (neuf fois) que de rétrograder de la cinquième à la quatrième. Le facteur α pondère l'ajustement entre l'agrément et la consommation. Un facteur faible assure une consommation proche de l'optimum de consommation mais sans aucun confort, à l'inverse un facteur important améliore essentiellement le confort au détriment de la consommation. De ce fait, la pondération de ce facteur doit être choisie avec clairvoyance suivant le résultat souhaité.

2.2.2.3 Méthode optimale

Dans le but d'implémenter le critère de confort introduit précédemment, il est nécessaire d'ajuster le problème d'optimisation. Par la considération du critère de confort, la fonction coût $J(\cdot)$ dépend maintenant du rapport engagé à l'instant d'après. De ce fait, il est nécessaire de considérer ce rapport comme un état du problème d'optimisation :

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \xi \\ g_{n_{k+1}} \end{bmatrix}. \quad (2.16)$$

Malheureusement, cette modification augmente la complexité de résolution de l'algorithme et de ce fait le temps de résolution (section 2.1.1.3). Les résultats de la programmation dynamique doivent être représentés avec une nouvelle dimension. Dans le but d'estimer les bénéfices et les inconvénients de cette méthode, une série de calculs ont été menés pour $\alpha = 0$ jusqu'à $\alpha = 0.2$ avec une discrétisation de $\Delta\alpha = 0.005$.

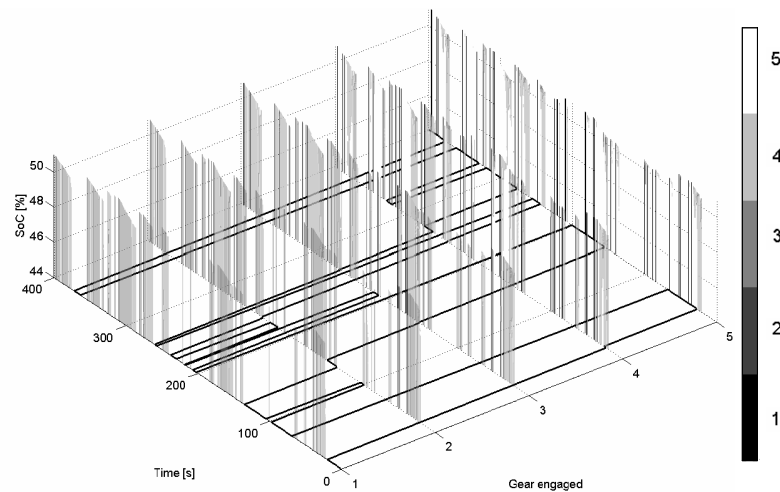


FIGURE 2.16 – Résultats des commandes optimales des rapports de boîte entre 0 et 400 secondes obtenues par un algorithme de programmation dynamique utilisant la méthode optimale sur le cycle routier

La FIGURE 2.16 montre cinq plans de changements de rapports optimaux, chaque plan correspondant à un rapport de boîte. Cette figure peut être interprétée comme dans la section précédente, avec une légère différence : le plan de lecture évolue en fonction du rapport demandé. Du fait de l'ajout du critère

de confort dans la fonction coût, les couleurs dans chaque plan peuvent être différentes pour un instant et un état de charge donné. Il y a de ce fait des différences visibles entre chaque plan. A noter que lorsque $\alpha = 0$ il n'y a pas de différence entre les plans. Pour éviter de surcharger la figure la commande optimale de répartition de couple T_{split} a été omise.

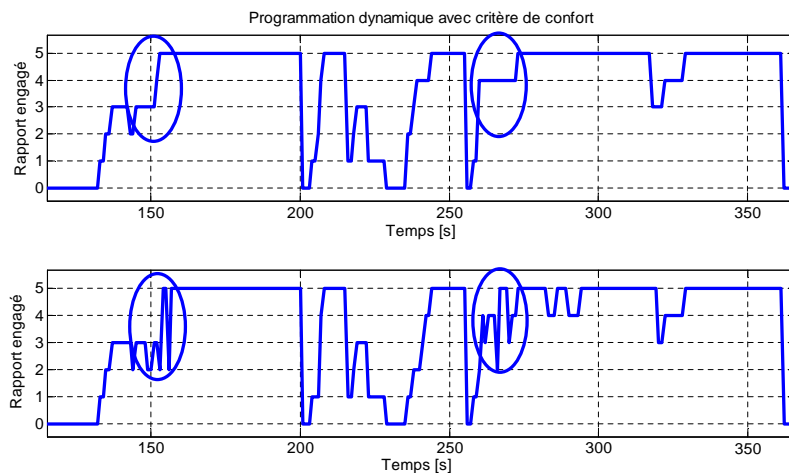


FIGURE 2.17 – Résultats de la commande optimale des rapports de boîte pour $\alpha = 0.07$ et $\alpha = 0$ entre 0 et 400 secondes obtenues par un algorithme de programmation dynamique utilisant la méthode optimale sur le cycle autoroutier

La FIGURE 2.17 montre le résultat de l'ajout d'un critère de confort dans la fonction coût sur la commande de changements de rapports. Le poids du facteur de pondération α est fixé à 0.07. Le signal est manifestement « lissé » et beaucoup de changements de rapports ont été supprimés. Cette commande se rapproche tout à fait du comportement attendu d'un véhicule équipé d'une boîte de vitesse robotisée.

2.2.2.4 Méthode sous-optimale réduisant la complexité

Dans cette section, une méthode différente est proposée pour implémenter le critère de confort dans la fonction coût. Du fait de l'augmentation du temps de calcul, ajouter un terme à la fonction coût dans le but d'être plus proche d'une solution réaliste est généralement abandonné. De ce fait, il est avantageux de posséder une méthode qui tient compte d'un autre terme sans en augmenter le temps de calcul. La solution proposée est fondée sur l'hypo-

2.2. Commande optimale appliquée à la gestion d'énergie des véhicules hybrides

thèse que la commande de rapport de boîte suivante $g_{n_{k+1}}$ est optimale^o. Au regard du nouveau critère à minimiser (2.14) et par l'analyse du coût final de la méthode optimale, le poids du nouveau terme pénalisant les changements de rapports est relativement faible comparativement au poids de la consommation de carburant. En considérant que le terme $V(k+1, \mathbf{x}_{k+1})$ dépend uniquement de l'état de charge, si l'hypothèse est vraie, alors il est proche de l'optimum. Par conséquent, le rapport engagé n'a plus besoin d'être inclus dans le vecteur d'état, ce qui diminue la complexité de résolution de l'algorithme. En d'autres termes, l'algorithme n'explore pas l'ensemble des solutions en éliminant des chemins de faible poids. Par ce biais, le problème d'optimisation redevient un simple problème d'optimisation à une seule variable d'état avec une complexité de $O(N.p.q^2)$ comparativement à la solution optimale qui a une complexité de $O(N.p^2.q^2)$. La sous-optimalité est directement liée au fait que l'hypothèse sur laquelle l'algorithme se repose n'est pas entièrement vraie et qu'il est possible de tirer de maigres bénéfices en explorant l'ensemble des possibles. Comme décrit dans la section précédente une série de calculs ont été menés dans le but d'évaluer l'utilité de cette méthode.

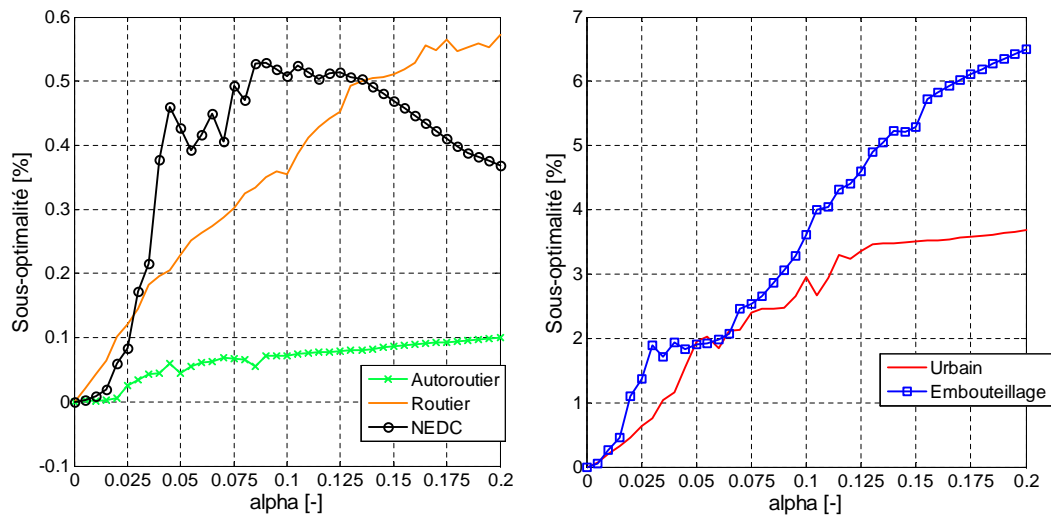


FIGURE 2.18 – Sous-optimalité de la méthode proposée en fonction de α pour les cinq cycles étudiés

La FIGURE 2.18 montre la sous-optimalité de cette méthode en fonction de α . En considérant les mêmes conditions initiales et finales pendant la mission,

o. pour mémoire la programmation dynamique fonctionne dans le sens inverse du temps

la sous-optimalité est définie par :

$$\text{sous-optimalité}(\alpha) = \frac{100(V_\alpha - V_{opt_\alpha})}{V_{opt_\alpha}}, \quad (2.17)$$

avec V_α la fonction valeur calculée avec la méthode sous-optimale à α fixé, pendant que V_{opt_α} est la fonction valeur calculée avec la méthode optimale.

Dans un premier temps la FIGURE 2.18 soutient que la sous-optimalité de cette méthode est toujours vérifiée pour chaque $\alpha \geq 0$, $\text{sous-optimalité}(\alpha) \geq 0$. Le cas $\alpha = 0$ est spécial car il est équivalent à ne considérer aucun critère de confort, ce qui explique que chacune des méthodes donne le même résultat. Il est intéressant de noter que la sous-optimalité n'excède pas 1% pour les trois cycles qui requièrent le plus d'énergie, ce qui n'est pas le cas pour les cycles à plus faible demande énergétique. Par conséquent, la sous-optimalité de la méthode proposée dépend essentiellement du facteur de pondération α et de la mission considérée.

2.2.2.5 Comparaison des deux méthodes

Cette section est consacrée à l'étude complète des deux méthodes décrites précédemment, ainsi qu'à la comparaison de leur efficacité. Il a déjà été mentionné qu'ajouter un critère de confort se traduit par une surconsommation par comparaison avec la minimisation du critère classique. La principale préoccupation est de savoir si cette surconsommation est acceptable au regard de l'amélioration du confort. Une autre préoccupation est de quantifier la sous-optimalité de la deuxième méthode en terme de consommation à iso-confort. Il est aussi intéressant de constater la performance en terme de temps de calcul des deux méthodes.

2.2.2.5.1 Performance Dans le but d'évaluer l'amélioration du confort, un critère de confort est défini

$$\nu = \frac{\text{Durée du cycle}}{\delta \cdot \sum_{k=0}^{N-1} (g_{n_{k+1}} - g_{n_k})^2} \quad \text{avec } (g_{n_{k+1}} - g_{n_k}) = 0 \text{ si } \begin{cases} g_{n_k} = \text{Neutre} \\ \text{ou} \\ g_{n_{k+1}} = \text{Neutre} \end{cases} .$$

2.2. Commande optimale appliquée à la gestion d'énergie des véhicules hybrides

Ce critère est défini pour être cohérent avec le critère de confort implémenté dans la fonction coût(2.14). Le critère évalue l'ensemble des variations le long de la trajectoire optimale des changements de rapports comme montré sur la FIGURE 2.17. Une grande valeur de ν indique un grand nombre de changements de rapports pendant le cycle caractéristique choisi pour évaluer un manque de confort. Une faible valeur de ν indique une réduction des changements de rapports et un lissage du signal de commande et par conséquent une amélioration du confort.

L'étude a été menée sur cinq cycles : NEDC, Artemis urbain, Artemis embouteillage, Artemis extra-urbain et Artemis autoroutier.

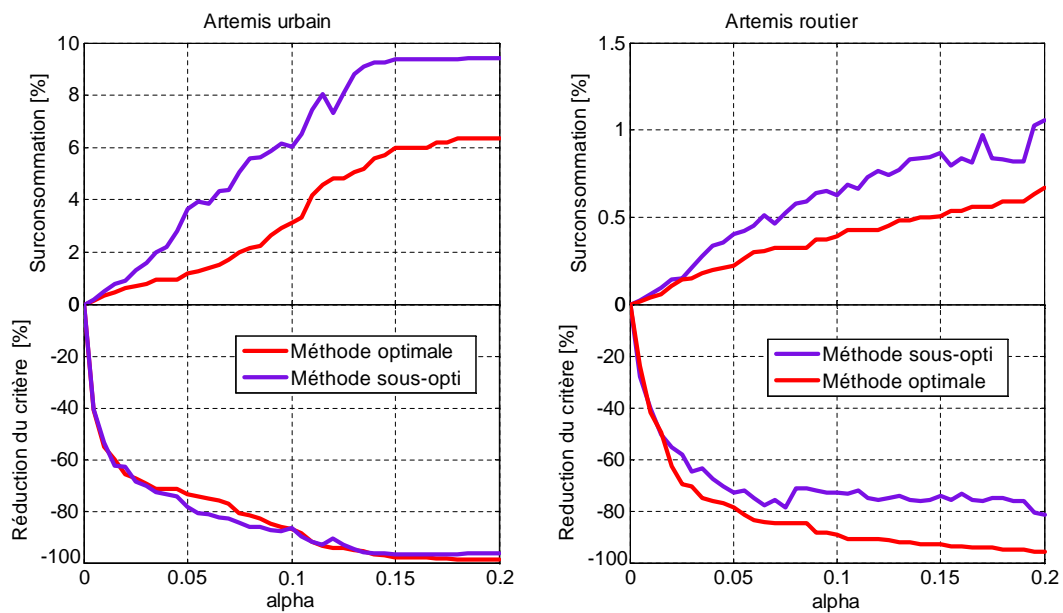


FIGURE 2.19 – Surconsommation et réduction du critère ν par rapport à une optimisation d'un critère classique par les deux méthodes : optimale et sous-optimale pour les cycles urbain et routier

La FIGURE 2.19 montre la surconsommation et le critère de confort exprimés en pourcentage par rapport aux résultats obtenus par l'algorithme de programmation dynamique avec un critère classique de consommation sans critère de confort. Les résultats sont présentés pour la méthode optimale et sous-optimale sur le cycle urbain et routier. Comme attendu, la surconsommation augmente avec α , pendant que la valeur du critère de déconfort décroît,

quelque soit la méthode. Ceci signifie simplement que l'augmentation du facteur de pondération augmente la consommation globale d'énergie sur la mission mais améliore en même temps le confort. De plus, la décroissance du critère est vraiment forte pour les valeurs faibles de α puis se stabilise pour les deux méthodes. Il n'est pas intéressant de considérer des valeurs élevées de α car elles donnent des surconsommations non compensées par une amélioration du confort. De plus, diminuer le critère au delà de 70% ne reflète pas l'utilisation actuelle des rapports d'une boîte de vitesse robotisée. En effet, des mesures ont été effectuées sur un véhicule équivalent équipé de la même BVR et servent de référence comme critère acceptable.

Il est important de noter que la surconsommation globale est supérieure pour le cycle urbain. Ceci s'explique principalement par le fait que la demande énergétique est moindre sur le cycle routier.

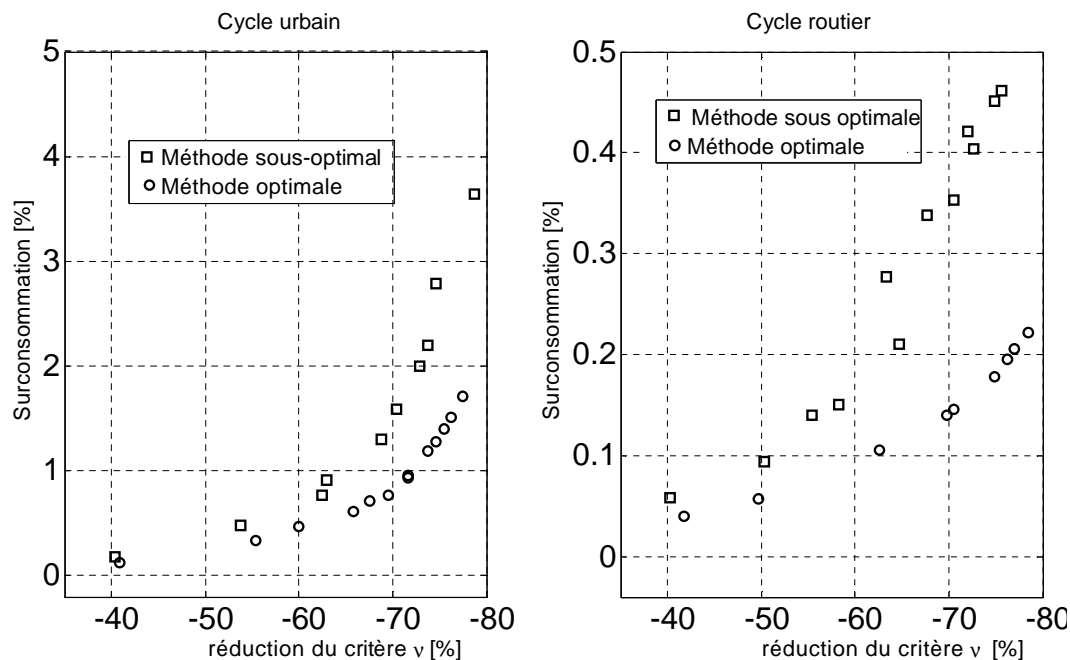


FIGURE 2.20 – Sous-optimalité de la méthode proposé à iso performance de confort pour les cycles urbain et routier

En comparant les deux méthodes, quelque soit la valeur fixée de α , la méthode optimale offre un bénéfice en confort et en surconsommation différent par rapport à la méthode sous-optimale. Cependant les résultats restent

2.2. Commande optimale appliquée à la gestion d'énergie des véhicules hybrides

très proches spécialement pour $\alpha \leq 0.05$. Pour le cycle extra-urbain, la surconsommation engendrée par les deux méthodes peut être considérée comme mineure au regard de l'accroissement considérable du confort. Dans le but de comparer l'efficacité des deux méthodes, il est séduisant d'étudier la surconsommation comme une fonction de l'amélioration du confort. La FIGURE 2.20 montre le pourcentage de surconsommation en fonction de l'amélioration du confort pour les deux méthodes sur les cycles routier et urbain. A noter que pour une réduction du critère de confort de l'ordre de -50%, la différence de consommation est négligeable pour les deux méthodes. La FIGURE 2.20 suggère que pour un même niveau de confort, la surconsommation engendrée par la méthode sous-optimale comparativement à la méthode optimale est faible (dans la plupart des cas).

Pour compléter la comparaison, la FIGURE 2.21 résume sous forme de tableaux les gains de consommation attendus avec l'hybridation du véhicule avec et sans le critère de confort pour toutes les méthodes discutées. Le véhicule conventionnel étudié pour la comparaison est équipé d'un moteur à combustion interne qui possède une puissance maximale égale à la somme des puissances maximales des deux organes de traction hybride (Véhicule 1). De ce fait l'effet du downsizing est pris en compte, il équipe un deuxième véhicule mue uniquement par le moteur thermique équipant le véhicule hybride (Véhicule 2). L'effet du downsizing peut paraître important mais il faut tout de même noter que le véhicule est dimensionné pour rouler en mode électrique de façon naturelle. De ce fait, l'écart de puissance entre les deux moteurs étudiés est quasiment du simple au double. Le critère de confort acceptable correspond à une valeur de ν obtenue avec le véhicule conventionnel équipé d'une boîte de vitesse robotisée sur les cycles spécifiques. Les tableaux montrent qu'implémenter un critère de confort diminue de façon infime la réduction de consommation offerte par l'hybridation. De plus, la méthode sous-optimale donne une surconsommation acceptable comparativement à la réduction de complexité du problème. Ces résultats tendent à prouver qu'en considérant le même niveau de confort, la surconsommation engendrée par la méthode sous-optimale n'est pas significative.

La FIGURE 2.22 montre les aspects de la trajectoire de la commande de boîte qui peuvent être attendus quand le critère diminue de 40% et 70%. Avec

Cycle NEDC		Economie de carburant [%]
véhicule non hybride		
Véhicule 1		X
Véhicule 2		21,73
HEV		
Critère classique		32,66
Contrainte d'agrément de conduite, méthode optimale		
Diminution du critère de 40%		32,38
Diminution du critère de 70%		32,07
Critère acceptable		32,49
Contrainte d'agrément de conduite, méthode sous-optimale		
Diminution du critère de 40%		32,17
Diminution du critère de 70%		31,84
Critère acceptable		32,29

Cycle Artémis routier		Economie de carburant [%]
véhicule non hybride		
Véhicule 1		X
Véhicule 2		7,43
HEV		
Critère classique		19,42
Contrainte d'agrément de conduite, méthode optimale		
Diminution du critère de 40%		19,39
Diminution du critère de 70%		19,31
Critère acceptable		19,40
Contrainte d'agrément de conduite, méthode sous-optimale		
Diminution du critère de 40%		19,38
Diminution du critère de 70%		19,14
Critère acceptable		19,41

Cycle Artémis embouteillage		Economie de carburant [%]
véhicule non hybride		
Véhicule 1		X
Véhicule 2		46,96
HEV		
Critère classique		73,21
Contrainte d'agrément de conduite, méthode optimale		
Diminution du critère de 40%		72,97
Diminution du critère de 70%		72,27
Critère acceptable		71,41
Contrainte d'agrément de conduite, méthode sous-optimale		
Diminution du critère de 40%		72,45
Diminution du critère de 70%		71,53
Critère acceptable		70,40

Cycle Artémis autoroutier		Economie de carburant [%]
véhicule non hybride		
Véhicule 1		X
Véhicule 2		1,70
HEV		
Critère classique		5,34
Contrainte d'agrément de conduite, méthode optimale		
Diminution du critère de 40%		5,34
Diminution du critère de 70%		5,33
Critère acceptable		5,34
Contrainte d'agrément de conduite, méthode sous-optimale		
Diminution du critère de 40%		5,34
Diminution du critère de 70%		5,32
Critère acceptable		5,34

Cycle Artémis urbain		Economie de carburant [%]
véhicule non hybride		
Véhicule 1		X
Véhicule 2		26,73
HEV		
Critère classique		62,94
Contrainte d'agrément de conduite, méthode optimale		
Diminution du critère de 40%		62,89
Diminution du critère de 70%		62,65
Critère acceptable		62,83
Contrainte d'agrément de conduite, méthode sous-optimale		
Diminution du critère de 40%		62,87
Diminution du critère de 70%		62,35
Critère acceptable		62,75

FIGURE 2.21 – Récapitulatif des gains de consommation obtenus pour les deux méthodes sur l'hybride en les comparant à un véhicule conventionnel équipé de la même puissance thermique (Véhicule 1) et d'un véhicule conventionnel équipé d'un moteur thermique équivalent à l'hybride sans les machines électriques (Véhicule 2)

une réduction de 40% du critère, le confort est quasiment équivalent au véhicule conventionnel équipé d'une boîte de vitesse robotisée.

2.2.2.5.2 Temps de calcul Pour mesurer l'intérêt apporté par la méthode sous-optimale, le temps de calcul requis par les deux méthodes doit être pris en compte. Dans la section précédente, il a été établi que les résultats obtenus par la méthode sous-optimale sont, dans la plupart des cas, vraiment proches de la méthode optimale. Le principal avantage de la méthode sous-optimale réside dans sa capacité à réduire le temps de résolution du problème.

Implémenter un critère de confort avec une méthode optimale requiert un

2.2. Commande optimale appliquée à la gestion d'énergie des véhicules hybrides

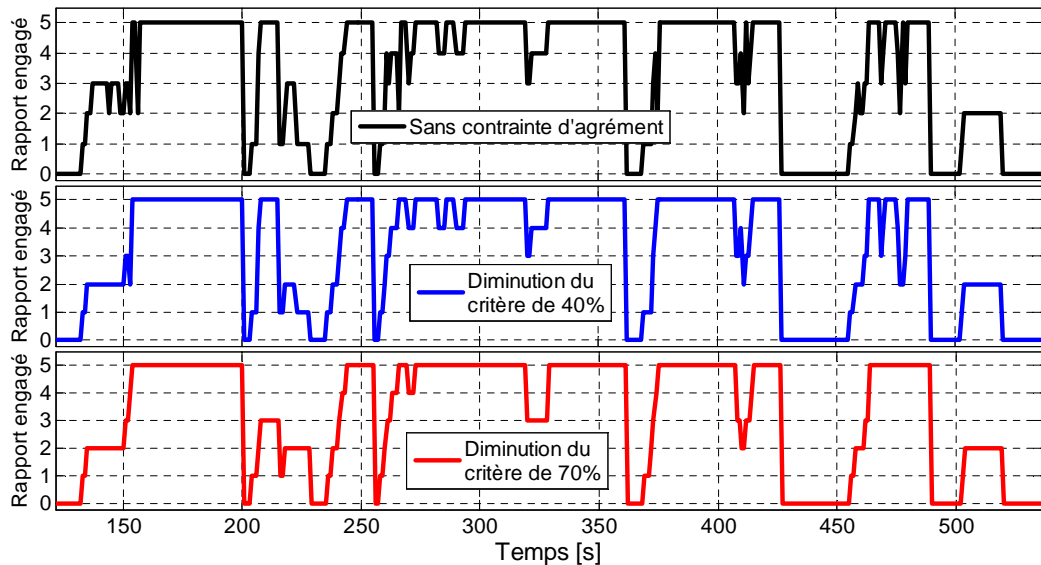


FIGURE 2.22 – Trajectoire des commandes des rapports de boîte pour des réductions de 40% et 70% du critère sur le cycle autoroutier

temps de calcul qui en moyenne est vingt fois plus long par rapport à la minimisation classique. Pour ce qui est de l'espace mémoire nécessaire, la réduction de capacité est comparable, puisque la grille de recherche est multipliée par le nombre d'états supplémentaires.

Comme la solution sous-optimale ne requiert pas d'état supplémentaire, alors le temps de calcul reste similaire au calcul classique d'optimisation énergétique. De plus, si un critère avait été appliqué sur la commande de répartition de couple qui dépend de la discrétisation qui peut contenir des dizaines d'éléments, l'avantage de la méthode sous-optimale aurait été encore plus grande. La méthode sous-optimale semble indiquée pour implémenter un critère de confort dans le but de fournir une référence plus réaliste de consommation optimale atteignable sur le véhicule hybride.

Pour évaluer la performance des stratégies embarquées dans le véhicule, il est plus intéressant de posséder une référence réaliste atteignable. Adjoindre un critère de confort dans la fonction coût adoucit la commande erratique généralement obtenue en optimisant un simple critère de consommation. Si les conditions de temps le permettent, la méthode optimale semble tout à fait indiquée car elle fournira la réponse exacte au problème posé. Si les utilisateurs

ont besoin d'une référence rapidement, la nouvelle méthode décrite permet d'obtenir une référence plus réaliste que celle obtenue par une optimisation sur un critère classique.

2.3 Conclusions et perspectives de l'optimisation hors-ligne

L'objectif de ce chapitre était de proposer des méthodes trouvant la séquence de commandes, répartissant de façon optimale la répartition des flux d'énergies thermiques et électriques, dans l'optique de minimiser l'intégralité des rejets de dioxyde de carbone du véhicule hybride sur un parcours donné. Ce contrôle optimal servira, ensuite, de référence pour évaluer la performance des stratégies embarquées sur le véhicule.

Dans ce but, deux grands principes ont été étudiés : la programmation dynamique et le problème dual équivalent. Ces deux principes permettent de résoudre le problème de gestion d'énergie de façon optimale en connaissant parfaitement les conditions de roulage du véhicule. De ce fait, ces principes ne sont pas embarquables sur un véhicule mais permettent d'établir la référence optimale du véhicule sur un parcours donné. Le lien théorique étroit entre ces deux méthodes, étudié au cours de ce chapitre, montre des propriétés intéressantes pour une utilisation en ligne de ces méthodes.

La théorie a été mise en pratique sur deux véhicules étudiés au cours de cette thèse. Dans un premier temps sur un véhicule hybride à dérivation de puissance utilisant une architecture très efficace d'un point de vue électrique. Cette efficacité électrique se vérifie, en utilisant les résultats de la commande optimale pour comparer les pertes globales sur le trajet d'un point de vue du moteur thermique et des machines électriques. De ce fait, une nouvelle stratégie a été conçue autour du rendement du moteur thermique pour faciliter le calcul de la commande optimale. Cette nouvelle stratégie donne entière satisfaction sur la réduction du temps de calcul pour une perte de performance acceptable dans l'optique d'une utilisation avec une stratégie prédictive (Chapitre 3). Dans un deuxième temps, la théorie de la commande optimale a été appliquée sur un véhicule hybride parallèle utilisant une boîte de vitesse robo-

2.3. Conclusions et perspectives de l'optimisation hors-ligne

tisée. Le problème d'une commande optimale erratique liée à une modélisation ne tenant pas compte de l'agrément de conduite a été mis en évidence. C'est un problème connu qui ne donne pas des résultats réalistes mais la prise en compte de l'agrément de conduite augmente exponentiellement la complexité de résolution du problème d'optimisation. Dans un premier temps, le problème a été reposé pour tenir compte des aspects d'agréments de conduite en travaillant sur le nombre de changements de rapports sur un parcours. Puis dans un deuxième temps, ce problème a été résolu de façon optimale pour donner des références plus réalistes. Bien évidemment, cette nouvelle problématique augmente considérablement le temps de calcul. C'est pourquoi, une autre méthode a été proposée pour tenir compte de l'agrément de conduite sans compromis sur le temps de calcul en payant en contrepartie une faible perte de performance.

Ce chapitre, par ses méthodes et ses exemples permet d'obtenir des références de commande optimale hors ligne qui seront utiles pour évaluer la performance des stratégies en ligne. L'étude théorique montre des perspectives intéressantes pour l'utilisation en ligne de la théorie de la commande optimale, que ce soit par des méthodes prédictives, par des stratégies reposant sur le principe de la méthode duale, ou par la résolution analytique des équations d'HJB.

Chapitre 3

Optimisation en ligne

Ce chapitre présente les stratégies développées pour être embarquées dans un véhicule.

La première stratégie est fondée sur le principe du contrôle prédictif à base de modèle. Cette stratégie est compatible pour une application temps réel, elle a été testée, avec l'ensemble des lois de commande, sur un simulateur numérique reproduisant le comportement du véhicule en temps réel.

La deuxième stratégie est fondée sur le principe du problème dual, elle est couramment appelée ECMS (Equivalent Consumption Minimisation strategy). Cette stratégie est implémentée dans deux démonstrateurs différents : L'un concerne un véhicule hybride rechargeable avec un moteur thermique fonctionnant à l'éthanol sur le train avant et des moteurs électriques dans les roues arrières, l'autre concerne un mild-hybrid diesel avec un alterno-démarrreur renforcé monté sur la courroie d'accessoires du moteur.

3.1 Commande prédictive à base de modèle

3.1.1 Historique et principe

La gestion d'énergie utilisée dans cette section s'inspire du paradigme du contrôle prédictif à base de modèle (Model Predictive Control, MPC). Le contrôle prédictif propose d'utiliser un modèle pour prédire le comportement du système et de choisir la commande minimisant le coût estimé tout en respectant les contraintes dynamiques du système. Les industries des procédés et de la pétrochimie furent les fondatrices de cette technique de contrôle dans les années 80 [83]. La commande prédictive est une itération de résolutions

de problèmes de commande optimale. Elle se résume en une répétition de ces quatre étapes :

- Estimation de l'état courant du système.
- Elaboration de la trajectoire de référence.
- Minimisation du critère : généralement la somme des carrés des erreurs entre la prédiction et le modèle de référence plus l'énergie de la commande[30]
- Application de la commande.

La minimisation se fait donc sur un modèle du système et l'erreur de prédiction est corrigée à chaque itération par la mesure et l'estimation de l'état. Le schéma de principe du contrôle MPC est détaillé dans la FIGURE 3.1.1.

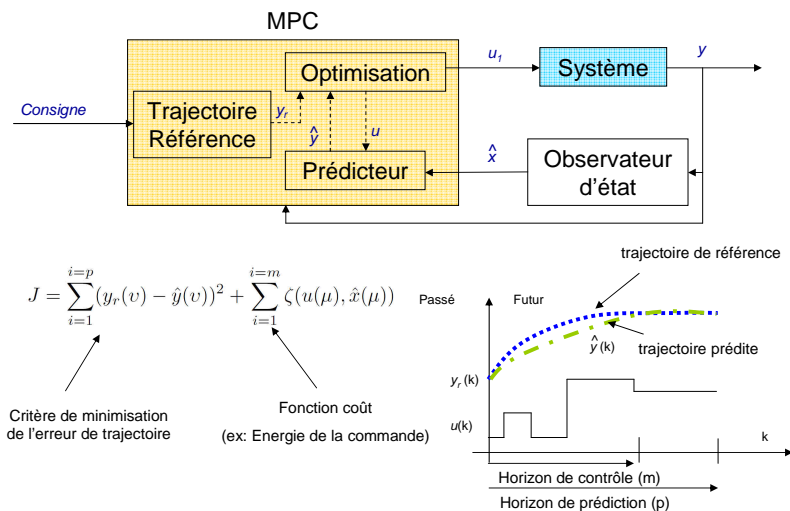


FIGURE 3.1 – Principe du MPC.

Le lecteur, non familier avec la théorie de la commande prédictive peut se référer à [25] et [52] . Pour les aspects de mise en pratique de la commande prédictive à base de modèle, le lecteur peut se référer à [103] et [31].

3.1.2 Application à la gestion d'énergie des véhicules hybrides : exemple sur le cas pratique HEAT

La première adaptation de la théorie du contrôle prédictif appliqué à la gestion d'énergie a été proposée dans [13]. Le principe reste identique au MPC, à la différence près que la trajectoire de référence est toujours respectée dans

3.1. Commande prédictive à base de modèle

la limite des contraintes physiques des actionneurs (moteur thermique et machines électriques). En effet, il est impensable de ne pas respecter la volonté du conducteur pour consommer moins de carburant (i.e. accélérer au lieu de freiner et vice-versa). Au temps de calcul t_0 , la future trajectoire $\hat{T}_o(\tau)$, $\hat{w}_o(\tau)$, $\tau \in [t_0; t_0 + t_p]$ sur l'horizon de prédiction t_p est estimée à partir d'une fusion d'informations des instruments embarqués. Pour cette étude, l'estimation est une représentation parfaite des futures conditions de roulage.

Ensuite un algorithme de programmation dynamique trouve le contrôle optimal $\mathbf{u}(\tau)$ qui minimise les émissions de CO_2 sur la future trajectoire estimée $\hat{T}_o(\tau)$, $\hat{w}_o(\tau)$:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\mathbf{u}} \left\{ J(\hat{x}, \mathbf{u}) = \int_{t_0}^{t_0+t_p} \hat{L}(\mathbf{u}(t)) dt + \Theta(\hat{x}(t_0 + t_p)) \right\} \\ \text{sous la contrainte :} \\ \hat{\dot{x}}(t) = f(\hat{x}(t), \mathbf{u}(t)), \quad \hat{x}(t_0) = x(t_0) \\ \hat{x}(t) \in \mathfrak{N}(t), \forall t \geq 0 \\ \mathbf{u}(t) \in U, \forall t \geq 0. \end{array} \right.$$

Le modèle quasi-statique du véhicule donne l'estimation \hat{L} du rejet de CO_2 ainsi que la variation d'état de charge de la batterie $\hat{\dot{x}}$ (FIGURE 2.7).

Comme dans [13], la fonction de pénalité est pilotée par (3.1), ce qui garantit le maintien de l'état de charge mais ne limite pas la récupération d'énergie cinétique

$$\Theta(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \geq x_{end} \\ \infty & \text{if } x < x_{end}, \end{cases} \quad (3.1)$$

où x_{end} représente la valeur minimale de l'état de charge final de la batterie. À noter que cette contrainte est très forte et limite la plage d'utilisation de l'énergie de la batterie pour des horizons de prédictions très courts. Malheureusement, ne disposant pas de plus d'informations sur les futures conditions de roulage, il est difficile de relaxer cette contrainte. Cette contrainte contribue à la dégradation de la performance de la stratégie prédictive.

3.1.2.1 Réduction du temps de calcul

Le temps de calcul est l'inconvénient majeur de l'algorithme de programmation dynamique. Dans le but d'appliquer le contrôle optimal pendant la période d'échantillonnage adéquate, il est nécessaire d'améliorer ce point. La grille de recherche \aleph (FIGURE 3.2) est réduite de manière logique en soustrayant les zones non atteignables d'état de charge de la batterie [14].

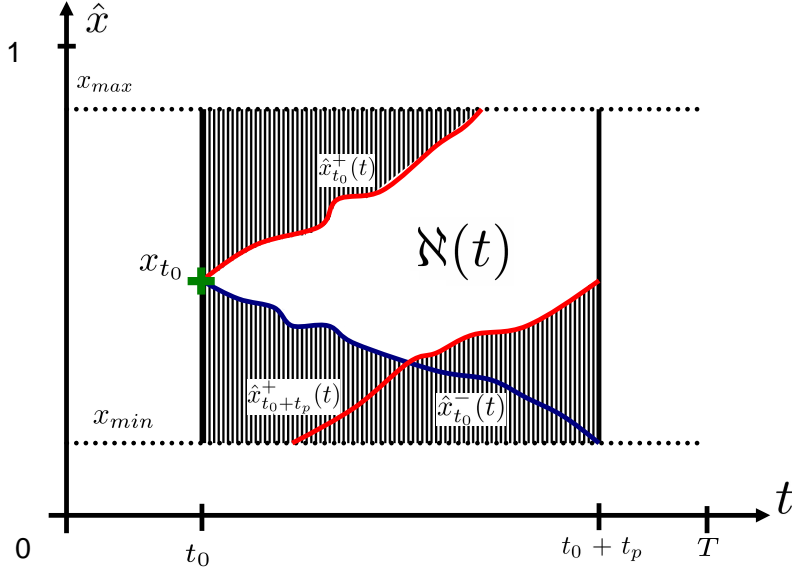


FIGURE 3.2 – Réduction de l'espace de recherche

$$\aleph(t) = \{\hat{x}(t) \in \mathbb{R} \mid \bar{x}_{min}(t) \leq \hat{x}(t) \leq \bar{x}_{max}(t)\}.$$

$\bar{x}_{min}(t)$ and $\bar{x}_{max}(t)$ sont calculés à partir des limitations physiques des différents organes de traction et de la batterie.

$$\begin{cases} \bar{x}_{min}(t) &= \max\{\hat{x}_{t_0+t_p}^+(t), \hat{x}_{t_0}^-(t), x_{min}\} \\ \bar{x}_{max}(t) &= \min\{\hat{x}_{t_0}^+(t), x_{max}\}, \end{cases}$$

où $\hat{x}_{t_0+t_p}^+(t)$ représente la trajectoire d'état de charge correspondant à la recharge maximale respectant la contrainte d'état de charge final, $\hat{x}_{t_0}^-(t)$ est la trajectoire de décharge maximale pour la condition initiale x_{t_0} et $\hat{x}_{t_0}^+(t)$ est la trajectoire d'état de charge correspondant à la recharge maximale pour la condition initiale x_{t_0} .

3.1. Commande prédictive à base de modèle

La réduction de l'espace d'état $\aleph(t)$ n'est pas suffisante pour une utilisation en temps réel car le temps d'optimisation nécessite plus de ressources que le calculateur ne peut fournir en une période d'échantillonnage. Dans [69], les auteurs approchent le critère de coût par une fonction polynomiale de second ordre. Ils peuvent, par cette méthode, utiliser un algorithme d'optimisation quadratique pour résoudre le problème. Bien que cette méthode réduise considérablement le temps de calcul, elle n'est pas adaptée à la configuration d'un hybride à dérivation de puissance. En effet, un polynôme d'ordre deux en fonction des variables de contrôle et du point de fonctionnement à la roue ($P_0 = T_o \cdot \omega_o$) n'est pas représentatif des émissions de CO_2 du véhicule (FIGURE 3.3). À noter que les auteurs ont utilisé cette méthode sur un alterno-démarrreur renforcé sur la courroie d'accessoire. Les vitesses de rotation du moteur thermique et de la machine électrique sont directement liés. Ici, il a été nécessaire de raisonner en puissance pour modéliser le problème sous forme quadratique et les non-linéarités prises en compte dans le modèle quasistatique en fonction des vitesses de rotation et du couple n'apparaissent pas dans la FIGURE 3.3 comparant la différence entre les deux méthodes.

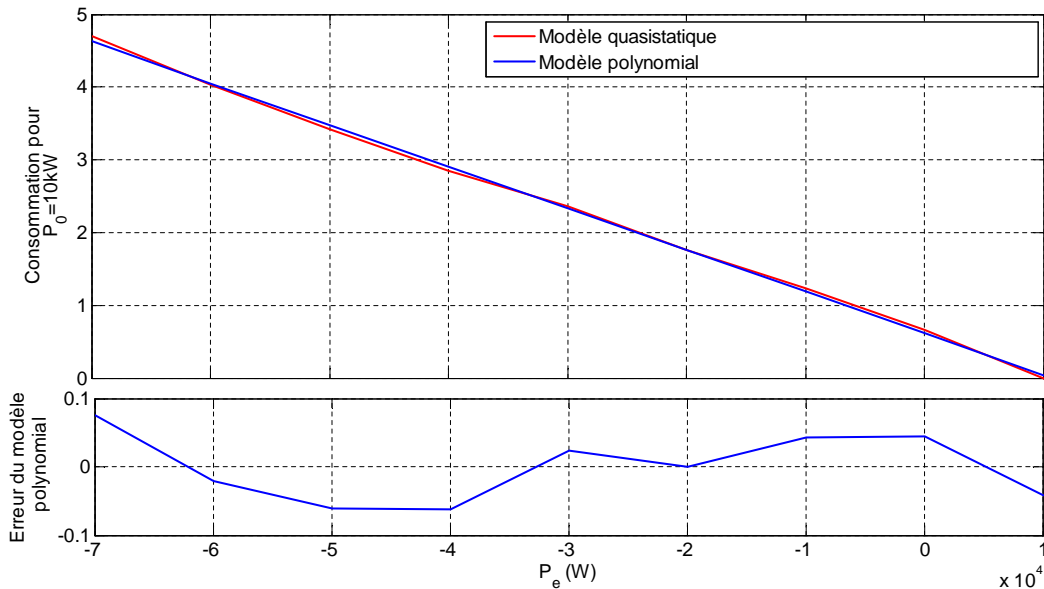


FIGURE 3.3 – Comparaison de la consommation pour une puissance à la roue P_0 de 10 kW en fonction des commandes pour le modèle quasistatique du véhicule et par l'approche polynomiale [69]

La perte d'informations engendrée par cette approche donne des résultats

trop éloignés de la solution optimale (FIGURE 3.4). En plus d'une trajectoire d'état de charge éloignée de la commande optimale, la surconsommation engendrée par l'algorithme quadratique est de l'ordre de +20% sur le cycle NEDC ce qui n'est pas acceptable.

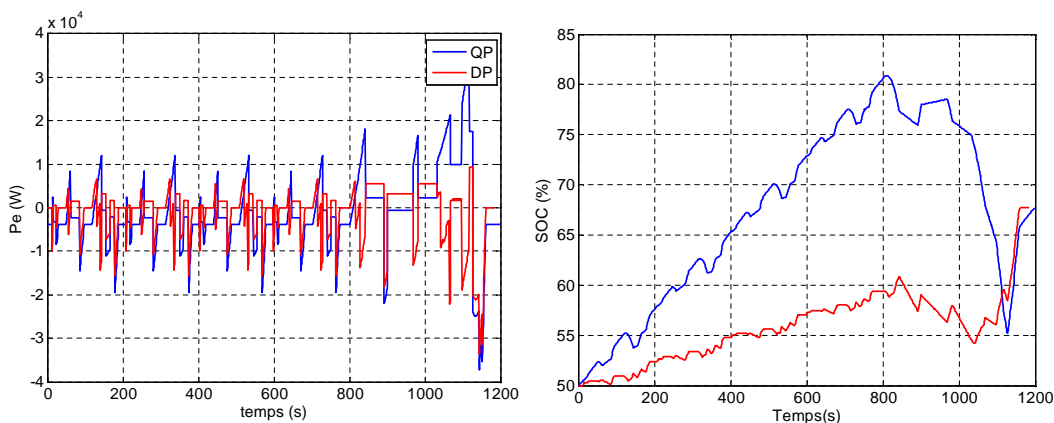


FIGURE 3.4 – Comparaison des commandes optimales obtenues par la programmation quadratique et la programmation dynamique sur le cycle NEDC et l'influence de celle-ci sur la trajectoire d'état de charge de la batterie

Une autre solution est de réduire le temps de calcul de l'algorithme de programmation dynamique en contraignant des variables de contrôle (section 2.2.1). En considérant que la principale source des pertes liées à la transformation de l'énergie de conversion du « réservoir au véhicule » provient du moteur thermique, une stratégie orientée moteur a été créée. Cette stratégie favorise les points de fonctionnement de meilleurs rendements du moteur thermique en liant les variables de régime w_i et couple T_i du moteur comme une fonction de la puissance fournie par le moteur thermique P_i (2.12).

De ce fait, le système a perdu un degré de liberté, ce qui signifie que le problème précédent passe de multi-entrées à entrée unique (section 2.2.1). Cette perte de degré de liberté engendre naturellement une stratégie sous-optimale mais l'augmentation de la consommation est acceptable pour la stratégie prédictive. En effet, le gain en temps de calcul compense amplement la légère sous-optimalité. Les résultats obtenus dans la section 2.2.1 montrent des surconsommations de l'ordre de 3% pour un temps de calcul divisé par 62 sur le cycle NEDC. Cette stratégie sous-optimale permet alors de réaliser le calcul de l'optimisation dans un temps convenable pour le temps réel.

3.1.2.2 Validation MIL (Model in the loop)

La gestion d'énergie prédictive présentée auparavant est tout à fait adaptée aux exigences du temps réel. Le temps de calcul a été suffisamment réduit pour avoir des horizons de prédiction intéressants d'un point de vue de la consommation. Dans [46] cette stratégie a été testée sur un ordinateur représentatif de la puissance de calcul embarquée dans un véhicule.

La gestion d'énergie, pour être embarquée dans le véhicule, doit s'intégrer dans la logique globale du fonctionnement du véhicule. Dans le cadre du projet HEAT l'architecture du logiciel gouvernant la traction du véhicule est présentée sur la FIGURE 3.5. Cette architecture repose sur quatre strates :

- **EDI** Extended Driver Interpretation : Dans cette strate les informations envoyées par le conducteur via ses commandes (pédale, levier de vitesse, volant, clef etc.) sont interprétées pour donner des consignes claires et interprétables par l'ensemble des strates suivantes. Son cadencement n'a pas besoin d'être rapide puisque l'homme n'est pas capable de réagir en moins de $100ms$. L'élaboration de la consigne de couple est détaillée dans la section 3.2.2.2.
- **OPO** Operating Point Optimisation : Cette couche envoie des consignes de couple des machines électriques et du moteur thermique pour minimiser la consommation. Ces consignes sont des consignes statiques ne tenant pas compte de la dynamique des organes, leur fréquence d'émission n'est pas élevée de l'ordre de $100ms$. Dans le cadre du MPC, la fréquence d'exécution de cette couche doit être plus rapide pour avoir le temps de calculer la meilleure consigne possible.
- **SCO** System Control Optimisation : Cette strate assure le suivi dynamique des consignes de couples tout en respectant la volonté conducteur. Dans les phases nominales, hors changement de mode et transitoire important, les consignes envoyées par l'OPO sont respectées. Lorsqu'un organe ne peut assurer de façon dynamique le couple demandé par l'OPO le SCO réduit le couple demandé sur cet organe en le reportant sur l'organe le moins saturé. Il intègre aussi les notions d'anti à-coups préventifs pour l'agrément de conduite. Il sert d'arbitre sur des informations que lui renvoient les différents organes. Le temps de réponse des organes mécaniques électriques et thermiques sont très courts, ce qui impose des fréquences d'exécution rapide de l'ordre de $10ms$.

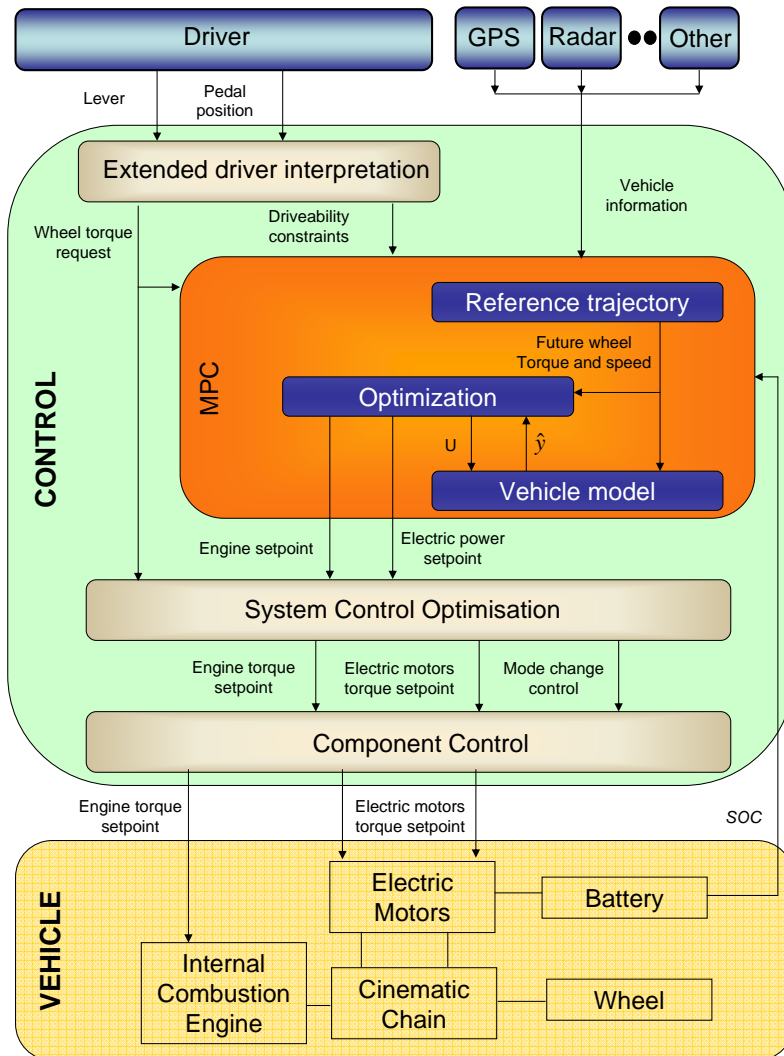


FIGURE 3.5 – Architecture du logiciel pilotant la traction du véhicule et son intégration avec un modèle dynamique de véhicule hybride (section 1.3) en vue de valider les lois de commandes

- **CC** Component Control : Cette strate transforme les consignes de couples en consignes utilisables par les organes. Il prend en compte les effets d’anti à-coups curatifs.

Les résultats présentés dans la section suivante ont été effectuées à l’aide d’un simulateur représenté sur la FIGURE 3.5. Ce simulateur embarque l’ensemble de la logique du contrôle dans un ordinateur qui dialogue avec le modèle dynamique du véhicule (section 1.3). C’est une première approche indispensable de la validation numérique des nouvelles lois de commande. Les résultats obtenus par cette méthode sont très proches des résultats réels.

3.1.3 Résultats

Il est intéressant d'un point de vue applicatif de connaître l'influence de la longueur de l'horizon de prédiction sur la performance, en terme de réduction des émissions de CO₂, de la stratégie prédictive. En effet, la capacité de calcul embarquée est limitée, et plus l'horizon est grand plus la complexité et le temps de calcul augmentent. L'objectif est de fournir des lois permettant de prendre des décisions sur la faisabilité ou non de cette méthode. Si, avec des horizons de prédiction courts, il est possible d'obtenir des résultats intéressants, alors la stratégie prédictive mérite son intérêt. Dans le cas contraire, elle n'est pas intéressante car il est premièrement impensable de prédire l'avenir avec suffisamment de certitude et deuxièmement, les capacités de calcul embarquées ne pourront supporter les contraintes du temps réel. Comme les instruments disponibles dans le véhicule ne permettent pas de prédire fiablement les futures conditions au delà de 30 secondes, les horizons supérieurs à 30 secondes ne sont pas étudiés. Il est aussi intéressant de connaître l'influence de la capacité de l'énergie embarquée dans le véhicule sur la performance, en terme de réduction des émissions de CO₂ de la stratégie prédictive. En effet, la tension à vide de la batterie dépendant de l'état de charge, il est possible que la batterie influence la performance de la stratégie.

La stratégie prédictive présentée a été testée sur différents cycles de conduite avec le même état de charge de la batterie (50% et 30%) au début et à la fin de la mission. Le maintien de l'état de charge autour de 30% a été choisi car il représente une stratégie de maintien de l'état de charge pour un véhicule hybride rechargeable lorsque le niveau de la batterie est faible. Le maintien de l'état de charge autour de 50% représente une stratégie embarquée classique pour les hybrides conventionnels. En testant ainsi la performance de la stratégie prédictive pour des états de charge de 50% et 30%, les résultats couvrent la majorité des cas d'utilisation pour hybrides classiques et rechargeables. Un exemple de résultat obtenu avec cette stratégie sur un cycle Artemis urbain est proposé sur la FIGURE 3.6.

La contrainte d'état de charge final au terme de l'horizon de prédiction (3.1) oblige la gestion d'énergie prédictive à restreindre sa plage d'utilisation de l'énergie de la batterie. Lorsque l'horizon de prédiction est plus grand, la stratégie dispose de plus de liberté quant à l'utilisation de l'énergie disponible dans la batterie. La FIGURE 3.6 montre que la trajectoire de l'état de charge de

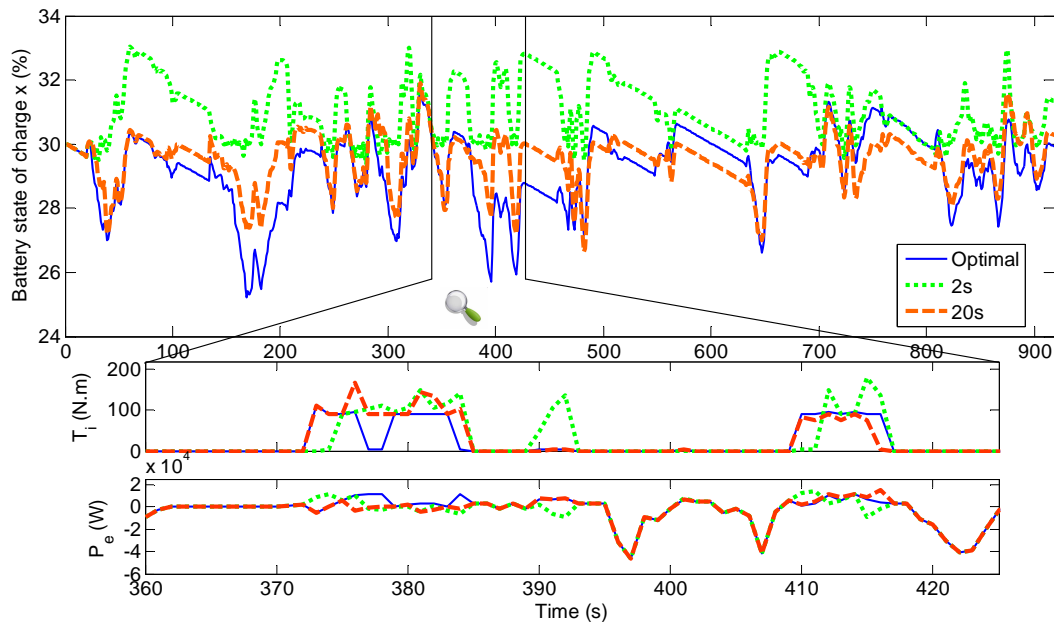


FIGURE 3.6 – Trajectoire d'état de charge et des variables de contrôle obtenus par la stratégie prédictive avec des horizons de prédiction de 2s et 20s. Résultats obtenus sur un cycle Artemis urbain avec un maintien de l'état de charge aux alentours de 30%

la batterie pour l'horizon de prédiction de 2 secondes est généralement supérieure à la trajectoire de l'horizon de prédiction de 20 secondes. Un horizon de prédiction de 2s n'est pas suffisant pour estimer la quantité d'énergie cinétique récupérable dans la batterie avant une phase de décélération.

3.1.3.1 Influence de l'horizon de prédiction

Pour étudier l'influence de l'horizon de prédiction, l'énergie de la batterie est fixée à 1.3 kWh, ce qui correspond à la capacité de stockage d'énergie électrique à bord de la Toyota Prius III. Comme la gestion d'énergie prédictive ne limite pas la récupération d'énergie disponible (3.1)(FIGURE 3.6), l'état de charge final, à la fin d'une mission, n'est pas exactement le même suivant la taille de l'horizon de prédiction. De ce fait, les émissions totales de CO₂ sur le parcours ne sont pas directement comparables entre les stratégies. Pour chaque horizon de prédiction, l'émission totale de CO₂ est comparée à l'émission optimale réalisable dans les mêmes conditions d'état de charge de la batterie par un algorithme de programmation dynamique. La TABLE 3.1 présente l'émission supplémentaire de CO₂ mesurée sur le cycle standard NEDC et sur trois cycles

3.1. Commande prédictive à base de modèle

Artemis [9].

Cycle / Horizon (s)	2	5	10	20	30
Artemis Routier	4%	2.6%	2%	1.8%	1%
Artemis Urbain	6.6%	5.2%	4.5%	2.3%	1.2%
Artemis Embouteillage	14.7%	5.7%	3.8%	2.3%	1.2%
NEDC	3.1%	2.3%	2%	1.5%	1%

TABLE 3.1 – Emission supplémentaire de CO_2 pour différents cycles avec une stratégie de maintien de l'état de charge autour de 30%

Sans surprise, la quantité de CO_2 émise décroît lorsque la gestion d'énergie prédictive dispose de plus d'informations sur les futures conditions de roulage. La relation entre la quantité de CO_2 relâchée dans l'atmosphère et la longueur de l'horizon de prédiction n'est pas linéaire. En effet, accroître l'horizon d'une seconde entre 2 et 3 secondes est beaucoup plus intéressant que d'augmenter de la même taille l'horizon entre 20 et 21 secondes. En considérant la forme générale de l'émission excessive de CO_2 en fonction de la longueur de l'horizon de prédiction, elle peut être approchée par une relation Z de type exponentielle décroissante

$$Z = \alpha \cdot e^{-\beta t_p}$$

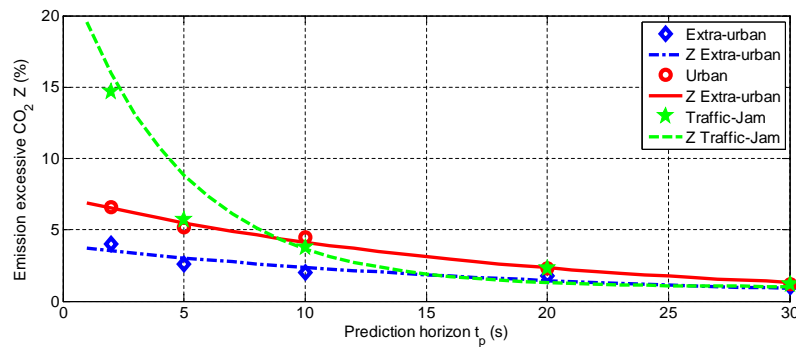


FIGURE 3.7 – Approximation de l'influence de l'horizon de prédiction sur l'émission excessive de CO_2 pour différents cycles

C'est un résultat important et intéressant car cette loi établit la perfor-

mance en fonction de l'horizon de prédiction. Elle permet d'évaluer l'intérêt de cette stratégie et de prendre les décisions adéquates sur la longueur de l'horizon de prédiction.

3.1.3.2 Influence de la capacité de la batterie

Cette section est consacrée à l'étude de l'influence de la capacité énergétique Q_{max} de la batterie sur la performance de la stratégie prédictive.

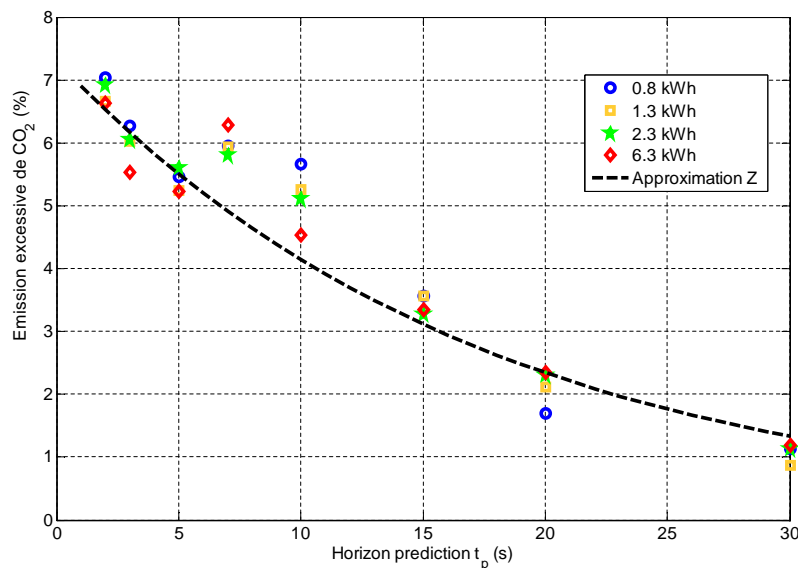


FIGURE 3.8 – Emission excessive de CO_2 de la stratégie prédictive sur le cycle Artemis urbain avec un maintien de l'état de charge aux alentours de 50% pour différentes capacités de batterie

Lorsque la batterie est complètement chargée, il n'est plus possible de récupérer une partie de l'énergie de décélération qui, de ce fait, doit être dissipée dans les freins conventionnels. Bien évidemment, ceci dégrade d'autant la performance de la stratégie de gestion d'énergie. Comme ce n'est pas l'objet de cette étude, les résultats présentés transforment toujours une partie de l'énergie cinétique sous la forme d'énergie potentielle électrochimique en respectant les limites physiques de l'état de charge de la batterie. Ainsi, l'étude est menée pour des batteries de capacité énergétique supérieure à 0.8kWh car ce niveau permet de récupérer l'ensemble de l'énergie cinétique sous forme de potentiel électrochimique dans tous les cas étudiés ici. La capacité énergétique maximum étudiée est de 6.3 kWh. Cette capacité permet de rouler environ 30 km

3.1. Commande prédictive à base de modèle

en mode tout électrique ce qui est représentatif des capacités de franchissement électrique d'un véhicule hybride rechargeable.

La stratégie prédictive a été évaluée sur plusieurs cycles avec différentes capacités de batterie. Un exemple de simulation obtenue sur le cycle routier est présenté sur la FIGURE 3.8. Ces résultats montrent que la capacité de la batterie n'a pas d'impact significatif sur la performance de la stratégie prédictive. La variation de la tension à vide de la batterie dans le domaine \mathbb{N} est faible pour des batteries de technologie Li-ions, ce qui explique les résultats obtenus sur tous les cycles testés.

Parfois il y a un léger accroissement des émissions de CO_2 pour des horizons de prédiction plus importants (par exemple entre 5s et 7s de longueur d'horizon de prédiction). Ceci se vérifie en comparant les trajectoires d'état de charge de la batterie le long du cycle entier. Lorsque cet évènement exceptionnel apparaît, la trajectoire prise par l'horizon de prédiction plus court est plus proche de la trajectoire optimale comparativement à la trajectoire prise par l'horizon de prédiction plus grand. L'information contenue dans 2 secondes de prédiction n'est pas suffisamment représentative de l'ensemble des conditions de roulage.

3.1.4 Critiques et perspectives

L'étude menée montre la sensibilité de la taille de l'horizon sur la performance de cette stratégie appliquée au véhicule HEAT. C'est une information très intéressante pour le développement de cette stratégie. Les solutions apportées pour réduire le temps de calcul légitiment la faisabilité d'une utilisation sur véhicule. La stratégie MPC développée a même été testée dans les conditions du temps réel sur une architecture logicielle complète représentative du véhicule. La difficulté ne réside pas dans l'algorithme en lui-même mais dans la fiabilité des prédictions. En effet, l'étude menée considère que cette prédiction est parfaite, ce qui n'est pas représentatif des conditions rencontrées à bord d'un véhicule. Il serait intéressant de mener une étude de robustesse de cette stratégie sur des prédictions entachées d'erreurs pour étudier la sensibilité de la performance vis-à-vis de cette prédiction.

3.2 ECMS

3.2.1 Théorie

La stratégie ECMS (Equivalent Consumption Minimisation Strategy) est fondée sur l'approche duale de la commande optimale. Pour mémoire (section 2.1.2), trouver la commande optimale solution du problème de gestion d'énergie (1.4) est équivalent à trouver à chaque instant la commande minimisant le problème dual

$$H(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \boldsymbol{\lambda}(t), t) = L(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) + \boldsymbol{\lambda}(t)^T f(\mathbf{x}, \mathbf{u}).$$

Pour obtenir une expression qui est facilement interprétable, les termes de l'expression précédente sont réduits sous la forme de puissance

$$H_{eq}(\mathbf{u}(t), \boldsymbol{\lambda}(t), t) = P_f(\mathbf{u}(t), t) + \mathbf{s}(t)^T P_e(\mathbf{u}, t). \quad (3.2)$$

Dans cette équation, $P_f(\mathbf{u}(t), t) = H_{PCI} \dot{m}_f(\mathbf{u}(t), t)$ est la puissance thermique avec H_{PCI} le pouvoir calorifique inférieur du carburant, $\dot{m}_f(\mathbf{u}(t), t)$ le débit de carburant et $P_e(\mathbf{u}, t) = -\dot{\mathbf{x}}(\mathbf{u}, t) \cdot OCV \cdot Q_{max}$ est la puissance électrique de la batterie. Il vient pour le facteur d'équivalence

$$\mathbf{s}(t) = -\boldsymbol{\lambda}(t) \cdot \frac{H_{PCI}}{OCV \cdot Q_{max}}.$$

Ce facteur sous l'hypothèse (2.9) est donc une simple constante dépendante du cycle que le véhicule va effectuer. Dans la pratique la minimisation de l'Hamiltonien équivalent (3.2) se réalise hors ligne en fonction de trois entrées : la valeur du facteur d'équivalence, la demande de couple à la roue souhaité et la vitesse du véhicule. Cette étape hors ligne fournit les cartographies de commande optimale à embarquer dans le calculateur du véhicule. Comme il est impossible de prévoir à l'avance le parcours du véhicule, il est impossible de trouver la valeur optimale du facteur d'équivalence dès l'initialisation du véhicule. De ce fait, toute la subtilité consiste à trouver une valeur de facteur d'équivalence la plus proche possible des conditions de roulage que va rencontrer le véhicule. Pour s'assurer d'un maintien d'état de charge de la batterie dans des plages convenables de nombreux auteurs proposent de piloter ce facteur d'équivalence en fonction de l'état de charge [106][53][26]. Dans [63][6] les

auteurs proposent d'utiliser les résultats de la programmation dynamique pour calculer la valeur du multiplicateur de Lagrange. Il existe de nombreuses méthodes d'adaptation du facteur d'équivalence en fonction de la reconnaissance de forme A-ECMS ou en fonction de données télémétriques T-ECMS évoquées dans le chapitre 1. L'application de la stratégie ECMS a été effectuée sur deux véhicules : VELROUE et SED qui sont détaillés dans les sections suivantes.

3.2.2 VELROUE

VELROUE est un projet Renault/Michelin/IFP en partie financé par le Grenelle de l'environnement. C'est un véhicule utilitaire bi-mode conciliant les avantages d'un véhicule électrique tout en lui assurant une autonomie importante. Sur une base de Kangoo utilisant un moteur thermique fonctionnant à l'ethanol E85 couplé avec boîte de vitesse robotisée, sont ajoutés deux moteurs électriques dans les roues et une batterie de traction FIGURE 2.13^p. D'un point de vue fonctionnel la gestion d'énergie s'intègre dans le superviseur du véhicule. Le superviseur joue le rôle de maître dans une architecture multi-agents communicant par multiplexage via des bus CAN[124] (FIGURE 3.9).

Le superviseur communique donc avec

- le **calculateur moteur** : via le **CAN-T** il peut lui spécifier le couple thermique désiré ainsi que des demandes d'arrêt et de démarrage^q.
- le **calculateur BVR** (Boîte de vitesses robotisée) : via le **CAN-R** il peut lui spécifier le rapport qu'il souhaite engager.
- le **calculateur Véhicule** : via le **CAN-V** ; le superviseur communique avec le calculateur véhicule pour informer le conducteur via le tableau de bord, pour déverrouiller la direction assistée, pour s'assurer que le véhicule ne fonctionne pas portes ouvertes, etc.
- le **PC-IHM** via un nouvel adressage spécifique sur le **CAN-V** pour informer le conducteur sur un écran LCD de l'état courant du véhicule et des flux d'énergies thermiques et électriques.
- les **Onduleurs** via le **CAN-E** pour lui spécifier le couple électrique désiré
- le **Calculateur batterie** pour se renseigner de l'état de charge de la batterie et de sa disponibilité.

Pour réaliser le prototypage des fonctions du superviseur, les fonctions ont été codées sous Simulink puis compilées de manière à être embarquées dans un

p. La définition technique du véhicule est rappelée dans le chapitre 2

q. Pour les phases de transitions de mode (électrique et hybride)

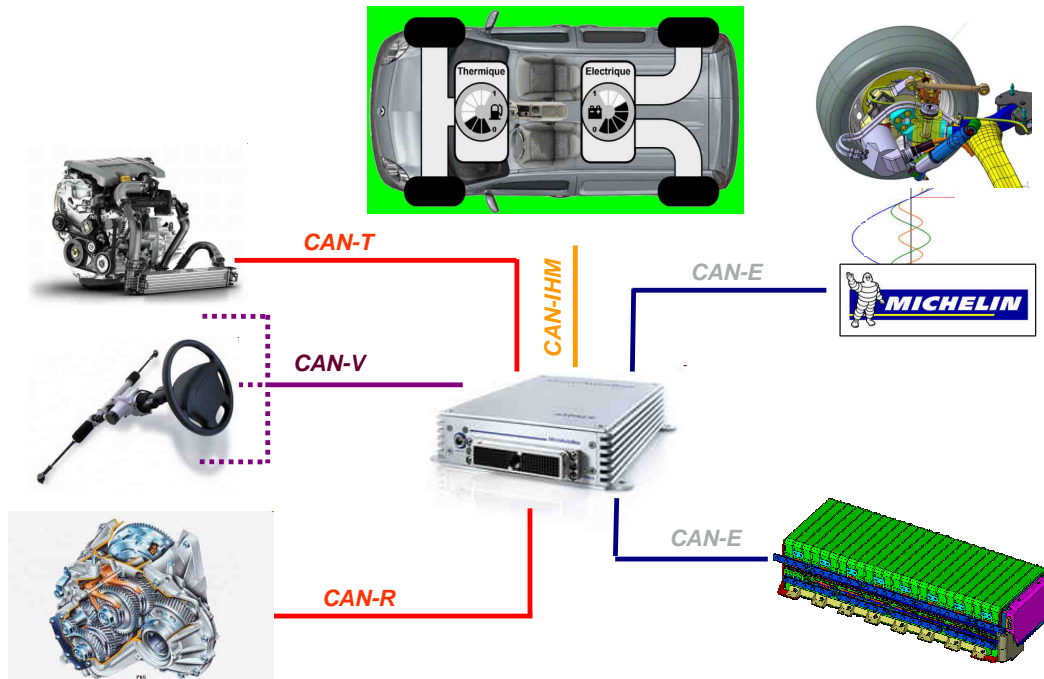


FIGURE 3.9 – Architecture électrique électronique du superviseur

calculateur de prototypage rapide de type microautobox 4-CAN. En ce qui concerne les commandes filaires la microautobox n'est pas capable de fournir de la puissance, il est donc nécessaire d'utiliser un boîtier de puissance (avec des montages électriques de type suiveur) pour relayer ses commandes.

Le client peut choisir à tout moment son mode de propulsion via un bouton de commutation de mode (électrique ou thermique). En mode électrique, la vitesse est limitée à 90km/h pour des raisons d'encombrement des machines électriques et d'optimisation de la consommation énergétique. La réduction de l'encombrement des machines électriques permet de conserver une architecture classique de train arrière avec un pont en H (FIGURE 3.10). Le procédé de fabrication des véhicules actuellement produits sur les chaînes de montage sied donc parfaitement à ce véhicule sans engager de coûteuses modifications industrielles. En mode thermique, le véhicule dispose des machines électriques pour optimiser la consommation énergétique jusqu'à 90 km/h. Au delà de cette vitesse, un système de désaccouplement des machines électriques permet au véhicule de rouler plus vite tracté uniquement par le moteur thermique. Les véhicules utilitaires évoluant parfois, à basse vitesse, dans des chemins escarpés et difficiles, la disponibilité de 4 roues motrices est généralement appréciée. De

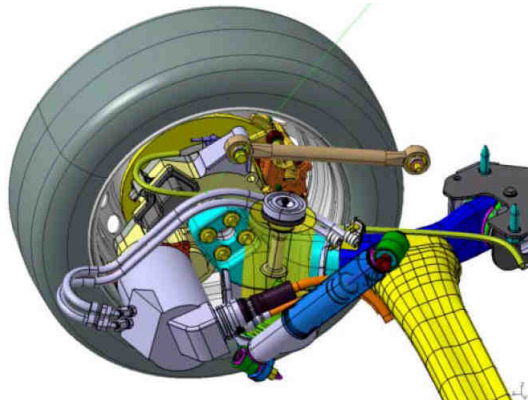


FIGURE 3.10 – Moteur roue Michelin sur un train en H non impactant sur l'architecture arrière du véhicule

ce fait, le véhicule roule à basse vitesse en mode 4x4 avec une répartition de couple entre les machines électriques et le moteur thermique. Si la batterie est vide ou indisponible, le véhicule peut rouler comme un véhicule thermique classique (FIGURE 3.11).

Ce véhicule a un très fort potentiel sur le marché de l'utilitaire. Les entreprises

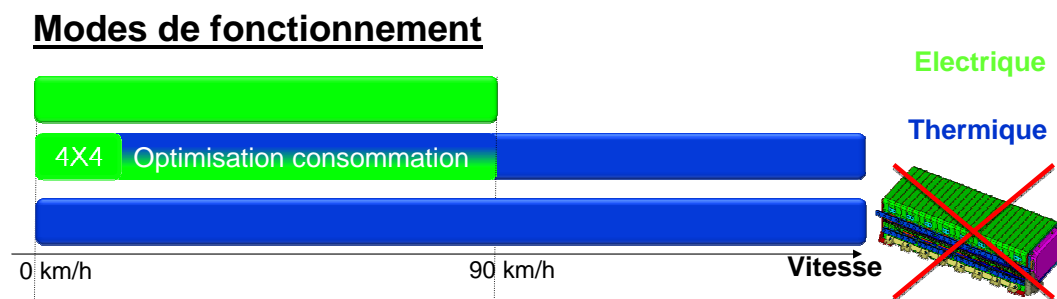


FIGURE 3.11 – Mode de fonctionnement du véhicule VELROUE

payent des taxes sur leurs émissions de dioxyde de carbone et leur flotte de véhicules entre dans le calcul de ces taxes. De ce fait, si le véhicule émet peu de dioxyde de carbone les entreprises augmentent leur rentabilité. De plus, il n'est pas improbable qu'à l'avenir les centre villes des grandes agglomérations ne soit autorisés qu'aux véhicules « propres ». Comme les entrepôts sont souvent excentrés des lieux de livraisons en centre ville la distance à parcourir par le véhicule n'est pas à l'avantage d'une solution tout électrique mais plutôt aux solutions de type hybride rechargeable comme VELROUE.

3.2.2.1 Le superviseur

Le superviseur de VELROUE est inspiré de l'architecture globale présentée pour le contrôle de HEAT FIGURE 3.5. Il permet de répondre à l'ensemble des exigences fonctionnelles attendues pour le projet. L'architecture du superviseur est représentée sur la FIGURE 3.12. Il comprend :

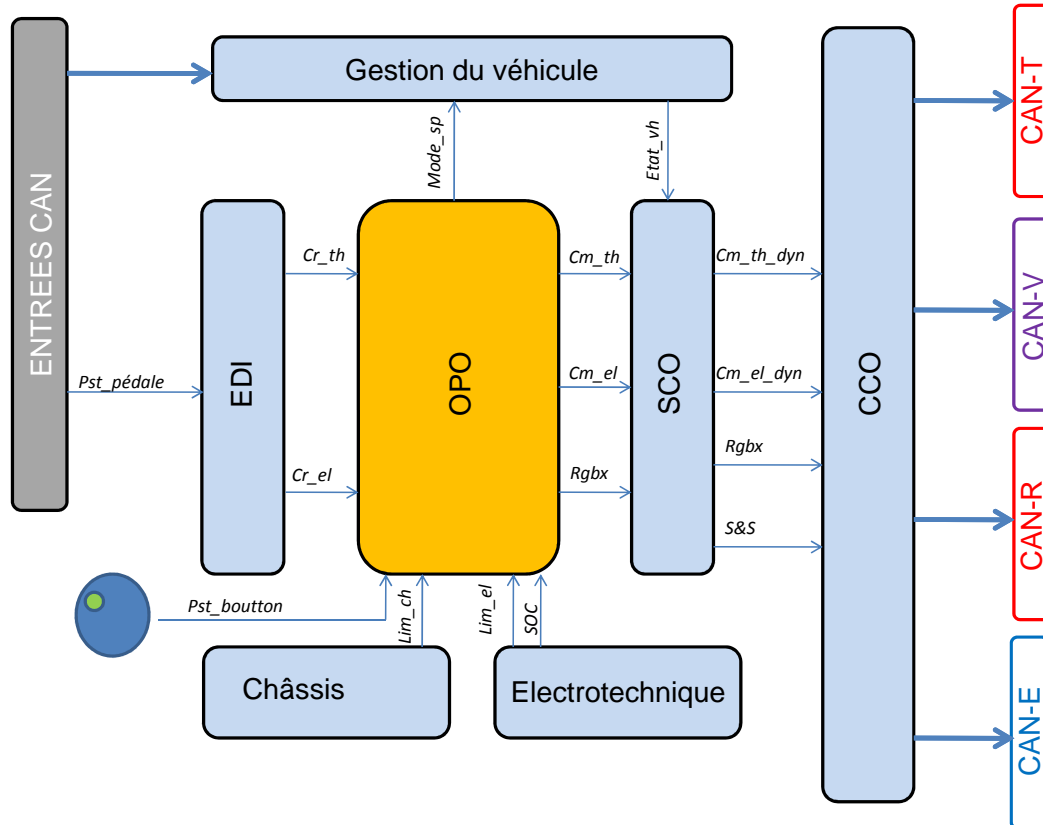


FIGURE 3.12 – Architecture des principaux flux de signaux du superviseur

- La **Gestion du véhicule** qui donne l'état du véhicule (ZEV, hybride, thermique ou en transition)
- L'**EDI** qui interprète la volonté du conducteur en mode électrique ou hybride. L'interprétation en mode hybride est détaillée plus loin. Il y a deux interprétations afin que le conducteur identifie aisément le mode de conduite dans lequel il se trouve. L'interprétation de la volonté conducteur en mode électrique limite le couple pour ne pas dépasser les 90km/h.
- L'**OPO** qui optimise les consignes de couples et de la boîte de vitesse en fonction du choix du conducteur. Il valide les demandes de changement de mode. Le fonctionnement détaillé de l'OPO est repris plus loin.

- Le **SCO** qui gère les modes transitoires par des bascules de couples astucieuses pour que le conducteur ne ressente pas les changements de mode.
- Le **CCO** qui pilote chaque organe de manière à respecter les consignes établies par les strates supérieures.
- L'**Electrotechnique** qui calcule les limitations des machines électriques et de la batterie.
- Le **Châssis** qui calcule les limitations liées à la dangerosité de la situation de roulage (ex : limitation du couple récupératif en cas de virage prononcé, non autorisation de changement de mode etc.).

3.2.2.2 Structure couple

La structure couple définit l'ensemble des fonctions qui transforme, depuis la position de la pédale d'accélérateur jusqu'aux consignes des organes de traction, le couple qui sera réalisé aux roues. L'optimisation énergétique intervient dans cette chaîne fonction et il est indispensable qu'elle s'intègre parfaitement pour maximiser son efficacité.

Dans un premier temps : La strate EDI transforme la position de la pédale en consigne de couple à la roue. Cette consigne est déterminante sur le fonctionnement de la gestion d'énergie. La position de la pédale est dans un premier temps découpée en deux parties : une partie pour doser la récupération d'énergie et une partie pour doser l'accélération. La position neutre se situant à la frontière de ces deux modes est variable en fonction de la vitesse du véhicule. Ainsi, le conducteur peut aisément gérer sa récupération lors de phases de ralentissement sans toucher au frein conventionnel. Des études internes montrent que la dosabilité a tendance à augmenter la quantité d'énergie apportée à la batterie comparativement à une récupération d'énergie forfaitaire lorsque le pied est totalement levé de la pédale d'accélérateur. Le couple à la roue en mode récupération est donc interpolé en fonction de la position de la pédale et d'une enveloppe C_{min} calibrée pour assurer une décélération maximale de l'ordre de $2m.s^{-2}$ ^r. Le couple d'accélération est interpolé en fonction de l'enfoncement de la pédale et d'un couple maximum enveloppe C_{max} . La courbe C_{max} est établie en fonction du couple maximum que peut fournir le moteur thermique suivant les rapports de boîte et la vitesse du véhicule (FIGURE 3.13). Sur des applications typées sportives, un « overtorque » peut

r. limite au-delà de laquelle il est nécessaire d'allumer les voyants « stop »

être envisagé pour augmenter la courbe C_{max} en additionnant le couple admissible par les machines électriques. Dans une application orientée consommation le couple de la machine électrique permet d'un point de vue de l'agrément de combler les « trous » de couple entre deux rapports. Sur la FIGURE 3.13 est représentée pour chaque rapport l'enveloppe de couple maximum que le moteur est capable de fournir aux roues en fonction de la vitesse. A noter que pour les très faibles vitesses du véhicule le moteur n'est pas capable de fournir seul le couple aux roues et c'est le glissement de l'embrayage qui permet au véhicule de décoller sans caler. L'enveloppe C_{max} hybride s'appuie sur l'enveloppe maximum que le moteur est capable de fournir à une vitesse donnée. Elle est lissée entre les changements de rapports pour éviter les ruptures de couple caractéristiques des étagements discrets d'une boîte de vitesse notamment entre le premier rapport et le second (matérialisé par la zone hachurée rouge de compensation électrique). A remarquer que cette technique respecte le principe d'une iso-puissance à iso-enfoncement pédale, principe qui permet depuis l'invention du carburateur de gérer son accélération et stabiliser sa vitesse sereinement. L'interprétation de la volonté conducteur en mode électrique n'est pas détaillée car elle n'intervient pas dans l'optimisation énergétique.

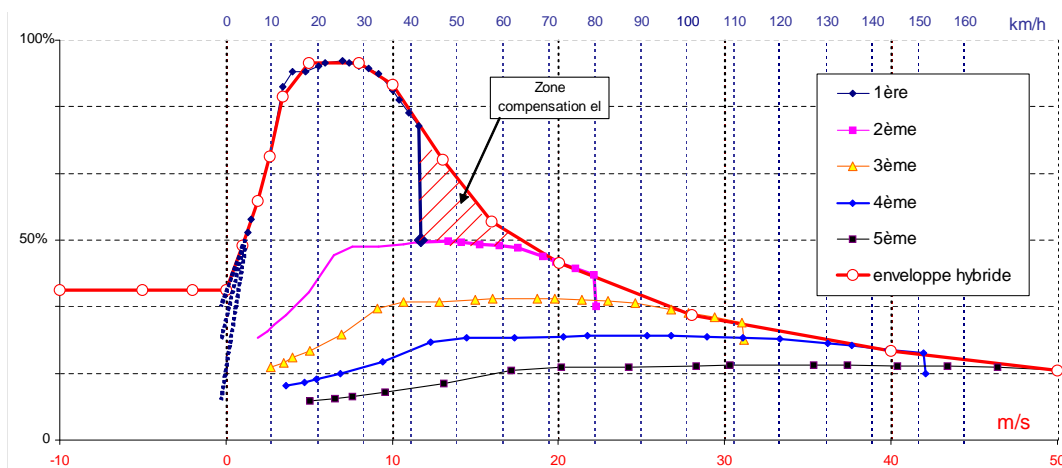


FIGURE 3.13 – Cartographie de couple maximum C_{max} normalisé en fonction de la vitesse du véhicule

Dans un deuxième temps : La strate OPO reçoit les couples à la roue demandées par l'EDI . En fonction du mode de fonctionnement choisi par le conducteur, il transforme cette consigne, en consigne de couple pour le moteur thermique ainsi que pour les machines électriques. Ces consignes respectent les

limitations envoyées par le châssis ou l'électrotechnique. Il envoie des consignes optimales de répartition de couple entre l'organe thermique et les machines électriques.

Dans un troisième temps : La strate SCO transforme de façon dynamique les consignes envoyées par l'OPO. Si l'un des deux organes de traction est limité par sa dynamique le SCO respecte la volonté conducteur en sollicitant l'organe non limité. C'est l'un des rares cas où la répartition optimale demandée par l'OPO n'est pas respectée. Cette phase est en général très courte car il s'agit de limitation dynamique ne dépassant généralement pas la seconde.

Le résultat de cette structure couple est décomposé en quatre étapes dans la FIGURE 3.14. Le premier graphique donne la position de la pédale d'accélérateur qui comprend une accélération douce et progressive jusqu'à 68 secondes suivie d'un levé de pied et une reprise très faible de l'accélérateur à 69 secondes. Le deuxième graphique représente le couple à la roue demandé par la strate EDI. La forme du couple demandée est très proche de la forme demandée par la pédale d'accélérateur. Lors du levé de pied, le couple passe de positif (moteur) à négatif (régénérateur). Le troisième graphique représente les couples organes issus de la strate OPO et SCO. L'OPO répartit de façon optimale les couples entre les deux organes. Dans une première phase le couple est entièrement fourni par les machines électriques puis à 67 secondes le couple est progressivement fourni par le moteur thermique. Sur le levé de pied, les machines électriques récupèrent une partie de l'énergie cinétique du véhicule. Enfin, le dernier graphique représente le couple réalisé par les organes thermiques et électriques. Ce dernier graphique montre que les consignes réalisés par les organes sont très proche des consignes demandés par la gestion d'énergie.

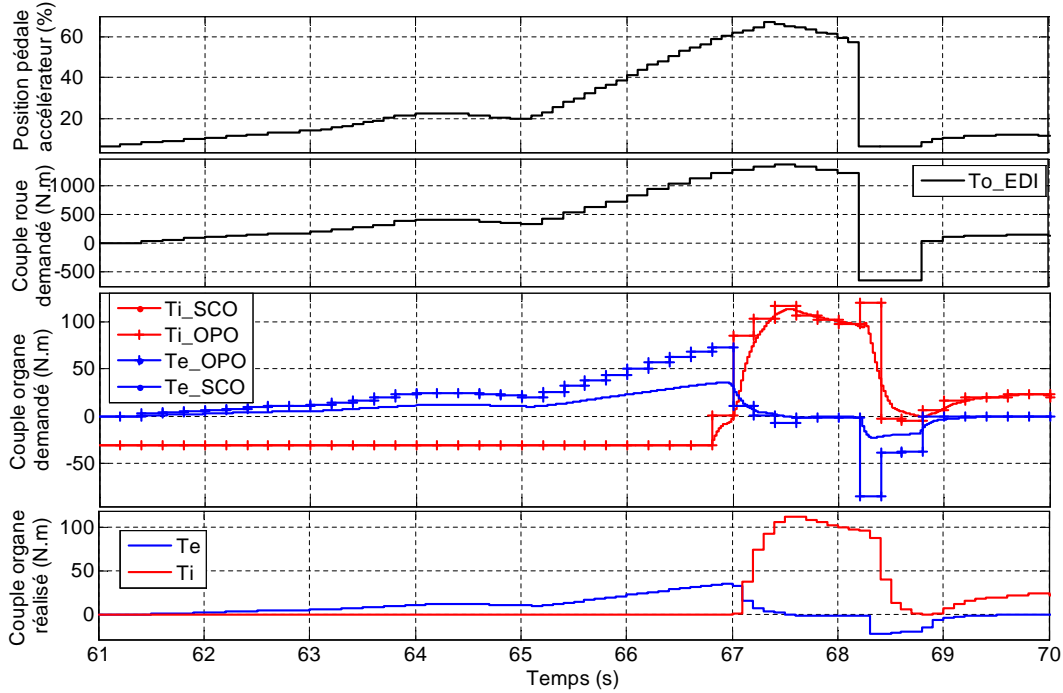


FIGURE 3.14 – Couples et position pédale issues des différentes strates de la structure couple

3.2.2.3 Optimisation énergétique

D'un point de vue optimisation de la consommation énergétique, l'OPO dispose de degrés de libertés pour réaliser la demande de couple à la roue. L'ECMS revient à minimiser à chaque instant l'Hamiltonien équivalent du problème dual de la gestion d'énergie (3.2). Ce critère dépend de : la vitesse du véhicule, du couple à la roue, du facteur d'équivalence et de la commande appliquée. Un algorithme d'optimisation hors ligne permet de trouver facilement la commande minimisant l'Hamiltonien équivalent (3.2) et la solution est sauvegardée sous la forme d'une cartographie fonction des trois autres paramètres. La densité des points étudiés permet d'améliorer l'efficacité de la stratégie mais se fait au détriment du coût du calculateur qui doit supporter une grande taille mémoire. Le pilotage du facteur d'équivalence se fait par bouclage en fonction de l'état de charge pour le maintenir dans une plage adéquate [5] :

$$s(\xi(t)) = s_o + \int_0^t \frac{(\xi_{ref} - \xi(\tau))}{T_i} d\tau + \frac{\tilde{\alpha}(\xi_{ref} - \xi(t))^{2q-1}}{Q_{max} V_{oc}(\xi)}.$$

Où ξ_{ref} représente la consigne de maintien d'état de charge souhaité, T_i la constante de convergence de la correction intégrale, $\tilde{\alpha}$ le facteur de pondération de la correction proportionnelle. Il s'agit d'un pilotage du facteur auto-adaptatif aux conditions de roulage. Dans [5], les auteurs utilisent ce pilotage pour tenir compte des pentes et maximiser ainsi le potentiel de stockage électrochimique de la batteries dans les zones montagneuses. Dans le chapitre 4, ce principe sera exploité pour tenir compte des pentes mais aussi des conditions de roulage pour un hybride plug-in. La performance d'une régulation est toujours meilleure si elle est fondée sur une approche à base de modèle, la correction de l'erreur ne compense alors que l'erreur du modèle. Ainsi le facteur s_o est fournis à l'aide d'un modèle de type « feedforward » en fonction des conditions de roulages à l'image de [67]. Le résultat de cette stratégie embarqué sur le véhicule peut être visualisé sur la FIGURE 3.15. Le premier graphique représente la répartition de couple optimale entre les deux organes de traction. le deuxième graphique montre la conséquence de cette répartition sur l'état de charge du véhicule. Le troisième graphique représente la vitesse du véhicule.

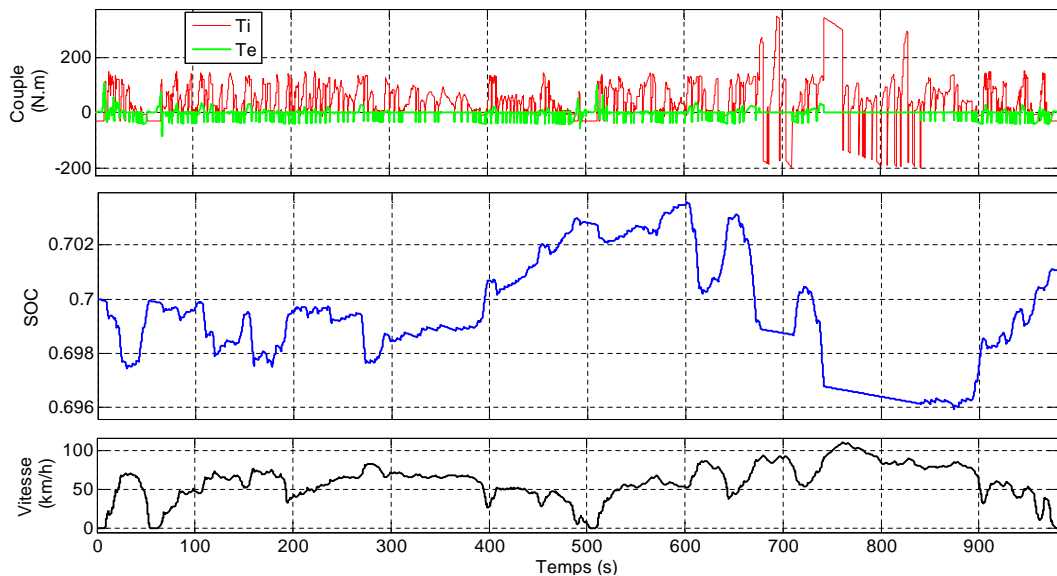


FIGURE 3.15 – Exemple des commandes optimales de couples pour un maintien de l'état de charge à 70% sur le cycle routier, obtenue sur un véhicule de démonstration de type VELROUE

3.2.2.4 Homologation du véhicule

Le véhicule étudié est classé parmi les véhicules hybrides rechargeables de l'extérieur avec commutateur de mode de fonctionnement dans la norme 101 de la commission économique européenne de l'organisation des nations unies concernant l'homologation des véhicules hybrides. L'homologation des émissions de ces types de véhicules est fondée sur un fonctionnement simple. Elle dépend de la capacité de franchissement en mode tout électrique et des émissions lors d'un roulage batterie pleine puis batterie vide. Ceci amène des stratégies simplistes : un mode décharge tout électrique puis quand le niveau énergétique de la batterie est faible une stratégie de maintien de l'état de charge calquée sur les stratégies des véhicules hybrides conventionnels. Pour établir le calcul des émissions de CO₂ pour ces véhicules, la norme spécifie deux essais qui sont effectués dans les conditions suivantes :

- Condition A : Essai effectué avec un dispositif de stockage de l'énergie électrique complètement chargé.
- Condition B : Essai effectué avec un dispositif de stockage de l'énergie électrique à l'état de charge minimal.

Les essais consistent à effectuer le cycle normalisé NEDC dans les deux conditions stipulées par la norme. Pour chaque essai la consommation de carburant, la consommation électrique et les émissions de CO₂ sont relevées pour donner :

- Les valeurs pondérées des émissions de CO₂ qui sont calculées selon la formule suivante

$$M = \frac{D_e \cdot M_1 + D_{av} \cdot M_2}{D_e + D_{av}},$$

dans laquelle :

M = émission massique de CO₂ en g par km ;

M_1 = émission massique de CO₂ en g par km avec un dispositif de stockage de l'énergie électrique complètement chargé ;

M_2 = émission massique de CO₂ en g par km avec un dispositif de stockage à l'état de charge minimal ;

D_e = autonomie du véhicule en mode électrique ;

D_{av} = 25 km (distance hypothétique parcourue entre deux recharges de la batterie).

-Les valeurs pondérées de la consommation de carburant qui sont calculées selon la formule suivante

$$C = \frac{D_e \cdot C_1 + D_{av} \cdot C_2}{D_e + D_{av}},$$

dans laquelle :

C = consommation de carburant en L par 100 km ;

C_1 = consommation de carburant en L par 100 km avec un dispositif de stockage de l'énergie électrique complètement chargé ;

C_2 = consommation de carburant en L par 100 km avec un dispositif de stockage à l'état de charge minimal ;

-Une nouveauté pour ce type de véhicule : les valeurs pondérées de la consommation d'énergie électrique qui sont calculées selon la formule suivante

$$E = \frac{D_e \cdot E_1 + D_{av} \cdot E_4}{D_e + D_{av}},$$

dans laquelle :

E = consommation électrique en Wh/km ;

E_1 = consommation électrique en Wh/km évaluée avec un dispositif de stockage de l'énergie électrique complètement chargé ;

E_4 = consommation électrique en Wh/km évaluée avec un dispositif de stockage à l'état de charge minimal ;

Le véhicule VELROUE est capable de franchir 74 km en mode électrique sur le cycle NEDC avant qu'une alerte batterie vide apparaisse. De ce fait, la valeur D_e vaut 74 km et la valeur M_1 vaut 0g. Ensuite, le véhicule effectue le cycle NEDC en mode maintien d'état de charge en utilisant la stratégie ECMS ce qui permet d'obtenir une émission de $M_2 = 140g^s$. Par le calcul de l'homologation du véhicule, VELROUE est capable d'être homologué à 35g de CO₂ soit 4 fois moins que le véhicule uniquement équipé du même moteur thermique.

s. Résultat obtenu sur banc au premier "tir" pouvant encore être amélioré après analyse des résultats

3.2.3 Cas d'application SED (Small Electrical Devices)

Le cas d'application de type mild hybride est traité en Annexe C. Le principe d'optimisation énergétique reste identique au projet VELROUE, seul l'intégration dans la structure couple est différente. En effet, le raisonnement ne se fait pas en couple à la roue mais en couple vilebrequin comme sur un véhicule thermique car la machine électrique est placée sur la courroie d'accessoires.

3.3 Conclusions et perspectives

Pour optimiser en ligne la répartition des flux d'énergie thermique et électrique, deux stratégies ont été testées : la première est une stratégie prédictive fondée sur le modèle de consommation énergétique du véhicule. Pour réaliser cette stratégie, il a été nécessaire d'apporter des solutions pour réduire le temps de calcul de l'algorithme prédictif. L'étude menée sur la longueur de l'horizon de prédiction et sur la capacité de la batterie est d'une grande aide quant à l'évaluation de la performance de cette stratégie. Elle a été testée sur un simulateur numérique reproduisant les conditions du temps réel.

La deuxième stratégie appelée ECMS s'appuie sur le principe du problème dual introduit dans le chapitre 2 dédié aux stratégies optimales hors lignes. Ce lien étroit qui lie l'ECMS à la commande optimale en font une stratégie performante. Elle a été embarquée sur deux démonstrateurs d'hybrides complètement différents : un hybride parallèle avec une grande capacité énergétique électrique et un mild hybride avec une petite capacité électrique. La difficulté consiste à adapter le facteur d'équivalence entre énergie thermique et électrique, dans ce cadre, un modèle fondé sur la régulation de l'état de charge est proposé. L'intégration de cette stratégie avec des données issues d'un système de navigation et de reconnaissance de situation semble alors tout indiqué pour améliorer la performance de cette stratégie. Le chapitre suivant traite d'un cas particulier où le système de navigation peut apporter des informations au bénéfice de la performance énergétique du véhicule.

Chapitre 4

Stratégie pour hybrides rechargeables

Les véhicules hybrides rechargeables sont un bon compromis entre l'autonomie et la possibilité de rouler en mode électrique. Généralement, l'énergie électrique embarquée dans la batterie est plus importante que dans un véhicule hybride conventionnel. De plus la contrainte du maintien de l'état de charge n'a plus lieu d'être car l'utilisateur peut réapprovisionner son véhicule en le connectant au réseau électrique. Dans cette étude le véhicule étudié dispose d'un moyen de navigation et de ce fait, le futur parcours peut être utilisé par la gestion d'énergie. La problématique est d'exploiter les informations fournies par le système de navigation pour diminuer la consommation du véhicule sur le parcours.

Dans un premier temps, le contexte de l'étude et la définition précise de la problématique sont évoqués. Un accent est mis sur la différenciation entre état de charge et état d'énergie qui modifie la formalisation du problème d'optimisation dans le cadre des véhicules hybrides rechargeables. Ensuite, dans une deuxième partie, la stratégie spécifiquement développée pour répondre à la problématique est présentée. Enfin dans la troisième partie, le protocole d'évaluation de cette stratégie sur un démonstrateur VELROUE est évoqué.

4.1 Contexte des hybrides rechargeables, notion d'énergie batterie et problématique spécifique

Le véhicule hybride rechargeable peut recharger son potentiel électrochimique en prélevant de l'énergie sur le réseau électrique. Ces véhicules peuvent traverser les agglomérations sans émettre la moindre émission par le mode électrique tout en ayant une autonomie classique grâce au mode thermique hybride. C'est le meilleur compromis entre le véhicule électrique et le véhicule thermique en ayant un faible impact environnemental et une grande liberté de déplacements. Pour franchir les kilomètres en mode électrique, sa batterie est de plus forte capacité comparativement aux véhicules hybrides non rechargeables. Les véhicules hybrides conventionnels actuels embarquent des batteries de faible capacité énergétique aux alentours du kWh alors qu'un hybride rechargeable embarque une dizaine de kWh ou plus environ. De ce fait, la gestion énergétique globale du véhicule peut être réinterprétée suivant les objectifs fixés.

La norme d'homologation des véhicules hybrides rechargeables pousse vers des gestions d'énergie simplistes de type décharge électrique puis maintien de l'état de charge lorsque la batterie est faiblement chargée^t. Évidemment cette stratégie n'est pas avantageuse pour un roulage client qui souhaite minimiser ses dépenses ou son impact environnemental. Ceci se vérifie en comparant la performance de cette stratégie avec les résultats que peuvent donner la programmation dynamique.

Suivant la distance et le profil à parcourir, il est plus intelligent d'utiliser le mode hybride et d'arriver à destination batterie vide [51]. Des auteurs ont proposé des stratégies de décharge optimale en fonction du kilométrage moyen parcouru par les véhicules [71]. Bien évidemment, ces stratégies sont globalement meilleures qu'une simple décharge puis maintien de l'état de charge mais des clients éloignés de la moyenne paieront chèrement leur excentricité d'utilisation du véhicule. Des méthodes heuristiques simples à implémenter ont été proposées mais leur efficacité est loin d'être optimale[85][51][50]. Les méthodes

t. Stratégie employée par la Chevrolet Volt

4.1. Contexte des hybrides rechargeables, notion d'énergie batterie et problématique spécifique

stochastiques sont globalement meilleures [84], mais le principal inconvénient de ces méthodes est la base d'apprentissage qui doit être représentative de tous les cas d'utilisation du véhicule. Des auteurs ont proposé d'utiliser un algorithme de type ECMS pour traiter la gestion d'énergie pour les hybrides rechargeables. Dans [111] ils proposent une stratégie fondée sur la minimisation globale des rejets de CO_2 . Pour ce faire ils s'appuient sur les différents modes de production de l'énergie électrique suivant les pays. L'adaptation du principe du minimum de Pontryaguin à leur problématique pour résoudre en ligne la minimisation de CO_2 est très intéressante.

4.1.1 État de charge ou état d'énergie ?

Les constructeurs de batteries ont historiquement proposé de caractériser leur batterie en état de charge. Cet état de charge est l'image de la quantité de charge restante par rapport à la quantité de charge nominale. Il ne peut être considéré comme une représentation de l'état d'énergie restante puisque la tension nominale de la batterie évolue en fonction de l'état de charge. Pour une batterie Li-ion la tension à vide en fonction de l'état de charge dépend de la chimie de la cellule mais l'allure générale reste la même (FIGURE 4.1).

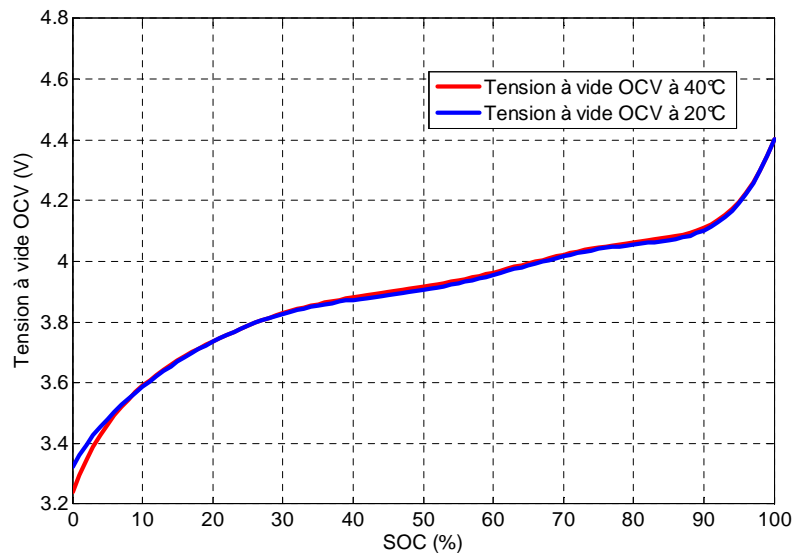


FIGURE 4.1 – Tension à vide d'une cellule LiMn_2O_4 en fonction de l'état de charge à 20°C et 40°C

Les premiers travaux de gestion d'énergie pour les véhicules hybrides conven-

tionnels se sont naturellement appuyés sur cette notion d'état de charge. Ceci ne posait guère de problèmes puisque l'énergie embarquée dans un hybride conventionnel est faible et la plage d'utilisation de la batterie est limitée autour d'une valeur nominale. Dans ce cas précis, les notions d'état de charge et d'état d'énergie sont proches. Pour comprendre la différence entre ces deux notions, et son impact sur la gestion d'énergie, il est nécessaire de les redéfinir :

Par définition l'état d'énergie SOE (State of energy) est

$$SOE = \zeta \triangleq \frac{E_x}{E_N},$$

où E_x correspond à l'énergie restante et E_N l'énergie nominale. Par définition l'état de charge SOC (State of Charge) est défini comme

$$SOC = \xi \triangleq \frac{Q_x}{Q_{max}}.$$

où Q_x correspond à la capacité de charge restante^u dans la batterie.

Sur un véhicule hybride classique de type prius III (1.3kWh), la différence entre SoC et SOE est imperceptible. Par contre pour un véhicule hybride de (20kWh), entre 100% et 90% de SoC il peut parcourir environ 15km alors qu'entre 10% et 0% il n'en fait plus que 7km^v. Il est donc impensable de travailler sur des notions d'état de charge pour optimiser l'énergie des véhicules hybrides rechargeables. La différence entre ces deux états est représentée sur la FIGURE 4.2. Cette figure a été obtenue en mesurant le temps d'une décharge à puissance constante pour différents états de charge initiaux. La différence peut paraître faible au premier regard mais la différence est bien importante car c'est l'intégral de cette erreur qui compte.

Sur la FIGURE 4.3 est représentée l'équivalence énergétique de 10% d'état de charge pour différents niveaux d'états de charges initiaux (100%, 90%, ..., 10%). Cette équivalence a été obtenue en mesurant le temps d'une décharge à puissance constante pour passer de 100% à 90% d'état de charge puis de 90% à 80% etc. La différence entre état d'énergie et état de charge est très

u. le nombre d'emplacements disponibles pour stocker des ions

v. sur un cycle NEDC

4.1. Contexte des hybrides rechargeables, notion d'énergie batterie et problématique spécifique

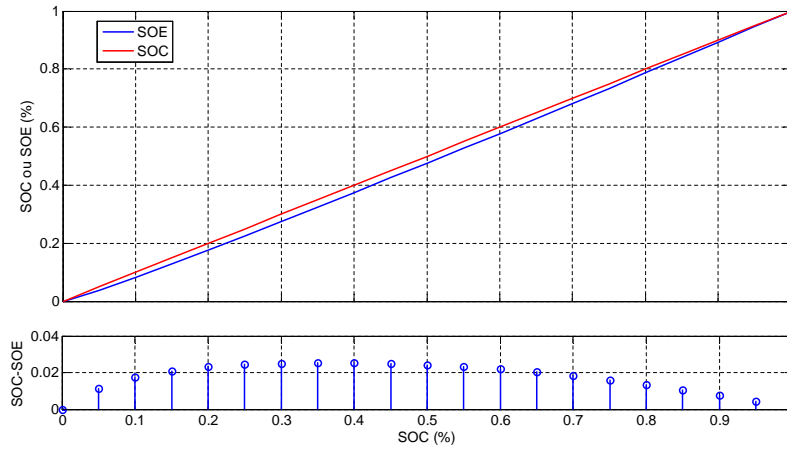


FIGURE 4.2 – SOE exprimé en fonction du SOC et différence entre les deux états

bien représentée sur ce graphique. En effet, s'il y avait équivalence, les niveaux auraient été à 10% pour l'ensemble des cas étudiés. Ce qui veut dire qu'entre 100% et 90% d'état de charge, le véhicule dispose de près de 11% d'énergie nominale alors qu'entre 10% et 0%, le véhicule n'en dispose plus que de 8,1%.

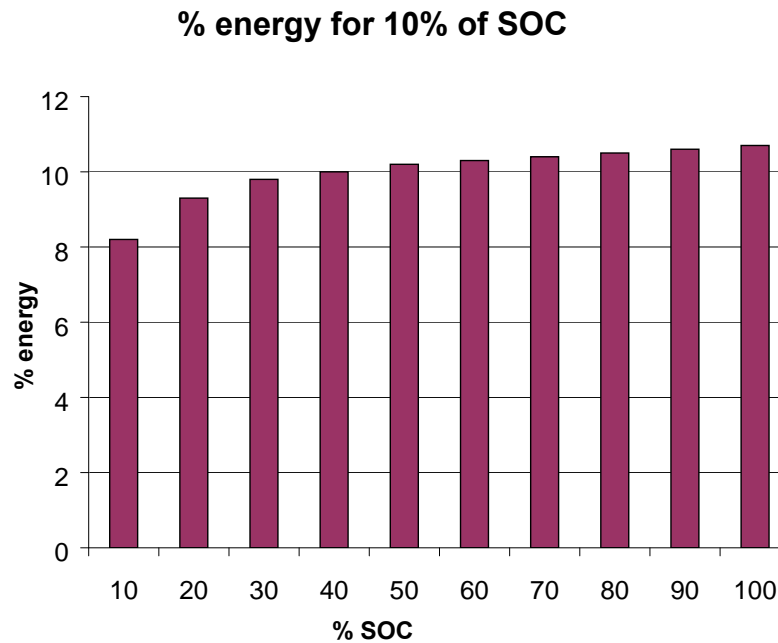


FIGURE 4.3 – Equivalence énergétique de 10% d'état de charge

La difficulté réside dans l'estimation E_x en ligne dans le calculateur de la batterie. En effet, plusieurs phénomènes peuvent modifier l'énergie restante

comme la température, la profondeur^w de charge ou décharge [78]. Pour des raisons de simplicité de modélisation et en vue de son utilisation dans un algorithme d'optimisation, l'énergie restante est calculée en fonction de l'énergie théorique qu'elle est capable de fournir. Cette énergie théorique est déduite de la différence entre SOC et SOE (FIGURE 4.2) et de la mesure du SOC fournie par la batterie.

$$SOE = k_{SOC-SOE}(SOC) * SOC.$$

Le coefficient de correction $k_{SOC-SOE}(SOC)$ est estimé à partir de FIGURE 4.2

$$k_{SOC-SOE}(SOC) = \sum_{i=0}^{i=n} k_i * SOC^i,$$

où n représente le degré du polynôme interpolant la fonction $k_{SOC-SOE}(SOC)$.

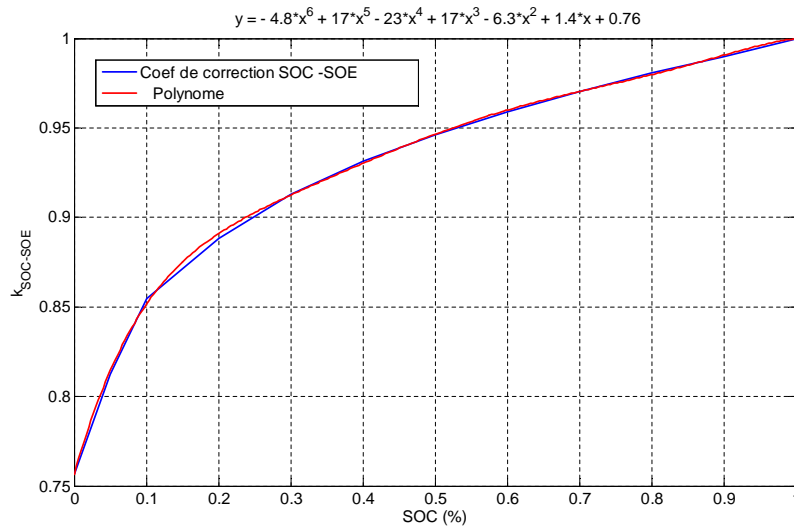


FIGURE 4.4 – Coefficient de correction du SOC vers SOE

Au final l'état d'énergie est déduit par

$$SOE(SOC) = \sum_{i=0}^{i=n} k_i * SOC^{i+1}.$$

Par définition l'état de charge de la batterie est calculé en fonction du rapport

w. Puissance prélevée ou restituée à la batterie

4.2. Loi de gestion d'énergie pour hybride rechargeable avec système de navigation

entre la capacité restante et la capacité nominale

$$SOC(t) = \frac{1}{Q_{max}} \int_0^t I_{bat}(\tau) d\tau.$$

Il vient pour la dynamique de l'état d'énergie de la batterie

$$\dot{\zeta}(t) = \sum_{i=0}^{i=n} (SOC(t))^i \cdot i + 1 \cdot k_i \cdot \frac{I_{bat}(t)}{Q_{max}}. \quad (4.1)$$

Cette état d'énergie caractérisé par sa dynamique (4.1) représentera la contrainte d'évolution du problème d'optimisation d'énergie des véhicules hybrides rechargeables.

4.1.2 Définition de la problématique spécifique

La loi de gestion d'énergie développée dans cette partie est destinée à un véhicule hybride thermique électrique rechargeable disposant d'un système de navigation. Le système de navigation permet de renseigner, à la gestion d'énergie, des éléments intéressants sur le parcours que suivra le véhicule. Dans un premier temps l'utilisateur saisit la destination choisie sur son système de navigation. L'utilisateur peut ensuite choisir plusieurs possibilités d'optimisation de son parcours :

- Choisir manuellement la quantité d'énergie électrique qu'il souhaite utiliser ($\Delta_w SoE$)
- Minimiser ses rejets de CO_2
- Minimiser le coût de son trajet (en fonction des cours de l'énergie thermique et électrique)
- Minimiser l'utilisation de carburant

L'objectif étant de proposer une stratégie qui optimisera l'énergie de la meilleure façon possible en fonction des informations qu'elle disposera.

4.2 Loi de gestion d'énergie pour hybride rechargeable avec système de navigation

La stratégie proposée pour répondre à cette problématique repose sur trois étapes :

- **Prédiction** : Dans cet étape, le parcours renseigné par le système de navigation est décomposé en plusieurs morceaux caractérisés par un profil énergétique type : embouteillage, urbain, routier, autoroutier. Cette fonction peut être réalisée à l'aide d'un algorithme de régression logistique.
- **Optimisation macroscopique** : Ensuite vient une étape d'optimisation qui calcule la trajectoire macroscopique de l'état d'énergie de la batterie sur le parcours. Cette optimisation est réalisée à partir de la prédiction précédente et des résultats issus de la programmation dynamique sur les profils énergétiques types.
- **Optimisation microscopique** : Enfin dans une dernière étape, une régulation optimale de l'état d'énergie de la batterie est réalisée en ligne suivant la sollicitation du véhicule. Cette stratégie est une extension de la stratégie ECMS capable de suivre une consigne d'état d'énergie.

Au final l'architecture de ce type de contrôle peut être implémentée sur véhicule selon le principe suivant

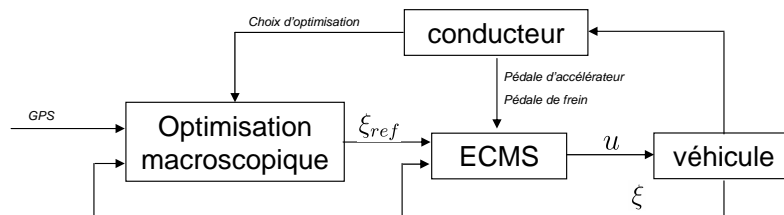


FIGURE 4.5 – Schéma bloc du fonctionnement de la stratégie sur véhicule

4.2.1 Prédiction de situations

Le principe consiste à estimer la probabilité d'être dans une configuration énergétique sur les tronçons qu'empruntera le véhicule. Le système de navigation, en plus de donner la position et le parcours du véhicule, peut renseigner des informations sur les tronçons comme : la vitesse moyenne, le nombre de voies, les feux, les panneaux etc. C'est à partir de ces données que l'algorithme d'optimisation du système de navigation calcule le parcours le plus court, le plus rapide etc. Ici, l'objectif n'est pas de proposer un parcours mais d'estimer la demande énergétique classée en quatre catégories : embouteillage, urbain, routier et autoroutier. Pour cela, à partir de données cartographiques ADAS[®],

4.2. Loi de gestion d'énergie pour hybride rechargeable avec système de navigation

différents tronçons ont été répertoriés et classés en fonction de la sollicitation demandée par un véhicule témoin. Cette démarche permet d'obtenir une base qui servira à l'identification et à la validation d'un modèle de prédiction. Cette base a été épurée en remplaçant les valeurs qualitatives (ex : Rond-point, urbain, route non goudronnée...) par des valeurs quantitatives. La démarche proposée ici est de valider un principe : il est possible de prédire fidèlement la catégorie énergétique du trajet emprunté par l'automobiliste. Pour se faire, les tronçons ayant des données manquantes n'ont pas été considérés. La base est représentée sous la forme de nuages de points matricielle (FIGURE 4.6). Seulement dix informations ont été utilisées sur la centaine disponible :

- Type de route : les tronçons sont classés en 6 catégories
- Vitesse limite : vitesse maximale autorisée sur le tronçon
- Vitesse par défaut : vitesse moyenne constatée (actualisée avec l'info trafic)
- Attribut de la route : présence de rond point, pont, urbaine, intersection etc.
- Classe : donne un renseignement sur le débit maximum du tronçon
- Catégorie de Vitesse : Vitesse de référence
- Nombre de voies : nombre de voies dans le sens de circulation
- Trafic : présence de ralentissement (actualisé avec l'info trafic)
- Stop : présence de stop
- Feu : présence de feu tricolore

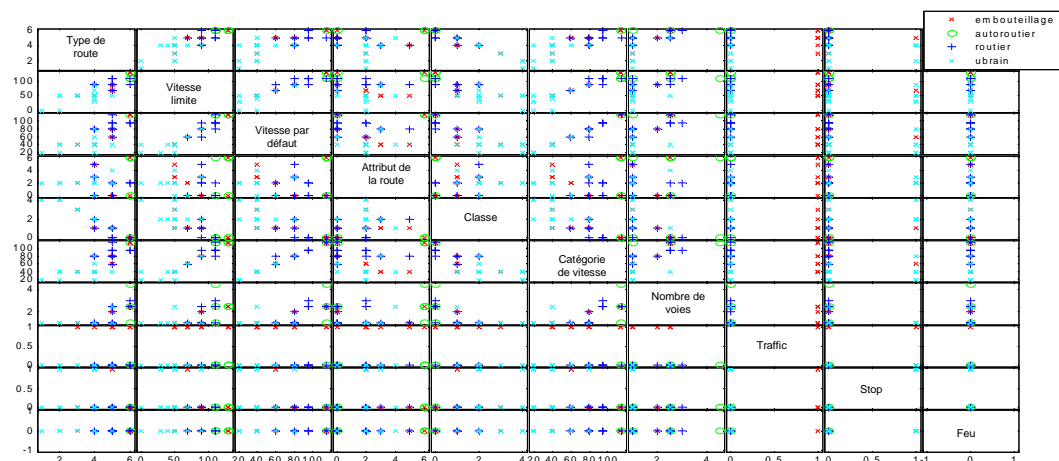


FIGURE 4.6 – Base d'apprentissage des données issue des cartographies du système de guidage

Il faut, à partir de ces données, produire un modèle statistique permettant de prédire la classe énergétique. Pour se faire, la technique de régression logistique semble tout à fait appropriée. C'est une méthode simple et efficace. Elle est utilisée dans de nombreux domaines comme la médecine et le domaine bancaire. D'autres méthodes de discriminations peuvent convenir comme les arbres de décision, les réseaux de neurones etc.[55]. Le modèle de la régression logistique est de la forme

$$\begin{aligned} \log \frac{Pr(G = 1|X = x)}{Pr(G = K|X = x)} &= \beta_{10} + \beta_1^T x \\ \log \frac{Pr(G = 2|X = x)}{Pr(G = K|X = x)} &= \beta_{20} + \beta_2^T x \\ &\vdots \\ \log \frac{Pr(G = K - 1|X = x)}{Pr(G = K|X = x)} &= \beta_{(k-1)0} + \beta_{K-1}^T x. \end{aligned} \quad (4.2)$$

Le modèle est spécifié en $K - 1$ fonction logit reflétant la contrainte que la somme des probabilités doit être égale à 1. Un calcul simple donne

$$\begin{aligned} Pr(G = k|X = x) &= \frac{e^{(\beta_{k0} + \beta_k^T x)}}{1 + \sum_{l=1}^{K-1} e^{(\beta_{l0} + \beta_l^T x)}} \\ Pr(G = K|X = x) &= \frac{1}{1 + \sum_{l=1}^{K-1} e^{(\beta_{l0} + \beta_l^T x)}}. \end{aligned}$$

Pour illustrer la dépendance sur l'ensemble des paramètres

$$\beta = \{\beta_{10}, \beta_1^T, \dots, \beta_{(K-1)0}, \beta_{K-1}^T\},$$

la probabilité $Pr(G = k|X = x)$ est notée $p_k(x, \beta)$.

L'estimation du modèle de régression logistique se fait par la méthode du maximum de vraisemblance [24] popularisée par le statisticien et biologiste R.A. Fisher [2]. Comme $Pr(G|x)$ satisfait les conditions de distribution, la fonction log-vraisemblance pour N observations s'écrit

$$l(\beta) = \sum_{i=1}^N \log p_{g_i}(x_i; \beta).$$

4.2. Loi de gestion d'énergie pour hybride rechargeable avec système de navigation

Dans le cas binaire avec $K = 2$ classes, la minimisation de ce critère par la méthode de Newton-Raphson est simplifiée par l'affirmation que $p_2(x; \beta) = 1 - p_1(x, \beta)$ [55]. Dans le cas avec $K > 2$ classes, la fonction de log-vraisemblance $L(\beta)$ sous la condition $\bar{\beta}_I = \begin{pmatrix} \beta_{I0} \\ \beta_I \end{pmatrix}$ s'écrit [55]

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^N \log \left(\frac{e^{\bar{\beta}_{g_i}^T \mathbf{x}_i}}{1 + \sum_{I=1}^{K-1} e^{\bar{\beta}_{g_i}^T \mathbf{x}_i}} \right),$$

ce qui est équivalent à

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^N \left(\bar{\beta}_{g_i}^T \mathbf{x}_i - \log \left(1 + \sum_{I=1}^{K-1} e^{\bar{\beta}_{g_i}^T \mathbf{x}_i} \right) \right).$$

Pour minimiser la fonction log-vraisemblance, il faut ramener sa dérivée à zéro. Ce gradient s'écrit

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_{kj}} &= \sum_{i=1}^N \left(I(g_i = k) \mathbf{x}_{ij} - \frac{e^{\bar{\beta}_{g_i}^T \mathbf{x}_{ij}}}{1 + \sum_{I=1}^{K-1} e^{\bar{\beta}_{g_i}^T \mathbf{x}_i}} \right) \\ &= \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_{ij} (I(g_i = k) - p_k(\mathbf{x}_i; \beta)), \end{aligned}$$

avec $I(\cdot)$ égal à un lorsque l'argument est vrai et zéro dans les autres cas. Pour ramener le gradient à zéro, la méthode de Newton-Raphson est appropriée et

cet algorithme requière la Hessienne

$$\begin{aligned}
 & \frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_{kj} \partial \beta_{mn}} \\
 = & \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_{ij} \cdot \frac{1}{\left(1 + \sum_{I=1}^{K-1} e^{\bar{\beta}_I^T \mathbf{x}_i}\right)^2} \\
 & \left(-e^{\bar{\beta}_k^T \mathbf{x}_i} I(k=m) \mathbf{x}_{in} \left(1 + \sum_{I=1}^{K-1} e^{\bar{\beta}_I^T \mathbf{x}_i}\right) + e^{\bar{\beta}_k^T \mathbf{x}_i} e^{\bar{\beta}_m^T \mathbf{x}_i} \mathbf{x}_{in} \right) \\
 = & \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_{ij} \mathbf{x}_{in} \left(-p_k(\mathbf{x}_i; \beta) I(k=m) + p_k(\mathbf{x}_i; \beta) p_m(\mathbf{x}_i; \beta) \right) \\
 = & - \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_{ij} \mathbf{x}_{in} p_k(\mathbf{x}_i; \beta) \left(I(k=m) - p_m(\mathbf{x}_i; \beta) \right).
 \end{aligned}$$

L'algorithme de Newton-Raphson [95] démarre avec une valeur de β^{old} quelconque et itère de la façon suivante

$$\beta^{new} = \beta^{old} - \left(\frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_{kj} \partial \beta_{mn}} \right)^{-1} \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_{kj}}.$$

Il est commode d'exprimer le gradient et la Hessienne sous la forme matricielle. Soit \mathbf{y} la concaténation de vecteurs d'indications de dimension $N \times (K-1)$

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_{K-1} \end{pmatrix}$$

avec

$$\mathbf{y}_k = \begin{pmatrix} I(g_1 = k) \\ I(g_2 = k) \\ \vdots \\ I(g_N = k) \end{pmatrix}$$

et \mathbf{p} la concaténation de vecteurs de probabilité de dimension $N \times (K-1)$

$$\mathbf{p} = \begin{pmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \mathbf{p}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_{K-1} \end{pmatrix}$$

4.2. Loi de gestion d'énergie pour hybride rechargeable avec système de navigation

avec

$$\mathbf{p}_k = \begin{pmatrix} p_k(\mathbf{x}_1; \beta) \\ p_k(\mathbf{x}_2; \beta) \\ \vdots \\ p_k(\mathbf{x}_N; \beta) \end{pmatrix}$$

$\tilde{\mathbf{X}}$ est une matrice $N(K-1) \times (p+1)(K-1)$

$$\tilde{\mathbf{X}} = \begin{pmatrix} \mathbf{X} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{X} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{X} \end{pmatrix}.$$

\mathbf{W} est une matrice carrée $N(K-1) \times N(K-1)$

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} \mathbf{W}_{11} & \mathbf{W}_{12} & \dots & \mathbf{W}_{1(K-1)} \\ \mathbf{W}_{21} & \mathbf{W}_{22} & \dots & \mathbf{W}_{2(K-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{W}_{(K-1)1} & \mathbf{W}_{(K-1)2} & \dots & \mathbf{W}_{(K-1)(K-1)} \end{pmatrix},$$

où chaque sous matrice \mathbf{W}_{km} , $1 \leq k, m \leq K-1$, est une matrice diagonale de dimension $N \times N$. Lorsque $k = m$, la $i^{\text{ième}}$ composante de la diagonale de la matrice \mathbf{W}_{kk} est $p_k(\mathbf{x}_i; \beta^{old})(1 - p_k(\mathbf{x}_i; \beta^{old}))$. Lorsque $k \neq m$, la $i^{\text{ième}}$ composante de la diagonale de la matrice \mathbf{W}_{km} est $-p_k(\mathbf{x}_i; \beta^{old})(p_m(\mathbf{x}_i; \beta^{old}))$.

Par cette notation

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta} = \tilde{\mathbf{X}}^T (\mathbf{y} - \mathbf{p})$$

$$\frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta \partial \beta^T} = -\tilde{\mathbf{X}}^T \mathbf{W} \tilde{\mathbf{X}}.$$

Ce qui donne pour l'itération de l'algorithme de Newton-Raphson

$$\beta^{new} = \beta^{old} + (\tilde{\mathbf{X}}^T \mathbf{W} \tilde{\mathbf{X}})^{-1} \tilde{\mathbf{X}}^T (\mathbf{y} - \mathbf{p}).$$

Une fois que l'algorithme d'optimisation a identifié les paramètres du modèle (4.2) sur les données d'identification, il faut vérifier sa validité sur des données de validation. Pour des raisons de clarté, les résultats sont présentés suivant deux axes de composante principale. Cette technique géométrique transforme les variables corrélées en nouvelles variables décorrélées. Elle per-

met de réduire l'information en un minimum de composantes^x. Le lecteur qui souhaite approfondir ses connaissances en analyse en composante principale peut se référer à [65]. La FIGURE 4.7 montre les résultats de la régression logistique pour les quatre catégories sur les données de validation. Les lignes continues représentent les iso-probabilités d'appartenir à une classe donnée.

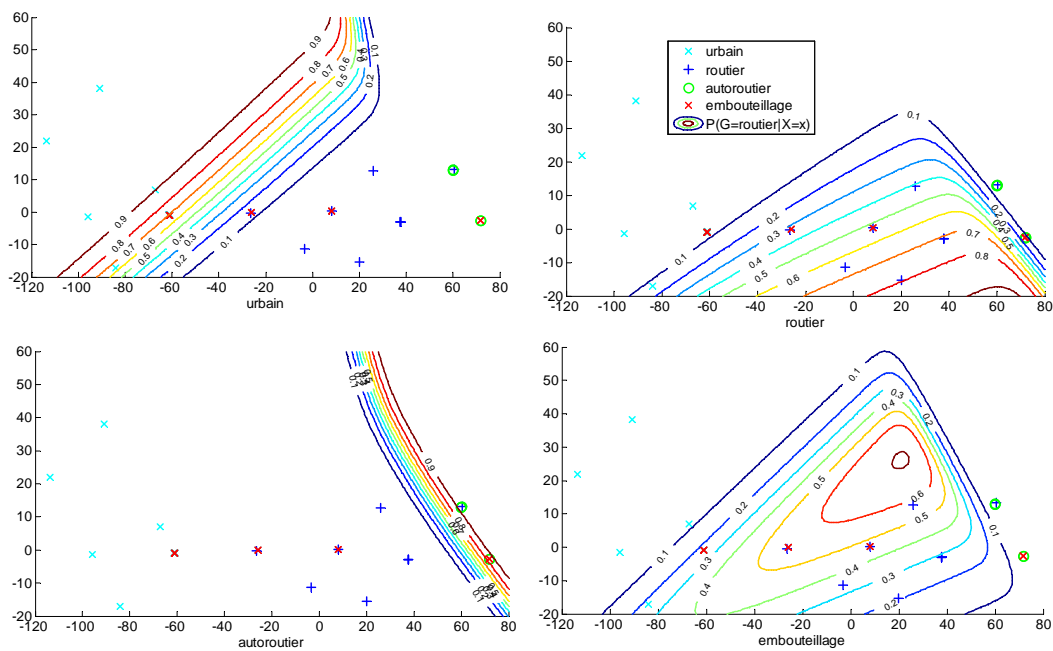


FIGURE 4.7 – Résultat de la régression logistique sur les données de validation - projection en 2 dimensions par analyse en composante principale.

La FIGURE 4.7 montre la difficulté à estimer la classe embouteillage. En se fondant sur l'info trafic pour discriminer la classe embouteillage de façon heuristique, la méthode permet de classer 95% des tronçons dans la bonne classe avec une probabilité supérieure à 98% (FIGURE 4.8).

Les résultats obtenus par cette méthode simple sont encourageants sur la faisabilité de cette prédiction. Ils étayent l'hypothèse que le système de navigation peut fournir avec précision les catégories énergétiques des différents tronçons que le véhicule empruntera. L'objectif est atteint pour ce mémoire, il faudra néanmoins s'appuyer sur des méthodes plus robustes pour embarquer cette prédiction dans un véhicule.

x. Ici deux composantes pour représenter les résultats sous la forme d'un graphique

4.2. Loi de gestion d'énergie pour hybride rechargeable avec système de navigation

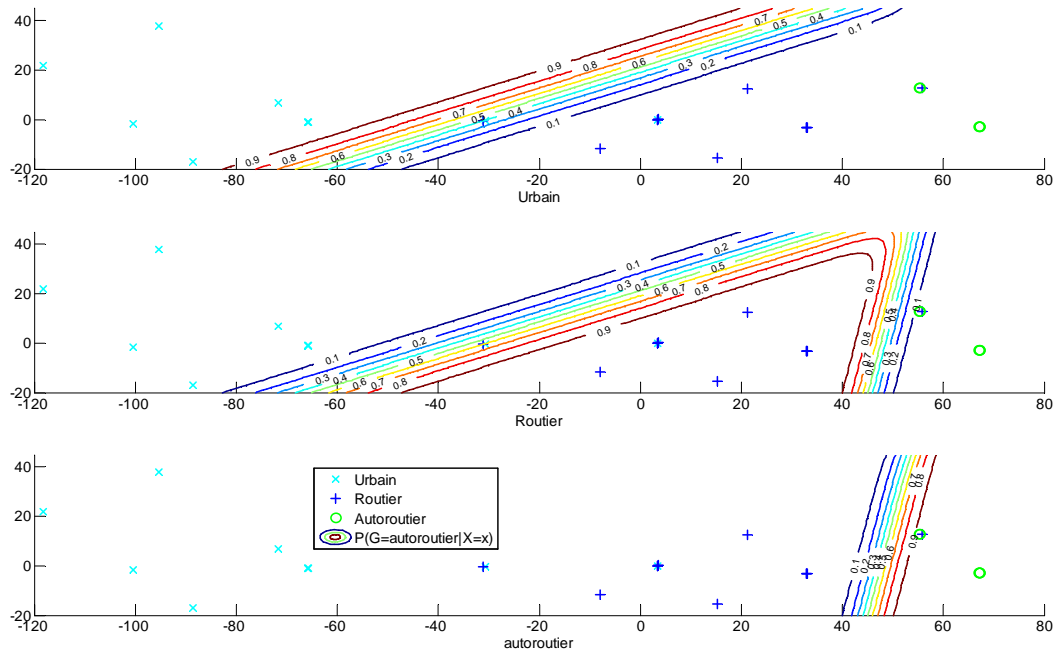


FIGURE 4.8 – Résultat de la régression logistique sur les données de validation - projection en 2 dimensions par analyse en composante principale sans la classe embouteillage

4.2.2 Optimisation macroscopique

Suivant le critère choisi par l'utilisateur, il faut minimiser la fonction coût suivante

$$J_{crit}(x) = \sum_{i=1}^{i=n} \Gamma_i C_{i,\alpha}(x) \quad (4.3)$$

sous la contrainte

$$\Delta SoE \geq b,$$

où Γ_i représente la distance en kilomètres du tronçon, n le nombre de tronçons et x la quantité d'énergie prélevée ou restituée à la batterie sur un kilomètre.

Suivant le critère choisi par l'utilisateur la contrainte sur la variation de SoE, b est différente

- Choisir manuellement la quantité d'énergie électrique qu'il souhaite utiliser ($b = \Delta_w SoE$)
- Minimiser ses rejets de CO_2 $b = \Delta SoE_{max}$
- Minimiser le coût de son trajet (en fonction des cours de l'énergie ther-

mique et électrique) $b = \Delta SoE_{max}$

– Minimiser l'utilisation de carburant $b = \Delta SoE_{max}$

La fonction $C_{i,\alpha}(x)$ représente le coût au kilomètre suivant la classe du tronçon i et sa pente moyenne α en fonction de la quantité d'énergie prélevée ou restituée à la batterie x . Cette fonction est approchée par une fonction quadratique

$$C_{i,\alpha}(x) = \Psi_{2,i,\alpha} \cdot x^2 + \Psi_{1,i,\alpha} \cdot x + \Psi_{0,i},$$

où $\Psi_{j=(2,1,0),i,\alpha}$ sont les coefficients calculés à partir des résultats de la programmation dynamique sur les quatre cycles de référence marqués par l'indice i sur différentes pentes α . La forme des fonctions $C_{i,\alpha}(x)$ pour les quatre cycles de référence est montrée sur la FIGURE 4.9. Évidemment, plus l'énergie de la

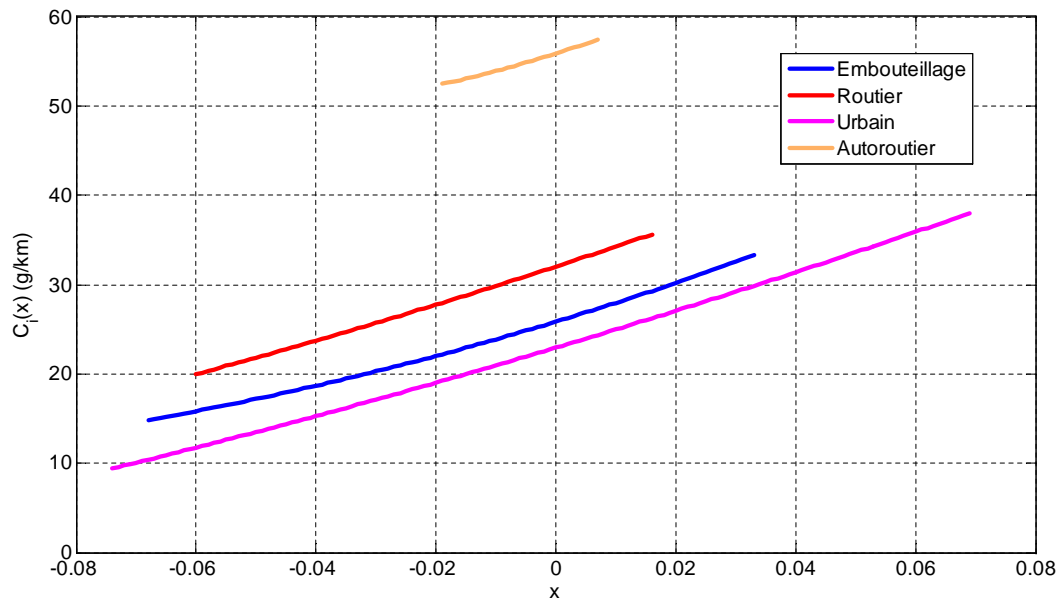


FIGURE 4.9 – Fonction de consommation au kilomètre $C_{i,\alpha=0}(x)$ en fonction de l'énergie de la batterie utilisée x pour les quatres cycles de référence étudié

batterie est fournie aux roues, moins la consommation d'énergie thermique est importante. La plage d'utilisation d'énergie électrique sur le cycle autoroutier est limitée par le décrabotage des moteurs roues au delà de 90km/h. Sur la FIGURE 4.10, l'influence de la pente sur la fonction $C_{i,\alpha}(x)$ pour le cycle routier est représentée. En toute logique la pente est un facteur de premier ordre sur la consommation, elle « translate » la fonction $C_{i,\alpha}(x)$ sans en changer la forme. A noter : la plage d'énergie électrique utilisable s'accroît avec la pente. Ceci s'explique par une plus grande demande énergétique au kilomètre qui peut

4.2. Loi de gestion d'énergie pour hybride rechargeable avec système de navigation

être fournie par la batterie alors que la quantité d'énergie récupérée dépend uniquement du freinage récupératif^y.

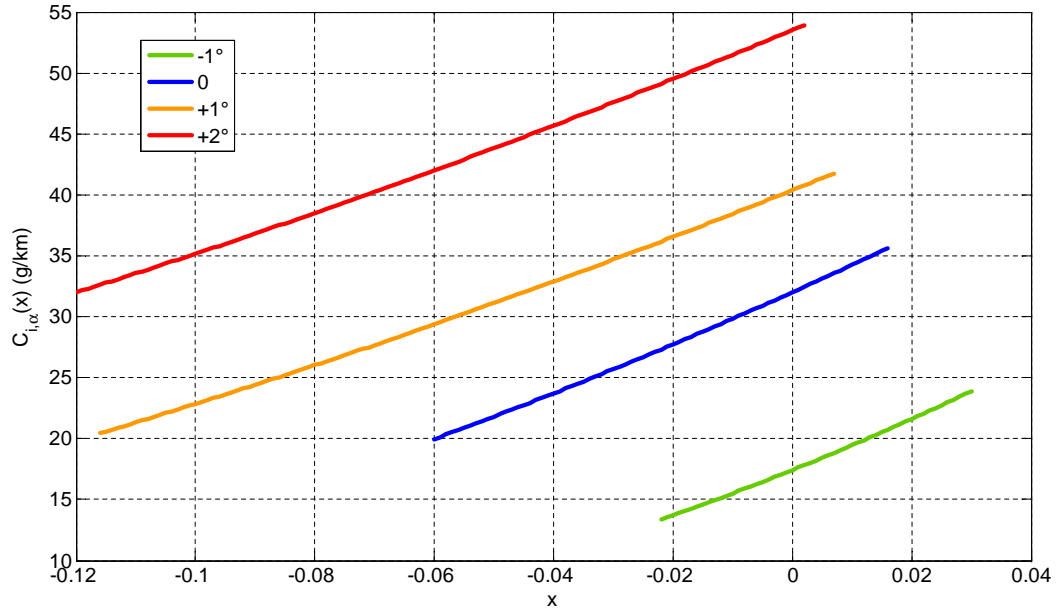


FIGURE 4.10 – Fonction de consommation au kilomètre $C_{i,\alpha}(x)$ en fonction de l'énergie de la batterie utilisée x pour le cycle routier sur différent profil de pente α

Trouver la solution de (4.3) revient à trouver la séquence x tel que x soit la solution du problème quadratique suivant

$$x = \operatorname{argmin}_x \frac{1}{2}x^T Hx + h^T x + h_0$$

sous la contrainte

$$A(x) \geq b.$$

Avec H une matrice diagonale,

$$H = \begin{bmatrix} 2\Gamma_1\Psi_{2,1} & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & & \vdots \\ \vdots & \ddots & 2\Gamma_i\Psi_{2,i} & \ddots & \\ \vdots & & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & 2\Gamma_n\Psi_{2,n} \end{bmatrix},$$

y. Avec le véhicule étudié (VELROUE). Avec un hybride où la recharge de la batterie peut se faire par le moteur thermique la plage d'utilisation resterait la même

h un vecteur tel que

$$h = [2\Gamma_1\Psi_{1,1} \cdots 2\Gamma_i\Psi_{1,i} \cdots 2\Gamma_n\Psi_{1,n}]^T$$

et h_o tel que

$$h_o = \sum_{i=1}^{i=n} \Gamma_i\Psi_{1,i}.$$

Au niveau de la contrainte

$$A = [\Omega_1 \cdots \Omega_i \cdots \Omega_n],$$

avec Ω_i un coefficient normalisé tel que $\Omega_i \cdot x = \Delta_i SoC$, donne la variation de l'état d'énergie sur un tronçon.

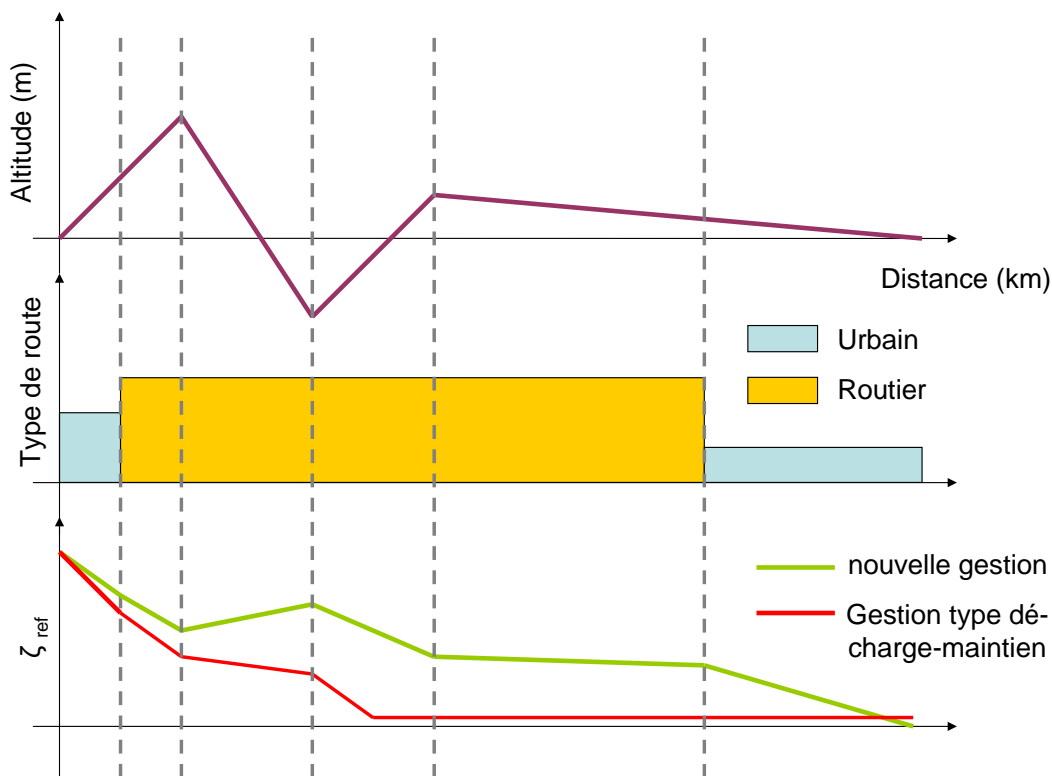


FIGURE 4.11 – Prédiction des différences de trajectoire entre une stratégie de décharge puis maintien de l'état d'énergie et la trajectoire de référence issue de la nouvelle gestion d'énergie pour véhicules hybrides rechargeables disposant d'un système de navigation.

4.2.3 Optimisation microscopique

La gestion microscopique s'inspire largement de l'algorithme développé dans [5]. Les auteurs ont développé cet algorithme pour suivre une trajectoire d'état de charge tenant compte de la dénivellation du parcours. Ici, la stratégie est légèrement différente car elle utilise l'état d'énergie à la place de l'état de charge de la batterie. De plus, la trajectoire d'état d'énergie de référence est générée en fonction de la pente et des conditions de roulage. La fonction coût est étendue pour tenir compte de la consommation de carburant mais aussi les déviations d'état d'énergie par rapport à la trajectoire de référence ζ_{ref}

$$J = \int_{t_1}^{t_2} \left\{ L(\mathbf{u}) + \alpha \left(\frac{\zeta_{ref}(\tau) - \zeta(\tau)}{\Delta\zeta_{nrm}} \right)^{2q} \right\} d\tau. \quad (4.4)$$

$L(\mathbf{u})$ représente la fonction coût, dans le cadre d'une optimisation de la consommation $L(\mathbf{u}) = H_l \cdot \dot{m}_f(\mathbf{u})$, où H_l représente le pouvoir calorifique du combustible, α est un facteur de pondération, et $q \in \mathbb{N}$ détermine le degré de pénalité de la variation d'état d'énergie. La fonction de pénalité est normalisée telle que pour toutes les valeurs possibles de q , la pénalité pour la plus large déviation d'état d'énergie autorisée $\Delta\zeta_{nrm}$ soit égal à α .

Selon la théorie du contrôle optimal, trouver la solution au problème primal d'optimisation sous contrainte d'évolution (4.4) est équivalent à trouver la solution du problème dual suivant

$$H(\zeta, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}) = L(\mathbf{u}) + \alpha \left(\frac{\zeta_{ref}(\tau) - \zeta(\tau)}{\Delta\zeta_{nrm}} \right)^{2q} - \boldsymbol{\lambda}(t) \cdot \dot{\zeta}(t), \quad (4.5)$$

$$\mathbf{u}^* = \operatorname{argmin} H(\zeta^*, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}^*). \quad (4.6)$$

Le multiplicateur de Lagrange optimal $\boldsymbol{\lambda}^*$ peut être calculé grâce à la relation

$$\boldsymbol{\lambda}^*(\zeta, t) = \frac{\partial J_{dp}^*(\zeta, t)}{\partial \zeta}, \quad (4.7)$$

avec $J_{dp}^*(\zeta, t)$ la fonction coût optimal. Considérant le fait qu'il n'y a pas d'informations sur les futures conditions de roulage, il n'est pas possible d'estimer $J_{dp}^*(\zeta, t)$. Supposons que la fonction coût optimal soit indépendante du temps (cela revient à considérer que la variation de $\boldsymbol{\lambda}^*$ est constante, ce qui a déjà

été démontré). La fonction coût optimal est considérée comme la somme du coût de consommation et de l'écart avec la trajectoire de référence (4.4). La consommation de carburant est supposée comme composée de deux parties. La première partie représente l'énergie en carburant qui serait utilisée ou récupérée pour charger ou décharger la batterie $J_{f,1}(\zeta)$. La seconde partie représente la consommation énergétique en carburant restante pour arriver à destination $J_{f,2}$. De ce fait la fonction coût optimal peut être réécrite de la façon suivante

$$J_{dp}(\zeta) = J_{f,1}(\zeta) + J_{f,2} + J_{SOE}(\zeta),$$

où $J_{SOE}(\zeta)$ représente le coût lié à l'écart de l'état d'énergie par rapport à la trajectoire de référence. En décomposant les sous fonctions : le carburant nécessaire à la compensation de l'état actuel de l'état d'énergie est approximé à partir de la quantité d'énergie électrique nécessaire pour retrouver la trajectoire de référence ζ_{ref} . Soit η_c le rendement moyen de conversion de l'énergie pétrochimique en énergie électrique (supposé constante) il vient

$$J_{f,1}(\zeta) \cong \frac{\zeta_{ref} - \zeta}{\eta_c}.$$

Le terme de pénalité en variation de l'état d'énergie par rapport à la valeur de référence J_{SOE} est estimé sur le fait que l'état d'énergie $\zeta(t)$ est ramené à la valeur de référence ζ_{ref} dans un temps T_h . Cette hypothèse suppose que la future trajectoire en SOE, $\zeta_{fut}(\tau)$ est supposée affine en temps

$$\zeta_{fut}(\tau) = \zeta(t) - \frac{\zeta(t) - \zeta_{ref}}{T_h} \cdot \tau. \quad (4.8)$$

Le coût résultant du second terme de 4.4 combiné avec la supposée future trajectoire en SOE (4.8) est

$$J_{SOE}(\zeta) = \int_0^{T_h} \alpha \left(\frac{\zeta_{ref}(\tau) - \zeta_{fut}(\tau)}{\Delta\zeta_{nrm}} \right)^{2q} d\tau,$$

soit

$$J_{SOE}(\zeta) = \frac{\alpha T_h}{1 + 2q} \left(\frac{\zeta_{ref}(\tau) - \zeta(t)}{\Delta\zeta_{nrm}} \right)^{2q}.$$

4.2. Loi de gestion d'énergie pour hybride rechargeable avec système de navigation

Il vient pour l'estimation de la fonction coût optimal

$$J_{dp}(\zeta) = \frac{\zeta_{ref} - \zeta(t)}{\eta_c} + J_{f,2} + \frac{\alpha T_h}{1 + 2q} \left(\frac{\zeta_{ref}(\tau) - \zeta(t)}{\Delta\zeta_{nrm}} \right)^{2q}. \quad (4.9)$$

Le multiplicateur de Lagrange résultant de (4.7) et (4.9) devient

$$\boldsymbol{\lambda}(\zeta) = \frac{\partial J_{dp}^*(\zeta)}{\partial \zeta} = -\frac{1}{\eta_c} - \tilde{\alpha} \cdot (\zeta_{ref} - \zeta(t))^{2q-1},$$

avec le regroupement suivant

$$\tilde{\alpha} = \frac{2q\alpha T_h}{(1 + 2q)\Delta\zeta_{nrm}^{2q}}. \quad (4.10)$$

En résumé, le contrôle $\mathbf{u}(\zeta)$ est déterminé par (4.5), (4.6), et (4.10). Ces équations peuvent être réécrites sous la forme classique de l'ECMS en substituant le multiplicateur de Lagrange par un facteur d'équivalence normalisé

$$s(\zeta) = -\frac{\boldsymbol{\lambda}(\zeta)}{Q_{max} V_{oc}(\zeta)}.$$

De plus, comme le deuxième terme de (4.5) ne dépend pas explicitement de \mathbf{u} , il peut être retiré de la minimisation de H en fonction de \mathbf{u} . De ce fait le contrôle \mathbf{u} suit

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= \operatorname{argmin}_{\tilde{\mathbf{u}}} \{ H_l \cdot \dot{m}_f(\tilde{\mathbf{u}}) + s(\zeta) \cdot V_{oc}(\zeta) I_{bat}(\zeta, \tilde{\mathbf{u}}) \} \\ &= \operatorname{argmin}_{\tilde{\mathbf{u}}} \{ P_f(\tilde{\mathbf{u}}) + s(\zeta) \cdot P_{i,bat}(\zeta, \tilde{\mathbf{u}}) \}, \end{aligned}$$

avec

$$s(\zeta) = \frac{1}{\eta_c} + \frac{\tilde{\alpha}}{Q_{max} V_{oc}(\zeta)} \cdot (\zeta_{ref} - \zeta(t))^{2q-1} \quad (4.11)$$

avec $P_f(u)$ la consommation de carburant par le moteur thermique et $P_{i,bat}(\zeta, u)$ la puissance batterie pour le contrôle \mathbf{u} .

Le rendement de conversion η_c dérive légèrement avec le profil de conduite. De ce fait, ce rendement est réévalué en utilisant un simple intégrateur avec une constante d'intégration T_i . Pour des raisons pratiques, le terme $\frac{1}{\eta_c}$ est remplacé

par s_o . Le facteur d'équivalence de (4.11) est finalement donné par

$$s(\zeta(t)) = s_o + \int_0^t \frac{(\zeta_{ref} - \zeta(\tau))}{T_i} d\tau + \frac{\tilde{\alpha}(\zeta_{ref} - \zeta(t))^{2q-1}}{Q_{max} V_{oc}(\zeta)}.$$

Comme le véhicule dispose d'un système de navigation lui fournissant les catégories énergétiques et la pente des tronçons sur lesquels il roule. De plus la trajectoire d'énergie de référence est connue ζ_{ref} . De ce fait le facteur s_o peut être calculé à partir d'un modèle simple dépendant du tronçon, de sa pente et de la dérivé de la trajectoire de référence souhaité. C'est une action de type feedforward qui permet d'optimiser au mieux la gestion d'équivalence à partir de données prédictive. Tandis que le terme proportionnel vient corriger l'équivalence en fonction de l'instant présent et le terme intégral corrige l'erreur de prédiction en fonction de l'écart réellement constaté sur les conditions de roulage passés.

Le suivi microscopique de l'état d'énergie a été testé sur le véhicule VELROUE sur un cycle routier. La FIGURE 4.12 montre le résultats obtenu pour une trajectoire ζ_{ref} partant à 70% d'état d'énergie et arrivant à 60% d'état d'énergie à la fin du cycle routier. Sur cette figure sont représentées les commandes appliquées, leur conséquence sur l'état d'énergie de la batterie et la vitesse du véhicule. A remarquer qu'au delà de 90 km/h seul le moteur thermique peut fournir la puissance nécessaire à l'avancement du véhicule, ce qui se retrouve facilement entre 750 secondes et 850 secondes.

4.3 Conclusions, perspectives et protocole d'évaluation

Cette stratégie est prometteuse et de réels gains de consommation sont attendus pour les clients. Néanmoins son efficacité n'a pas encore été démontrée. Pour cela, un protocole d'évaluation de la performance de la stratégie a été imaginé sur le véhicule VELROUE. Dans un premier temps, plusieurs cycles client doivent être choisis pour être représentatifs d'une utilisation future de ce véhicule. Ensuite, la consommation et l'émission de dioxyde de carbone seront relevées sur les différents profils avec une stratégie de type décharge puis maintien de l'état de charge. Enfin, ce même véhicule effectuera dans les

4.3. Conclusions, perspectives et protocole d'évaluation

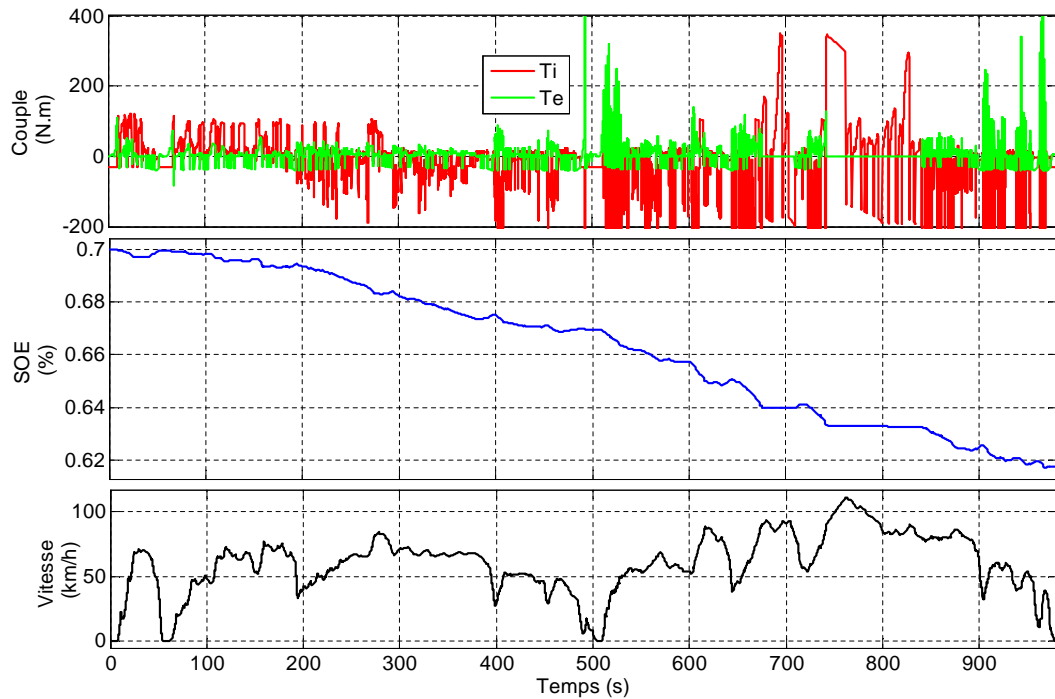


FIGURE 4.12 – Validation du principe de l'ECMS suivant une trajectoire de référence, fondé sur l'état d'énergie de la batterie, obtenue sur le cycle routier avec un véhicule VELROUE pour une trajectoire de référence commençant à 70% d'état d'énergie et finissant à 60% d'état d'énergie.

mêmes conditions que précédemment les mêmes profils mais avec, cette fois ci, la stratégie développée spécifiquement pour les hybrides rechargeables. Les écarts de consommations et d'émissions permettront de conclure quant à l'efficacité de cette stratégie pour un usage client. Le couplage avec le système de navigation semble tout à fait possible et l'étude menée ici avec un algorithme de régression logistique étaye cette hypothèse. Il est tout de même nécessaire d'apporter plus de robustesse à cette méthode de prédiction pour embarquer cette gestion d'énergie dans un véhicule. Quant au principe du suivi de trajectoire d'état d'énergie, il semble tout à fait adéquat pour le problème soulevé et a déjà fait ses preuves en tenant compte de la pente [5] sur des hybrides conventionnels.

Chapitre 5

Gestion d'énergie respectueuse de la batterie

La batterie est un élément essentiel des véhicules hybrides. Améliorer sa durée de vie en la considérant dans la gestion d'énergie favorise la rentabilité économique d'un projet de véhicule hybride. Dans un premier temps est justifié l'intérêt porté à la batterie. Dans un deuxième temps, une étude bibliographique sur le vieillissement de la batterie dégage des facteurs accélérant le processus de modification des caractéristiques de la batterie au cours de sa vie. Parmi ces facteurs, la température élevée influence grandement la diminution prématurée des performances de la batterie. C'est pourquoi dans un troisième temps, l'intérêt s'est porté sur la mesure de la température. Le processus de fabrication des batteries ne permet pas de placer les capteurs de températures au plus proche des réactions. De ce fait, un observateur de température a été proposé pour fournir une information fiable. Cet observateur est de type LPV dont la stabilité est démontrée dans le cadre de bruits de mesures. Finalement, dans une quatrième partie, cette information est utilisée par une loi de gestion d'énergie respectant la batterie

5.1 Motivations

La batterie est la clef de voûte d'une application hybride ou électrique. C'est une technologie coûteuse, lourde et encombrante. Elle représente le principal obstacle à la distribution massive des véhicules hybrides et électriques. C'est pourquoi, il est intéressant de proposer des solutions pour réduire les

inconvenients d'une batterie. La motivation même de ce chapitre réside dans l'exploitation intelligente des degrés de libertés offerts par l'hybridation des véhicules pour optimiser, non seulement la consommation mais aussi la longévité des batteries.

Une batterie Li-ion utilisée dans les applications actuelles voit ses caractéristiques internes diminuées compte tenu de sa sollicitation et de son vieillissement calendaire (i.e. même non sollicitée, une batterie perd petit à petit ses capacités au cours du temps[98]). De nombreux paramètres accélèrent la dégradation des performances des batteries Li-ion et la littérature met en évidence l'influence de premier ordre de la température sur cette dégradation prématurée. Les travaux présentés se sont donc naturellement portés vers l'amélioration de la connaissance et la maîtrise de la température de la batterie. Améliorer cette connaissance abonde d'avantages : maîtrise de la performance, maîtrise de la disponibilité, augmentation de la longévité, amélioration de la connaissance des paramètres internes, perfectionnement de la sécurité.

Cette amélioration représente un défi technologique considérable dans le domaine de l'observation. En effet, pour des raisons de processus de fabrication, la mesure de température ne peut être ni au cœur des réactions, ni proche des cellules composant la batterie. Il est donc nécessaire de recourir à des capteurs logiciels qui, à partir d'un modèle interne et d'une mesure, estiment un paramètre choisi. Le système étudié est un système linéaire à paramètres variants dont la théorie d'observateurs polytopiques sied parfaitement. L'utilisation de cette température reconstruite par observation permet d'envisager des stratégies respectueuses de la batterie, participant ainsi à la réduction des coûts d'amortissement du véhicule.

5.2 Vieillessement de la batterie SOH

Cette section traite du vieillissement de la batterie, de ses causes et conséquences. L'étude et la recherche sur le vieillissement des batteries Li-ion sont récentes et encouragées par l'industrie automobile qui se positionne sur un marché durable. L'utilisation des batteries Li-ion dans les applications de PC portable, téléphone et outils électroniques est moins exigeante en terme de vieillissement au regard de la fréquence de renouvellement de ces produits.

Le processus de vieillissement est très complexe et de nombreux facteurs y interviennent [43]. Maîtriser le vieillissement est très certainement la clef du succès de la pérennité des véhicules hybrides et véhicules électriques. Dans cette étude un point particulier est porté sur l'influence de la température sur le vieillissement des batteries Li-ion. Ce choix est justifié par l'influence néfaste de première ampleur de ce paramètre. De plus, il est possible d'agir sur la température de la batterie via l'exploitation intelligente des degrés de libertés offerts par l'hybridation des véhicules.

5.2.1 Qu'est ce que le vieillissement ?

Le vieillissement de la batterie se caractérise essentiellement par deux facteurs qui sont : la perte de capacité et l'augmentation de sa résistivité électrique. La perte de capacité est une perte d'énergie pure qui influence directement l'autonomie du véhicule, tandis que l'augmentation de l'impédance se traduit par une perte de puissance. Le calculateur, gestionnaire de la batterie, fournit généralement une information sur l'état de vieillissement de la batterie par un nombre adimensionnel SOH (State of Health) représentatif de l'état de santé de la batterie[82].

5.2.1.1 Principe du vieillissement

Les mécanismes de vieillissement interviennent séparément et différemment à la cathode et à l'anode[119][22]. Il faut donc les traiter séparément. L'influence de l'électrolyte et du séparateur intervient essentiellement dans l'interaction avec les électrodes et sont donc traités dans les sections correspondantes. Il existe un grand nombre de chimies possibles pour réaliser des cellules Li-ion amenant chacune des avantages, des inconvénients et des processus de vieillissement propre. C'est pourquoi, cette section doit être perçue comme un survol non exhaustif de la littérature et des connaissances de ce domaine.

5.2.1.1.1 Vieillessement de l'anode Le principal matériau utilisé dans l'anode est le carbone sous forme de graphite. La majorité de la littérature s'accorde sur le fait que le changement de l'interface entre l'anode et l'électrolyte est responsable du vieillissement des électrodes en carbone [119][22]. Lors de la première utilisation d'une batterie, les produits de la décomposition forment une couche protectrice solide SEI (Solid Electrolyte Interface) entre

l'anode et l'électrolyte (FIGURE 5.1). L'épaisseur et la composition de cette

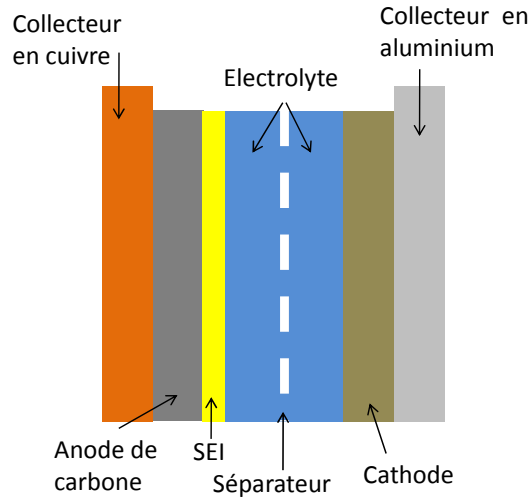


FIGURE 5.1 – Composition élémentaire d'une cellule Li-ion

couche évolue au cours du temps et des sollicitations modifiant la perméabilité et l'accessibilité des cations de lithium. L'épaisseur de cette membrane augmente l'impédance de la cellule [99]. Cette couche est relativement stable protégeant ainsi l'anode du vieillissement comparativement à la cathode[119]. La variation de volume liée à l'insertion/désinsertion des cations de lithium induit un stress mécanique pouvant endommager le SEI[18][110] (FIGURE 5.2).

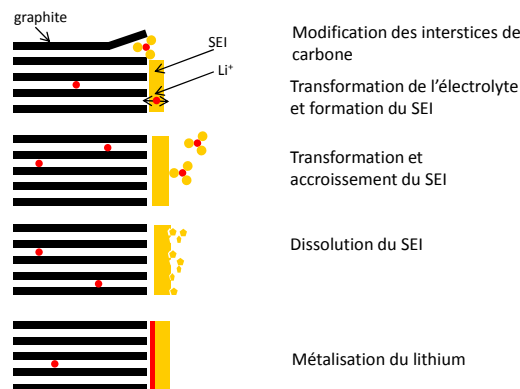


FIGURE 5.2 – Modification de l'interface anode électrolyte issue de [119]

5.2.1.1.2 Vieillissement de la cathode La cathode est généralement composée d'un oxyde métallique de lithium comme les oxydes de lithium

manganèse (LiMn_2O_4) ou les compositions d'oxydes de lithium nikel cobalt ($\text{LiCo}_{1-x}\text{Ni}_x\text{O}_2$). Les sources de vieillissement sont multiples et sont étroitement liées à la chimie utilisée, néanmoins les grands principes suivants sont communs :

- La dissolution de la matière active de la cathode, ce qui crée une perte de capacité côté cathode, la matière dissoute étant irréversiblement perdue.
- Les ions (manganèse, cobalt, nikel...) dissous migrent vers l'anode, s'insèrent dans la SEI, ce qui augmente la conductivité électronique de la SEI (normalement isolante électroniquement). Lors de la charge, des électrons peuvent alors traverser la SEI vers l'électrolyte pour réduire partiellement des ions Li^+ . Ces ions Li^+ perdus, initialement contenus dans la cathode, ne pourront plus participer à la charge ou décharge de la cellule, ce qui induit une perte de capacité.
- Des réactions parasites avec l'électrolyte conduisent à la formation d'une couche de passivation à la surface de l'électrode; les produits de décomposition de l'électrolyte pénètrent alors dans les pores d'électrode, réduisant la surface active et par conséquent sa capacité. La matière initialement active se retrouve isolée par une couche de faible conductivité électronique et ionique et ne pourra plus participer aux réactions électrochimiques d'intercalation / desintercalation de Li^+ , ce qui induit donc une diminution de la capacité de la cellule.

Les principes de vieillissement étant liés à la chimie utilisée, il est nécessaire de les dissocier :

- Pour les oxydes lamellaires composés de plusieurs couches d'ions lithium dans un environnement oxygéné et de métaux (Co,Ni,Mn), le lecteur intéressé par le vieillissement spécifique à cette chimie peut se référer à [22][119][123][126][1].
- Pour les oxydes de type spinelle plus complexes, le lecteur peut se référer à [22][119][123][49].
- Les structures cristallines de type phosphate de fer sont très stables [43].

5.2.2 Quels sont les facteurs de vieillissement ?

Il existe un grand nombre de facteurs de vieillissement souvent corrélés. Il est donc difficile d'établir l'influence de chaque paramètre indépendamment les uns des autres. Les facteurs présentés ci-dessous sont souvent étudiés dans la littérature comme étant les principales sources de vieillissement.

5.2.2.1 La température

Une température élevée augmente la cinétique des réactions chimiques. Il est intéressant, d'un point de vue de la performance de la batterie, de fonctionner dans des conditions de température élevée. Malheureusement, ce qui vaut pour les réactions désirées, s'applique aussi aux réactions non désirées [49]. Une température de cellule élevée accentue les phénomènes d'oxydation de l'électrolyte par la cathode, augmente la dissolution de la SEI à l'anode [7][8] et favorise la corrosion. Pour les oxydes métalliques de type spinelle, la cause de vieillissement la plus significative est la dissolution du matériau à haute température [43] [4].

5.2.2.2 L'état de charge

L'état de charge élevé, image d'un taux d'espèce ionique important au niveau des électrodes, perturbe et favorise les réactions secondaires indésirables [60]. De plus, la variation d'état de charge induit une modification du volume des électrodes, ce qui ajoute des contraintes mécaniques importantes pouvant modifier physiquement les matériaux.

5.2.2.3 Les profondeurs de charge/décharge (DOD Depth of Discharge/ DOC Depth of charge)

Plus le courant prélevé ou restitué à la batterie est important, plus les réactions indésirables sont importantes. De plus, la durée pendant laquelle le courant est appliqué influence le vieillissement[3].

5.2.2.4 Les autres facteurs

Le vieillissement de la batterie est un cercle vicieux car, plus la batterie vieillit, plus les phénomènes de vieillissement sont accélérés. D'autres facteurs, de moindre importance, influencent aussi le vieillissement. Ces facteurs peuvent

être présents dans une application automobile comme les vibrations, l'humidité etc.

5.2.2.5 Pertinence de travailler sur la température pour réduire le vieillissement

La littérature est unanime sur le fait que la température est un facteur prépondérant de vieillissement. Que ce soit à l'anode, à la cathode où dans l'électrolyte, les températures élevées accélèrent les processus de vieillissement. Il est donc intéressant d'agir, autant que faire se peut, pour limiter l'élévation de température. C'est un critère qui peut être intégré dans le critère d'optimisation d'une loi de gestion d'énergie pour véhicule hybride. De ce fait, les travaux menés pour améliorer la longévité de la batterie se sont portés sur l'amélioration des conditions de température des cellules.

5.2.2.6 Principe d'estimation du vieillissement

Les principales conclusions et estimations du vieillissement présentées dans la littérature sont étudiées à partir de l'analyse physico-chimique d'une cellule. Ces résultats nécessitent généralement une troisième électrode neutre ainsi que l'ouverture des cellules pour l'analyse. Ces essais sont donc destructifs. Il est impensable d'utiliser ce type de méthode pour indiquer le vieillissement d'une batterie sur véhicule. L'indicateur de vieillissement peut s'estimer en fonction d'un modèle de vieillissement[82] recalé par une mesure d'impédance statique ou mieux par une mesure d'impédance dynamique via la spectroscopie d'impédance.

5.2.2.6.1 Spectroscopie d'impédance La spectroscopie d'impédance est une méthode expérimentale pour caractériser un système électrochimique [17] [70]. Cette technique mesure l'impédance et donc la réponse fréquentielle de la cellule sur une plage de sollicitation en fréquence. Les résultats sont souvent présentés sous la forme d'un diagramme de Nyquist (FIGURE 5.3). La forme de la réponse et donc l'impédance de la cellule sont fortement corrélées au vieillissement de la batterie. Il est même possible de relier certaines réponses à un type de vieillissement et donc de mieux estimer l'état de santé de la batterie. Cette technique, bien que non destructive, nécessite d'étudier la batterie sur une grande plage de fréquences et de pouvoir analyser les résultats. C'est un réel défi que d'utiliser cette technique (même partiellement) dans une batterie

embarquée sur véhicule. En général, les indicateurs utilisent la mesure de la résistance statique pour recalibrer les modèles de vieillissement.

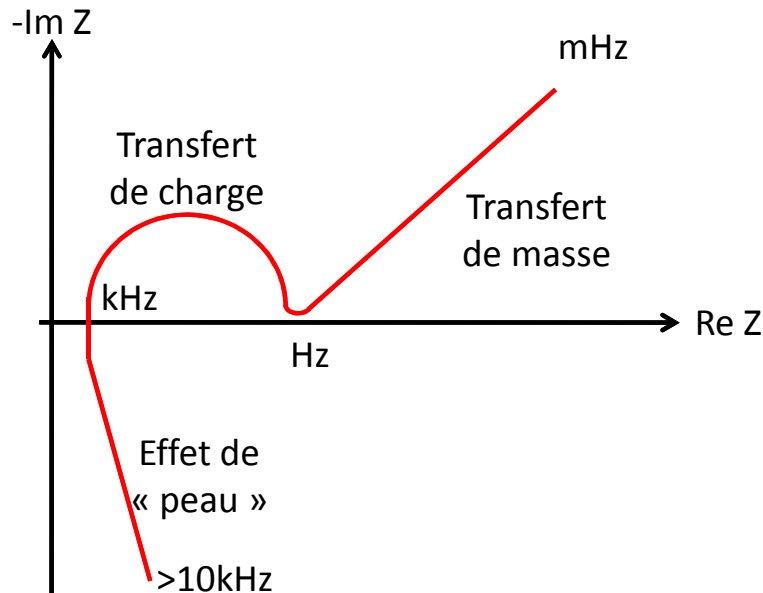


FIGURE 5.3 – Diagramme de Nyquist d'une batterie Acide plomb [66]

5.2.2.6.2 Modélisation Le principe consiste, à partir d'essais effectués sur un échantillon de cellules, à modéliser l'évolution de la capacité Q et de la résistance interne R comme une fonction de type $Q(t) = f_q(\sqrt{t})$, $R = f_r(\sqrt{t})$ [73][23][45][121]. Des coefficients dépendants de la température, de l'état de charge et du cyclage peuvent accélérer la fonction de vieillissement[29]. Le modèle est ensuite recalé régulièrement en fonction des mesures effectuées pour éviter que le modèle ne diverge. La recherche dans ce domaine est très active, les méthodes et les indicateurs évoluent sans cesse.

5.3 Température

5.3.1 Position du problème

Dans l'application du véhicule hybride rechargeable VELROUE présentée dans les chapitres 3 et 4, la batterie utilisée est une batterie formée de plusieurs modules (FIGURE 5.4) montés sous presse. Ces modules sont composés de

quatre cellules prismatiques. La température est mesurée par une thermistance montée, sur les véhicules, dans un interstice du module. La mesure est donc une image de la température de l'air emprisonné dans le module.

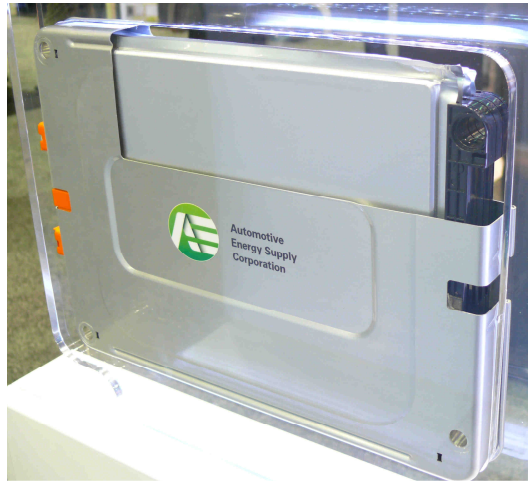


FIGURE 5.4 – Photographie d'une vue en coupe d'un module composant une batterie de traction pour véhicule hybride

5.3.1.1 Problématique

Les capteurs de températures, pour des raisons économiques et de processus, ne peuvent être placés plus près des cellules. Les informations relevées par ces capteurs ne sont pas suffisantes car ils perçoivent une information atténuée et décalée dans le temps. L'atténuation peut atteindre des dizaines de degrés pour des retards temporels très importants. Ceci mène à des stratégies de limitation de puissance très conservatives et ne permet pas de réadapter correctement l'estimation des paramètres internes en fonction de la température. Il est donc nécessaire de créer un capteur logiciel ou observateur pour tenter de connaître la température au plus proche de la cellule.

5.3.1.2 Modélisation en boucle ouverte

L'utilisation d'une modélisation des échanges thermiques pour un module permet de développer des observateurs capables d'estimer en ligne la température d'une cellule. Il est donc nécessaire d'établir un modèle simple fondé sur les équations de la physique des transferts thermiques [47] [86] [39].

5.3.1.2.1 Modèle thermique L'hypothèse principale consiste à supposer que la température d'une cellule est uniforme et échange par convection naturelle avec l'air emprisonné dans le module. Le thermistor utilisé en série sur les véhicules mesure cette température d'air. Le module est refroidi, par convection forcée ou non, suivant le choix de refroidissement du véhicule. L'ensemble des échanges thermiques modélisés au niveau d'un module est repris sur la FIGURE 5.5. Les différents états représentés par cette modélisation sont : la température de la cellule T_{cell} , la température du capteur T_{cap} (qui n'est autre que la température de l'air), la température de la paroi refroidie du module T_{par} ainsi que la résistance interne de la batterie R_{int} intervenant dans la production de chaleur par effet Joule. La modélisation de la température

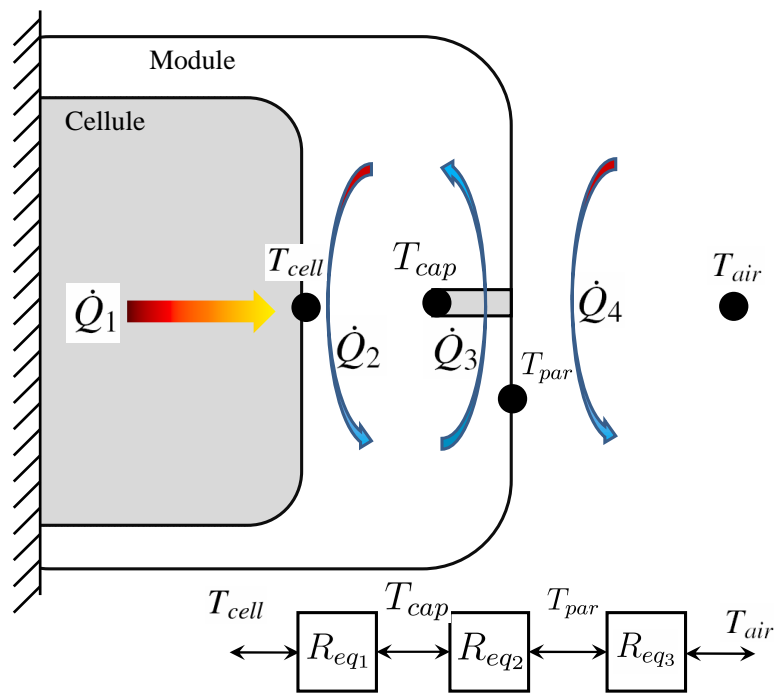


FIGURE 5.5 – Modèle de type mur semi-infini pour modéliser les échanges thermiques au niveau d'un module.

de la cellule est fondée sur le bilan des flux de chaleur [53][94]. La génération de chaleur est essentiellement due à l'effet Joule, la réaction chimique génère aussi de la chaleur mais dans des proportions moindres. La chaleur dégagée par la réaction peut être calculée à partir de la variation d'entropie [91] [104] [114]. Pour l'application de l'observateur, seul l'effet Joule sera modélisé. La chaleur dissipée est due à la convection avec l'air emprisonné à l'intérieur du

module. La température T_{cell} est calculée en intégrant la différence entre la chaleur produite Q_{in} et la chaleur dégagée Q_{out}

$$T_{cell} = \int_0^t \frac{\dot{Q}_{in_1} - \dot{Q}_{out_1}}{C_{p_1}} dt,$$

avec C_{p_1} la capacité calorifique ($J.K^{-1}$). La chaleur produite est calculée par

$$\dot{Q}_{in_1} = R_{int} \cdot I_{bat}^2 + T_{cell} \cdot \Delta S \frac{1}{nF}.$$

ΔS représente la variation d'entropie, n le nombre de charges mises en jeu dans la réaction chimique et F la constante de Faraday. R représente la résistance interne de la batterie. Néanmoins, pour la chimie utilisée, il est montré dans [122] et confirmé par les mesures expérimentales que la chaleur dégagée par réaction chimique est très faible comparativement à la chaleur dégagée par effet Joule. De ce fait la chaleur produite est approchée par

$$\dot{Q}_{in_1} \approx R \cdot I_{bat}^2.$$

La chaleur dégagée Q_{out} est calculée par

$$\dot{Q}_{out_1} = \frac{T_{cell} - T_{cap}}{R_{eq_1}},$$

avec

$$R_{eq_1} = \frac{1}{h_1 \cdot A_1}.$$

A_1 représente la surface mouillée par le fluide refroidissant, h_1 le coefficient d'échange convectif qui peut être calculé de manière théorique à partir des nombres de Nusselts, Prandtl et Reynolds [27]. Dans l'application retenue, ce paramètre sera identifié à partir d'essais réalisés sur un module instrumenté. Au second nœud, la température de l'air à l'intérieur du module, mesurée par le capteur est modélisée par

$$T_{cap} = \int_0^t \frac{\dot{Q}_{in_2} - \dot{Q}_{out_2}}{C_{p_2}} dt,$$

avec

$$\dot{Q}_{in_2} = \frac{T_{cell} - T_{cap}}{R_{eq_1}}$$

et

$$\dot{Q}_{out_2} = \frac{T_{cap} - T_{par}}{R_{eq_2}}.$$

Pour le calcul du dernier nœud : la température de la paroi, la même méthode est utilisée

$$T_{par} = \int_0^t \frac{\dot{Q}_{in_3} - \dot{Q}_{out_3}}{C_{p_3}} dt,$$

avec

$$\dot{Q}_{in_3} = \frac{T_{cap} - T_{par}}{R_{eq_2}}$$

et

$$\dot{Q}_{out_3} = \frac{T_{par} - T_{air}}{R_{eq_3}},$$

avec T_{air} la température de l'air de refroidissement des modules. Cette température est renseignée par le système de refroidissement ainsi que la résistance équivalente R_{eq_3} suivant le débit d'air soufflé dans la batterie.

5.3.1.2.2 Mise sous forme d'état Cette modélisation thermique peut se mettre sous la forme d'un modèle d'état linéaire à paramètre variant de la forme $\mathbf{x} = A(\rho)\mathbf{x} + B\mathbf{u}$. Pour des raisons pratiques de notation et de facilité d'identification, l'ensemble des grandeurs physiques modélisant les échanges thermiques ont été regroupées sous la forme suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} k_1 = \frac{1}{C_{p_1}} \\ k_2 = \frac{1}{C_{p_2}} \\ k_3 = \frac{1}{C_{p_3}} \\ k_4 = \frac{1}{R_{eq_1}} \\ k_5 = \frac{1}{R_{eq_2}} \\ k_6 = \frac{1}{R_{eq_3}} \end{array} \right.$$

La dynamique de la résistance interne est supposée lente comparativement à la température. Dans ce cas le modèle thermique peut être mis sous la forme

$$\begin{cases} \dot{T}_{cell} &= k_1 \cdot R_{int} \cdot I_{bat}^2 - k_1 k_4 \cdot (T_{cell} - T_{cap}) \\ \dot{T}_{cap} &= k_2 k_4 \cdot (T_{cell} - T_{cap}) - k_2 k_5 \cdot (T_{cap} - T_{par}) \\ \dot{T}_{par} &= k_3 k_5 \cdot (T_{cap} - T_{par}) - k_3 k_6 \cdot (T_{par} - T_{air}) \\ \dot{R} &= 0. \end{cases}$$

Il y a donc 6 paramètres à identifier. Soit $\mathbf{x} = [T_{cell} T_{cap} T_{par} R_{int}]^T$, le modèle mis sous forme d'état Linéaire à Paramètres Variants LPV devient

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \begin{bmatrix} -k_1 k_4 & k_1 k_4 & 0 & k_1 \cdot I_{bat}^2(t) \\ k_2 k_4 & -k_2(k_4 + k_5) & k_2 k_5 & 0 \\ 0 & k_3 k_5 & -k_3(k_5 + k_6) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \mathbf{x} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ k_3 k_6 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot u \\ y &= [0 \ 1 \ 0 \ 0] \end{aligned}$$

avec $I_{bat}^2(t)$ le paramètre variant disponible par estimation et mesure.

En approchant $\dot{\mathbf{x}}(t)$ par la méthode d'Euler

$$\dot{\mathbf{x}}(t) \approx \frac{\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k}{t_s},$$

avec t_s la période d'échantillonnage le modèle discret est finalement obtenu

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = A(\rho_k) \mathbf{x}_k + B \mathbf{u}_k \\ \mathbf{y}_k = C \mathbf{x}_k, \end{cases} \quad (5.1)$$

avec

$$A = t_s A_c + I = \begin{bmatrix} 1 - (k_1 k_4) \cdot t_s & (k_1 k_4) \cdot t_s & 0 & k_1 \cdot t_s \cdot I_{bat}^2(k) \\ (k_2 k_4) \cdot t_s & 1 - t_s \cdot (k_2(k_4 + k_5)) & (k_2 k_5) \cdot t_s & 0 \\ 0 & (k_3 k_5) \cdot t_s & 1 - t_s \cdot (k_3(k_5 + k_6)) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$B = t_s \cdot B_c = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ t_s \cdot (k_3 k_6) \\ 0 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

5.3.1.2.3 Identification des paramètres Pour identifier les paramètres du modèle thermique proposé, un module expérimental a été introduit dans un pack de batterie. Ce module est équipé de cinq thermocouples placés entre chaque cellule, du capteur de température de série et d'un thermocouple placé sur la paroi (FIGURE 5.6). Le thermocouple placé au centre des cellules, représentant la température la plus chaude, est choisi pour représenter la température à estimer T_{cell} .

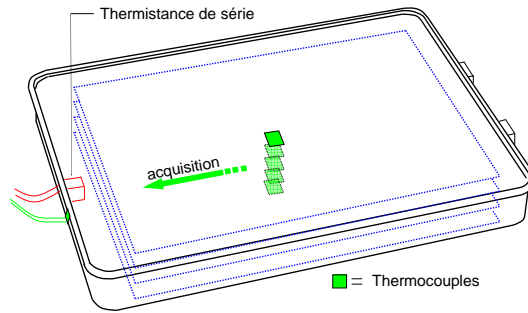


FIGURE 5.6 – Module équipé de thermocouples pour l'identification et la validation du modèle

Un algorithme d'optimisation, dit du simplex, a été utilisé pour trouver la valeur des paramètres $k_1, k_2, k_3, k_4, k_5, k_6$ qui minimise la somme des erreurs au carré entre le modèle et les valeurs mesurées lors de l'expérience. Les données d'identification sont représentées sur la FIGURE 5.7. Elle montre l'atténuation et le retard de la mesure effectuée par le capteur en série par rapport à la température réelle des cellules, ce qui justifie l'intérêt de l'observateur. Les paramètres suivants ont été trouvés $k_1 = 0.0008, k_2 = 0.4657, k_3 = 0.0041, k_4 = 1.1461, k_5 = 3.8434, k_6 = 0.3801$. Pour une période d'échantillonnage de $t_s = 0.1$ s, il vient pour le système (5.1) les matrices suivantes

$$A = \begin{bmatrix} 0.99908 & 9.169e^{-4} & 0 & 8e^{-4}I_{bat}^2(k) \\ 0.533738 & -1.32361 & 1.78987 & 0 \\ 0 & 0.01575 & 0.98268 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (5.2)$$

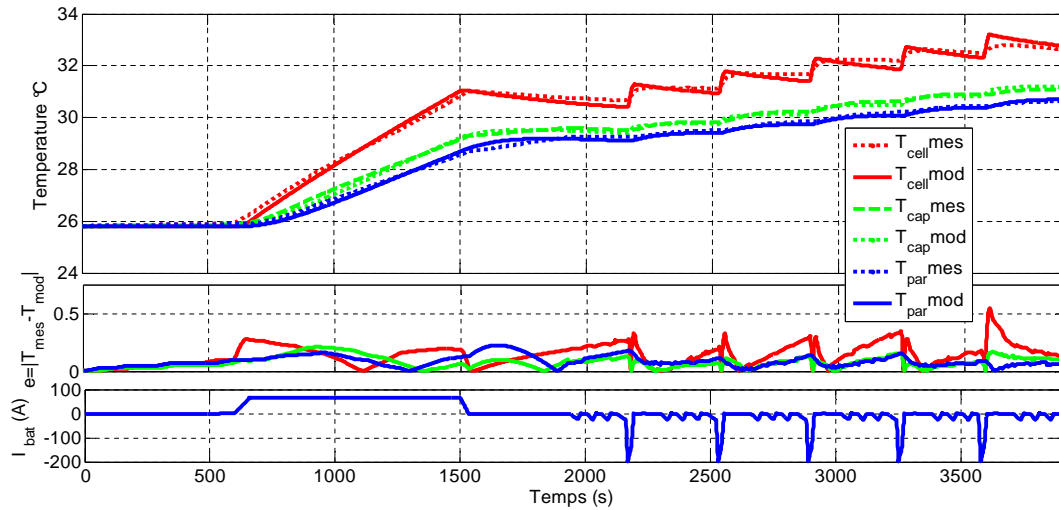


FIGURE 5.7 – Donnée d’identification du modèle thermique réalisée avec un module expérimental

$$B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0.001558 \\ 0 \end{bmatrix}, C = [0 \ 1 \ 0 \ 0]. \quad (5.3)$$

5.3.1.2.4 Observateur de température Le bouclage d’état se fait uniquement par la mesure de la thermistance. Il faut maintenant s’assurer que le système est observable. Si le courant n’est pas nul la matrice d’observabilité est de rang plein. Lorsque l’observateur est en fonctionnement, les relais de la batterie sont fermés, donc le courant de la batterie n’est pas nul (même s’il peut être très faible). Il est donc envisageable d’utiliser un observateur bouclé sur la mesure de température pour estimer une résistance interne de la batterie. L’observateur produit une estimation de l’état du système notée \hat{x} , cette

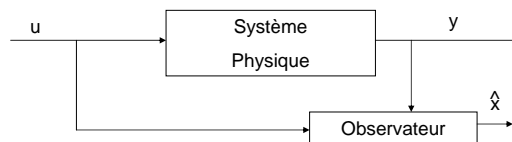


FIGURE 5.8 – Principe de l’observateur

estimation est calculée à l'aide d'une correction sur l'écart constaté à la sortie,

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + K(y - \hat{y}) \\ \hat{y} = C\hat{x}. \end{cases}$$

La matrice d'état A étant dépendante d'un paramètre variant, il est nécessaire de recourir à des observateurs prévus pour ce cadre. Un observateur de Kalman étendu n'assurant qu'une convergence locale, le choix s'est porté sur un observateur polytopique assurant une convergence polyquadratique globale. De plus, il est possible d'ajouter des contraintes rencontrées sur ce type d'application comme du bruit de mesure voire une incertitude sur le paramètre variant.

5.3.2 Théorie de l'observateur polytopique

Le lecteur désireux de connaître les aspects applicatifs et non intéressé par les aspects théoriques des observateurs polytopiques peut, s'il le souhaite, passer directement à la section 5.3.5

5.3.2.1 Notations et définitions

Norme $\|x\| = \sqrt{x^T x}$ correspond à la norme Euclidienne de x dans \mathbb{R}^q . Une fonction $\phi : \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}_+$ est de classe \mathcal{K} si elle est continue, strictement croissante et $\phi(0) = 0$. $\|x\| = \sqrt{x^T x}$ est la norme Euclidienne de x dans \mathbb{R}^n et $\|x\|_\infty$ la norme infinie définie par $\max_i |x^i|$. Pour une séquence $\{v_k\}$, la norme infinie $\sup_{k \in \mathbb{N}} \|v_k\|$ est notée $\|v\|_\infty$. Une fonction $\varphi : \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}_+$ est de classe \mathcal{K} si elle est continue, strictement croissante et $\varphi(0) = 0$, est de classe \mathcal{K}_∞ si en plus $\varphi(s) \rightarrow \infty$ quand $s \rightarrow \infty$. Une fonction $\beta : \mathbb{R}_+ \times \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}_+$ est de classe \mathcal{KL} si pour chaque $z \in \mathbb{R}_+$, $\beta(\cdot, z) \in (\mathcal{K})$ et pour chaque $y \in \mathbb{R}_+$, $\beta(y, \cdot)$ est décroissante et $\lim_{k \rightarrow \infty} \beta(z, y) = 0$.

Stabilité ISS (Input to State Stability) Soit un système non linéaire :

$$x_{k+1} = f(x_k, v_k, w_k)$$

où $x_k \in \mathbb{R}^n$ est l'état, $v_k \in \mathbb{R}^{d_v}$ une perturbation inconnue, $w_k \in \Xi$ est un paramètre incertain au temps discret $k \in \mathbb{N}$, $f : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^{d_v} \times \mathbb{R}^{d_w} \rightarrow \mathbb{R}^n$ une

fonction arbitraire non linéaire. Supposant que Ξ est un sous-ensemble de \mathbb{R}^{d_w} tel que $\Xi \subset \mathbb{R}^{d_w}$

Définition : Le système (5.3.2.1) est dit ISS si et seulement si il existe une fonction \mathcal{KL} $\beta : \mathbb{R}_+ \times \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}_+$ et une fonction \mathcal{K} γ , tel que pour tout état $x \in \mathbb{R}^n$, toute séquence $\{v_k\}$ et $\{w_k\}$ avec $w \in \Xi$ quelque soit $k \in \mathbb{N}$ l'inégalité suivante est respectée :

$$\|x_k\| \leq \beta(\|x, k\|) + \gamma(\|v\|_\infty)$$

Théorème 6. *Si il existe une fonction $V : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^{d_w} \rightarrow \mathbb{R}_+$ tel que pour tout $x \in \mathbb{R}^n$ et pour tout $w, w_1, w_2 \in \Xi$, il existe des fonctions $\mathcal{K}_\infty, \alpha_1, \alpha_2$, tel que*

$$\alpha_1(\|x\|) \leq V(x, w) \leq \alpha_2(\|x\|)$$

et qu'il existe une fonction $\mathcal{K}_\infty, \alpha_3$ et une fonction \mathcal{K}, σ tel que

$$V(f(x, w, v), w_2) - V(x, w_1) \leq -\alpha_3(\|x\|) + \sigma(\|v\|)$$

alors le système (5.3.2.1) est ISS de plus V est une fonction de Lyapunov-ISS.

5.3.2.1.1 systèmes polytopiques Soit un système discret linéaire à paramètres variants (LPV, Linear Parameter Variant) sous forme d'état et dans un contexte de bruits de mesure.

$$\begin{cases} x_{k+1} = A(\rho_k)x_k + Bu_k \\ y_k = Cx_k + Dv_k, \end{cases} \quad (5.4)$$

avec $x_k \in \mathbb{R}^n$ les états du système, $y_k \in \mathbb{R}^m$ les sorties, et les matrices $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B \in \mathbb{R}^{n \times r}$, $C \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $D \in \mathbb{R}^{m \times l}$. $u_k \in \mathbb{R}^r$ sont les entrées du système et $v_k \in \mathbb{R}^l$ sont les perturbations agissant uniquement sur les sorties du système à travers la matrice D . ρ_k représente le paramètre variant, il doit être borné et évolue dans une enveloppe convexe et peut être toujours inclus dans une polytope convexe \mathcal{D}_ρ admettant la décomposition polytopique

$$\rho_k = \sum_{i=1}^N \xi_k^i \theta_i. \quad (5.5)$$

Le vecteur ξ_k , dépendant du paramètre mesurable ρ_k , appartient à l'ensemble compact convexe Π :

$$\Pi = \left\{ \mu_k \in \mathbb{R}^N, \quad \mu_k = [\mu_k^1 \cdots \mu_k^N]^T, \quad \mu_k^i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^N \mu_k^i = 1 \right\}.$$

Comme Π est un espace convexe, l'ensemble des matrices θ_i , $i = 1, \dots, N$, définit une enveloppe convexe \mathcal{D}_ρ , aussi appelée polytope convexe, les matrices θ_i étant les sommets de \mathcal{D}_ρ . Comme la matrice $A(\rho_k)$ dépend linéairement de ρ_k , le système (5.4) est considéré comme polytopique [10] c'est-à-dire que la matrice d'état peut être écrite sous la forme d'une combinaison linéaire de sommets A_i :

$$A(\rho_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i(\rho_k) A_i,$$

le vecteur ξ_k dépendant du paramètre mesurable ρ_k et l'ensemble des matrices A_i , $i = 1, \dots, N$, définit une enveloppe convexe \mathcal{D}_A , aussi appelé polytope convexe, les matrices A_i étant les sommets de \mathcal{D}_A .

Dans cette section, la situation est telle qu'il n'existe pas d'incertitude sur le paramètre ρ_k tel que $\|\rho_k - \hat{\rho}_k\|_\infty < \Delta$. Pour reconstruire l'état x_k , l'observateur polytopique est proposé :

$$\begin{cases} \hat{x}_{k+1} = A(\rho_k)\hat{x}_k + Bu_k + L(\rho_k)(y_k - \hat{y}_k) \\ \hat{y}_k = C\hat{x}_k, \end{cases} \quad (5.6)$$

avec

$$A(\rho_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i(\rho_k) A_i$$

et $\xi_k^i \in \Pi$, $A_i \in \mathcal{D}_A$ définissant ainsi $A(\rho_k)$ dans un polytope convexe. L étant un gain variant au cours du temps défini par $L(\rho_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i(\rho_k) L_i$. Les L_i sont des gains constants à calculer.

Pour ce type d'observateur, dans les conditions décrites, l'erreur de re-

construction d'état $\epsilon_k \triangleq x_k - \hat{x}_k$ défini dans un domaine Ω est dictée par la dynamique suivante :

$$\begin{aligned}\epsilon_{k+1} &= x_{k+1} - \hat{x}_{k+1} \\ &= A(\rho_k)x_k + Bu_k - (A(\rho_k)\hat{x}_k + Bu_k + L(\rho_k)(y_k - \hat{y}_k)) \\ &= A(\rho_k)x_k - A(\rho_k)\hat{x}_k - L(\rho_k)C\epsilon_k - L(\rho_k)Dv_k \\ &= \mathcal{A}(\rho_k)\epsilon_k - L(\rho_k)Dv_k,\end{aligned}$$

où $\mathcal{A}(\rho_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i(\rho_k)(A_i - L_i C)$.

5.3.2.2 Observateur sans bruit et sans incertitude sur le paramètre variant avec stabilité quadratique

Dans le cas simple où $v_k = 0$, l'équation de la dynamique de l'erreur s'écrit donc sous la forme :

$$\epsilon_{k+1} = \mathcal{A}(\rho_k)\epsilon_k \quad (5.7)$$

Il vient le théorème suivant dans le cas où le gain de l'observateur est de la forme $L_k = P^{-1}R_k$ [10] :

Théorème 7. *Le système (5.7) est quadratiquement stable si et seulement si, il existe pour $i = 1, \dots, N$ des matrices R_i et une matrice symétrique $P > 0$ solutions de :*

$$\begin{bmatrix} P & (-PA_i + R_i C)^T \\ -PA_i + R_i C & P \end{bmatrix} > 0 \quad (5.8)$$

Démonstration. Définition : Une fonction de $V : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ est dite Lyapunov si elle vérifie les propriétés suivantes :

$$\begin{aligned}V &\text{est continue et possède des dérivées partielles continues} \\ V(0) &= 0 \quad \text{et} \quad V(\epsilon_k) > 0, \\ \Delta V(\epsilon_{k+1}, \epsilon_k) &= V(\epsilon_{k+1}) - V(\epsilon_k) < 0 \quad \forall \epsilon_k \in \Omega\end{aligned}$$

Théorème 8. *S'il existe une fonction de Lyapunov $V(\epsilon_k)$ définie sur Ω non bornée radialement telle que $\Delta V < 0 \forall \epsilon_k \neq 0$, alors 0 est un point d'équilibre globalement asymptotiquement stable.*

Soit $V(\epsilon_k) = \epsilon_k^T P \epsilon_k$ une fonction candidate Lyapunov avec P une matrice définie positive et symétrique. Il est aisé de vérifier les deux premières condi-

tions nécessaires pour être une fonction de Lyapunov, la dernière condition de décroissance sur les trajectoires se vérifie si :

$$\begin{aligned}\Delta V(\epsilon_{k+1}, \epsilon_k) &= V(\epsilon_{k+1}) - V(\epsilon_k) = \epsilon_{k+1}^T P \epsilon_{k+1} - \epsilon_k^T P \epsilon_k < 0, \forall \epsilon_k \neq 0 \\ &= \epsilon_k^T \mathcal{A}^T(\rho_k) P \mathcal{A}(\rho_k) \epsilon_k - \epsilon_k^T P \epsilon_k \\ &= \epsilon_k^T (\mathcal{A}^T(\rho_k) P \mathcal{A}(\rho_k) - P) \epsilon_k.\end{aligned}$$

Soit pour respecter cette décroissance :

$$\begin{aligned}\mathcal{A}^T(\rho_k) P \mathcal{A}(\rho_k) - P &< 0 \\ \Leftrightarrow -C^T L_k^T P L_k C + A_k^T P A_k - P &< 0.\end{aligned}$$

A l'aide du complément de Schur, l'équation précédente s'écrit sous la forme suivante :

$$\Leftrightarrow \begin{cases} \begin{bmatrix} P & (-P A_k + P L_k C)^T \\ -P A_k + P L_k C & P \end{bmatrix} > 0 \\ \text{ou } P > 0 \text{ et } P - (-P A_k + P K_k C)^T P^{-1} (-P A_k + P K_k C) > 0 \\ \text{ou } P > 0 \text{ et } P - (-P A_k + P K_k C)^T P^{-1} (-P A_k + P K_k C)^T > 0. \end{cases}$$

Soit en posant le gain de l'observateur $L_k = P^{-1} R_k$, il vient les inégalités matricielles (LMI, Linear Matrice Inequality)(5.8) garantissant la décroissance des trajectoires sur tout le domaine assurant ainsi la dénomination de fonction de Lyapunov à V , ce qui garantit par le Théorème 8 une stabilité asymptotique globale. \square

Remarque : Pour assurer la stabilité quadratique globale du système (5.7), il suffit de résoudre les inégalités matricielles (LMI) où P et R_i sont les inconnues.

Remarque : Cette méthode directe de Lyapunov est intéressante car elle assure une convergence globale indépendamment de ϵ_k , cependant cette approche ne tient pas compte des variations du paramètre ρ_k . Elle est donc conservatrice et restreint donc la classe des systèmes stabilisables. Une approche intégrant ces variations, tout en conservant la propriété de convergence globale, consiste à choisir une fonction de Lyapunov de type polyquadratique.

5.3.2.3 Observateur sans bruit et sans incertitude sur le paramètre variant avec stabilité polyquadratique

Cette section est inspirée de [34][35]. *Définition* : Le système considéré (5.7) est polyquadratiquement stable s'il existe une fonction de Lyapunov $V(\epsilon_k, \rho_k)$ dont la différence :

$$\Delta V(\epsilon_k, \rho_k) = V(\epsilon_{k+1}, \rho_{k+1}) - V(\epsilon_k, \rho_k)$$

est strictement négative (assurant une décroissance le long des trajectoires).

Théorème 9. *Le Système (5.7) est dit polyquadratiquement stable si et seulement si, il existe des matrices symétriques définies positives S_i, S_j, G_i de dimension appropriée telles que pour tout $(i, j) \in \{1, \dots, N\} \times \{1, \dots, N\}$:*

$$\begin{bmatrix} G_i + G_i^T - S_i & G_i^T A_i - F_i^T C \\ A_i^T G_i - C^T F_i & S_j \end{bmatrix} > 0, \quad (5.9)$$

$$L(\rho_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i L_i, \text{ avec } L_i = (G_i^T)^{-1} F_i^T. \quad (5.10)$$

Démonstration. La nécessité se montre en supposant que (5.9) est faisable, de ce fait

$$G_i + G_i^T - S_i > 0.$$

Donc, G_i est de rang plein et comme S_i est définie strictement positive il vient :

$$(S_i - G_i)^T S_i^{-1} (S_i - G_i) \geq 0,$$

ce qui est équivalent à :

$$G_i^T S_i^{-1} G_i \geq G_i^T + G_i - S_i,$$

satisfaisant (5.9) :

$$\begin{bmatrix} G_i^T S_i^{-1} G_i & G_i^T A_i - F_i^T C \\ A_i^T G_i - C^T F_i & S_j \end{bmatrix} > 0,$$

ce qui équivaut à :

$$\begin{bmatrix} G_i^T & 0 \\ 0 & S_j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_i^{-1} & A_i - (G_i^T)^{-1} F_i^T C S_j^{-1} \\ S_j^{-1} (A_i^T - G_i^{-1} C^T F_i) & S_j^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} G_i & 0 \\ 0 & S_j \end{bmatrix} > 0.$$

En posant $P_i = S_i^{-1}$ et $P_j = S_j^{-1}$ il vient

$$\begin{bmatrix} P_i & A_i - (G_i^T)^{-1} F_i^T C S_j^{-1} \\ P_j (A_i^T - G_i^{-1} C^T F_i) & P_j \end{bmatrix} = Q_{ij} > 0.$$

En multipliant cette matrice par la somme des ξ_i et ξ_j

$$\sum_{i=1}^N \xi_i(k) \left(\sum_{j=1}^N \xi_j(k) P_i Q_{ij}(k) \right) = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^N \xi_j(k) P_j & \sum_{i=1}^N \xi_i(k) A_i - (G_i^T)^{-1} F_i^T C \sum_{j=1}^N \xi_j(k) P_j \\ \sum_{j=1}^N \xi_j(k) P_j \sum_{i=1}^N \xi_i(k) A_i^T - G_i^{-1} C^T F_i & \sum_{j=1}^N \xi_j(k) P_j \end{bmatrix}$$

soit à l'aide du complément de Schur :

$$(A_i - G_i^{-1} F_i C)^T \mathcal{P}_+ (A_i - G_i^{-1} F_i C) - \mathcal{P} < 0,$$

avec $\mathcal{P} = \sum_{i=1}^N \xi_i(k) P_i$ et $\mathcal{P}_+ = \sum_{i=1}^N \xi_i(k+1) P_i = \sum_{j=1}^N \xi_j(k) P_j$.

Si l'on considère une fonction candidate Lyapunov de la forme $V(\epsilon_k, \rho_k) = \epsilon_k^T \mathcal{P}(\rho_k) \epsilon_k$, avec $\mathcal{P}(\rho_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i(\rho_k) P_i$, la différence (5.3.2.3) s'écrit sous la forme :

$$\begin{aligned} \Delta V(\epsilon_k, \rho_k) &= V(\epsilon_{k+1}, \rho_{k+1}) - V(\epsilon_k, \rho_k) \\ &= \epsilon_{k+1}^T \mathcal{P}(\rho_{k+1}) \epsilon_k - \epsilon_k^T \mathcal{P}(\rho_k) \epsilon_k \\ &= \epsilon_k^T \left[(A_i - G_i^{-1} F_i C)^T \mathcal{P}_+ (A_i - G_i^{-1} F_i C) - \mathcal{P} \right] \epsilon_k, \end{aligned}$$

montrant ainsi que cette différence est négative du fait de la positivité de la matrice Q_{ij} et des paramètres $\left(\xi_i \geq 0, \sum_{i=1}^N \xi^i = 1 \right)$.

Pour montrer la nécessité, il faut considérer la différence (5.3.2.3) comme négative. De ce fait :

$$P_i - \mathcal{A}_i^T P_j \mathcal{A}_i > 0.$$

En utilisant le complément de Schur il vient :

$$S_j - \mathcal{A}_i^T S_i \mathcal{A}_i.$$

Soit $G_i = S_i + g_i \mathbf{I}$ avec g_i un scalaire positif. Il existe un g_i suffisamment petit tel que :

$$g_i^2 (S_i + 2g_i \mathbf{I}) > \mathcal{A}_i^T T_{ij}^{-1} \mathcal{A}_i,$$

ce qui est équivalent par le complément de Schur à :

$$\begin{bmatrix} S_i + 2g_i \mathbf{I} & -g_i \mathcal{A}_i^T \\ -\mathcal{A}_i g_i & T_{ij} \end{bmatrix} > 0$$

ce qui n'est autre que :

$$\begin{bmatrix} G_i + G_i^T - S_i & S_i \mathcal{A}_i^T - G_i \mathcal{A}_i^T \\ \mathcal{A}_i S_i - \mathcal{A}_i G_i & S_j - \mathcal{A}_i S_i \mathcal{A}_i^T \end{bmatrix} > 0.$$

Pour finir, il faut remarquer que la dernière LMI est équivalente à :

$$\begin{bmatrix} I & 0 \\ -\mathcal{A}_i & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} G_i + G_i^T - S_i & G_i \mathcal{A}_i^T \\ \mathcal{A}_i G_i & S_j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & -\mathcal{A}_i^T \\ 0 & I \end{bmatrix} > 0,$$

parachevant ainsi la démonstration de la nécessité. Il a été montré que les LMI impliquent une fonction de Lyapunov strictement décroissante sur les trajectoires et que si la fonction de Lyapunov est strictement décroissante sur les trajectoires cela implique les LMI. \square

5.3.3 Observateur avec bruit avec stabilité polyquadratique

Sur l'application de la température batterie, la mesure n'est pas parfaite. En prenant en compte le bruit lié à la mesure il est possible de proposer des observateurs assurant la stabilité poly-quadratique. Cette section s'inspire des travaux [80] sur l'observateur à entrées inconnues appliqué à des systèmes chaotiques. Soit la borne supérieure σ du gain de \mathcal{L}_2 comme un scalaire vérifiant :

$$\sup_{\|v\|_2 \neq 0} \frac{\|z\|_2}{\|v\|_2} < \sigma \quad (5.11)$$

avec $z_k = \tilde{C}\epsilon_k$. En prenant en compte maintenant le cas $v_k \neq 0$, il vient le théorème suivant :

Théorème 10. *La stabilité globale de l'observateur (5.6) avec $v_k \neq 0$ est assurée si il existe des matrices symétriques P_i et des matrices G_i et F_i , tel que pour $(i, j) \in \{1 \dots N\} \times \{1 \dots N\}$, les inégalités matricielles suivantes sont faisables.*

$$\begin{bmatrix} P_i & \mathbf{0} & (G_i A_i - F_i C)^T & \tilde{C}^T \\ \mathbf{0} & \sigma \mathbf{1} & (-F_i D)^T & \mathbf{0} \\ G_i A_i - F_i C & -F_i D & G_i + G_i^T - P_j & \mathbf{0} \\ \tilde{C} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \sigma \mathbf{1} \end{bmatrix} > 0 \quad (5.12)$$

avec le gain d'observation variable

$$L(\rho_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i L_i, \text{ avec } L_i = (G_i)^{-1} F_i \quad (5.13)$$

et, en remplaçant les matrices F_i par F et G_i par G dans (??), le gain constant L est donné

$$L = G^{-1} F. \quad (5.14)$$

Démonstration. Soient les matrices \mathbb{G}_i , \mathbb{P}_i et \mathbb{M}_i :

$$\begin{aligned} \mathbb{G}_i &= \begin{bmatrix} G_i & 0 \\ 0 & \sigma \mathbf{1} \end{bmatrix} \\ \mathbb{P}_i &= \begin{bmatrix} P_i & 0 \\ 0 & \sigma \mathbf{1} \end{bmatrix} \\ \mathbb{M}_i &= \begin{bmatrix} A_i - L_i C & -L_i D \\ \sigma^{-1} \tilde{C} & 0 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

L'équation (5.12) peut être réécrite sous la forme :

$$\begin{bmatrix} \mathbb{P}_i & (\mathbb{G}_i \mathbb{M}_i)^T \\ \mathbb{G}_i \mathbb{M}_i & \mathbb{G}_i + \mathbb{G}_i^T - \mathbb{P}_j \end{bmatrix} > 0.$$

Comme \mathbb{P}_i est strictement positive, alors :

$$\mathbb{G}_i \mathbb{P}_j^{-1} \mathbb{G}_i^T \geq \mathbb{G}_i + \mathbb{G}_i^T - \mathbb{P}_j$$

et donc :

$$\begin{bmatrix} \mathbb{P}_i & (\mathbb{G}_i \mathbb{M}_i)^T \\ \mathbb{G}_i \mathbb{M}_i & \mathbb{G}_i \mathbb{P}_j^{-1} \mathbb{G}_i^T \end{bmatrix} > 0$$

Cette inégalité est identique à :

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \mathbb{G}_i \mathbb{P}_j^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbb{P}_i & (\mathbb{P}_j \mathbb{M}_i)^T \\ \mathbb{P}_j \mathbb{M}_i & \mathbb{P}_j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & (\mathbb{G}_i \mathbb{P}_j^{-1})^T \end{bmatrix} > 0$$

et donc :

$$\begin{bmatrix} \mathbb{P}_i & (\mathbb{P}_j \mathbb{M}_i)^T \\ \mathbb{P}_j \mathbb{M}_i & \mathbb{P}_j \end{bmatrix} > 0 \quad (5.15)$$

puisque \mathbb{G}_i et \mathbb{P}_j sont des matrices de plein rang. Enfin, pour chaque $i = 1 \dots N$, il faut multiplier les correspondants $j = 1 \dots N$ inégalités (5.15) par ξ_{k+1}^j et puis sommer. Ensuite, pour chaque inégalité $i = 1 \dots N$, il faut multiplier par ξ_k^i et puis sommer encore. Il vient alors :

$$\begin{bmatrix} \mathbb{P}_k & (\mathbb{P}_{k+1} \mathbb{M})^T \\ \mathbb{P}_{k+1} \mathbb{M} & \mathbb{P}_{k+1} \end{bmatrix} > 0$$

avec $\mathbb{P}_k = \sum_{i=1}^N \xi_k^i \mathbb{P}_i$ et $\mathbb{P}_{k+1} = \sum_{i=1}^N \xi_{k+1}^i \mathbb{P}_i$. Avec le complément de Schur, il vient directement :

$$\mathbb{M}^T \mathbb{P}_{k+1} \mathbb{M} - \mathbb{P}_k < 0 \quad (5.16)$$

avec

$$\mathbb{P}_{k+1} = \begin{bmatrix} \mathcal{P}_{k+1} & 0 \\ 0 & \sigma \mathbf{1} \end{bmatrix}$$

$$\mathbb{P}_k = \begin{bmatrix} \mathcal{P}_k & 0 \\ 0 & \sigma \mathbf{1} \end{bmatrix}$$

$$\mathbb{M} = \begin{bmatrix} \mathcal{A} & \mathcal{B} \\ \sigma^{-1} \tilde{\mathcal{C}} & 0 \end{bmatrix}$$

et enfin $\mathcal{A} = \sum_{i=1}^N \xi_k^i (A_i - L_i C)$ et $\mathcal{B} = \sum_{i=1}^N \xi_k^i (-F_i D)$.

L'équation (5.16) peut alors être réécrite comme :

$$\begin{bmatrix} \mathcal{A}^T \mathcal{P}_{k+1} \mathcal{A} + \sigma^{-1} \tilde{\mathcal{C}}^T \tilde{\mathcal{C}} - \mathcal{P}_k & \mathcal{A}^T \mathcal{P}_{k+1} \mathcal{B} & 0 \\ \mathcal{B}^T \mathcal{P}_{k+1} \mathcal{A} & \mathcal{B}^T \mathcal{P}_{k+1} \mathcal{B} - \sigma \mathbf{1} & 0 \\ 0 & 0 & -\sigma \mathbf{1} \end{bmatrix}.$$

En multipliant à gauche et à droite respectivement par $[\epsilon_k \bar{v}_k]$ et sa transposée, il vient :

$$V(\epsilon_{k+1}, \xi_{k+1}) - V(\epsilon_k, \xi_k) + \sigma^{-1}(\tilde{C}\epsilon_k)^T(\tilde{C}\epsilon_k) - \sigma v_k^T v_k < 0.$$

En prenant l'équation précédente pour $k = 0 \dots N$ et en sommant, il vient :

$$V(\epsilon_{N+1}, \xi_{N+1}) + \sigma^{-1} \sum_{k=0}^N (\tilde{C}\epsilon_k)^T(\tilde{C}\epsilon_k) - \sigma \sum_{k=0}^N v_k^T v_k < 0.$$

Comme $V(\epsilon_{N+1}, \xi_{N+1}) = \epsilon_{N+1}^T \mathcal{P}_k \epsilon_{N+1} > 0$, alors :

$$\sigma^{-1} \sum_{k=0}^N (\tilde{C}\epsilon_k)^T(\tilde{C}\epsilon_k) < \sigma \sum_{k=0}^N v_k^T v_k$$

et quand N tend vers l'infini, cette relation est équivalente à (5.11). \square

5.3.4 Observateur sans bruit et paramètre incertain avec stabilité ISS

Si le paramètre est incertain il est possible d'assurer sa stabilité par un observateur spécialement conçu pour tenir compte de cette incertitude (Annexe D). Il n'a pas été étudié de façon expérimentale mais reste intéressant. Dans cette étude le bruit a été considéré comme plus important par rapport à l'incertitude du paramètre. L'idéal serait de trouver un observateur robuste aux bruits et aux incertitudes sur le paramètre variant.

5.3.5 Application à l'observation de la température d'une cellule

L'observateur avec bruit et stabilité polyquadratique présenté dans la section 5.3.3 est appliqué à l'estimation de la température des cellules d'un module. Le modèle thermique considéré est (5.1) avec (5.2) et (5.3). Dans un premier temps, la simulation numérique permet d'illustrer l'effet regrettable du bruit sur l'estimation de la température de la cellule et l'intérêt d'en tenir compte dans l'élaboration de l'observateur. Dans un deuxième temps l'observateur sera évalué sur des données réelles.

Dans le but de montrer la dynamique de la température, le modèle est simulé sans bruit. La FIGURE 5.9 montre l'évolution de la température lorsqu'un pic de courant de 100 A est appliqué pendant 100 secondes pour une température ambiante de $T_{air} = 30^\circ\text{C}$.

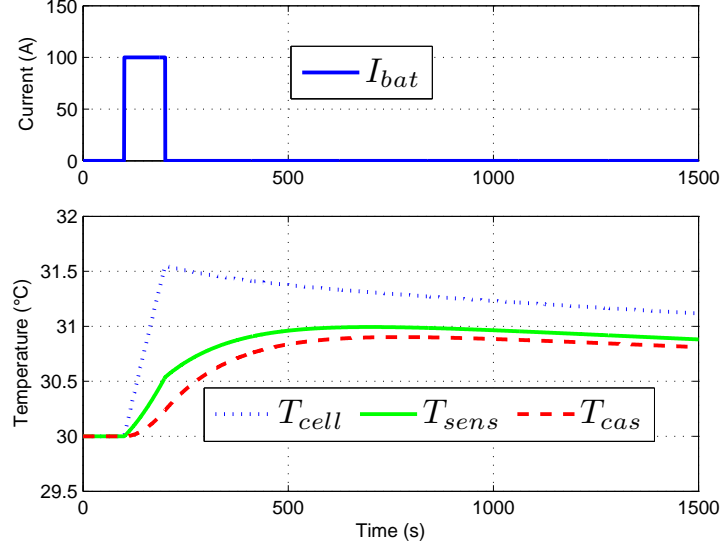


FIGURE 5.9 – Température de la batterie simulée sans bruit pour un pic de courant

L'observateur est ensuite simulé avec un bruit blanc d'écart type de 0.1°C (avec $D = 1$) ajouté à la température de l'air T_{sens} donnée par le thermistor.

La plage de variation du paramètre I_{bat} est comprise entre 0.5 et 400 A. Comme le paramètre variant est un scalaire $\rho_k = I_{bat}^2(k)$, la décomposition polytopique (5.5) est réduite au plus simple calcul. En effet, ρ_k évolue entre la valeur minimale ρ_{min} et la valeur maximale ρ_{max} qui sont les deux sommets θ_1 et θ_2 du polytope convexe \mathcal{D}_ρ . De ce fait (5.5) se transforme en $\rho_k = \xi_k^1 \rho_{min} + \xi_k^2 \rho_{max}$. Comme $\sum_{i=1}^N \xi_k^i = 1$, $\rho_k = \xi_k^1 \rho_{min} + (1 - \xi_k^1) \rho_{max}$, et (5.3.2.1.1) est réduit à $A(\rho_k) = \xi_k^1 A_1 + (1 - \xi_k^1) A_2$, ou A_1 et A_2 sont obtenues de A (5.2) en remplaçant $I_{bat}^2(k)$ par $\rho_{min} = 0.5^2$ et $\rho_{max} = 400^2$.

En appliquant le théorème 9 et en résolvant les LMI (5.9) avec la toolbox Yalmip (<http://control.ee.ethz.ch/~joloef/yalmip.php>), un gain variable (5.10) est obtenu, avec les gains $L_1 = [2.668 \ 0.10965 \ 0.016173 \ 0.013361]^T$,

$L_2 = [4.6073 \ 0.19689 \ 0.016001 \ 0.014834]^T$. Néanmoins, comme illustré dans la FIGURE 5.10, l'observateur retourne des résultats bruités.

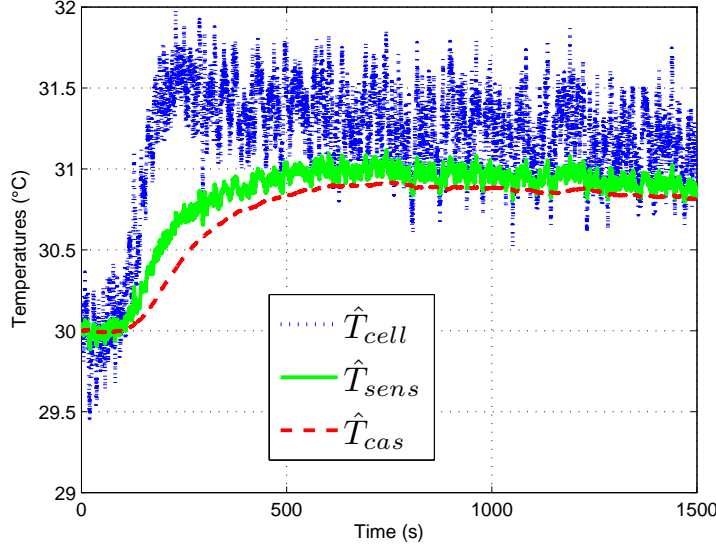


FIGURE 5.10 – Résultat de simulation avec bruit en utilisant 9

En utilisant maintenant le théorème 10 qui tient compte du bruit, avec pour (5.11), $\sigma = 10$ et $\tilde{C}(i, j) = 1$ si $i = j = 1$ et $\tilde{C}(i, j) = 0$, les gains suivants ont été obtenus $L_1 = [2.2878 \ 0.15906 \ 0.11734 \ 0.00048928]^T$, $L_2 = [2.2871 \ 0.13206 \ 0.11464 \ 0.00047127]^T$. Comme ces gains sont semblables, le théorème 10 est appliqué pour trouver un gain constant 5.14. Résoudre les LMI correspondantes pour $\sigma = 7.8$ et le même \tilde{C} , il vient $L = [2.2791 \ 0.14832 \ 0.11569 \ 0.00047539]^T$. Les résultats montrés dans les FIGURES 5.11a et 5.11b, sont obtenus dans les mêmes conditions que précédemment. Ces figures montrent que l'observateur, avec un gain constant, est adapté pour l'application étudiée. De plus, il est plus robuste aux bruits.

Cet observateur est maintenant appliqué sur des données réelles (FIGURE 5.12) qui comprennent une concaténation d'une sollicitation d'un roulage d'un véhicule électrique puis d'une recharge complète de la batterie. La FIGURE 5.13 montre que les températures T_{cap} et T_{par} sont très bien estimées et que la température des cellules T_{cell} est estimée avec une précision suffisante pour la reconstruction en temps réel et son utilisation pour gérer la température interne de la batterie.

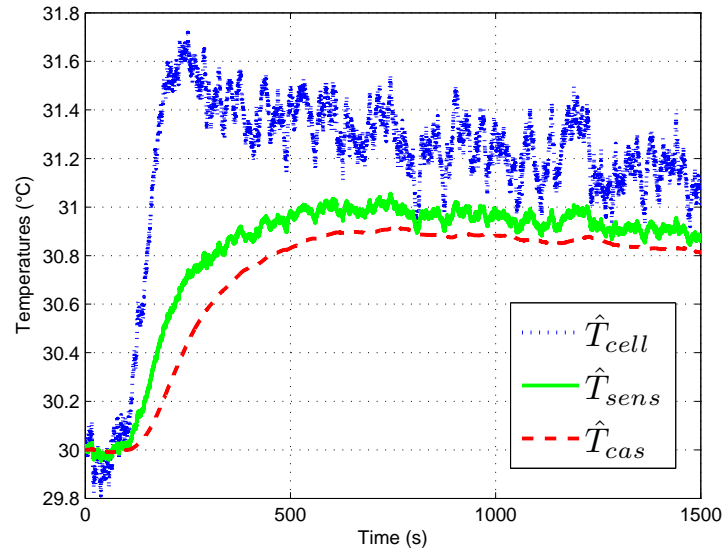
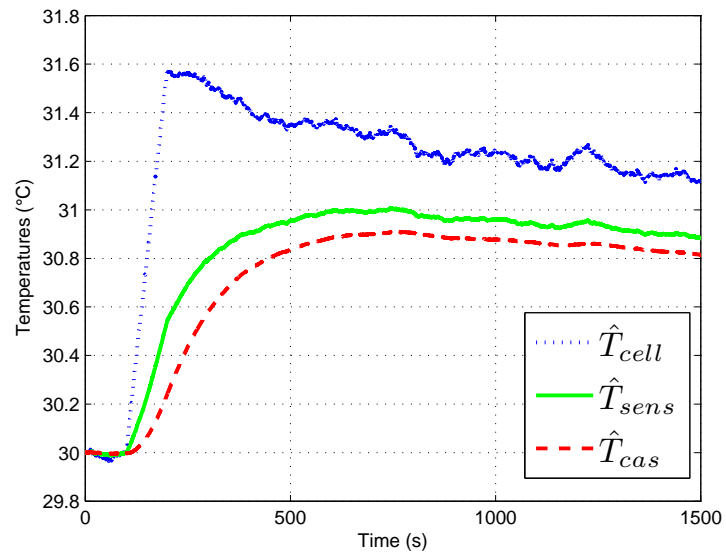
(a) Avec gain variable et $\sigma = 10$ (b) Avec gain constant et $\sigma = 7.8$

FIGURE 5.11 – Simulation avec bruits en utilisant le théorème 10

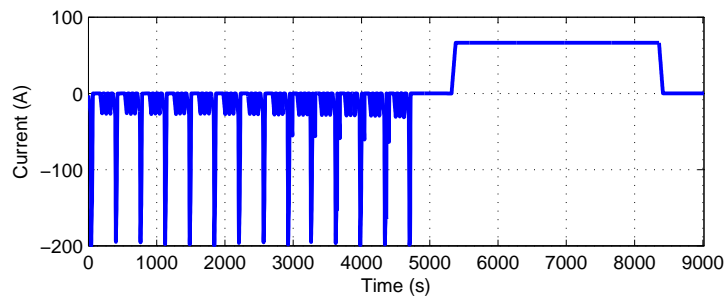


FIGURE 5.12 – Profil de courant pour les données de validation

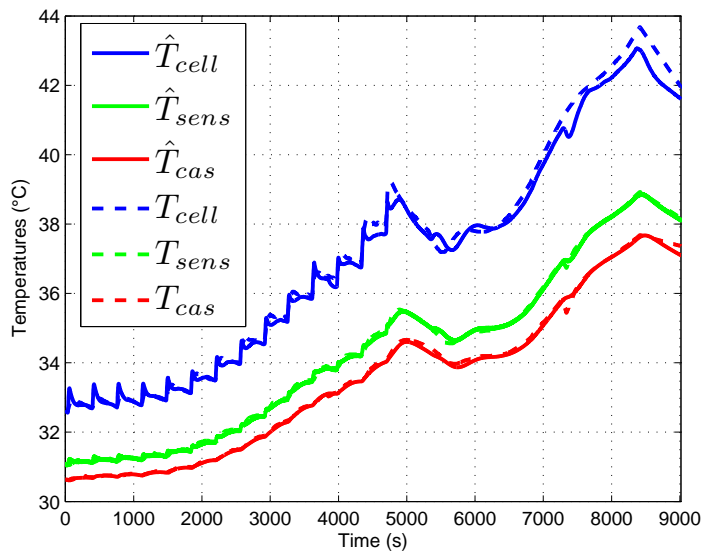


FIGURE 5.13 – Résultats de l'observateur sur des données réelles en utilisant le théorème 10 avec $\sigma = 7.8$ et un gain constant pour les températures

5.4 Implémentation de la stratégie respectueuse de la batterie

Comme évoqué dans la section 5.2.2, le vieillissement de la batterie est accéléré par une température élevée des cellules. En agissant sur la diminution de la température de la batterie, sa longévité est augmentée. La batterie chauffe essentiellement par effet Joule, il est donc possible d’agir en limitant le courant prélevé ou restitué à la batterie. Pour limiter l’effet Joule et le réchauffement de la batterie, la fonction coût instantanée du problème d’optimisation énergétique (1.4) est de la forme

$$L(\mathbf{u}) = \dot{m}_f(\mathbf{u}(t)) + \kappa(T_{cell})\dot{T}_{cell}, \quad (5.17)$$

où $\kappa(T_{cell})$ est un coefficient de pondération dépendant de la température de la batterie. Ce coefficient est dimensionné pour ne pas pénaliser la consommation dans la plage de fonctionnement nominal de température et pour privilégier des commandes qui refroidissent la batterie quand celle-ci est élevée et qui réchauffent la batterie quand elle est froide (FIGURE 5.14). Cette stratégie limite ainsi les effets néfastes des températures froides et élevées sur la batterie.

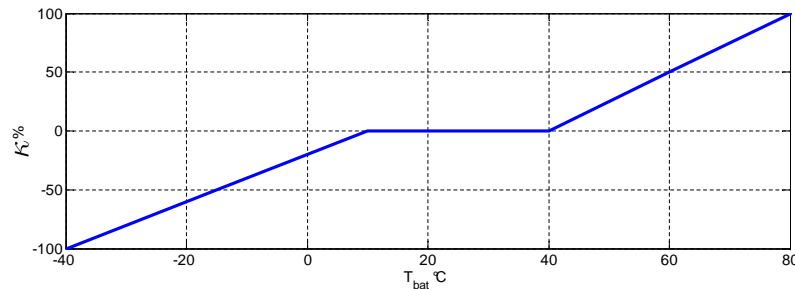


FIGURE 5.14 – Facteur de pondération κ en fonction de la température batterie T_{cell} intervenant dans la loi de gestion d’énergie respectueuse de la batterie

La variation de température \dot{T}_{cell} est estimée à l’aide d’un modèle global d’échange thermique au niveau du pack batterie [39]

$$\dot{T}_{cell}(\mathbf{u}) = \frac{RI_{bat}^2(\mathbf{u}) + ((-T_{cell} + T_{cap})/R_{eq})}{C_p}.$$

Ce modèle de variation de température sert à construire l’Hamiltonien équi-

valent du problème d'optimisation (1.4) avec une fonction coût instantanée du type (5.17). Les cartographies embarquées possèdent des nouvelles entrées, à savoir la température extérieure et la température interne estimées à l'aide de l'observateur de température. Cet observateur, développé précédemment, améliore la précision de la température interne. La pondération $\kappa(T_{cell})$ est donc utilisée à bon escient lorsque cela est réellement nécessaire. Lorsque la température est trop importante la stratégie sollicite moins la batterie mais cherche toujours un compromis intéressant entre échauffement et consommation. C'est une stratégie de limitation douce intervenant en aval des limitations imposées par la batterie.

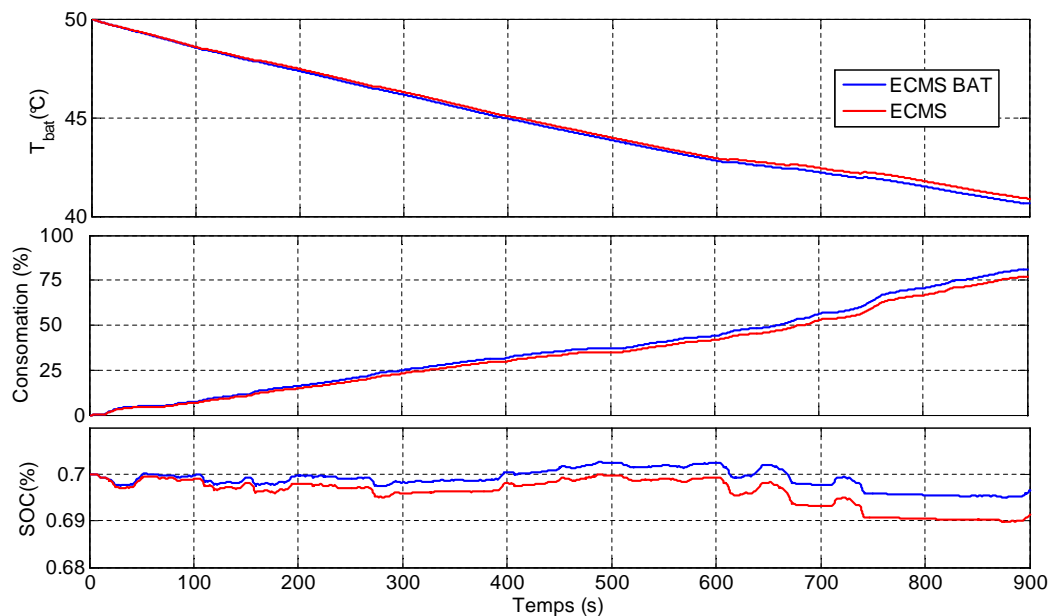


FIGURE 5.15 – Comparaison d'une stratégie ECMS classique avec la stratégie tenant compte du vieillissement de la batterie sur un cycle Artemis routier avec une température extérieure de 30°C et une température initiale de la batterie de 50°C

Les résultats montrent que la batterie est moins sollicitée, ce qui permet de la refroidir plus rapidement. Par exemple sur un cycle routier la différence de température moyenne de la batterie entre les deux stratégies est de 0,4°C (FIGURE 5.15). La surconsommation engendrée par cette stratégie est nulle dans les cas nominaux et très faible dans le cas de protection de la batterie. Dans l'exemple proposé, la surconsommation est de l'ordre de 0,3% en tenant compte de l'écart d'énergie contenue dans la batterie à la fin de la mis-

sion. La réduction de la température peut paraître faible mais il s'agit d'un investissement à long terme. En extrapolant, les résultats obtenus pour un conducteur roulant 80km par jour dans un pays chaud, la différence de température moyenne entre les deux stratégies serait de l'ordre du degré Celsius. Il est difficile d'évaluer quantitativement l'impact de cette stratégie sur le vieillissement. Il faudrait, pour cela, embarquer sur une flotte de véhicules^z les deux stratégies et comparer l'état de santé de la batterie et la consommation globale après plusieurs années de roulage.

5.5 Conclusions et perspectives

En améliorant la longévité d'une batterie de traction, la rentabilité économique d'un véhicule hybride est renforcée. C'est en travaillant dans cette direction que les véhicules hybrides pourront prendre une part croissante des véhicules de tourisme et participer à la réduction des émissions anthropiques de dioxyde de carbone dues au secteur du transport. Dans ce chapitre, l'étude bibliographique a montré que la température était un élément accélérant le vieillissement de la batterie. C'est pourquoi, une stratégie spécifique a été conçue pour diminuer les températures extrêmes infligées à une batterie au cours de sa vie. Cette stratégie montre des résultats très encourageants en diminuant de façon sensible la température moyenne d'une batterie lors d'un roulage. Cette stratégie ne serait pas aussi performante sans l'observateur de température spécifiquement conçu pour améliorer la précision de la mesure de température. En effet, pour des raisons de processus de fabrication, le capteur de température ne peut être placé au plus proche des réactions exothermiques et de ce fait l'information qu'il reçoit quant à la température chaude de la batterie est atténuée et retardée. L'observateur permet de palier cette défaillance de placement en estimant, à partir d'un modèle linéaire à paramètres variants fondé sur les équations d'échange thermique, la température chaude de la batterie. L'observateur proposé est de type polytopique assurant une convergence et une stabilité dans le cadre de bruits de mesures. Les résultats probants obtenus par cet observateur améliorent sensiblement la performance de la gestion d'énergie spécifiquement créée autour de la batterie. De plus, cet observateur laisse envisager de belles perspectives quant à son utilisation pour diagnostiquer des défaillances de la batterie.

z. Pour s'affranchir des dispersions à la sortie des chaînes de montage

Conclusion

Conscient que ses activités accentuent la concentration de dioxyde de carbone présent dans l'atmosphère, l'Homme cherche des solutions pour réduire ses émissions. Poussé par le protocole de Kyoto, le secteur du transport qui est un contributeur non négligeable aux émissions anthropiques de dioxyde de carbone, développe des moyens alternatifs. C'est dans ce sens, que les constructeurs automobiles, proposent des innovations répondant aux nouveaux enjeux écologiques de notre siècle.

Pour réduire les rejets liés au déplacement automobile du « puits aux kilomètres », il est possible d'améliorer le rendement sur trois postes de transformation énergétique : du « puits au réservoir », du « réservoir au véhicule » et du « véhicule aux kilomètres ». L'hybridation des véhicules, qui consiste à utiliser deux technologies différentes pour mouvoir le véhicule, améliore le rendement énergétique du « réservoir au véhicule ». En effet, le véhicule hybride possède plusieurs leviers pour consommer moins de carburant : la réduction de la cylindrée tout en conservant les performances d'un véhicule de cylindrée supérieure grâce à la fonction « boost », la possibilité de récupérer une partie de l'énergie cinétique du véhicule dans l'organe de stockage réversible, de couper le moteur pendant les phases où le véhicule est arrêté et la liberté de choisir la répartition des flux d'énergies pour réaliser le couple à la roue. C'est ce dernier avantage qui est exploité pour réduire la consommation des véhicules hybrides dans ce mémoire.

Pour se faire, le problème de gestion d'énergie du véhicule hybride a été formalisé à l'aide d'un modèle quasistatique du véhicule. Il a été étudié de manière théorique de façon à fournir des outils capables de construire la commande optimale minimisant la consommation sur un parcours donné. Deux algorithmes ont été développés pour répondre au problème d'optimisation énergétique :

Conclusion

la programmation dynamique et le principe du problème dual. Ces méthodes hors ligne fournissent la référence cible pour les stratégies embarquées dans les véhicules. Pour fournir une référence réaliste, il faut que la commande optimale soit embarquable, or les algorithmes hors ligne développés fournissent des commandes erratiques irréalisables en temps réel. C'est un problème connu mais très peu étudié dans le cadre de l'optimisation énergétique des véhicules hybrides. Pour résoudre ce problème, une méthode d'optimisation multi-critères hors ligne a été développée sans entraver la complexité de résolution.

L'étude théorique du problème d'optimisation énergétique est une étape primordiale pour formaliser les stratégies embarquées sur les véhicules. Dans ce mémoire, deux grandes stratégies en ligne ont été proposées et testées. La première repose sur le contrôle prédictif à base de modèle. Elle a été testée dans les conditions du temps réel sur une plate-forme numérique représentative du véhicule. Cette plate-forme a permis d'étudier la sensibilité de la taille de l'horizon de prédiction et de la capacité de la batterie sur la performance de la stratégie. La deuxième repose sur la théorie du problème dual et a été embarquée sur deux démonstrateurs : un véhicule hybride rechargeable et un mild-hybride. Pour ces deux stratégies, une attention particulière a été portée sur l'intégration de la gestion d'énergie dans une logique globale du pilotage du véhicule. Les premiers essais aux bancs de mesures montre l'efficacité de la stratégie pour réduire la consommation. La logique du pilotage du facteur d'équivalence a été conçu pour être robuste aux conditions rencontrés, son action feedforward premier garant de l'optimalité doit être mise au point pour s'adapter en temps réel à la façon de conduire.

Les hybrides rechargeables possèdent un potentiel électrochimique important, ce qui modifie légèrement l'approche de l'optimisation énergétique. En effet, ils ont une capacité de franchissement en mode tout électrique importante. Dans ce mémoire, des travaux ont été menés sur cette catégorie d'hybridation. Dans un premier temps, la notion d'énergie électrochimique a été redéfinie pour montrer la nécessité d'utiliser un état d'énergie en lieu et place d'un état de charge qui est usuellement utilisé dans les applications utilisant des batteries. Avec ce nouveau formalisme une stratégie spécifique et innovante a été proposée pour les véhicules hybrides rechargeables équipés d'un système de navigation. Elle repose sur trois grandes étapes : une prédiction

des futures conditions de roulage à partir des données télémétriques, d'une pré-optimisation macroscopique de la décharge optimale de la batterie en fonction de la prédiction et d'une optimisation en ligne respectant la trajectoire voulue par l'optimisation macroscopique. Les principes de cette stratégie laissent entrevoir de réels gains de consommation pour un usage client. Cette stratégie sera testée et validée sur le démonstrateur VELROUE dans un avenir proche.

Le principal frein au développement massif des véhicules hybrides est, de toute évidence, le surcoût engendré par l'augmentation des composants dans le véhicule. La batterie est sans conteste l'élément le plus cher et le plus délicat de l'électrification des véhicules. C'est pourquoi, dans ce mémoire, une étude a été menée pour prendre en compte la longévité de la batterie dans la gestion d'énergie. En augmentant la durée de vie de la batterie, le véhicule hybride deviendrait plus rentable et son développement en serait facilité. Une étude bibliographique sur le vieillissement de la batterie a montré que la température de la batterie était un facteur des plus influents sur la dégradation prématurée d'une batterie. C'est donc sur ce point que la stratégie s'est focalisée en ayant pour double objectif de diminuer la consommation d'énergie tout en limitant l'élévation de température de la batterie. A ce stade, la mesure de température embarquée sur les véhicules n'était pas suffisante. Pour des raisons de processus, il était impossible de placer des capteurs au cœur de la batterie. De ce fait, il a été nécessaire de reconstruire cette température à l'aide d'un observateur. Le système étant linéaire à paramètres variants, des techniques d'observation de type polytopiques ont été proposées pour garantir la convergence de l'estimation. Les résultats probants obtenus sur des données réelles par cet observateur sont une aubaine pour la performance de la stratégie à double objectif.

L'ensemble des stratégies développées au cours de ce mémoire favorise la rentabilité énergétique et économique des véhicules hybrides. Ces véhicules sont capables de réduire considérablement les émissions anthropiques de dioxyde de carbone. L'hybridation est une solution d'avenir à court et moyen terme pour répondre au grand enjeu de l'Homme moderne : réduire son impact sur la composition de l'atmosphère qui lui permet de vivre sur Terre.

Pour résumer les principales contributions de cette thèse sont les suivantes :

Conclusion

- Le développement de méthodes d'optimisation hors ligne pour évaluer la performance des stratégies embarquées. Une des méthodes a été présentée lors d'un congrès international avec comité de relecture [38] et la deuxième méthode annihilant les aspects erratiques de la commande optimale issue de la programmation dynamique a fait l'objet d'une publication dans un numéro spécial d'un journal international avec comité de relecture [40].
- La mise en application de la théorie d'optimisation dynamique sur deux démonstrateurs réels. Le modèle de batterie développé pour évaluer les stratégies de façon numérique a fait l'objet d'une présentation dans une conférence internationale [39].
- Le développement d'une stratégie prédictive à base de modèle présentée au congrès international de l'IFAC à Munich [37].
- Une stratégie inédite de gestion énergétique pour les véhicules hybrides rechargeables possédant un système de navigation. Cette stratégie fait l'objet d'un dépôt de brevet.
- La prise en compte du vieillissement de la batterie et le développement d'un observateur de température batterie. L'observateur a fait l'objet de trois brevets et d'une publication soumise dans un journal à comité de relecture [36].

Annexe A

Démonstration du principe de la programmation dynamique

Soient deux variables de contrôle $\mathbf{u} \in \mathcal{U}_t$ et $\mathbf{v} \in \mathcal{U}_s$ définies sur

$$\mathbf{w} \triangleq \mathbf{u}_{[t,s[} + \mathbf{v}_{[s,t_2[}.$$

Par la définition de $V(t, \mathbf{x}_t)$ (2.1) il vient

$$\begin{aligned} V(\mathbf{x}_t, t) &\leq J(\mathbf{x}_t, \mathbf{w}, t) = \int_t^{t_2} L(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{w}(\tau), \tau) d\tau + \Phi(\mathbf{x}(t_2)) \\ &= \int_t^s L(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau), \tau) d\tau + \int_s^{t_2} L(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{v}(\tau), \tau) d\tau + \Phi(\mathbf{x}(t_2)) \\ &= \int_t^s L(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau), \tau) d\tau + J(\mathbf{x}(s), \mathbf{v}, s). \end{aligned}$$

En prenant le minimum de $\mathbf{u} \in \mathcal{U}_t$ et $\mathbf{v} \in \mathcal{U}_s$, cela donne la première inégalité

$$V(\mathbf{x}_t, t) \leq \min_{\mathbf{u} \in \mathcal{U}_t} \left\{ \int_t^s L(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau), \tau) d\tau + V(\mathbf{x}_s, s) \right\}. \quad (\text{A.1})$$

Soit un paramètre $\epsilon > 0$ et un contrôle ϵ -optimal $\mathbf{u}_\epsilon \in \mathcal{U}_t$ pour le problème $V(\mathbf{x}_t, t)$

$$V(\mathbf{x}_t, t) \leq J(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_\epsilon, t) \leq V(\mathbf{x}_t, t) + \epsilon.$$

Annexe A. Démonstration du principe de la programmation dynamique

Soit $\tilde{\mathbf{u}}_\epsilon$ la restriction de $\mathbf{u}_\epsilon \in [s, t_2[\in \mathcal{U}_s$, il vient

$$\begin{aligned} & \min_{u \in \mathcal{U}_t} \left\{ \int_t^s L(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau), \tau) d\tau + V(\mathbf{x}_s, s) \right\} \\ & \leq \int_t^s L(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}_\epsilon(\tau), \tau) d\tau + V(\mathbf{x}_s, s) \\ & \leq \int_t^s L(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}_\epsilon(\tau), \tau) d\tau + J(\mathbf{x}_s, \tilde{\mathbf{u}}_\epsilon, s) \\ & = J(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_\epsilon, t) \\ & \leq V(\mathbf{x}_t, t) + \epsilon. \end{aligned}$$

L'inégalité désirée provient du caractère arbitraire de ϵ . De ce fait, en combinant cette inégalité avec (A.1) il vient le théorème. Pour des classes de problèmes plus générales une démonstration du principe de la programmation dynamique peut être trouvée dans [21].

Annexe B

Démonstration du principe du problème dual

L'objectif est de montrer que, autour de $(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*)$, pour toute variation admissible du premier ordre $[t_1, t_2] \ni (\delta \mathbf{x}, \delta \mathbf{u})(t) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m$ telle que $\|(\delta \mathbf{x}, \delta \mathbf{u})\|_{X \times U} = \circ(\delta)$ satisfaisant la contrainte $\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u})$, la variation $\delta(J)$ de la fonctionnelle J est du deuxième ordre, c-à-d : $\delta(J) = \circ(\delta)$.

La stationnarité de $(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*, \boldsymbol{\lambda}^*)$ pour \bar{J} est caractérisée par trois relations liées aux dérivées par rapport à $\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}$. La première est

$$\begin{aligned} & \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}(t_2)} \Phi(\mathbf{x}(t_2)) \delta \mathbf{x}(t_2) - \boldsymbol{\lambda}(t_2)^T \delta \mathbf{x}(t_2) \\ & + \int_{t_1}^{t_2} \left(\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \delta \mathbf{x} + \boldsymbol{\lambda}(t)^T \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \delta \mathbf{x} + \dot{\boldsymbol{\lambda}}(t)^T \delta \mathbf{x} \right) dt = \circ(\boldsymbol{\lambda}) \end{aligned}$$

pour toute variation admissible $\mathbb{R} \ni t \mapsto \delta \mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^n$. Ce calcul des variations donne comme première condition (obtenue grâce au Lemme de du Bois-Reymond)

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) + \boldsymbol{\lambda}(t)^T \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \dot{\boldsymbol{\lambda}}(t) = 0.$$

Rappel du Lemme de du Bois-Reymond *Soit* $\mathbb{R} \supset [t_1, t_2] \ni t \mapsto \phi(t) \in \mathbb{R}$ *une fonction continue, si on a pour tout* $\mathbb{R} \supset [t_1, t_2] \ni t \mapsto h(t) \in \mathbb{R}$ *tel que* $h(t_1) = h(t_2) = 0$

$$\int_{t_1}^{t_2} \phi(t) h(t) dt = 0,$$

Annexe B. Démonstration du principe du problème dual

alors $\phi = 0$

démonstration : [95]

La deuxième condition est

$$\boldsymbol{\lambda}(t_2)^T = \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}(t_2)} \Phi(\mathbf{x}(t_2)). \quad (\text{B.1})$$

La première condition (B.1) peut être réécrite sous la forme

$$\dot{\boldsymbol{\lambda}}(t) = -\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} H(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}, t). \quad (\text{B.2})$$

La seconde condition de stationnarité est que pour toute variation $\mathbb{R} \ni t \mapsto \delta \mathbf{u}(t) \in \mathbb{R}^m$, il vient

$$\int_{t_1}^{t_2} \left(\frac{\partial}{\partial \mathbf{u}} L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) + \boldsymbol{\lambda}(t)^T \frac{\partial}{\partial \mathbf{u}} f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \right) \delta \mathbf{u}(t) dt = o(\delta).$$

Ce calcul de variation donne en utilisant le Lemme de du Bois-Reymond :

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{u}} L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) + \boldsymbol{\lambda}(t)^T \frac{\partial}{\partial \mathbf{u}} f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = o(\delta),$$

qui peut se réécrire comme

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{u}} H(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}, t) = 0. \quad (\text{B.3})$$

La dernière condition de stationnarité est

$$\int_{t_1}^{t_2} \delta \boldsymbol{\lambda}(t)^T (f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) - \dot{\mathbf{x}}) dt = 0.$$

En utilisant une fois de plus le Lemme de du Bois-Reymond, elle redonne la contrainte

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}). \quad (\text{B.4})$$

Si les équations (B.2)(B.1)(B.3)(B.4) sont vérifiées, la variation de la fonctionnelle J donne

$$\delta J = \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}(t_2)} \Phi(\mathbf{x}(t_2)) \delta \mathbf{x}(t_2) + \int_{t_1}^{t_2} \left(\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \delta \mathbf{x} + \frac{\partial}{\partial \mathbf{u}} L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \delta \mathbf{u} \right) dt$$

$$= \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}(t_2)} \Phi(\mathbf{x}(t_2)) \delta \mathbf{x}(t_2) + \int_{t_1}^{t_2} \left(-\boldsymbol{\lambda}(t)^T \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \delta \mathbf{x}(t) - \dot{\boldsymbol{\lambda}}(t)^T \delta \mathbf{x}(t) - \boldsymbol{\lambda}(t)^T \frac{\partial}{\partial \mathbf{u}} f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \delta \mathbf{u}(t) \right) dt.$$

Par intégration par parties il vient

$$\delta J = \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}(t_2)} \Phi(\mathbf{x}(t_2), t_2) \delta \mathbf{x}(t_2) - \boldsymbol{\lambda}(t_2)^T \delta \mathbf{x}(t_2) + \boldsymbol{\lambda}(t_1)^T \delta \mathbf{x}(t_1) + \int_{t_1}^{t_2} \left(-\boldsymbol{\lambda}(t)^T \left[-\dot{\delta \mathbf{x}}(t) - \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \delta \mathbf{x}(t) - \frac{\partial}{\partial \mathbf{u}} f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \delta \mathbf{u}(t) \right] \right) dt.$$

Soit

$$\delta J = o(\delta) \approx 0.$$

Annexe C

Projet SED

Le projet SED est un projet orienté moteur et non véhicule. C'est une hybridation légère de type mild-hybrid permettant d'économiser du carburant mais ne permettant pas de rouler en mode électrique. Sur la base d'un moteur diesel existant un SSG a été ajouté pour optimiser les points de fonctionnement du moteur thermique. Cette machine électrique est montée sur la courroie d'accessoire du moteur thermique FIGURE C.1. Il est donc possible d'optimi-



FIGURE C.1 – Exemple de SSG pour mild hybrid (système stars-x Valeo sur un moteur smart)

ser la consommation en pilotant la répartition de couple. Le prototypage de la loi de gestion d'énergie doit être embarqué dans le calculateur moteur qui établira, en plus de ses fonctions naturelles, le couple de la machine électrique.

Le calculateur utilisé pour prototyper l'ensemble du contrôle moteur est très proche d'un calculateur série. La grande difficulté consiste à ne pas dépasser la capacité de mémoire allouée à la gestion d'énergie.

Comme la machine électrique est directement reliée au moteur par la courroie d'accessoire, il est possible de rester sur une structure couple au vilebrequin généralement utilisée sur les moteurs thermiques **FIGURE C.2**. La pédale d'accélérateur, pour des raisons de sécurité, est acquise sur deux pistes. Après un formatage classique, la position de la pédale est envoyée sous la forme d'un pourcentage d'enfoncement pédale Ped_fmt . Si le conducteur n'a pas enclenché le mode de régulation ou limitation de vitesse $RVLV$, le pourcentage d'enfoncement pédale donne, en fonction du couple maximum et minimum du moteur, le couple à réaliser pour respecter la volonté du conducteur C_rf . Ensuite l'optimisation énergétique choisit en fonction de l'état de charge, de la vitesse de rotation du moteur et du facteur d'équivalence, le couple à appliquer à la machine électrique C_el et le couple global au niveau du vilebrequin C_vil . Suivant les limitations physiques des organes au niveau du vilebrequin cette consigne peut être réajustée en un couple plus faible C_lim . Pour éviter des désagréables secousses, notamment lors du basculement du GMP sur ses supports, un filtre d'anti-à-coups lisse plus ou moins les variations de couple et donne une consigne filtrée C_fil . Cette consigne, s'il n'y a pas de requêtes intersystèmes prioritaires (ESP, BVR etc.), est traduite sous forme de deux couples : l'un rapide C_av , l'autre plus lent C_air . Enfin, une dernière strate s'assure de la répartition de couple sur les deux organes en respectant les limitations de chacun.

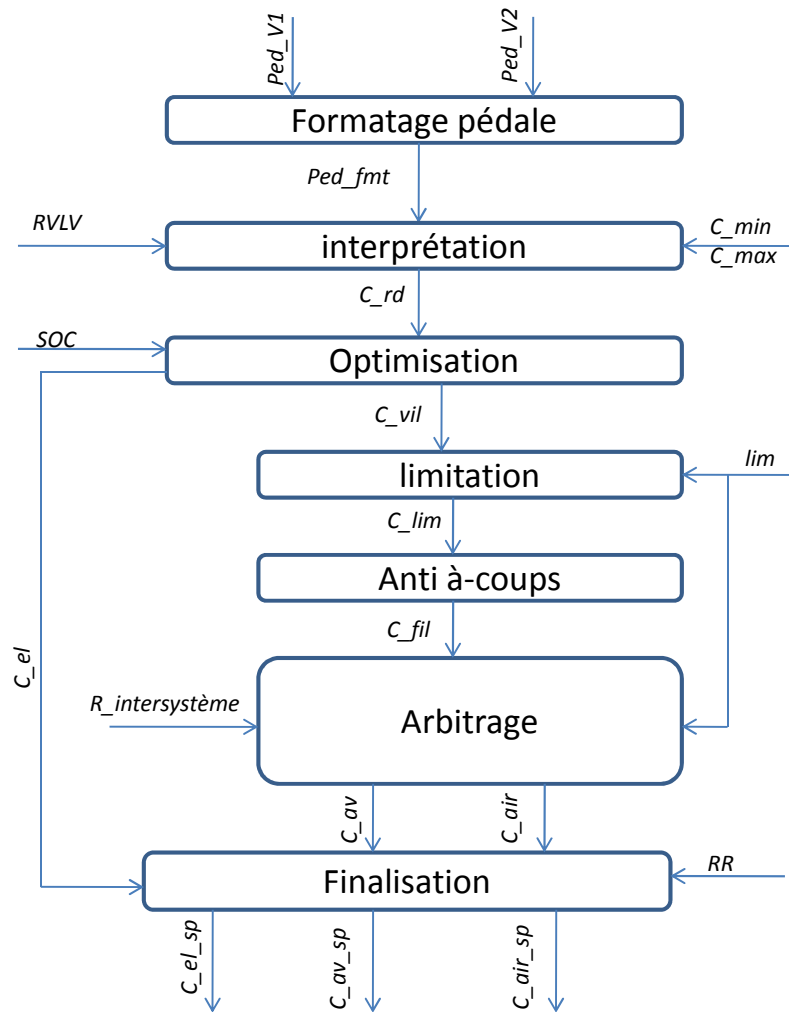


FIGURE C.2 – Architecture de la structure couple d’un moteur équipé d’un SSG

Annexe D

Observateur sans bruit et paramètre incertain avec stabilité ISS

Dans cette Annexe, la situation est telle que le paramètre ρ_k n'est pas directement accessible. Dans le cadre de l'application liée à la batterie cela permet de prendre en compte l'incertitude liée à la mesure du courant. Dans le cadre de la charge la mesure de courant n'est pas directement accessible, elle est reconstruite à partir de la puissance prélevée au secteur, du rendement du chargeur et de la tension de la batterie. L'estimation $\hat{\rho}_k \in \Omega$ est de ce fait incertaine, le niveau d'incertitude Δ est caractérisé par la norme infinie bornée entre l'estimation et le paramètre réel : $\|\rho_k - \hat{\rho}_k\|_\infty < \Delta$. Pour reconstruire l'état x_k , l'observateur suivant est proposé[81][56] :

$$\begin{cases} \hat{x}_{k+1} = A(\hat{\rho}_k)\hat{x}_k + Bu_k + L(\hat{\rho}_k)(y_k - \hat{y}_k) \\ \hat{y}_k = C\hat{x}_k \end{cases},$$

avec

$$A(\hat{\rho}_k) = \sum_{i=1}^N \hat{\xi}_k^i(\hat{\rho}_k) \hat{A}_i$$

et $\hat{\xi}_k^i \in S$, $\hat{A}_i \in \mathcal{D}_{\hat{A}}$ définissant ainsi $A(\hat{\rho}_k)$ dans un polytope convexe. L étant un gain variant au cours du temps défini par $L(\hat{\rho}_k) = \sum_{i=1}^N \hat{\xi}_k^i(\hat{\rho}_k) L_i$. Les L_i sont des gains constants à calculer.

Pour ce type d'observateur dans les conditions décrites, et pour $v_k = 0$, l'erreur de reconstruction d'état $\epsilon_k \triangleq x_k - \hat{x}_k$ défini dans un domaine Ω est dictée par la dynamique suivante :

$$\begin{aligned}
 \epsilon_{k+1} &= x_{k+1} - \hat{x}_{k+1} \\
 &= A(\rho_k)x_k + Bu_k - (A(\hat{\rho}_k)\hat{x}_k + Bu_k + L(\hat{\rho}_k)(y_k - \hat{y}_k)) \\
 &= A(\rho_k)x_k - A(\hat{\rho}_k)\hat{x}_k - L(\hat{\rho}_k)C\epsilon_k + A(\hat{\rho}_k)x_k - A(\hat{\rho}_k)x_k \\
 &= \mathcal{A}(\hat{\rho}_k)\epsilon_k + \nu_k.
 \end{aligned} \tag{D.1}$$

Où $\nu_k = (A(\rho_k) - A(\hat{\rho}_k))x_k$ et $\mathcal{A}(\hat{\rho}_k) = \sum_{i=1}^N \hat{\xi}_k^i(\hat{\rho}_k)(\hat{A}_i - L_i C)$.

Théorème 11. *Si il existe des matrices symétriques $P_i \in \mathbb{R}^{n \times n}$, des matrices $G_i \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $F_i \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $i = 1, \dots, N$ et un scalaire $\sigma_\nu \geq 1$ satisfaisant pour tout $i, j = 1, \dots, N$ les LMI suivantes :*

$$\begin{bmatrix} G_i^T + G_i - P_j & 0 & G_i A_i - F_i C & G_i \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ A_i^T G_i^T - C^T F_i^T & 1 & P_i & 0 \\ G_i^T & 0 & 0 & \sigma_\nu 1 \end{bmatrix} > 0, \tag{D.2}$$

Alors la dynamique de l'erreur (D.1) avec un ensemble incertain Ω pour $\hat{\rho}$, Θ pour v_k et $L_i = G_i^{-1}F_i$ est ISS (Input to State Stability) par rapport à ν avec un gain ISS $\gamma(s) = \sigma_\nu s$, $s \in \mathbb{R}_+$

Démonstration. La faisabilité des LMI (D.2) pour tout $i, j = 1, \dots, N$ implique que les LMI

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & P_i \end{bmatrix} > 0$$

et

$$\begin{bmatrix} G_i^T + G_i - P_j & G_i \\ G_i^T & \sigma_\nu 1 \end{bmatrix} > 0$$

soient satisfaites. Il vient que $P_i > 0$ et $G_i^T + G_i - P_j > \sigma_\nu^{-1}G_i G_i^T \geq 0$. Puisque $(P_j^{-\frac{1}{2}}G_i^T - P_j^{\frac{1}{2}})^T(P_j^{-\frac{1}{2}}G_i^T - P_j^{\frac{1}{2}}) \geq 0$ alors

$$G_i P_j^{-1} G_i^T \geq G_i + G_i^T - P_j. \tag{D.3}$$

Ce qui amène à $G_i P_j^{-1} G_i^T \geq \sigma_\nu^{-1} G_i G_i^T$ et du fait de l'inversibilité de G_i il vient

$$P_j \leq \sigma_\nu \mathbf{1}, j = 1, \dots, N \quad (\text{D.4})$$

Cette équation amène la première condition d'une fonction de Lyapunov-ISS assurant la stabilité ISS du système (D.1). Pour prouver la deuxième condition, il faut remarquer que la faisabilité des LMI (D.2) couplées à l'équation (D.3) donne pour tout i, j les LMI suivantes :

$$\begin{bmatrix} G_i P_j^{-1} G_i^T & 0 & G_i A_i - F_i C & G_i \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ A_i^T G_i^T - C^T F_i^T & 1 & P_i & 0 \\ G_i^T & 0 & 0 & \sigma_\nu \mathbf{1} \end{bmatrix} > 0.$$

Ce qui est équivalent à

$$N_{ij} \Psi_{ij} N_{ij}^T \geq 0,$$

avec

$$N_{ij} = \begin{bmatrix} G_i P_j^{-1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

et

$$\Psi_{ij} = \begin{bmatrix} P_j & 0 & P_j(A_i - L_i C) & P_j \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ (A_i^T - L_i C)^T P_j & 1 & P_i & 0 \\ P_j & 0 & 0 & \sigma_\nu \mathbf{1} \end{bmatrix}.$$

Ce qui pour tout i, j amène à $\Psi_{i,j} > 0$, en multipliant $\Psi_{i,j}$ par $\hat{\xi}_k^i(\hat{\rho}(k))$ puis en sommant et en multipliant par $\hat{\xi}_k^j(\hat{\rho}(k))$ puis sommant il vient :

$$\begin{bmatrix} \mathcal{P}_{k+1} & 0 & \mathcal{P}_{k+1} \mathcal{A}(\hat{\rho}_k) & \mathcal{P}_{k+1} \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ \mathcal{A}(\hat{\rho}_k)^T \mathcal{P}_{k+1} & 1 & \mathcal{P}_k & 0 \\ \mathcal{P}_{k+1} & 0 & 0 & \sigma_\nu \mathbf{1} \end{bmatrix} > 0,$$

avec $\mathcal{P}_k \triangleq \sum_{i=1}^N \hat{\xi}_k^i(\hat{\rho}_k) P_i$ et $\mathcal{P}_{k+1} \triangleq \sum_{i=1}^N \hat{\xi}_k^j(\hat{\rho}_k) P_j$. A l'aide du complément de Schur

cette inégalité devient :

$$\begin{bmatrix} \mathcal{P}_k & 0 \\ 0 & \sigma_\nu \mathbf{1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathcal{A}(\hat{\rho}_k)^T & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathcal{P}_{k+1} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathcal{A}(\hat{\rho}_k) & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} > 0.$$

Soit pour tout $\epsilon_k \in \mathbb{R}^n$ et $\nu_k \in \mathbb{R}^n$:

$$\begin{bmatrix} \epsilon_k^T & \nu_k^T \end{bmatrix} M \begin{bmatrix} \epsilon_k \\ \nu_k \end{bmatrix} \geq 0,$$

avec :

$$M = \begin{bmatrix} -1 + \mathcal{P}_k - \mathcal{A}(\hat{\rho}_k)^T \mathcal{P}_{k+1} \mathcal{A}(\hat{\rho}_k) & -\mathcal{A}(\hat{\rho}_k)^T \mathcal{P}_{k+1} \\ -\mathcal{P}_{k+1} \mathcal{A}(\hat{\rho}_k) & -\mathcal{P}_{k+1} + \sigma_\nu \mathbf{1} \end{bmatrix}.$$

Ce qui implique pour tout ϵ_k et pour tout ν_k que :

$$(\mathcal{A}(\hat{\rho}_k)\epsilon_k + \nu_k)^T \mathcal{P}_{k+1} (\mathcal{A}(\hat{\rho}_k)\epsilon_k + \nu_k) - \epsilon_k^T \mathcal{P}_k \epsilon_k \leq -\epsilon_k^T \epsilon_k + \sigma_\nu \nu_k^T \nu_k. \quad (\text{D.5})$$

Cette équation amène la deuxième condition d'une fonction de Lyapunov-ISS assurant la stabilité ISS du système (D.1).

Soit une fonction $V(\epsilon_k, \hat{\xi}_k^i) = \epsilon_k^T (\sum_{i=1}^n \hat{\xi}_k^i P_i) \epsilon_k$, d'après (D.4), elle vérifie pour tout $\hat{\xi}_k^i, \hat{\xi}_{k+1}^i \in \mathcal{S}$, $\epsilon_k \in \mathbb{R}^n$, $\nu_k \in \mathbb{R}^n$

$$\|\epsilon_k\|^2 \leq V(\epsilon_k, \hat{\xi}_k^i) \leq \sigma_\nu \|\epsilon_k\|^2,$$

et d'après (D.5) :

$$V(\epsilon_{k+1}, \hat{\xi}_{k+1}^i) - V(\epsilon_k, \hat{\xi}_k^i) \leq -\|\epsilon_k\|^2 + \sigma_\nu \|\nu_k\|^2.$$

$V(\epsilon_k, \hat{\xi}_k^i)$ est donc par définition une fonction ISS Lyapunov assurant la stabilité ISS du système (5.4) \square

Références Personnelles

Publication internationale avec comité de relecture

M. Debert, T. Miro-Padovani, G. Colin, Y. Chamaillard, and L. Guzzella. Incorporating drivability metrics into optimal energy management strategies for hybrid vehicles. *International Journal of Vehicle Design*, 2011.

Publication en révision

M. Debert, G. Colin, G. Bloch, and Y. Chamaillard. An observer looks at the cell temperature in automotive battery packs. *IEEE transaction on control technology*, Submitted, 2011

Conférences internationales avec actes et comité de relecture

M. Debert, G. Colin, Y. Chamaillard, L. Guzzella, A. Ketfi-cherif, and B. Bellicaud. Predictive energy management for hybrid electric vehicle prediction horizon and battery capacity sensitivity. *Proceedings of IFAC symposium advances in automotive control, Munich; Germany*, 2010

M. Debert, G. Colin, Y. Chamaillard, L. Guzzella, M. Mensler, and A. Ketfi-Cherif. Energy management of a high efficiency hybrid electric automatic transmission. *SAE technical paper, 2010-01-1311*, 2010

M. Debert, G. Colin, M. Mensler, Y. Chamaillard, and L. Guzzella. Liion battery models for hev simulator. *Proceeding of Advance in hybrid powertrains*, 2008.

Brevets déposés à l'INPI

Brevet n° 10-60490 : *Diagnostic d'une batterie de véhicule automobile*. M. Debert, A. Saint-Marcoux, Y. Le-Vourch et B. Delobel

Brevet n° 11-50543 : *Outils pour diagnostic d'une batterie de véhicule automobile*. M. Debert, A. Saint-Marcoux et Y. Le-Vourch

Bibliographie

- [1] D.P. Abraham, R.D. Twensten, M. Balasubramanian, I. Petrov, J. Mc-Breen, and K. Amine. Surface changes on $\text{LiNi}_0 \cdot 8 \text{Co}_0 \cdot 2 \text{O}_2$ particles during testing of high-power lithium-ion cells. *Electrochemical Comm.*, 3 :620–625, 2002.
- [2] J. Aldrich and R.A. Fisher. the making of maximum likelihood 1912-1922. *Statistical science*, 12(4).
- [3] G. Amatucci and J. Tarascon. Estimation of battery available capacity under variable discharge currents. *Journal of Power Sources*, 103 :180–187, 2002.
- [4] G. Amatucci and J. Tarascon. Optimisation of insertion compounds such as LiMn_2O_4 for li ion batteries. *Journal of Electrochemical Society*, 149 :K31–K46, 2002.
- [5] D. Ambühl and L. Guzzella. Predictive reference signal generator for hybrid electric vehicles. *IEEE transactions on vehicular technology*, 2009.
- [6] D. Ambühl, A. Sciarretta, C. Onder, L. Guzzella, S. Sterzing, K. Mann, D. Kraft, and M. Küsell. A causal operation strategy for hybrid electric vehicles based on optimal control theory. *4th symposium hybrid vehicles and energy management, Braunschweig, Germany*, 2007.
- [7] A.M. Andersson and K. Edstöm. Chemical composition and morphology of the elevated temperature sei on graphite. *Journal of Electrochemical Society*, 148 :A1100–A1109, 2001.
- [8] A.M. Andersson, K. Edstöm, and J.O. Thomas. Characterisation of the ambient and elevated temperature performance of graphite electrode. *Journal of Power Sources*, 81-82 :8–12, 1999.
- [9] M. Andre. The artemis european driving cycles for measuring car pollutant emissions. *Science of the total environment*, 334-335 :73–84, 2004.

Bibliographie

- [10] F. Anstett. *Les systèmes dynamiques chaotiques pour le chiffrement : synthèse et cryptanalyse*. PhD thesis, Nancy-Université, 2006.
- [11] DL. Applegate, RE. Bixby, V. Chvatal, and WJ. Cook. *The travelling salesman problème : A computational study*. Princeton University Press, Princeton, 2006.
- [12] M. Back. *Prädiktive antriebsregelung zum enerieoptimalen betriebe von hybridfahrzeugen*. PhD thesis, Universitätsverlag karlsruhe, 2005.
- [13] M. Back, M. Simons, F. Kirschaum, and V. Krebs. Predictive control of drivetrains. *Proc. of triennial world conrgress*, 2002.
- [14] M. Back, S. Terwen, and V. Krebs. Predictive powertrain control for hybrid electric vehicles. *Proc. IFAC Symposium on Advances in Automotive Control*, 2004.
- [15] G. Barles. *Solutions de viscosité des équations de Hamilton-Jacobi*. Springer-Verlag, 1994.
- [16] S. Barsali, C. Miulli, and A. Possenti. A control strategy to minimize fuel consumption of series hybrid electric vehicles. *IEEE transaction on energy conversion*, 19(1) :187–195, 2004.
- [17] E. Barsoukov and J.R. Macdonald. *Impedances spectroscopy - Theory, experiment and applications*. Wiley, 2005.
- [18] L. Beaulieu, K. Eberman, R. Turner, L. Krause, and J. Dahn. Colossal reversible volume change in lithium alloys. *Electrochemical solid state letter*, 4 :A137, 2001.
- [19] R. Bellman. *Dynamic programming*. Princeton University press, Princeton,NJ,1957, 1957.
- [20] D.P. Bertsekas. *Dynamic programming and optimal control*. Athenas scientific, 2000.
- [21] F. Bonnans and P. Rouchon. *Commande et optimisation de systèmes dynamiques*. Les éditions de l'école polytechnique, 2005.
- [22] M. Broussely, Ph. Biensan, F. Bonhomme, Ph. Blanchard, S. Herreyre, K. Nechev, and R.J. Staniewicz. Main ageing mechanisms in lithium-ion batteries. *Journal of Power Sources*, 146 :90–96, 2005.
- [23] M. Broussely, S. Herreyre, P. Biensan, P. Kasztejna, N. Nechev, and R.J. Staniewicz. Ageing mechanism in li ion cells and calendar life predictions. *Journal of Power Sources*, 97-98 :13–21, 2001.

- [24] L. Le Cam. Maximum likelihood : an introduction. *International statistical review*, 58(2) :153–171, 1990.
- [25] E.F. Camacho and C. Bordons. *Model Predictive Control. second édition*. Springer, 2004.
- [26] A. Chasse, P. Pognant-gros, and A. Sciarretta. Online implementation of an optimal supervisory control for a parallel hybrid powertrain. *SAE technical paper*, 2009-01-1868, 2009.
- [27] B. Cheron. *Transferts thermiques*. Ellipses, 1999.
- [28] J. Chiasson. *Modeling and high-performance control of electric machines*. IEEE Press series on power engineering, 2005.
- [29] S.S. Choi and H.S. Lim. Factors that affect cycle-life and possible degradation mechanisms of a li-ion cell based on LiCoO_2 . *Journal of Power Sources*, 111 :130–136, 2002.
- [30] D.W. Clarke, C. Mohtadi, and P.S. Tuffs. Generalized predictive control-part i. the basic algorithm. *Automatica*, 23 No 2 :137–148, 1987.
- [31] G. Colin. *Contrôle des systèmes rapides non linéaires. Application au moteur à allumage commandé turbocompressé*. PhD thesis, Université d’Orléans, 2006.
- [32] G. Colin, G. Bloch, Y. Chamaillard, and A. Ivanco. A real time neural energy management for a hybrid pneumatic engine. *IFAC Advance in automotive control, Munich, Germany*, 2010.
- [33] M.G. Crandall and P.L. Lions. Viscosity solutions of hamilton-jacobi equations. *Transaction of the american mathematical society*, 277 :1–42, 1983.
- [34] J. Daafouz and J. Bernussou. Parameter dependent lyapunov function for discrete time systems with time varying parametric uncertainties. *Systems and Control letters*, 43 :355–359, 2001.
- [35] J. Daafouz and G. Millerioux. Parameter dependent lyapunov function for global chaos synchronization of discrete time hybrid systems. *Control of Oscillations and Chaos Proceedings 2nd International Conference*, 2 :339–342, 2000.
- [36] M. Debert, G. Colin, G. Bloch, and Y. Chamaillard. An observer looks at the cell temperature in automotive battery packs. *IEEE transactions on control technology*, Submitted, 2011.

Bibliographie

- [37] M. Debert, G. Colin, Y. Chamaillard, L. Guzzella, A. Ketfi-cherif, and B. Bellicaud. Predictive energy management for hybrid electric vehicle-prediction horizon and battery capacity sensitivity. *Proceedings of IFAC symposium advances in automotive control, Munich ; Germany*, 2010.
- [38] M. Debert, G. Colin, Y. Chamaillard, L. Guzzella, M. Mensler, and A. Ketfi-Cherif. Energy management of a high efficiency hybrid electric automatic transmission. *SAE technical paper*, 2010-01-1311, 2010.
- [39] M. Debert, G. Colin, M. Mensler, Y. Chamaillard, and L. Guzzella. Li-ion battery models for hev simulator. *Proceeding of Advance in hybrid powertrains*, 2008.
- [40] M. Debert, T. Miro-Padovani, G. Colin, Y. Chamaillard, and L. Guzzella. Incorporating drivability metrics into optimal energy management strategies for hybrid vehicles. *International Journal of Vehicle Design*, 2011.
- [41] S. Delprat. *Evaluation de stratégies de commande pour véhicules hybrides parallèles*. PhD thesis, Université de Valenciennes et du hainaut-cambresis, 2002.
- [42] S. Delprat, J. Laubert, T.M. Guerra, and J. Rimaux. Control of a parallel hybrid powertrain : optimal control. *IEEE transaction on vehicle technology*, 53(3).
- [43] D.V. Do. *Diagnostic de batteries Lithium ion dans les applications embarquées*. PhD thesis, Université Technologique de Compiègne, 2010.
- [44] A. Dubray. *Adaptation des lois de gestion d'énergie des véhicules hybrides suivant le profil de mission suivi*. PhD thesis, INPG, 2002.
- [45] S.W. Eom, M.K.Kim, I.J. Kim, S.I. Moon, Y.K. Sun, and H.S. Kim. Life prediction and reliability assessment of lithium secondary batteries. *Journal of Power Sources*, 174 :954–958, 2007.
- [46] E. Finkeldei and M. Back. Implementing an mpc algorithm in a vehicle with a hybrid powertrain using telematics as a sensor for powertrain control. *IFAC Advances in automotive control*, Salerno Italy, 2004.
- [47] C. Forgez, D.V. Do, G. Friedrich, M. Morcrette, and C. Delacourt. Thermal modeling of a cylindrical LiFePO₄/graphite lithium-ion battery. *Journal of Power Sources*, 195 :2961–2968, 2010.
- [48] C. Forgez, G. Friedrich, and J.M. Biedinger. Système flou de supervision des modes de fonctionnement d'un véhicule hybride parallèle. 2000.

- [49] G. Amatucci, A. Du Pasquier, A. Blyr, T. Zheng, and J.-M. Tarascon. The elevated temperature performance of $\text{LiMn}_2\text{O}_4/\text{C}$ system : failure and solutions. *Electrochimica Acta*, pages 225–271, 1999.
- [50] J. Gonder and T. Markel. Energy management strategies for plug-in hybrid electric vehicles. *SAE world congress*, 2007.
- [51] Q. Gong, Y. Li, and Z. Peng. Trip-based optimal power management of plug-in hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 57 :6, 2008.
- [52] G.C. Goodwin., M.M. Seron, and J.A. De Dona. *Constrained Control and Estimation*. Springer, 2005.
- [53] L. Guzzella and A. Sciarretta. *Vehicle Propulsion Systems Introduction to Modeling and Optimization second edition*. Springer, 2007.
- [54] E. Hairer and G. Wanner. *L'analyse au fil de l'histoire*. Springer, 2001.
- [55] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman. *The elements of statistical learning data mining, inference and prediction*. Springer, 2001.
- [56] W.P.M.H. Heemels, J. Daafouz, and G. Millerioux. Observer-based control of discrete-time lpv systems with uncertain parameters. *IEEE transactions on automatic control*, 55(9).
- [57] JB. Heywood. *Internal combustion engine fundamentals*. McGraw Hill New York, NY, 1988.
- [58] A. Horvath. Atmospheric light absorption a review. *Atmospheric Environment. Part A. General Topics*, 27(3) :293–317, 1993.
- [59] A. Ivanco. *Evaluation de stratégies de gestion d'énergie pour un moteur hybride pneumatique*. PhD thesis, Université d'Orléans, Université des hautes études de Prague, 2009.
- [60] D. H. Jang, Y. J. Shin, and S.M. Oh. Dissolution of spinel oxides and capacity losses in 4 v $\text{Li}/\text{Li}_x\text{Mn}_2\text{O}_4$ cells. *J. Electrochem. Soc.*, 143 :2204–2211, 1996.
- [61] B. Jeanneret and T. Markel. Adaptive energy management strategy for fuel cell hybrid vehicles. *SAE paper*, 2004-01-1298, 2004.
- [62] S. Jeon, S. Jo, Y. Park, and J. Lee. Multi-mode driving control of a parallel hybrid electric vehicle using driving pattern recognition. *ASME Journal of dynamic system, measurement, control*, 124 :141–149, 2002.

Bibliographie

- [63] L. Johannesson. *Predictive control of hybrid electric vehicles on prescribed routes*. PhD thesis, Chalmers university of technology, 2009.
- [64] V.H. Johnson, K.B. Wipke, and D.J. Rausen. Hev control strategy for real-time optimization of fuel economy and pollutant emissions. *Proceeding SAE paper*, 2000-01-1543, 2000.
- [65] I.T. Jolliffe. *Principal component analysis, second edition*. Springer, 2002.
- [66] A. Jossen. Fundamentals of battery dynamics. *Journal of Power Sources*, 154 :530–538, 2005.
- [67] S. Kermani, S. Delprat, R. Trigui, and T.M. Guerra. Predictive energy management of hybrid vehicle. *IEEE Vehicle and Power Propulsion Conference, September 3-5, Harbin, China.,* 2008.
- [68] I. Kolmanovsky, I. Siverguina, and B. Lygoe. Optimization of power-train operation policy for feasible assessment and calibration : stochastic dynamic programming approach. *Proceedings of 2002 American Control Conference, Anchorage, Alaska,2002*, 2002.
- [69] M. Koot, J.T.B.A. Kessels, Bram de Jager, W.P.M.H Heemels, P.P.J. van den Bosch, and Maarten Steinbuch. Energy management strategies for vehicular electric power systems. *IEEE transactions on vehicular technology*, 54(3) :771–782, 2005.
- [70] E. Kuhn. *Contribution à la conception optimale d'une motorisation hybride parallèle. Choix d'un modèle d'accumulateur*. PhD thesis, Université technologique de Compiègne, 2004.
- [71] V. Larsson, L. Johannesson, and Bo S. Egardt. Impact of trip length uncertainty on optimal discharging strategies for phevs. *Proceedings of IFAC Symposium Advances in Automotive Control, Munich*, 2010.
- [72] H.D. Lee, S.K. Sul, H.S. Cho, and J.M. Lee. Advanced gear shifting and clutching strategy for parallel hybrid vehicle with automated manual transmission. *IEEE industry Application Conference*, 1998.
- [73] B.Y. Liaw, R.G. Jungst, G. Nagasubramanian, H.L. Case, and D.H. Doughty. Modeling capacity fade in lithium-ion cells. *Journal of Power Sources*, 140 :157–161, 2005.
- [74] C. Lin, J. Kang, J.W. Grizzle, and H. Peng. Energy management strategy for a parallel hybrid electric truck. *SAE Technical Paper*, 2001.

- [75] C. Lin, H. Peng, and J.W. Grizzle. A stochastic control strategy for hybrid electric vehicles. *Proceeding of the 2004 American control conference, Boston, Massachusetts*, 2004.
- [76] C.C. Lin. *Modelling and control strategy development for hybrid vehicles*. PhD thesis, University of Michigan, 2004.
- [77] D. Linden and B. Reddy. *Handbook of Batteries third edition*. Mc Graw Hill, 2003.
- [78] K. Mamadou. *Prévision de la disponibilité énergétiques des accumulateurs électrochimiques par estimation d'état d'énergie (S.O.E.)*. PhD thesis, Université de Grenoble, 2010.
- [79] J. M. Miller. Hybrid electric vehicle propulsion system architectures of the e-cvt type. *IEEE TRANSACTIONS ON POWER ELECTRONICS*, 21(3) :756–767, 2006.
- [80] G. Millerioux and J. Daafouz. Performances of unknown input observers for chaotic lpv maps in a stochastic context. *NonLinear Dynamics*, 44 :205–212, 2006.
- [81] G. Millerioux, L. Rosier, G. Bloch, and J. Daafouz. Bounded state reconstruction error for lpv systems with estimated parameters. *IEEE transactions on automatic control*, 49(8) :1385–1389, 2004.
- [82] M. Montaru. *Contribution à l'évaluation du vieillissement des batteries de puissance utilisées dans les véhicules hybrides selon leurs usages*. PhD thesis, I.N.P.G., 2009.
- [83] M. Morari and J. H. Lee. Model predictive control : past, present and future. *Computer & Chemical Engineering*, 23 :667–682, 1999.
- [84] S. J. Moura, D. S. Callaway, H. K. Fathy, and J. L. Stein. Tradeoffs between battery energy capacity and stochastic optimal power management in plug-in hybrid electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 195-9 :2979–2988, 2010.
- [85] S. J. Moura, H. K. Fathy, D. S. Callaway, and J. L. Stein. A stochastic optimal control approach for power management in plug-in hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2009.
- [86] M. Muratori, M. Canova, Y. Guezennec, and G. Rizzoni. A reduced-order model for the thermal dynamics of li-ion battery cells. *Proceeding of the 6th IFAC symposium Advance in Automotive Control*, 2010.

Bibliographie

- [87] C. Mussardo, G. Rizzoni, and B. Staccia. A-ecms : an adaptative algorithm for hybrid electric vehicle energy management. *Proceeding of the 44th IEEE conference decision control, Seville, Spain*, pages 1816–1823, 2005.
- [88] K. Muta, M. Yamazaki, and J. Tokieda. Development of new-generation hybrid system ths ii-drastic improvement of power performance and fuel economy. *IEEE Transactions on power electronics*, 2004-01-0064, 2004.
- [89] N. Touzi. *Optimisation dynamique*. Cours de l'école nationale de la statistique et de l'administration économique, 2002.
- [90] National Oceanic and Atmospheric Administration. Recent monthly mean CO₂ at mauna loa. *Monthly report of NOAA*, June 2011, 2011.
- [91] K. Onda, T. Ohshima, M. Nakayama, K. Fukuda, and T. Araki. Thermal behavior of small lithium-ion battery during rapid charge and discharge cycles. *Journal of Power Sources*, 158 :535–542, 2006.
- [92] Daniel F. Opila, Xiaoyong Wang, Ryan McGee, Jeffrey A. Cook, and J.W. Grizzle. Performance comparison of hybrid vehicle energy management controllers on real-world drive cycle data. *American Control Conference*, 2009.
- [93] D.F. Opila, D. Aswani, R. McGee, J.A. Cook, and J.W. Grizzle. Incorporating drivability metrics into optimal energy management strategies for hybrid vehicles. *IEEE Conference on Decision and Control, Cancun, Mexico*, 2008.
- [94] A. Pesaran. Battery thermal models for hybrid vehicle simulations. *Journal of Power Sources*, 110 :377–382, 2002.
- [95] N. Petit. *Optimisation*. Cours et notes de cours de l'école nationale supérieure des mines de paris, 2009.
- [96] L. pontryaguin, V. Boltyanskii, R. Gamkrelidze, and E. Mishchenko. *Théorie mathématique des processus optimaux*. Edition Mir Moscou, 1974.
- [97] Z. Rahman, K. Butler, and M. Ehsani. A comparative study between two parallel hybrid control concept. *SAE paper*, 2002-01-0102, 2002.
- [98] B. V. Ratnakumar, M. C. Smart, J. O. Blossiu, and S. Surampudi. Storage characteristics of lithium ion cells. *Electrochemical Society proceedings*, 99-25 :706–718, 2000.

- [99] M. Richard and J. Dahn. Accelerating rate calorimetry study on the thermal stability of lithium intercalated graphite in electrolyte part i experimental. *Journal of Electrochemical Society*, 146 :2068–2077, 1999.
- [100] G. Rousseau. *Véhicule hybride et commande optimale*. PhD thesis, Ecole nationale supérieure des Mines de Paris, 2008.
- [101] G. Rousseau, A. Sciarretta, and D. Sinoquet. Optimal energy management of a mild-hybrid vehicles. *4th European conference on alternative energies for the automotive industry*, 2008.
- [102] G. Rousseau, D. Sinoquet, and P. Rouchon. Constrained optimization of energy management for a mild hybrid vehicle. *E-COSM-Rencontre scientifiques de l'IFP*, 2006.
- [103] L.O. Santos, P.A.F.N.A. Alfonso, J.A.A.M. Castro, and N.M.C. Olivera. On line implementation of nonlinear mpc : an experimental case study. *Control Engineering Practice*, 9 :847–857, 2001.
- [104] N. Sato. Thermal behavior analysis of lithium-ion batteries for electric and hybrid vehicles. *Journal of Power Sources*, 99 :70–77, 2001.
- [105] A. Schaefer and D.G. Victor. The future mobility of the world population. *Transportation research A*, 34(3) :171–205, 2000.
- [106] A. Sciarretta, M. Back, and L. Guzzella. Optimal control of parallel hybrid electric vehicles. *IEEE transactions on control systems technology*, 12(3) :352–363, 2004.
- [107] A. Sciarretta and L. Guzzella. Control of hybrid electric vehicles. *IEEE control system magazine*, pages 60–70, 2007.
- [108] A. Sciarretta, L. Guzzella, and M. Back. A real-time optimal control statement for parallel hybrid vehicles with on-board estimation of control parameters. *Proceeding of IFAC symposium advance in automotive control*, pages 502–507, 2004.
- [109] J. Scordia. *Approche systématique de l'optimisation du dimensionnement et de l'élaboration de lois de gestion d'énergie de véhicules hybrides*. PhD thesis, Université Henri Poincaré Nancy-1, 2004.
- [110] G. Sikha, B. Popov, and R. Whitte. Effect of porosity on the capacity of lithium ion battery : Theory. *Journal of Electrochemical Society*, 151 :A1104–A1114, 2004.

Bibliographie

- [111] S. Stockar, V. Marano, M. Canova, G. Rizzoni, and L. Guzzella. A control study for the energy management of plug-in hybrid electric vehicles with applications to real-world driving cycles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2011.
- [112] O. Sunström, D. Ambühl, and L. Guzzella. On implementation of dynamic programming for optimal control problems with final state constraints. *Oil & Gas Science and technology*, 65 :91–102, 2010.
- [113] O. Sunström, L. Guzzella, and P. Soltic. Optimal hybridization in two parallel hybrid electric vehicles using dynamic programming. *Proceeding of the 17th World Congress The International Federation of Automatic Control Seoul, Korea*, 2008.
- [114] K. Takano, Y. Saito, K. Kanari, K. Kato, A. Negishi, and T. Kato. Entropy change in lithium ion cells on charge and discharge. *Journal of Applied Electrochemistry*, 32 :251–258, 2002.
- [115] E. D. Tate. *Technique for hybrid electric vehicle controller synthesis*. PhD thesis, university of michigan, 2007.
- [116] Core Writing Team, R.K. Pachauri, and A. Reisinger. Contribution of working groups i, ii and iii to the fourth assessment report of the inter-governmental panel on climate change. *IPCC*, page 104, 2007.
- [117] V. M. Tikhomirov. *Stories about Maxima and Minima*. Mathematica World. Volume 1. American Mathematical Society, 1990.
- [118] A. Vaccaro and D. Villaci. Prototyping of a fuzzy based energy manager for parallel hybrid electric vehicles. *ELE-Drive Transportation*, 2004.
- [119] J. Vetter, P. Novak, M.R. Wagner, C. Veit, K.-C. Möler, J.O. Besenhard, M. Winter, M. Wohlfahrt-Mehrens, C. Vogler, and A. Hammouche. Ageing mechanisms in lithium-ion batteries. *Journal of Power Sources*, 147 :269–281, 2005.
- [120] A. Villeneuve. Dual mode electric infinitely variable transmission. *Aachen Kolloquium Fahrzeug und Motorentechnik*, pages 895–921, 2004.
- [121] H. Wenzl, I. Baring-Gould, R. Kaiser, B.Y. Liaw, P. Lundsager, J. Manwell, A. Ruddell, and V. Svoboda. Life prediction of batteries for selecting the technically most suitable and cost effective battery. *Journal of Power Sources*, 144 :373–384, 2005.

- [122] R.E. Williford, V.V. Viswanathan, and G.-G. Zhang. Effects of entropy changes in anodes and cathodes on the thermal behavior of lithium ion batteries. *Journal of Power Sources*, 189(1).
- [123] M. Wohlfahrt-Mehrens, C. Vogler, and J. Garche. Aging mechanisms of lithium cathode material. *Journal of Power sources*, 127 :58–64, 2004.
- [124] L. Wolfhard. *CAN system engineering from theory to practical application*. Springer, 2007.
- [125] B. Wu, C. Lin, Z. Filipi, H. Peng, and D. Assanis. Optimization of power management strategies for a hydraulic hybrid medium truck. *Proceedings of the 2002 Advanced vehicle control conference*, 2002.
- [126] E. Zhecheva and R. Stoyanova. Stabilisation of the layered crystal structure of LiNiO_2 by Co substitution. *Solid state ionics*, 66 :143–149, 1993.

Maxime DEBERT

Stratégies optimales multi-critères, prédictives, temps réel de gestion des flux d'énergies thermique et électrique dans un véhicule hybride

Résumé :

La gestion d'énergie d'un véhicule hybride consiste à développer une stratégie, qui détermine à chaque instant la répartition des flux d'énergie thermique et électrique, minimisant la consommation globale du véhicule. La modélisation de la consommation du véhicule hybride permet d'écrire cette problématique sous la forme d'un problème d'optimisation dynamique sous contraintes d'évolutions. Ce problème est résolu de façon optimale lorsque l'ensemble des conditions de roulage sont connues a priori. La commande optimale obtenue sert de référence pour évaluer la performance des stratégies embarquées dans le véhicule. En s'appuyant sur la théorie de l'optimisation optimale, deux stratégies ont été créées : l'une prédictive qui a été testée sur un simulateur numérique et une autre, reposant sur le principe du problème dual, qui a été embarqué avec succès sur deux véhicules hybrides conventionnels. Pour les hybrides rechargeables, leur capacité énergétique et la possibilité de se recharger sur le réseau électrique libère des contraintes dans la problématique d'optimisation énergétique. C'est pourquoi, une nouvelle stratégie spécifique a été développée dans l'objectif de profiter au maximum de l'énergie électrique embarquée pour minimiser les émissions du véhicule. Pour l'ensemble des véhicules hybrides, la batterie est un composant clef dont le vieillissement vient modifier sa rentabilité économique et énergétique. C'est pourquoi un observateur a été conçu pour fournir une information précise de la température interne des cellules. Cette information est utilisée par une stratégie spécifique optimisant la consommation tout en préservant la batterie des températures extrêmes, nuisibles à sa longévité.

Mots clés : Gestion d'énergie, véhicule hybride, optimisation dynamique, observateur LPV, MPC, programmation dynamique, Principe du minimum de Pontryagin, ECMS, fusion d'informations, batterie.

Optimal energy management strategies for hybrid electric vehicles

Résumé :

Energy management of a hybrid vehicle is to develop a strategy that determines at each time the distribution flow of thermal and electricity energy that minimizes the overall consumption of the vehicle. The modelling of hybrid vehicles consumption enables to study energy management as a dynamic optimization problems under evolution constraints. The optimal solution is found when all the driving conditions are known a priori. The optimal control provides a benchmark and is used to assess the performance of embedded strategies. Two strategies based on the optimal optimization theory were created : one predictive, which has been tested on a numerical simulator and another one, based on the dual problem principle, which was successfully embedded on two conventional hybrids vehicles. For plug-in hybrids, their electrical energy capacity and their ability to be recharged from the grid relaxes some constraints on the energy optimization problem. Therefore, in order to minimize the overall emissions of the vehicle, a new strategy was developed to make the most of embedded electric energy. For all hybrid vehicles, the battery is the keystone component, whose aging alters its profitability and energy efficiency. Thus, in order to provide an accurate internal temperature of cells, an observer was designed. This information has been used by a specific strategy which optimizes consumption while preserving the battery from extreme temperatures that are prejudicial to its longevity.

Keywords : Energy management, hybrid vehicles, dynamic optimisation, LPV observer, MPC, Dynamic programming, Pontryagin minimum principle, ECMS, data mining, battery.