



HAL
open science

Gestion énergétique des véhicules hybrides

Saida Kermani

► **To cite this version:**

Saida Kermani. Gestion énergétique des véhicules hybrides : de la simulation à la commande temps réel. Automatique / Robotique. Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis, 2009. Français. NNT : 2009VALE0019 . tel-00422268

HAL Id: tel-00422268

<https://theses.hal.science/tel-00422268>

Submitted on 6 Oct 2009

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.

THESE

Présentée à

**UNIVERSITÉ DE VALENCIENNES
ET DU HAINAUT CAMBRÉSIS**

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR D'UNIVERSITE

Mention Automatique

Spécialité Automatique et Génie informatique

Par

Saida KERMANI

Ingénieur en Automatique de l'université de Tizi-Ouzou (Algérie)

**Gestion énergétique des véhicules hybrides : de la
simulation à la commande temps réel**

Soutenue le 17 septembre 2009 devant la commission d'examen :

Pr. Michel	BASSET	Université de Haute Alsace	(Rapporteur)
Pr. Dominique	MEIZEL	Université de Limoges	(Rapporteur)
Pr. Maurice	FADEL	INP de Toulouse	(Examineur)
Pr. Sylviane	Gentil	INP de Grenoble	(Examinatrice)
Dr. Sébastien	DELPRAT	Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis	(Co-encadrant)
Pr. Thierry Marie	GUERRA	Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis	(Directeur)
Dr. Rochdi	TRIGUI	INRETS LTE Bron	(Co-encadrant)

THESE

Présentée à

**UNIVERSITÉ DE VALENCIENNES
ET DU HAINAUT CAMBRÉSIS**

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR D'UNIVERSITE

Mention Automatique

Spécialité Automatique et Génie informatique

Par

Saida KERMANI

Ingénieur en Automatique de l'université de Tizi-Ouzou (Algérie)

**Gestion énergétique des véhicules hybrides : de la
simulation à la commande temps réel**

Soutenue le 17 septembre 2009 devant la commission d'examen :

Pr. Michel	BASSET	Université de Haute Alsace	(Rapporteur)
Pr. Dominique	MEIZEL	Université de Limoges	(Rapporteur)
Pr. Maurice	FADEL	INP de Toulouse	(Examineur)
Pr. Sylviane	Gentil	INP de Grenoble	(Examinatrice)
Dr. Sébastien	DELPRAT	Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis	(Co-encadrant)
Pr. Thierry Marie	GUERRA	Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis	(Directeur)
Dr. Rochdi	TRIGUI	INRETS LTE Bron	(Co-encadrant)

**«N'allez pas là où le chemin peut mener. Allez là
où il n'y a pas de chemin et laissez une trace».**

Ralph Waldo Emerson (1803-1882)

Remerciements

Un thésard peut être assimilé à un véhicule devant parcourir un profil de vitesse en fonction du temps. Un profil avec de fortes variations de demande de puissance, et qui dure plus ou moins trois ans. Le chemin étant parfois sinueux et caillouteux, il ne peut être parcouru sans l'aide de plusieurs personnes. Chacune d'elles participe d'une manière ou d'une autre pour que le véhicule puisse atteindre la destination finale. Je tiens donc à toutes les remercier et je m'excuse à l'avance auprès de celles et ceux que j'oublierais car la liste est longue.

Tout d'abord, pour se permettre un voyage, il faut avoir des 'sous'. Pour cela je remercie l'INRETS qui a financé la thèse dans le cadre d'une allocation de recherche et qui m'a permis de passer mes trois ans de thèse dans de bonnes conditions.

Le réservoir étant plein, on est au point de départ toute contente d'aller en voyage et impatiente de vivre l'aventure et atteindre la destination. Ce qu'on ne sais pas, ou tout au moins on sous estime, est que les pannes peuvent être nombreuses, les baisses de régime fréquentes, et le réservoir peut se vider à n'importe quel moment. Ce qui nécessite l'utilisation d'une deuxième source d'énergie, d'où « *l'hybridation !!* ». Pour cela, j'ai deux moteurs électriques à haut rendement, qui, du premier coup de démarrage jusqu'à l'assistance en accélération pour le sprint final ont toujours répondu présent : le premier, est le 'Rochdi', qui m'a généreusement ouvert son bureau pendant deux ans et demi. Un GRAND merci Rochdi pour ta patience, notamment pendant mes premiers démarrages à froid !! , ton attention et surtout tes encouragements permanents « Vas y Souad, fonce, tu peux le faire ». Et puis y a le 'Seb', Bien que loin géographiquement, mais aussi présent que le premier. Tellement puissant que ses coups de démarrages peuvent parfois provoquer des à-coups : « Allez miss, va falloir accélérer là ! ». Ben oui, avec 'Seb' il ne suffit pas de démarrer mais recharger les batteries au même temps ! Bon, l'agrément de conduite peut parfois ne pas être respecté, mais au même temps ce n'est pas pris en compte dans le critère de base qui est d'arriver à terme de l'aventure, et j'y suis presque. Pour tout ça, merci Seb.

Entre les coups de démarrage, le 'boost', la 'récup', etc. il faut un algorithme de commande puissant pour optimiser tout ça. Pour ce faire, y a le contrôleur général ou le superviseur global si vous voulez, enfin, le 'Boss' je voulais dire, euh! Celui qu'on appelle 'l'Ours', quoi ? Toujours pas deviné ? Ben le TMG quoi! Avec son fameux « T'es une quiche ». Merci TMG pour tout y compris la quiche!

Le début de l'aventure était à Lyon, dans l'équipe VEH (Valeur Environnementale Honorable !!) : là, y a le 'Max', le « toubib des batteries » qui tient à prendre leur tension et leur température chaque matin.

Puis y a le 'Manu', entre Koala et Lagrange, ça sèche un peu la gorge « arrête de dire n'importe quoi ! » ; le 'Serge', le spécialiste des jeux de mots ! Le 'Bruno' sans qui le 5^{ème} chapitre n'aurait pas existé : entre l'embrayage qui coince, les batteries qui chauffent et la musique sur deezer... « grrrr, je comprends rien ! », et puis y a le 'Steph' avec ses CDDI (CDD interminables ! lol) ! Le Bertrand, toujours pas loin, aux manettes du banc moteur ou sous le capot d'une Prius, et... tous les autres. Puisdépart à Valenciennes, enfin, disons retour à Valenciennes.....

Là, je retrouve l'équipe de choc MCS (« Mouvement Convivial Spécial ! ») : parmi eux, 'Lolo' qui m'a initié à l'aventure 'Recherche' pendant le Master ; Jimmy, le souriant éternel ! : entre faire démarrer le moteur thermique, et rattraper le retard des robots, euh ! « Faut pouvoir gérer » ! N'est ce pas Hichem ? ! « Qu'est ce que ti me dit ? ! » ; 'Sabrina' qui assure la relève de la présence féminine dans l'équipe « bisou à Sabrino au passage !!! », 'Michel' le futur Boss de la maison, 'François' le prochain qui quitte la maison, puis y a le seul, l'unique, le 'Miguel', un mexicain diplômé d'un master +12 ! Et le 13^{ème} est en route ! « Jesus Christ ! » (Attention faut prononcer in english), et puis toutes les personnes avec qui j'ai partagé un café ou un déjeuné sur une aire de repos ! Entre autres, 'Sami', le nouveau papa, la 'Pathionne' !, 'Xavier', le groupe des 'enfants', dont le plus 'sage' 'Guillaume', et le plus 'turbulent' 'Hugues' « c'est nulllllllllllll !!! ... »,...

Un chemin parcouru veut dire aussi plusieurs rencontres, des gens qu'on croise avec qui on partage un petit bout de chemin et qui s'en vont par la suite pour suivre une autre route. D'un petit sourire au passage jusqu'au coup de main sur la bande d'arrêt d'urgence, chacun d'eux a contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail. Je tiens donc à les remercier aussi. Parmi eux, le 'Jûjû' dont la seule religion est le « darwinisme » et « les extra-terrestres ! », le 'Djédjé', un immigré cht'ti en Suisse, le seul qui comprenait mes 'lambda' !! le 'Madjed' le 'gastrologue' du microbus hybride, le 'Hakim' mon compatriote 'chauvin' !!, 'Alex' le 'philosophe', la 'Pernelle' ma super chi...préférée !!, 'Pierrot', le ...

Le chemin étant long, des moments de pause s'imposent, pour cela y a les amis qui jouent le rôle d'un embrayage, permettant de complètement débrayer le cerveau afin de maximiser la récupération au freinage et surtout la recharge à l'arrêt. Merci à tous mes amis (*anda ma'llan*), tous les membres des « soirées colloque ! », et du « club rando ! ». Et puis mes deux chères Ma...zzz de tous les temps, mes deux crics du moral ! Quoi vous dire à part « merci d'avoir existé dans ma vie, je vous adoreeeeeeeee ! »

Puis il y a des gens qu'on remercie jamais assez : Je dédie ce travail à mes chers parents qui ont osé défier les traditions en « m'offrant » le droit de « découvrir le monde et de m'épanouir » tout simplement. 'yema', 'vava', merci pour votre confiance, pour votre soutien permanent et vos encouragements qui ont nourris et continuent à nourrir mon espoir. Mes chers frères et sœurs (Leila, Djamel, Sabrina, Yasmine, Zohir et le benjamin Adoula), j'ose espérer vous être un bon exemple ! A

celle qui a attendu le jour de voir sa petite fille réussir, à toi « Mani ». Et puis à toute ma grande famille, notamment khali Rabah, khali Omar et sa famille.

Enfin, atteindre la ligne d'arrivée ne veut en aucun cas dire une place sur le podium. Eh oui, c'est pas encore gagné, pour le savoir il y a les membres de jury qui m'ont fait l'honneur de juger ce travail et que je remercie vivement d'avoir accepté d'accorder un peu de leur temps précieux pour sa lecture.

Merci à Tous

« *Tanmirt n'wen* »

Table des matières

<i>Table des matières</i>	<i>1</i>
<i>Notations</i>	<i>5</i>
<i>Introduction générale</i>	<i>9</i>
Chapitre 1 : Chaînes de traction hybrides : Généralités et problématique de gestion d'énergie	13
1.1 Introduction	14
1.2 L'énergie pour les transports	14
1.3 Présentation des véhicules hybrides	16
1.3.1 Définition	16
1.3.2 Historique	17
1.3.3 Composants utilisés dans un VH	20
1.3.4 Classification des véhicules hybrides :	28
1.4 Problématique de la gestion d'énergie (GE)	33
1.4.1 Principaux modes de fonctionnement d'un VHTE.....	33
1.4.2 Gestion des auxiliaires	36
1.4.3 Position du problème de la gestion d'énergie.....	36
1.5 Conclusion	37
Chapitre 2 : Environnement de simulation et stratégies de commande d'optimisation globale	38
2.1 Introduction	39
2.2 Architecture choisie	39
2.3 Modélisation et simulation véhicule	41
2.3.1 Notion du cycle de vitesse.....	41
2.3.2 Modèle de simulation dynamique (<i>modèle1</i>)	43
2.3.3 Modèle de commande (<i>modèle2</i>)	45
2.4 Formulation du problème d'optimisation	58
2.4.1 Première formulation.....	58
2.4.2 Réécriture du problème d'optimisation	63

2.5	Résolution du problème d'optimisation.....	66
2.5.1	Contexte de résolution.....	66
2.5.2	Résolution du problème d'optimisation globale : état de l'art.....	67
2.6	Programmation dynamique	68
2.6.1	Principe de la méthode	68
2.6.2	Résultats de simulation et interprétation	73
2.7	Formalisme de Lagrange.....	79
2.7.1	Principe de la méthode	79
2.7.2	Choix du facteur de Lagrange $\lambda(0)$	82
2.7.3	Résumé de l'algorithme FL	86
2.7.4	Résultats de simulation.....	86
2.8	Comparaison « koala-Lagrange »	88
2.8.1	Utilisation du modèle de commande	88
2.8.2	Utilisation du modèle de simulation.....	92
2.9	Conclusion	96
	<i>Chapitre 3 : De l'optimisation globale au temps réel : problème du véhicule en tournée</i>	<i>97</i>
3.1	Introduction.....	98
3.2	Etat de l'art.....	99
3.3	Formulation et résolution du problème d'optimisation	100
3.3.1	Mesures réelles	100
3.3.2	Idée de base	102
3.3.3	Stratégie proposée : λ_PRES	104
3.3.4	Approximation de $\hat{\lambda}(i)$ en temps réel	108
3.3.5	Algorithme pour la stratégie de commande λ_PRES	111
3.3.6	Résultats de simulation.....	113
3.3.7	Filtrage de l'état moteur et des rapports de boîte	118
3.4	Conclusion	122
	<i>Chapitre 4 : De l'optimisation globale au temps réel : généralisation à tout type de parcours</i>	<i>123</i>
.....		
4.1	Introduction.....	124
4.2	Etat de l'art.....	124

4.2.1 Stratégies de commande à base de règles	124
4.2.2 Optimisations locales ou instantanées	126
4.2.3 Stratégies de commande basées sur l'optimisation globale.....	127
4.2.4 Autres approches	129
4.3 Stratégie proposée : λ_PRED	130
4.3.1 Principe de la méthode	130
4.3.2 « Prédiction » des conditions de roulage futures	133
4.3.3 1 ^{ère} validation de la stratégie λ_PRED	137
4.3.4 Résultats de simulation sur un cycle quelconque	138
4.4 Robustesse par rapport aux erreurs de prédictions.....	145
4.4.1 Correcteur Proportionnel-Intégral	148
4.4.2 Exemple de validation	149
4.5 Conclusion	151
<i>Chapitre 5 : Expérimentation : validation des stratégies proposées.....</i>	<i>152</i>
5.1 Introduction.....	153
5.2 Présentation du banc moteur du LTE (INRETS) et du système d'analyse de la pollution. 154	
5.2.1 Banc d'essais dynamiques.....	154
5.2.2 Banc moteur dynamique et système d'analyse de pollution de l'INRETS (partie hardware)	156
5.2.3 Partie Software (VEHIL).....	159
5.2.4 Communication logiciel/matériel (Dspace).....	160
5.2.5 Fonctionnement du banc moteur	161
5.3 Conditions d'essais :	162
5.4 Cycle de vitesse choisis.....	164
5.5 Validation des résultats expérimentaux.....	165
5.5.1 Les composants du banc	165
5.5.2 Comparaison simulation/mesures	168
5.5.3 Comparaison du véhicule hybride optimisé (FL) et le véhicule conventionnel (référence)	170
5.6 Évaluation des stratégies de commande temps réel proposées	171
5.6.1 Stratégie λ_PRES temps réel.....	171
5.6.2 Stratégie temps réel λ_PRED	175
5.6.3 Mesures de polluants	182
5.7 Conclusion	188

<i>Conclusion générale et perspectives</i>	<i>189</i>
<i>Références.....</i>	<i>192</i>
<i>Références personnelles</i>	<i>201</i>
<i>Annexe A : Equation de conservation de la puissance électrique.....</i>	<i>202</i>
<i>Liste des Figures.....</i>	<i>205</i>
<i>Liste des tableaux</i>	<i>210</i>

Notations

Symbole	Signification	Unité
Moteur thermique		
C_{TH}	Couple thermique	Nm
C_{TH_max}	Couple thermique maximum	Nm
C_{TH_min}	Couple thermique minimum (résistant)	Nm
ω_{TH}	Régime thermique	rad / s
ω_{TH_min}	Régime thermique minimum (ralenti)	rad / s
ω_{TH_max}	Régime thermique maximum	rad / s
$D(C_{TH}, \omega_{TH})$	Débit de carburant nécessaire pour produire le couple C_{TH} au régime moteur ω_{TH}	g / s
M_{TH}	Masse du moteur thermique	kg
J_{TH}	Inertie du moteur thermique	kg / m^2
Machine électrique		
C_{ME}	Couple électrique	Nm
C_{ME_max}	Couple électrique maximum (moteur)	Nm
C_{ME_min}	Couple électrique minimum (générateur)	Nm
ω_{ME}	Régime électrique	rad / s
ω_{EL_max}	Régime électrique maximum	rad / s
ω_{EL_min}	Régime électrique minimum	rad / s
$P_E(C_{ME}, \omega_{ME})$	Débit de carburant nécessaire pour produire le couple C_{TH} au régime moteur ω_{TH}	
J_{EL}	Masse	kg
M_{EL}	Inertie	kg / m^2
batterie		
U_B	Tension de la batterie	V

E_B	Tension à vide de la batterie	V
I_B	Courant batterie	A
R_B	Résistance interne	ohm
R_{BC}	Résistance interne en charge	ohm
R_{BD}	Résistance interne en décharge	ohm
P_B	Puissance batterie (pertes résistives et faradiques comprises)	W
SOC	(State Of Charge) Etat de charge	%
SOE	(State Of Energy) Etat d'énergie	%
C_B	Capacité courante de la batterie	Ah
C_{B_MAX}	Capacité nominale de la batterie	Ah
η_B	Rendement faradique	---
M_B	Masse du pack batterie	kg
Boîte de vitesse		
k	Numéro de rapport de boîte	---
$R(k)$	rapport de réduction du $k^{ème}$ numéro de rapport	---
$\eta_{BV}(k)$	rendement du $k^{ème}$ numéro de rapport	---
N_{BV}	Nombre de rapports disponibles	---
Réducteur		
ρ	rapport de réduction du réducteur	---
η_{RED}	Rendement du réducteur	---
Embrayage		
EMB	Etat de l'embrayage : $EMB = 0$: embrayage ouvert $EMB = 1$: embrayage fermé	---
Véhicule		
C_x	coefficient de traînée	---
ρ_{air}	masse volumique de l'air	kg/m ³
S_f	surface frontale du véhicule	m ²
M_{VEH0}	Masse à vide (sans le groupe motopropulseur)	kg

M_{VEH}	Masse totale sans tenir compte des inerties des parties tournantes	kg
M_{VEH_tot}	Masse totale y compris les inerties des parties tournantes	kg
a et b	Coefficients de résistance au roulement	--
M_{GMP}	masse équivalente des inerties de tous les éléments en rotation du groupe motopropulseur y compris les roues	kg
V_{VEH}	Vitesse véhicule	m/s
F_{VEH}	Somme des forces agissant sur e véhicule	N
F_{trac}	Forces de traction du véhicule	N
$F_{aéro}$	Force résistante aérodynamique	N
F_{roul}	Force résistante de roulement	N
F_{grav}	Force résistante de gravité sur une montée	N
F_{res}	Somme des force résistantes	N
F_{frein}	Force du frein mécanique	N
$F_{cste}, F_{vit1}, F_{vit2}$	Coefficients de forces résistantes estimés sur le banc à rouleau	---
C_{res}	Couple résistant	Nm
M_C	Charge du véhicule	kg
Roues		
J_{Roue}	Inertie	kg/m^2
R_{pneu}	Rayon du pneu	m
ω_R	Régime roues	rad/s
C_R	Couple aux roues	Nm
Stratégie de commande		
θ	Etat du moteur thermique ($\theta = 0 \Rightarrow$ éteint, $\theta = 1 \Rightarrow$ moteur allumé)	---
X	Etat de charge courant	Ah
X_{min}	Etat de charge minimal	Ah
X_{max}	Etat de charge maximal	Ah
X_{MAX}	quantité d'énergie maximale que peut stocker la batterie	$Joule$

ΔX	Variation d'état de charge entre le début du cycle de vitesse et la fin	<i>Ah</i>
X_{desire}	Etat de charge visé à la fin du cycle de vitesse	<i>Ah</i>
λ	Facteur de Lagrange	---
$W(i) = (\omega_R(i), C_R(i))^T$	Conditions de roulage du véhicule	---
i, j	Numéro d'échantillon	--
FL	Formalisme de Lagrange	---
T_e	Période d'échantillonnage	<i>s</i>
$N \cdot T_e$	Durée du profil de vitesse	<i>s</i>
Autres		
α	pende de la route	<i>rad</i>
g	Accélération de la gravité	<i>m/s²</i>
M_C	Charge du véhicule	<i>kg</i>
P_{AUX}	Puissance des auxiliaires électriques	<i>W</i>
Abréviations		
ME	Machine électrique	---
MCI	Moteur à combustion interne	---
BAT	Batterie	---
AUX	Auxiliaires électriques	---
EMB	Embrayage	---
BV	Boite de vitesse	---
VC	Véhicule conventionnel	---
VH	Véhicule hybride	---

Introduction générale

Depuis la première crise pétrolière de 1973, le pétrole, encore appelé « or noir » mérite de plus en plus son nom. La densité énergétique importante du pétrole estimée à 10kWh par litre, et sa présence en grandes quantités sur la planète font de cette énergie fossile un des piliers de l'industrie et de l'économie mondiale. A titre d'illustration, en 2005, le pétrole a assuré à lui seul 40% de la consommation d'énergie mondiale /Cta. 2008/.

Bien qu'il soit considéré comme une source d'énergie incontournable dans la vie quotidienne des populations mondiales aujourd'hui, l'utilisation du pétrole n'est pas sans conséquences. Le pétrole est considéré comme le premier responsable de nombreux problèmes environnementaux actuels et du désastre écologique possible à venir lié au réchauffement de la planète. En effet, l'exploitation (extraction, traitement et utilisation) du pétrole, génère deux catégories de polluants /Ung. 2003/ :

- émissions à l'échelle locale : limitées à un espace géographique précis (environnement immédiat : rue, quartier, ville, etc). Ces polluants affectent directement les habitants, la végétation, l'eau, etc. Parmi les polluants impliqués, on cite par exemple les oxydes d'azote NO_x , les fumées noires, etc.
- émissions à l'échelle globale : l'étendue géographique considérée est plus vaste et peut aller d'un ensemble de pays et s'étend jusqu'à l'ensemble de la planète. C'est le cas des gaz dits à « effet de serre » qui sont à l'origine des changements climatiques et du réchauffement de la planète. Le dioxyde de carbone (CO_2) est considéré comme le plus important gaz responsable de l'effet de serre.

En sus des aspects environnementaux, les pays pétroliers annoncent l'épuisement des réserves pétrolières mondiales d'ici les années 2050. Bien qu'il y ait des controverses à propos de cette date, une chose est sûre : les réserves du pétrole ne sont pas inépuisables. En plus de sa nature non renouvelable, la consommation de pétrole est en augmentation constante en raison de la croissance de l'économie mondiale. En 2006, la consommation mondiale moyenne de pétrole s'élevait à 84,77 million de barils pour une production journalière moyenne de 83,33 million de barils /Cta. 2008/.

Devant cette pénurie d'énergie à venir et la crise écologique future, trouver une alternative au pétrole est donc devenu plus que jamais nécessaire.

Bien que le pétrole soit utilisé dans plusieurs domaines, les transports occupent une place prédominante avec 68% de la consommation globale /Cta. 2008/. Parallèlement à l'augmentation constante de la consommation en carburant – liée à l'augmentation du parc automobile mondial – les transports sont jugés responsables de 22% des rejets de CO_2 en Europe /Hermann. 2002/. Par conséquent, des recherches dans ce domaine s'avèrent nécessaires pour limiter l'accroissement de ces émissions voire les réduire.

Plusieurs solutions ont été proposées à cet effet. Elles peuvent être classées en deux grandes catégories :

- la première consiste à améliorer les technologies existantes à savoir l'amélioration du rendement des moteurs thermiques, l'utilisation de carburant alternatif moins polluant, le post traitement des émissions, la mise en place de normes de plus en plus restrictives (Euro 0, ..., Euro4 pour l'Europe), etc. Bien que l'amélioration des technologies existantes ait permis de réduire considérablement les émissions locales, d'un point de vue global il semble difficile de maîtriser les gaz à effet de serre, notamment les émissions de CO_2 ;

- la deuxième est basée sur l'utilisation des motorisations non conventionnelles, dites « propres ». Dans les années 1990, une première tentative fut le véhicule électrique. En apparence prometteur pour la réduction des émissions de CO_2 , ces véhicules ont été vite abandonnés en raison des problèmes liés à l'utilisation des batteries (autonomie, poids, coût, recyclage, etc.). Bien que les nouvelles technologies de batteries aient fortement progressées (autonomie améliorée, allègement de la masse, etc.) /Renault/, le véhicule électrique n'est toujours pas considéré comme une alternative viable au véhicule conventionnel. Une autre solution à « zéro émission » est l'utilisation de l'hydrogène. En effet, sa combustion ne génère pas de CO_2 . Néanmoins en raison du manque de maturité des technologies nécessaires à sa production, son stockage et sa distribution, son usage à grande échelle ne peut être envisagé qu'à long terme.

En attendant l'apparition de technologies « zéro émissions » matures pour le transport, l'hybridation s'avère une des alternatives prometteuses à court et moyen terme. Cette solution fera l'objet de ce mémoire.

Dans le premier chapitre, le rôle des transports dans le réchauffement climatique est exposé et la nécessité d'adopter une stratégie progressive au remplacement du pétrole est mise en évidence. Un des moyens qui s'avère prometteur dans cette démarche est l'hybridation.

Dans un premier temps, le concept du véhicule hybride (association de plusieurs sources d'énergie à bord) est décrit et un bref historique est ensuite présenté.

Après avoir cité les différents composants pouvant constituer un groupe motopropulseur hybride, une classification de ce dernier selon l'agencement des composants (différentes architectures) et selon leur dimensionnement (taux d'hybridation) est décrite.

La présence d'une seconde source d'énergie dans un groupe motopropulseur hybride offre un degré de liberté supplémentaire dans la gestion des flux énergétiques. Il est donc nécessaire d'utiliser des « lois de gestion d'énergie » pour tirer profit de ce degré de liberté. Cette problématique qui constitue l'objectif principal de ce travail est abordée à la fin du premier chapitre.

Dans le chapitre 2, afin de synthétiser des « lois de gestion d'énergie » visant à minimiser la consommation de carburant, un modèle énergétique des différents composants et un modèle de simulation dynamique du groupe motopropulseur hybride choisi, sont décrits. Le problème de la gestion énergétique est ensuite formulé sous forme d'un problème de commande optimale. Deux cas sont à distinguer quant à la résolution de ce problème :

- le parcours du véhicule est considéré connu a priori : dans ce cas, un algorithme « *d'optimisation globale* » peut être appliqué. Ces algorithmes sont limités à la simulation (applicables seulement *hors ligne*), mais permettent d'évaluer le minimum de consommation de carburant atteignable en temps réel et d'extraire des lois de comportement pour en déduire des stratégies applicables en ligne ;
- le parcours du véhicule n'est pas connu : des algorithmes, nécessairement sous-optimaux, permettant la gestion en temps réel du groupe motopropulseur hybride doivent être développés.

La deuxième partie du chapitre deux, est consacrée à une comparaison entre les performances des deux méthodes d'optimisation globale les plus utilisées.

Dans le cas particulier d'un véhicule circulant sur un parcours prédéfini avec des aléas de conduite (ex : bus), une stratégie de commande temps réel est présentée dans le chapitre 3. La stratégie proposée découle d'une adaptation temps réel d'un algorithme d'optimisation globale.

En général, le profil de vitesse du véhicule et/ou son trajet physique sont inconnus. La synthèse de stratégies de commande dédiées au cas général, c'est-à-dire sans aucune information sur le trajet, est donc nécessaire. Cet aspect fera l'objet du quatrième chapitre. La stratégie proposée est une commande « prédictive » sur un horizon glissant.

Afin de valider expérimentalement les stratégies de commandes proposées, ces dernières ont été mises en oeuvre sur un banc moteur dynamique installé au Laboratoire Transports et Environnement de l'INRETS. L'analyse des résultats obtenus, en termes de consommation de carburant et émissions polluantes, fait l'objet du 5^{ème} chapitre.

Chapitre 1 : Chaînes de traction hybrides : Généralités et problématique de gestion d'énergie

1.1 Introduction.....	14
1.2 L'énergie pour les transports.....	14
1.3 Présentation des véhicules hybrides	16
1.3.1 Définition	16
1.3.2 Historique.....	17
1.3.3 Composants utilisés dans un VH.....	20
1.3.4 Classification des véhicules hybrides :	28
1.4 Problématique de la gestion d'énergie (GE).....	33
1.4.1 Principaux modes de fonctionnement d'un VHTE.....	33
1.4.2 Gestion des auxiliaires	36
1.4.3 Position du problème de la gestion d'énergie.....	36
1.5 Conclusion	37

1.1 Introduction

Ce chapitre aborde la problématique actuelle dans les moyens de transports, à savoir le rôle de ces derniers dans les problèmes environnementaux, ainsi que dans l'épuisement des ressources naturelles d'énergie alimentant les véhicules.

Après cela, on définit succinctement les chaînes de traction hybrides, les différents composants qui les constituent, leurs principales architectures, leur principe de fonctionnement, et leur contribution à la minimisation de la consommation de carburant. Ensuite la problématique de la gestion énergétique dans les véhicules hybrides est posée.

1.2 L'énergie pour les transports

Le domaine des transports représente à lui seul 29% de la consommation d'énergie mondiale et 68% de la consommation mondiale de pétrole. L'importante énergie massique du pétrole ainsi que son faible coût d'extraction ont en fait la première source d'énergie pour les transports, (environ 96% de l'ensemble des énergies utilisées /Cta. 2008/).

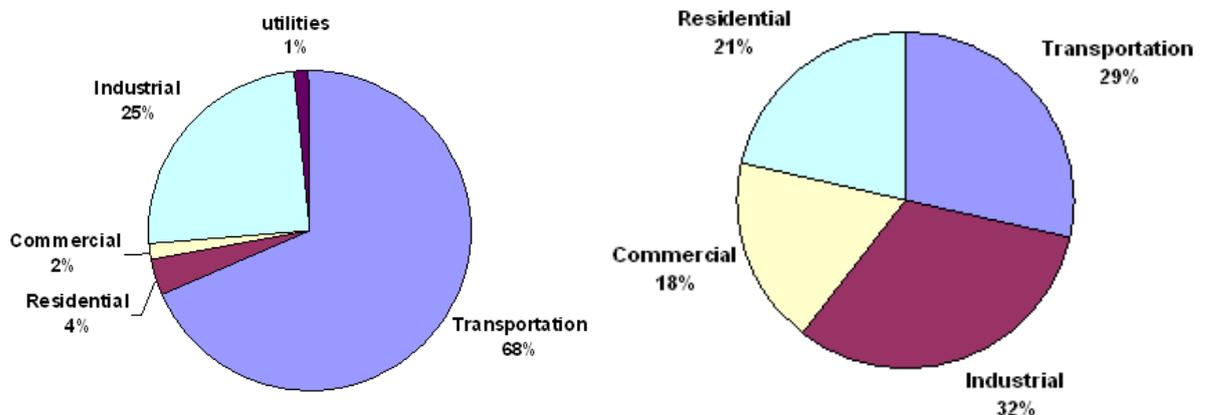


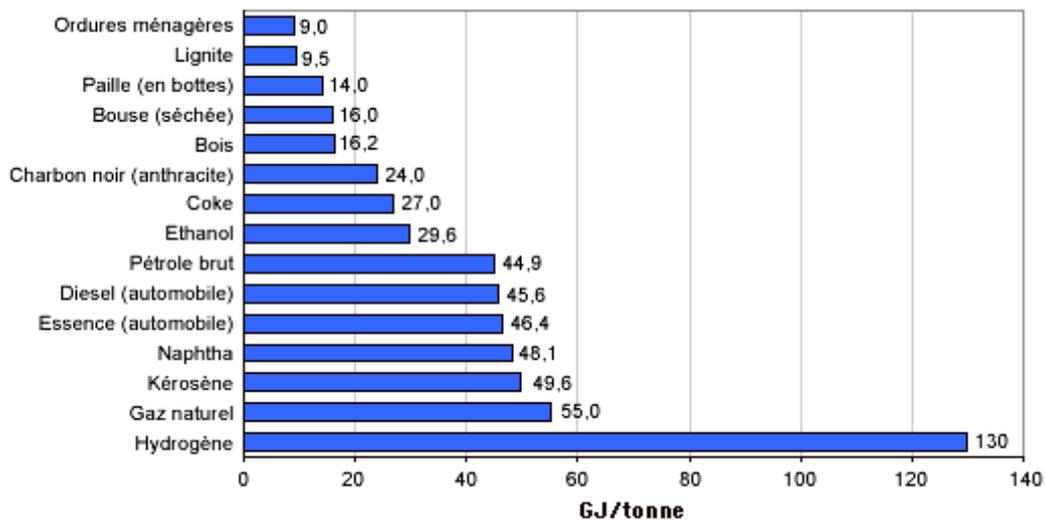
Figure 1.1 : Répartition de la consommation de pétrole (à gauche) et d'énergie (à droite) par secteur d'activité en 2007

Source : http://cta.ornl.gov/data/tebd27/Edition27_Full_Doc.pdf

Cependant, l'utilisation du pétrole est généralement polluante. Le transport à lui seul est responsable de 22% des rejets de CO₂ en Europe /Hermann. 2002/. En outre, l'utilisation intensive de cette énergie non renouvelable conduit à l'épuisement des ressources mondiales dont la pénurie pour certains, est prévu aux alentours de 2050 /Rühl. 2008/. Devant la pénurie

du pétrole à venir et les enjeux environnementaux résultant de son utilisation, trouver une alternative est devenue plus que jamais indispensable.

Il existe d'autres sources d'énergie dont certaines ne sont pas à l'état naturel (ex : le H₂). Dans le cadre des transports terrestres, un paramètre permettant de les comparer est leur énergie massique, figure 1.2.



*Figure 1.2 : Classement de quelques sources d'énergie en fonction de leur énergie massique ;
Source : www.petro-pic.org.uk*

Le charbon a déjà été utilisé dans les transports. Cependant, sa combustion génère des quantités importantes de CO₂ et il ne constitue pas une source d'approvisionnement durable. De plus, son énergie massique est environ 50% plus faible que celle du pétrole.

Le gaz naturel dispose d'un pouvoir énergétique meilleur que le pétrole. Cependant ce dernier étant un carburant fossile, il est dans une situation similaire à celle du pétrole : épuisement des ressources et émission de gaz à effet de serre.

Bien que l'utilisation de l'énergie nucléaire (combustibles uranium, plutonium) soit bien moins polluante en termes d'émission de CO₂ que le charbon, le pétrole ou le gaz, elle présente un danger bien plus important pour l'environnement en raison du problème du stockage des déchets radioactifs et du risque d'accident nucléaire associé. En outre, l'uranium enrichi est une énergie épuisable du fait de sa nature non renouvelable.

L'hydrogène s'avère une solution prometteuse en raison de son énergie massique environ trois fois plus importante que celle du pétrole et son impact environnemental beaucoup moins important. Néanmoins, il est à noter que pour des applications automobiles, l'utilisation de l'hydrogène n'est pas encore mature et soulève de nombreux verrous tels que son stockage, la

sûreté de fonctionnement, son coût et l'inadaptation des infrastructures actuelles pour sa distribution à grande échelle. En outre, l'hydrogène n'est pas une énergie primaire, ou du moins pas à l'état pur (combiné avec d'autres atomes : ex l'eau), mais est souvent produit à partir du gaz naturel ou le pétrole. Dans ce cas, l'hydrogène est plus un vecteur qu'une source d'énergie.

Pour toutes ces raisons, le pétrole est difficile voire impossible à remplacer à l'heure actuelle. Une démarche progressive doit être adoptée, et il est indispensable de réduire au minimum sa consommation. Une des voies possibles est l'utilisation de véhicules plus économes et potentiellement plus propres.

1.3 Présentation des véhicules hybrides

Dans un véhicule conventionnel (VC), la traction du véhicule est souvent assurée par un moteur thermique à combustion interne (MCI). D'une manière générale, son rendement est relativement faible : *dans les meilleures conditions d'utilisation*, il n'excède généralement pas 40%, et dans des conditions usuelles (en ville par exemple), il est généralement plus bas (de l'ordre de 20%). C'est-à-dire que la majorité de l'énergie contenue dans le carburant est perdue.

Afin d'améliorer l'utilisation de l'énergie par le moteur thermique, plusieurs approches sont envisagées comme l'amélioration de son rendement par l'optimisation de sa construction et/ou de sa commande. Des gains en consommation et/ou pollution peuvent être obtenus en utilisant de nouveaux actionneurs, comme par exemple les systèmes d'injection directe pour moteurs essence ou en utilisant de nouveaux modes de combustion comme la combustion HCCI (Homogeneous Charge Compression Ignition) des moteurs diesels. On peut noter également les approches visant à diminuer la cylindrée du moteur (downsizing), par exemple grâce à l'utilisation d'un turbo compresseur. Ces technologies sont disponibles en série pour les moteurs diesel et en cours de développement pour les moteurs essence /Alix. 2008/.

Une autre approche plus récente est l'utilisation de nouvelles motorisations. L'hybridation du groupe motopropulseur est jusqu'ici la plus utilisée. C'est cette dernière solution qui fera l'objet de ce mémoire.

1.3.1 Définition

Les définitions d'un véhicule hybride /Paganelli. 1999/, /Delprat. 2002/, /Béguery & al. 2001/, /Scordia. 2004/, /Alix. 2008/ convergent sur le fait qu'un véhicule hybride comporte au moins deux sources d'énergie distinctes /Béguery & al. 2001/, /Kessel. 2006/. Si on s'en tient à cette

définition, un véhicule conventionnel équipé d'une part d'un moteur thermique et d'autre part d'un ensemble démarreur, alternateur et batterie peut être considéré comme un véhicule hybride. Certains auteurs /Paganelli. 1999/ et /Delprat. 2002/, précisent qu'au moins une des sources doit être réversible.

/Scordia. 2004/ juge la définition précédente nécessaire mais pas suffisante, et rajoute à cela, qu'au moins deux des sources embarquées doivent participer à la traction du véhicule. Les véhicules équipés d'alternateur de faible puissance tels que la « Citroën C3 stop start », appelés micro-hybrides par les constructeurs, ne sont alors pas considérés comme des véhicules hybrides au sens de /Scordia. 2004/.

La définition suivante sera adoptée dans ce mémoire : *Un véhicule hybride utilise au moins deux sources d'énergie, dont au moins deux de natures différentes, et dont au moins une est réversible.*

1.3.2 Historique

Bien que l'apparition du premier véhicule hybride, au sens de la définition ci-dessus, date de l'année 1899, figure 1.3, créé par Dr. Ferdinand Porsche en Autriche¹ /Porsche. 1899/, son développement industriel n'a véritablement commencé que lors des deux dernières décennies.

Les premiers véhicules hybrides commercialisés ont été produits par des compagnies japonaises. Depuis la commercialisation en série du premier véhicule hybride par Toyota en 1997, baptisé Prius, qui a été vendu jusqu'ici (mai 2008) à un million d'exemplaire /Toyota/, plusieurs constructeurs ont annoncé leur volonté de s'investir dans ce domaine. Cette volonté a été concrétisée deux ans après, en 1999 par Honda qui a lancé sur le marché japonais et américain l'Insight hybride doté du système IMA (Integrated Motor Assist). En 2000, Nissan lance la Tino hybride au Japon. Après le retour d'expérience du système IMA sur l'Insight, Honda élargit l'utilisation de cette technologie à la Civic hybride en 2002.

¹ Il s'agit d'un hybride série utilisant un moteur thermique et une génératrice produisant de l'électricité pour alimenter quatre machines électriques montées sur les quatre roues du véhicule.



Figure 1.3 : Premier véhicule hybride (Porche)

Source : <http://www.hybrid-vehicle.org>

Depuis 1997 et en raison du succès de la première version Prius, deux nouvelles versions ont été développées. Chacune a apporté des améliorations au niveau des puissances développées tout en améliorant les performances énergétiques et environnementales /Vinot & al. 2008/, /Toyota.2003/. La dernière version par exemple, dispose d'un mode électrique pur (ZEV) pouvant être activé par l'utilisateur /Desbois-Renaudin & Badin. 2004/.

En 2001, Toyota commercialise deux autres véhicules hybrides de concepts différents de celui de la Prius sur le marché japonais : la Crown Mild Hybrid disposant d'une hybridation moins importante que la Prius et un 4x4 hybride : l'Estima Hybrid Minivan.

Depuis 2004, la plupart des grands constructeurs automobile, proposent des véhicules hybrides avec des performances et des technologies variées. Le nombre de véhicules commercialisés et les prototypes présentés ne cessent d'augmenter : RX400h de Lexus et Highlander de Toyota, Sierra et Silverado de Général Motors, L'Escape de Ford, Prius plug-in de Toyota, etc.

Bien que les constructeurs européens aient développé plusieurs prototypes de véhicules hybrides, quasiment aucun d'entre eux n'est passé au stade de production en série (en 2008, à notre connaissance seules la Citroën C3 et la BMW Série1 et Série3 /Bosch. 2007/ équipées du système Stop-Start sont disponibles).

Le

tableau 1.1 présente quelques exemples de véhicules hybrides commercialisés et la technologie choisie pour les organes principaux de leur groupe motopulseur.

	Architecture	Technologie MCI	Technologie ME	Technologie batterie	Transmission
 Toyota Prius II	Hybride Série/parallèle	Essence 57kW 1,5L	Moteur à aimant permanent 50 kW	Ni-Mh prismatique	Train épicycloïdal
 Honda Civic 2006	Hybride parallèle	Essence 1,3l 70kW	Moteur ultra-mince à courant continu sans balai 15kW	Ni-Mh 5,5Ah	CVT
 Honda Insight	Hybride parallèle	Essence 1,0l 51kW	Synchrone à aimant 9,2kW	Ni-Mh	Boite 5 rapports ou CVT
 Toyota Lexus RX 400h	Hybride Série/parallèle (sport)	Essence 3,3l 155kW	123kW	Ni-Mh	CVT
 GM Sierra 2005	Mild-hybride(ISA)	Essence V8 5,3l	Alternodémarrreur 14 kW(ISA)	---	Boite automatique 4 rapports
 Ford Escape 2004	Hybride Série/parallèle	Essence 2,3l 114kW	68kW	Ni-Mh	CVT

Tableau 1.1 : Exemples de quelques véhicules hybrides commercialisés

1.3.3 Composants utilisés dans un VH

Avant de citer les différents composants d'un véhicule hybride, il est nécessaire de fixer les définitions de quelques termes utilisés dans ce document. Notons que cette terminologie peut différer d'une référence à une autre.

On appelle *chaîne de traction* d'un véhicule hybride l'ensemble de composants assurant la transmission d'énergie depuis un élément de stockage jusqu'aux roues en passant par plusieurs conversions de puissance. Un véhicule hybride peut donc contenir au moins deux chaînes de tractions.

On appelle l'ensemble des chaînes de tractions existantes dans un véhicule hybride le *groupe motopropulseur*.

Dans un groupe motopropulseur hybride, on distingue donc les éléments de stockage, les convertisseurs d'énergie et les différents organes de transmissions. Le paragraphe suivant présente succinctement les éléments les plus utilisés par les constructeurs.

➤ Stockage d'énergie

Dans le cadre du transport automobile, les différentes sources d'énergie sont souvent caractérisées par leur puissance massique exprimée en kW/kg et leur énergie massique exprimée en Wh/kg. Ainsi le plan de Ragone permet de différencier aisément les différentes technologies de stockage de l'énergie. A titre d'illustration, la figure 1.4 présente un exemple de domaine atteignable par différentes technologies. Il est clair qu'en fonction des paramètres de conception, des évolutions technologiques et de nombreux autres facteurs (coût de production, durée de vie attendue, conditions d'utilisation), les domaines présentés peuvent être plus ou moins étendus. La figure 1.4 ne fait donc que schématiser des valeurs typiques de quelques technologies de stockage d'énergie.

• Source d'énergie irréversible

Il s'agit en particulier du réservoir de carburant qu'on trouve habituellement dans les véhicules conventionnels. Bien que les carburants les plus utilisés dans les véhicules jusqu'ici soient l'essence et le gazole, on trouve d'autres sources alternatives déjà utilisées ou en cours de développement dans l'objectif de réduire les émissions de polluants ; par exemple, le Gaz de Pétrole Liquéfié, l'Hydrogène utilisé dans un moteur à combustion ou dans une pile à combustible, les biocarburants (éthanol, méthanol, butanol, huiles végétales, etc.). Les véhicules hybrides commercialisés jusqu'à présent utilisent des moteurs essence pour le marché

américain et japonais. Des véhicules hybrides à motorisation diesel sont en cours de développement pour le marché européen.

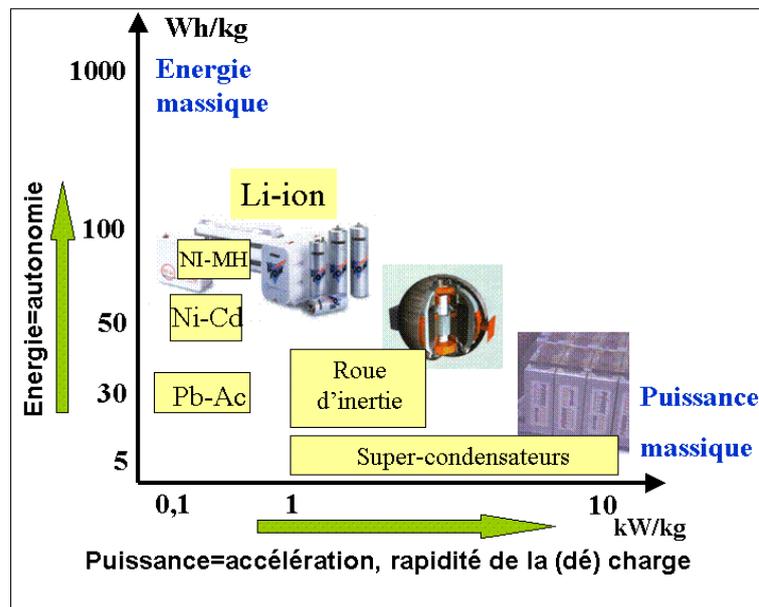


Figure 1.4 : Plan de Ragone de quelques types d'énergie utilisés dans l'automobile

Source : <http://culturesciences.chimie.ens.fr>

- Source d'énergie réversible

La réversibilité de la source d'énergie secondaire est un élément clé du gain en consommation des véhicules hybrides, car elle permet notamment de récupérer l'énergie cinétique du véhicule lors des phases de freinage (alors qu'elle est généralement dissipée sous forme de chaleur dans un véhicule conventionnel). Plusieurs technologies sont envisageables.

Le stockage mécanique sous forme d'énergie cinétique dans un volant d'inertie (autobus à Bâle /Werfel & al. 2007/, tramway de Rotterdam /Alstom 2006 /). Ses caractéristiques sont un rendement énergétique élevé, de l'ordre de 89%, une durée de vie de l'ordre de 100 000 cycles de charge-décharge², et une recharge et décharge rapides. Par ailleurs, le volant d'inertie est considéré comme un stockage « écologique » du fait qu'il n'utilise pas de produits chimiques nécessitant leur recyclage /Destraz. 2008/. Néanmoins, et en raison de sa vitesse importante, un

² On appelle nombre de cycles le nombre de recharge/décharge complète (jusqu'aux limites recommandées par le constructeur) du stockeur. Ce nombre est utilisé pour définir la durée de vie de la batterie.

volant d'inertie présente un danger potentiel en cas d'accident. L'énergie stockée est limitée par la dimension et le régime de rotation maximal du volant. La limitation de puissance vient généralement de la machine électrique associée au volant.

Le stockage pneumatique : ce type de stockage utilise de l'air comprimé dans un réservoir haute pression /Lemofouet-Gatsi. 2006/ (Tata MiniCat /MDI. 2008/). Le problème de ce type de stockage, outre les contraintes en matière de sécurité, est le faible rendement des compresseurs et moteurs pneumatiques (entre 30 et 50%). La capacité de stockage est limitée par le volume du réservoir et sa pression maximale.

Le stockage électrochimique : Le stockage réversible le plus répandu dans les VHs est aujourd'hui le stockage électrochimique dans des batteries. Plusieurs technologies ont été testées et utilisées dans le domaine de l'automobile /Spotnitz. 2005/, / Williamson & al. 2005/

La technologie « Plomb-acide » est la technologie la plus commune dans le domaine de l'automobile (batteries des véhicules conventionnels). Elle se caractérise par sa robustesse /Mpoweruk/ et sa présence à faible coût lié à la production en masse, néanmoins, elle possède une puissance et une énergie spécifique médiocre due à son poids élevé. Par ailleurs, la présence du plomb constitue un handicap majeur de cette technologie d'un point de vue environnemental.

La technologie Nickel Métal-Hydrure (Ni-Mh) présente une énergie massique estimée à deux fois celle obtenue avec la technologie plomb /Williamson & al. 2005/. La durée de vie de cette batterie est compatible avec leur utilisation dans le domaine automobile. La technologie Ni-Mh est celle qui domine le marché des VHs aujourd'hui grâce au succès de la Toyota Prius qui l'a adoptée pour ses trois générations.

La technologie Lithium-ion (Li-ion) possède de meilleures performances en termes de puissance et d'énergie massique. Elle présente une faible auto-décharge³/ Williamson & al. 2005/ et a un impact environnemental plus faible grâce au rendement de recyclage de ses composants. Malgré ses bonnes performances, la technologie Li-ion souffre de son coût élevé estimé à 1000 \$/ kWh /Spotnitz. 2005/et nécessite une surveillance importante de l'état de la batterie (état de charge, température, etc.).

³ Décharge de la batterie au repos due à plusieurs facteurs, telles que la résistance interne, des réactions électrochimiques parasites, la température, le vieillissement, etc.

Le tableau 1.2 présente les ordres de grandeurs typiques pour les 3 types de batterie les plus utilisées dans le domaine des véhicules /Passier & al. 2007/.

Technologie batterie	Energie massique (Wh/kg)	Puissance massique (W/kg)	Nombre de cycles à 80% de décharge	Cout en euro/kWh
PB-Acide	40-50	140-250	800-1500	100-190
Ni-Mh	60-80	500-1400	500-2000	400-2000
Li-Ion	70-130	600-3000	800-1500	700-2000
Super-cap	2-20	2000-10000	500k-1M	1700-2300

Tableau 1.2 : Propriétés de quelques technologies batterie utilisées dans l'automobile /Passier & al. 2007/.

Quelque soit la technologie employée, la batterie est un composant crucial dans une chaîne de traction hybride. Elle exige une étude approfondie de son comportement qui dépend de plusieurs paramètres difficiles à estimer tels que l'état de charge, la température, le vieillissement, la dynamique et l'amplitude du courant de charge et de décharge, la durée des phases de repos, etc. Ainsi l'étude des batteries nécessite du matériel spécifique (banc d'essais), du temps (quelques années pour les tests de vieillissement dynamique et calendaire), ainsi que des moyens financiers et humains.

Un autre moyen de stocker l'énergie électrique à bord des VHs, est l'utilisation de super condensateurs. Ce sont des stockeurs d'énergie électrique par polarisation d'une solution électrolytique. Leur durée de vie est notablement supérieure à celle des batteries, toutes technologies confondues /Destraz. 2008/. Comme le montre le tableau 1.2, les super-condensateurs ont une puissance massique beaucoup plus élevée que celle des batteries. Un usage typique est alors la récupération d'énergie lors de freinages importants et l'assistance en puissance lors de fortes accélérations. Néanmoins leur densité énergétique est beaucoup plus faible, rendant quasiment impossible leur utilisation pour une propulsion en mode tout électrique dans une utilisation hybride.

Pour réaliser un stockage disposant à la fois d'une puissance et une énergie massique importante, il est possible d'associer des super-condensateurs et des batteries /Burnett & Borle. 2005/, /Pisu & Rizzoni. 2005/ Il est alors nécessaire d'utiliser une électronique de puissance permettant de gérer les transferts d'énergie entre les deux éléments de stockages. Le problème majeur est alors le coût important du stockeur et la complexité de la commande à mettre en œuvre.

➤ Convertisseurs d'énergie

- Moteur thermique

Un moteur thermique convertit une énergie chimique en énergie mécanique. Les moteurs thermiques les plus utilisés actuellement sont les moteurs à essence et les moteurs Diesel. Les moteurs Diesel ont généralement un meilleur rendement et donc une consommation de carburant plus faible que les moteurs à essence /Scordia. 2004/. Néanmoins, bien que le gazole soit généralement moins cher que l'essence, la construction des moteurs diesel est plus coûteuse en raison des systèmes d'injection haute pression, de la présence quasi-systématique d'un turbocompresseur, de la nécessité de filtre à particule, etc. A puissance égale, ils sont également plus lourds que les moteurs essence.

Les deux technologies ont des impacts environnementaux significativement différents et il n'y a pas de consensus sur l'évaluation de leur nocivité. A iso-puissance mécanique fournie, les moteurs diesels émettent moins de CO et CO₂, notamment en raison de leur meilleur rendement, et moins d'hydrocarbures imbrulés (HC). Les moteurs essence quant à eux produisent moins de particules et d'oxyde d'azote (NO_x). Les moteurs diesels sont maintenant équipés d'un Filtre A Particules (FAP) qui filtre la majorité des particules émises. Cependant, les particules non filtrées sont de petite taille et soupçonnées d'être beaucoup plus nocives que celles de plus grosse taille /Bertrand & al. 2007/. La toxicité des particules émises fait l'objet de controverses dans la communauté scientifique /Boland & al. 2001/.

Il existe également des moteurs à combustion interne fonctionnant avec d'autres carburants : Gaz de Pétrole Liquéfié (GPL), huiles végétales, biocarburants (méthanol, bioéthanol, bio-butanol, etc.), ou hydrogène. Cependant leur utilisation reste minoritaire.

- Pile à combustible (PAC) :

Une PAC produit de l'énergie électrique à partir de l'oxygène (généralement prélevé dans l'air ambiant) et de l'hydrogène (H₂) stocké dans un réservoir de carburant. Les seuls produits des réactions électrochimiques sont, outre l'énergie électrique produite, de l'eau et de la chaleur. Ce type de convertisseur est donc considéré à zéro émission⁴. Comme pour le moteur thermique, plusieurs technologies existent /Bernard. 2007/. La technologie qui semble mieux adaptée pour

⁴ Si on ne considère que, les émissions dites du réservoir à la roue (Tank to Wheel) sans prendre en considération la production d'hydrogène, son stockage, ses infrastructures ...

le domaine des transports est celle dite à membrane échangeuse de proton (PEMFC ou PEFC). Effectivement, son fonctionnement à basse température lui permet un démarrage rapide, et sa densité de puissance est suffisamment importante (de 1kg/kW à 3kg/kW /Blunier. 2007/).

Pour des applications automobiles, une pile à combustible ne peut être utilisée seule. D'autres auxiliaires doivent y être associés pour assurer son bon fonctionnement. L'alimentation de ces auxiliaires est généralement assurée par la pile et peut consommer jusqu'à 25% de la puissance délivrée par la PAC /Blunier. 2007/).

Au final, pour un cœur de pile ayant un rendement de l'ordre de 70% à faible charge, le système pile à combustible présente un rendement de l'ordre de 50% /Bernard. 2007/. Cependant, les prototypes de véhicules à piles à combustible ont généralement de meilleures efficacités dites du « réservoir à la roue » que les véhicules hybrides commercialisés actuellement / Toyota. 2003/ (cf. le tableau 1.3).

Cependant, les piles à combustible n'atteignent pas encore les niveaux de fiabilité, coût de production et robustesse requis pour leur commercialisation à grande échelle.

	Efficacité énergétique « du puits au réservoir » (%)	Efficacité énergétique « du réservoir à la roue » (%)	Efficacité énergétique Totale				
			0	10	20	30	40
Véhicule conventionnel à essence récent	88	16			14 %		
Véhicule Hybride récent (Prius avec THS II)	88	37					32 %
Véhicule hybride à PAC Toyota	58 ⁵	50				29 %	

Tableau 1.3 : Efficacité énergétique du « puits à la roue » d'un VC, un VHTE, et VHPAC
Source : <http://www.toyota.co.jp>

⁵ Utilisation de gaz naturel pour l'extraction de l'hydrogène.

➤ Machine électrique (ME)

Une machine⁶ électrique est un convertisseur d'énergie réversible. Elle peut convertir une puissance électrique en une puissance mécanique en mode moteur ou bien une puissance mécanique en une puissance électrique en mode générateur. Les machines électriques ont un rendement beaucoup plus élevé qu'un moteur thermique.

Plusieurs technologies de machine électrique sont envisageables : machines à courant continu (DC) standard, moteur à courant continu sans balais, moteur à courant alternatif (AC) synchrone ou asynchrone (induction), etc.

Les machines à courant continu sont alimentées par une source d'énergie continue telle qu'une batterie. Ces machines sont relativement faciles à commander et leur coût est parmi les plus faibles. /Guzzella & Sciarreta. 2007/ présente les différences entre les différentes technologies de machines électriques.

Les machines à courant alternatif nécessitent l'utilisation de convertisseurs DC/AC pour être alimentées par des batteries. Cela rend leur utilisation plus coûteuse. Cependant ces machines ont une puissance massique et un rendement plus élevés que les machines DC. C'est pour ces raisons qu'on trouve de plus en plus de machines à courant alternatif dans les applications automobile et notamment dans les véhicules hybrides. Les machines synchrones à aimants permanents sont les plus utilisées (Toyota Prius). Le tableau 1.4 illustre les différences de caractéristique entre les deux technologies selon /Guzzella & Sciarreta. 2007/ et /Zhu & Chan. 2008/

/Zhu & Chan. 2008/ présente des développements de nouvelles machines électriques pour une utilisation dans les véhicules hybrides. Cela consiste à associer plusieurs technologies (machine électrique « hybride ») en vue d'associer leurs avantages et avoir de meilleures performances en termes de rendement, de puissance massique, de gamme de vitesse et de fonctionnement.

⁶ Nous utilisons le mot machine pour préciser que celle-ci peut fonctionner en mode moteur ou en mode générateur.

Type de machine	Machine asynchrone (induction)	Machine synchrone à aimant permanent
Puissance massique (kW/kg)	0,76	0,66
Pic de rendement	0,905	0,925
Régime max (tr/mn)	Très élevé 7500/13000	Elevé 4000/8500
Couple de démarrage	Très élevé (maximum)	Elevé
Coût	Relativement faible	Elevé

Tableau 1.4 : Caractéristiques générales de machines électriques asynchrone et synchrone à aimant

➤ Transmissions

Pour que la puissance fournie par les moteurs arrive aux roues motrices, des organes de transmissions doivent être utilisés. En effet, la plage de fonctionnement couple-régime des moteurs thermiques n'est pas compatible avec celle requise au niveau des roues. Pour contourner ce problème un organe démultiplicateur est nécessaire.

Les boîtes de vitesses permettent d'adapter la vitesse et le couple du moteur à celui des roues. Avec une boîte de vitesses manuelle, lors des changements de rapports, il est nécessaire de désaccoupler le moteur des roues ce qui entraîne une perte de motricité temporaire appelée « rupture de couple aux roues ». Les boîtes automatiques permettent de changer les rapports sans rupture de couple aux roues. Les rapports disponibles restent discrets dans les deux cas, le régime du moteur thermique est donc fortement dépendant de celui des roues. Pour contourner ce problème, d'autres technologies plus élaborées permettent de piloter le rapport de réduction de manière continue, comme par exemple les CVT (Continuous variation Transmission) /Wicke. 2001/. ou plus récemment les EVT (Electric Variation Transmission) /Cheng & al. 2008/. Il est alors possible de choisir le régime du moteur thermique et ce degré de liberté peut être mis à profit pour diminuer la consommation du véhicule.

Les embrayages permettent de désaccoupler les moteurs de la transmission. Cela permet, par exemple, de garder le MCI allumé à l'arrêt du véhicule. En patinant, ils permettent de transmettre de la puissance entre l'arbre d'entrée et de sortie lorsqu'ils ont des régimes différents. Ce mode de fonctionnement est à éviter car son bilan énergétique est très mauvais en raison de pertes de puissance importantes.

Le train *épicycloïdal* ou train *planétaire* est un organe mécanique possédant trois arbres et permettant de réaliser une addition de vitesse. Ils sont notamment utilisés dans les différentiels

de sortie de boîte de vitesse afin de permettre aux deux roues d'avoir des vitesses différentes dans les virages. Dans un véhicule hybride de type Prius, en reliant une machine électrique, un moteur thermique et les roues au train planétaire, il devient possible d'ajuster le régime du moteur thermique en pilotant celui de la machine électrique indépendamment du régime des roues.

1.3.4 Classification des véhicules hybrides :

Dans le cadre de ce travail, nous nous intéressons aux véhicules hybrides dits thermiques électriques (VHTE), cette dénomination vient du fait que le groupe motopropulseur de ce type d'hybride comporte, en plus du MCI conventionnel (transformateur irréversible), une ou plusieurs machines électriques (transformateur réversible) et un système de stockage d'énergie (batteries).

Ces véhicules hybrides peuvent être classés selon plusieurs critères : leurs architectures, leur taux d'hybridation, le carburant utilisé pour alimenter la source d'énergie primaire (irréversible), recharge interne ou externe (plug-in) de l'élément de stockage d'énergie, etc. Nous aborderons ici la classification selon les critères les plus utilisés.

- **Architecture**

Nous appelons architecture d'un véhicule hybride les agencements possibles des différents composants constituant sa chaîne de traction. Pour les véhicules hybrides thermiques électriques, les principales architectures sont les suivantes :

- **Hybride série (HS)**

Dans l'architecture hybride série (tableau 1. (a)), le moteur thermique est mécaniquement découplé des roues et directement lié à une génératrice électrique via une jonction mécanique. Ce système est équivalent à un groupe électrogène produisant de l'électricité. Le véhicule électrique à prolongateur d'autonomie (« Range Extender ») est un véhicule hybride série utilisant une batterie d'une capacité plus importante /Scordia. 2004/.

Les machines de traction généralement utilisées sur ces véhicules permettent de produire des couples élevés à bas régime mais limitent généralement la vitesse du véhicule. L'architecture hybride série est donc souvent utilisée dans des bus et dans d'autres véhicules professionnels urbains (Microbus Gruau).

L'électricité générée par l'ensemble moteur thermique+génératrice peut servir à la traction du véhicule et/ou être stockée dans des batteries. Le découplage total entre le moteur thermique et

les roues permet au moteur de travailler dans sa zone de rendement maximal dans la plupart des conditions de roulage du véhicule.

L'inconvénient majeur de l'architecture hybride série, outre son coût lié à l'utilisation de deux machines électriques relativement puissantes, réside en son faible rendement global dû à la cascade de rendement.

➤ Hybride parallèle (HP)

Dans la configuration hybride parallèle (tableau 1. (b)), les deux sources d'énergie (moteur thermique et la ou les machine(s) électrique(s)) sont liées aux roues à travers une jonction mécanique. Elles peuvent participer à la traction du véhicule conjointement ou séparément car les flux énergétiques provenant des deux sources arrivent en parallèle aux roues. Plusieurs variations ont été étudiées, comme l'architecture parallèle simple arbre, parallèle double arbre, parallèle à un ou deux embrayages /Scordia. 2004/. Dans une architecture hybride parallèle, la machine électrique est généralement utilisée en traction à faible vitesse, ou à très grande accélération pour assister le moteur thermique.

➤ Hybride Série/Parallèle ou combiné (HSP)

Une architecture série-parallèle appelée encore à dérivation de puissance, combine les modes de fonctionnement et les avantages des deux architectures série et parallèle. La plus connue des architectures hybrides série/parallèle est celle de la Toyota Prius. Cette dernière utilise un train planétaire et une première machine électrique qui permet d'amener le moteur sur ses meilleurs points de rendement, une deuxième machine participe à la traction.

Les architectures hybride série/parallèle nécessitent au moins deux machines électriques en plus du moteur thermique ce qui les rend coûteuses. Elles sont généralement plus difficiles à commander en raison de leur complexité mécanique mais les degrés de libertés disponibles pour la commande doivent permettre d'obtenir potentiellement de meilleures performances énergétiques et environnementales.

	Schéma	Avantages	Inconvénients	Véhicules commercialisés
Série (A)		Moins polluant Relative facilité de commande	Faible rendement global ME de taille importante Cout élevé (3 machines)	Approprié au bus Microbus Gruau
Parallèle (B)		Mode tout électrique Bon rendement global Récupération au freinage MCI débrayé	Rupture de couple lors des changements de rapports.	Insight, Civic, Tino
Série/ Parallèle (C)		Combine les avantages des HS et HP	Complexité de commande Cout élevé	Prius, Lexus

RES : Réservoir, GE : Génératrice MCI : Moteur thermique, EMB : Embrayage,

BAT : Batterie, ME : Moteur électrique, TP : Train planétaire.

Tableau 1.5 : Les trois principales architectures d'un véhicule hybride

- Le taux d'hybridation (TH)

On appelle taux d'hybridation la part de la puissance que peut fournir la seconde source d'énergie par rapport à la puissance totale disponible à bord. Pour un véhicule hybride thermique/électrique, le taux d'hybridation (1.1) est égal au rapport de la puissance électrique sur la puissance totale exprimé en pourcentage /Dörffel. 2003/:

$$TH = \frac{\text{puissance électrique}}{\text{puissance électrique} + \text{puissance thermique}} \times 100 \quad (1.1)$$

en allant d'un véhicule thermique (TH=0%), jusqu'au véhicule électrique (TH=100%) plusieurs nominations peuvent exister : Micro ou mini-hybride, mild-hybrid, full-hybrid, etc. notons que ces dénominations sont très variables selon les auteurs et/ou les constructeurs automobiles.

D'autres définissent le taux d'hybridation suivant le nombre de fonctionnalités qu'un véhicule hybride peut assurer (voir paragraphe 1.4.1 pour les fonctionnalités). Par exemple si la machine

électrique n'est pas assez puissante, elle ne peut pas assurer la traction du véhicule seule et le véhicule ne pourra pas disposer du mode électrique pur. Les définitions ne sont pas clairement établies et à titre d'exemple, le tableau 1.6 synthétise les définitions données dans /Friedman. 2003/ et / Vangraefschepe & Menegazzi. 2004/

Dénomination	Fonctionnalités	Puissance ME (kW)	Exemple commercialisé
Micro Hybride Mini hybride start-stop Start-Go	Arrêt du MCI à l'arrêt de véhicule (1) avec ou sans récupération au freinage(2)	2 à 3	Citroën C 3
Mild_hybride	1+2+ assistance électrique(3)	10	Honda Civic
Full hybride	1+2+3+ autonomie en électrique(4)	50	Prius II
Plug in Hybride	1+2+3+4+recharge extérieure du stockeur	≥ 30	Daimler Sprinter

Tableau 1.6 : Fonctionnalités des véhicules hybrides

Notons cependant qu'il n'existe pas, a priori, une relation simple entre les puissances embarquées et/ou le taux d'hybridation et les performances énergétiques des véhicules hybrides. Un fort taux d'hybridation n'est pas nécessairement synonyme de bonnes performances énergétiques. Par exemple, un véhicule hybride disposant d'un mode « tout électrique », donc équipé d'une machine électrique puissante et d'une batterie de forte capacité, est de fait pénalisé par la masse de ces éléments.

Il s'agit donc de trouver un compromis entre la puissance de la chaîne électrique et la masse du véhicule. L'architecture choisie pour la chaîne de traction joue également un rôle important dans le choix d'un taux d'hybridation « optimal ». Par exemple, dans /Sundstrom & al. 2008/ deux architectures parallèles avec un niveau de couplage entre le MCI et la ME différent sont comparées (dans la première, le MCI est constamment connecté à la ME, dans la deuxième, il est déconnecté par un embrayage). Il a montré qu'à consommation de carburant identique, le taux d'hybridation peut être réduit jusqu'à 50% pour un fort découplage.

Notons que le choix du taux d'hybridation ne permet pas de classer une chaîne de traction hybride à lui seul⁷. Néanmoins il sert de complément d'information pour caractériser une chaîne de traction hybride.

- Recharge à bord ou recharge externe du stockeur d'énergie : Plug-in

Dans les véhicules hybrides commercialisés jusqu'ici, la seule source d'énergie rechargeable par une source extérieure est le carburant. La seconde source d'énergie est quant à elle rechargée à bord soit par l'énergie récupérée au freinage, soit par la source primaire d'énergie. Il est nécessaire de définir une stratégie de gestion de l'état de charge du stockeur. On distingue deux grandes approches.

La première est de maintenir l'état de charge au tour de sa valeur nominale, permettant ainsi de faire fonctionner la batterie dans sa plage de variation optimale (meilleur rendement et durée de vie /Kuhn & al. 2004/, /Serrao & al. 2005/). Dans ce cas, on parle de stratégie « charge sustaining ». Cette approche est généralement plus appropriée pour les minis et les mild-hybrids.

La seconde permet une utilisation plus intensive de la batterie, conduisant à sa décharge maximale⁸ à la fin du trajet effectué. On parle alors de stratégies « charge depleting ». Bien entendu, la batterie doit alors être rechargée par une source extérieure, être branchée sur le réseau par exemple. Ces véhicules hybrides sont appelés « *hybrides rechargeables* » ou « *plug-in hybrids* » /Romm & Franck. 2006/. Ce type de véhicules hybrides nécessite une batterie de capacité plus importante que ceux fonctionnant en « charge sustaining ».

Les performances énergétiques et environnementales des véhicules hybrides rechargeables sont évidemment dépendantes de la provenance de l'électricité utilisée pour la recharge des stockeurs. Elles peuvent être très bonnes si celles-ci proviennent d'une source d'énergie « propre », telle que l'énergie solaire captée par des panneaux photovoltaïques /Shabashevich & al. 2007/.

⁷ On peut trouver deux architectures différentes avec le même taux d'hybridation.

⁸ Mais toujours dans les limites recommandées par le constructeur pour ne pas accélérer le vieillissement de la batterie

1.4 Problématique de la gestion d'énergie (GE)

Pour évaluer l'apport de l'hybridation et son potentiel en terme d'économie de carburant et d'émissions de polluants par rapport à un véhicule conventionnel, un bilan global doit être considéré en analysant le coût⁹ du cheminement de l'énergie du « puits à la roue ». Si le véhicule hybride non rechargeable est potentiellement plus performant « du réservoir à la roue », tableau 1.3, son efficacité énergétique dite « du puits au réservoir » est nécessairement la même qu'un véhicule conventionnel. Bien entendu ces chiffres ne tiennent pas compte du coût de fabrication et de recyclage des stockeurs et des convertisseurs de puissance associés. La réalisation de cette tâche s'avère laborieuse en raison du nombre de paramètres impliqués et leurs interactions souvent complexes.

Dans le cadre de ce travail, seules les améliorations qui peuvent être apportées au véhicule lui-même, autrement dit, l'amélioration du rendement énergétique du « réservoir à la roue » sont abordées. Plusieurs pistes, généralement complémentaires, peuvent être envisagées : réduction de la masse du véhicule, choix d'une architecture favorable, optimisation de la taille des organes de la chaîne de traction (dimensionnement), etc. Les travaux présentés dans ce mémoire se concentrent plus particulièrement sur la gestion des flux énergétiques entre les différentes sources d'énergie et les roues du véhicule.

1.4.1 Principaux modes de fonctionnement d'un VHTE

En plus du mode thermique conventionnel, la présence d'une ou plusieurs machines électriques dans un véhicule hybride offre des degrés de liberté supplémentaires, i.e. de nouveaux modes de fonctionnement. La figure 1.5 illustre les six principaux modes de fonctionnement.

➤ L'arrêt du MCI à l'arrêt du véhicule «Start and stop»

Le « Start/stop », figure 1.5 (a), consiste à couper systématiquement¹⁰ le moteur thermique quand aucune puissance n'est demandée, par exemple lors des arrêts du véhicule à un stop ou dans les embouteillages. Le redémarrage rapide et silencieux est assuré par une machine

⁹ En termes de consommation de carburant et émission de polluants

¹⁰ Quand l'état de la batterie le permet, car si celle-ci est complètement déchargée, le moteur thermique peut la recharger à l'arrêt du véhicule si l'architecture choisie le permet. A éviter aussi pendant les phases de chauffe du moteur thermique. Bien entendu, il ne s'agit pas ici d'un comportement optimal, mais plutôt d'éviter un mode dégradé.

électrique suffisamment puissante. L'objectif est de supprimer les phases où le moteur thermique fonctionne au ralenti pendant lesquelles le carburant consommé ne produit aucune énergie utile et augmente significativement les émissions de polluants. Selon /Alix. 2008/, pour assurer un démarrage quasi-instantané du MCI (0,3s environ), la machine électrique doit pouvoir fournir au minimum 2,5 kW.

➤ ***Le mode tout électrique***

Dans ce mode de fonctionnement, la machine électrique assure à elle seule la traction du véhicule. Les performances dynamiques de traction en tout électrique dépendent du dimensionnement de l'élément de stockage et les puissances maximales que peuvent fournir les machines électriques qui lui sont associées.

Le moteur thermique étant arrêté, il est souhaitable qu'il soit déconnecté de la machine pour ne pas engendrer une surconsommation. Ceci peut être fait par l'ajout d'un embrayage.

➤ ***L'assistance électrique « boost »***

Cette fonction n'existe que dans les véhicules hybrides où les deux couples peuvent s'additionner (architecture hybride parallèle et série/parallèle). Dans ce cas, lors de fortes demandes de puissances par le conducteur – dépassement sur route et autoroute ou forte montée – la machine électrique fonctionne en mode moteur pour servir d'appoint et participer à la traction du véhicule.

Lorsque la demande de puissance aux roues est importante, la machine électrique permet de limiter la puissance fournie par le moteur thermique et ainsi positionner son point de fonctionnement dans des zones de meilleurs rendements.

➤ ***La recharge de la batterie via le moteur thermique « flux série »***

Le « flux série » consiste à utiliser le moteur thermique et une machine électrique pour produire de l'électricité à partir de l'énergie contenue dans le carburant.

Un des avantages de la présence d'une seconde source d'énergie dans un VHTE est de pouvoir déplacer les points de fonctionnement du moteur thermique. Par exemple, quand le véhicule avance à vitesse stabilisée, il est possible d'augmenter légèrement la charge du moteur thermique lui permettant ainsi de fonctionner dans une zone de meilleur rendement. Le supplément d'énergie est ensuite récupéré par la machine électrique pour recharger la batterie quand la capacité de celle-ci le permet. Notons que ce mode peut être utilisé aussi à l'arrêt du véhicule pour éviter une décharge trop importante de la batterie, quand l'architecture le permet.

➤ **La récupération au freinage**

Lors des phases de freinage ou de décélération du véhicule, la machine électrique fonctionne en mode générateur et récupère l'énergie cinétique de freinage pour recharger la batterie.

Si le stockeur a atteint sa limite de charge maximale, le frein mécanique prend le relais pour continuer de décélérer le véhicule jusqu'à l'arrêt et l'énergie cinétique sera dissipée sous forme de chaleur dans les freins comme c'est le cas dans les véhicules conventionnels.

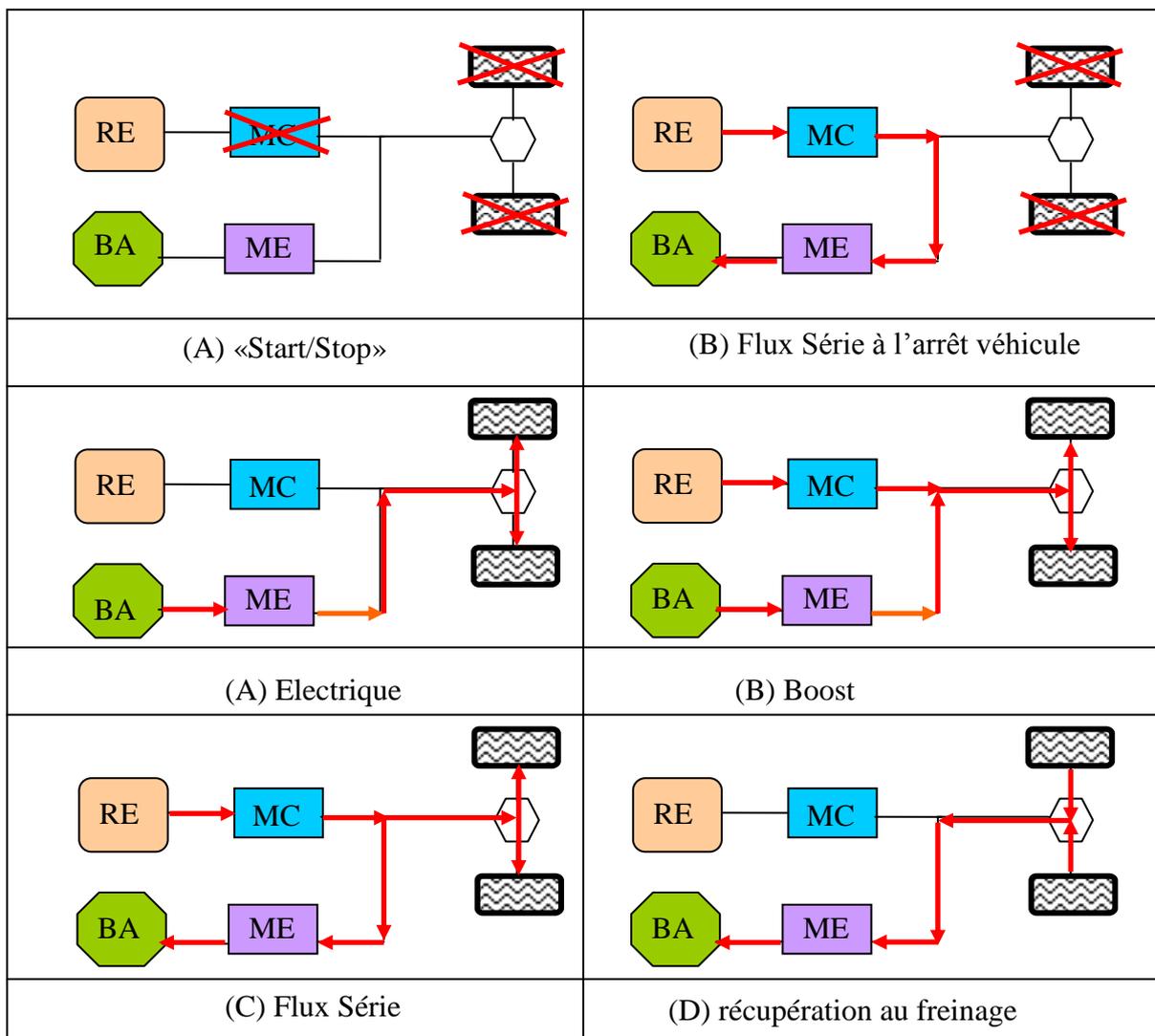


Figure 1.5 : Principaux modes de fonctionnement d'un véhicule hybride

1.4.2 Gestion des auxiliaires

La part des auxiliaires électriques devient de plus en plus importante dans les véhicules. Cette augmentation est liée à l'amélioration de la sûreté de fonctionnement et au confort (éclairage, direction assistée, climatisation, etc.) et engendre une surconsommation de carburant. Elle est cependant difficile à évaluer car l'utilisation de ces auxiliaires est très dépendante des conditions extérieures. Dans un véhicule conventionnel, leur alimentation se fait par la batterie 12V, ou par l'alternateur.

Dans un véhicule hybride la puissance consommée par les accessoires électriques peut être soit fournie par un moteur thermique via la machine électrique, soit prélevée sur la batterie de traction via un convertisseur DC/DC. Il est alors possible de gérer – et donc d'optimiser – ce flux de puissance afin de minimiser la consommation de carburant.

1.4.3 Position du problème de la gestion d'énergie

La présence d'une seconde source d'énergie réversible dans un groupe motopropulseur hybride introduit des degrés de libertés supplémentaires dans la réalisation de la puissance demandée par le conducteur. Il est donc nécessaire de trouver une manière « efficace » de partager cette puissance entre les différentes sources. Effectivement une mauvaise gestion énergétique peut amener à des résultats « absurdes » : consommations analogues, voire supérieures de celles d'un véhicule conventionnel équivalent, à cause du surpoids qu'engendrent les batteries, les machines électriques, l'électronique de puissance associée, etc.

Le problème de la gestion énergétique revient alors à trouver la meilleure répartition de la puissance demandée par le conducteur entre les différentes sources d'énergie, de manière à minimiser un critère. Ce dernier peut-être basé sur la consommation de carburant, les émissions de polluants, la durée de vie de composants, le confort de conduite, etc. En raison de la difficulté de prise en compte quantitative de certains paramètres de nature subjective – confort de conduite – et de la complexité de certains modèles – vieillissement de la batterie – les critères considérés sont souvent la consommation énergétique du véhicule et/ou les émissions de polluant.

Les algorithmes permettant de résoudre ce problème d'optimisation sont appelés « lois de gestion d'énergie » ou encore « stratégie de commande ». A chaque instant, les stratégies de commande calculent donc les commandes de démarrages/arrêts du moteur thermique, les points de fonctionnement de chaque organe de traction ainsi que les alternances de phases de recharge/décharge de l'élément de stockage d'énergie. Le conducteur peut forcer certains

modes de fonctionnement, par exemple la Toyota Prius II dispose d'un bouton « ZEV » (Zero Emission Vehicle) permettant de forcer le mode « tout électrique » en ville.

1.5 Conclusion

Ce chapitre a abordé l'implication des transports dans la problématique énergétique actuelle. L'hybridation du groupe motopropulseur paraît être une solution prometteuse tout au moins à court et moyen terme pour réduire les problèmes de consommation et de pollution. La notion d'hybridation a été expliquée, puis un historique succinct a été présenté, après quoi, les différents composants constituant une chaîne de traction hybride ont été décrits.

Dans le cadre des travaux de ce mémoire, une attention particulière a été apportée au véhicule hybride thermique électrique. Une classification a été faite selon plusieurs critères. Enfin la problématique de la gestion d'énergie dans les véhicules hybrides a été présentée. Le chapitre suivant est consacré à la formulation et à la résolution de ce problème énergétique.

Chapitre 2 : Environnement de simulation et stratégies de commande d'optimisation globale

2.1 Introduction.....	39
2.2 Architecture choisie	39
2.3 Modélisation et simulation véhicule	41
2.3.1 Notion du cycle de vitesse.....	41
2.3.2 Modèle de simulation dynamique (<i>modèle1</i>)	43
2.3.3 Modèle de commande (<i>modèle2</i>)	45
2.4 Formulation du problème d'optimisation.....	58
2.4.1 Première formulation.....	58
2.4.2 Réécriture du problème d'optimisation	63
2.5 Résolution du problème d'optimisation.....	66
2.5.1 Contexte de résolution.....	66
2.5.2 Résolution du problème d'optimisation globale : état de l'art.....	67
2.6 Programmation dynamique	68
2.6.1 Principe de la méthode	68
2.6.2 Résultats de simulation et interprétation	73
2.7 Formalisme de Lagrange.....	79
2.7.1 Principe de la méthode	79
2.7.2 Choix du facteur de Lagrange $\lambda(0)$	82
2.7.3 Résumé de l'algorithme FL	86
2.7.4 Résultats de simulation.....	86
2.8 Comparaison « koala-Lagrange »	88
2.8.1 Utilisation du modèle de commande	88
2.8.2 Utilisation du modèle de simulation.....	92
2.9 Conclusion	96

2.1 Introduction

Ce chapitre présente une étude comparative des deux méthodes les plus utilisées pour la résolution du problème d'optimisation de la gestion énergétique des véhicules hybrides.

Dans la première partie, l'architecture du véhicule hybride choisie pour les différents tests est présentée. Ensuite, nous décrivons l'environnement de simulation dynamique du véhicule et le modèle simplifié utilisé pour le calcul de la commande, ainsi que la formulation du problème de la gestion énergétique sous forme d'un problème de commande optimale.

Pour résoudre ce problème, plusieurs méthodes existent dans la littérature, un état de l'art est présenté. Dans le cadre de ce travail, nous choisissons les méthodes dites « exactes ». La résolution du problème se fait en utilisant deux méthodes : la première analytique, basée sur le calcul des variations, la seconde est numérique basée sur la théorie des graphes. Enfin, une étude comparative entre les résultats obtenus avec les deux méthodes et leurs principes de résolution est présentée.

2.2 Architecture choisie

L'architecture choisie ici est un hybride *parallèle simple arbre à un embrayage*. Il s'agit d'une hybridation d'un groupe motopropulseur conventionnel par l'ajout d'une machine électrique connectée entre l'embrayage et la boîte de vitesse, figure 2.1.

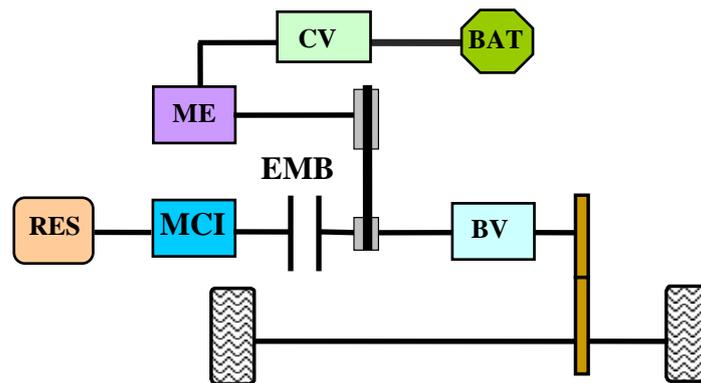


Figure 2.1 : Architecture hybride parallèle un embrayage

Même si l'architecture parallèle a été choisie ici, les lois de gestion d'énergie étudiées sont généralisables à d'autres types d'architectures.

Les lois de commande développées seront utilisées sur deux applications avec une architecture hybride parallèle simple arbre à un embrayage, mais avec des composants de technologies et de dimensionnement différents. Le tableau 2.1 résume les caractéristiques des deux configurations considérées, figure 2.2.

(a) *Berlingo-Full-hybride-Essence*



(b) *Clio-Mild-hybrid-diesel*



Figure 2.2 : Prototype hybride du LAMIH, et Banc moteur de l'INRETS

- Application n°1 dite « *Berlingo-Full-hybride-Essence* » : prototype¹¹ hybride développé au LAMIH : il s'agit d'un véhicule Berlingo conventionnel avec un moteur essence de 55 kW, auquel on a ajouté en parallèle, une machine électrique de 43Kw, ce qui donne un taux d'hybridation de 44%, il entre donc dans la catégorie full-hybrid.
- Application n°2 dite « *Clio-Mild-hybrid-diesel* » : banc moteur de l'INRETS. Il est constitué d'un groupe motopulseur d'un véhicule conventionnel : une Clio avec un moteur Diesel de 60kW, auquel une machine électrique de puissance maximale de 15kW a été ajoutée. Le taux d'hybridation est donc moyen (20%). Dans ce cas, on parle d'un Mild-hybrid. La dynamique du véhicule est simulée par un frein à courant de Foucault.

¹¹ Le prototype a été conçu en collaboration entre PSA Peugeot Citroën et le LAMIH avec l'aide du Fond Européen pour le Développement Régional (FEDER) et l'Agence De l'Environnement et la Maîtrise de l'Energie (ADEME), et de la région Nord Pas de Calais.

	<i>Berlingo-Full-hybride-Essence</i>	<i>Clio-Mild-hybrid-diesel</i>
Véhicule	Full hybrid 1600 Kg	Mild hybrid 1073 Kg
Moteur thermique	1,4l Essence 55 kW	1,5 DCI Diesel 60 kW
Machine électrique	Courant continu 43kW	Synchrone (hybride) 15 kW
Boite de vitesse	Boite manuelle 2 rapports (2eme, 5eme)	Boite manuelle 5 rapports
Batterie	Plomb 240V/ 26Ah 20 modules de 12V en série 300 Kg	NiMh NHP 42V / 34AH 3 monoblocs de 6 modules de 12V 33kg

Tableau 2.1 : Caractéristiques des composants des deux applications considérées

2.3 Modélisation et simulation véhicule

Cette partie décrit l'environnement de simulation utilisé pour tester et analyser les différents algorithmes de commande développés au cours de ce travail. Le contexte de simulation doit intégrer des modèles appropriés aux différents éléments constituant le groupe motopropulseur, à savoir le moteur thermique, la machine électrique, les batteries, la transmission, etc.

Avant d'aborder l'aspect modélisation, il est nécessaire de définir ce qu'on appelle *cycle de vitesse*.

2.3.1 Notion du cycle de vitesse

Dans le cadre de l'étude de la gestion énergétique des véhicules, un cycle de vitesse exprime l'évolution de la vitesse du véhicule en fonction du temps. Il permet d'évaluer la consommation et/ou les émissions de polluants du véhicule dans des conditions de roulage (vitesse véhicule et couple roues) identiques¹². Il existe plusieurs profils vitesse/temps et ils peuvent être classés en deux catégories /Guzzella & Sciarretta. 2007/:

¹² En simulation, les conditions de roulage sont parfaitement reproductibles. Sur un banc moteur ou sur un véhicule réel, il est difficile, voire impossible de reproduire des situations de conduite, mais elles restent généralement comparables.

- Les cycles normalisés : ils sont imposés par les normes permettant de mesurer la consommation « officielle » des véhicules et/ou leurs émissions de polluants. On cite par exemple le cycle FTP-75 (Federal Test Procedure) utilisé aux Etats-Unis, le cycle (10-15 Mode Cycle) utilisé au Japon, et le Cycle Européen Normalisé (CEN) appelé encore le cycle NEDC (New European driving cycle) utilisé en Europe. figure 2.3. C'est ce dernier qu'on utilise dans le cadre de ce mémoire. Le cycle NEDC contient deux parties : une partie urbaine appelée ECE15 : il s'agit d'une répétition d'une même séquence quatre fois avec une vitesse moyenne de 17km/h . Et une partie extra-urbaine appelée EUDC avec une vitesse maximale de 120km/h . Le cycle NEDC ne reflète pas les conditions d'usage réel du véhicule, néanmoins, il sert d'outil pour faciliter l'analyse et l'interprétation des résultats des différentes stratégies de commande.

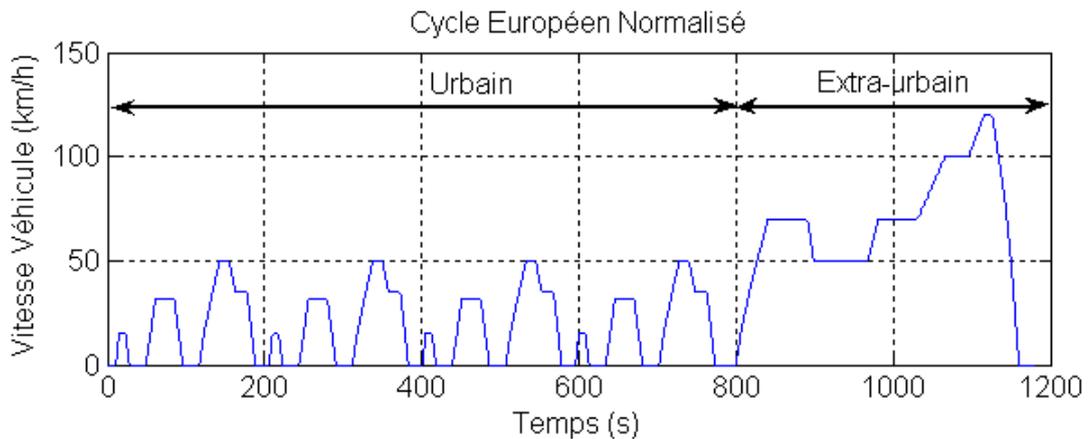


Figure 2.3 : Cycle de vitesse Européen Normalisé (NEDC)

- Les cycles issus des mesures dans des conditions d'usage réel : ils sont issus d'études statistiques ayant pour objet de caractériser des usages types, à l'image des cycles *Hyzem* et *Artemis*) /André. 1997/, /André. 2002/ réalisés par l'INRETS dans le cadre de projets Européens. Ces derniers couvrent les trois principales conditions de roulage : urbaine, routière et autoroutière. Ils permettent une évaluation plus réaliste des résultats issus des stratégies de commandes. La figure 2.4 illustre un exemple des trois cycles *Hyzem*.

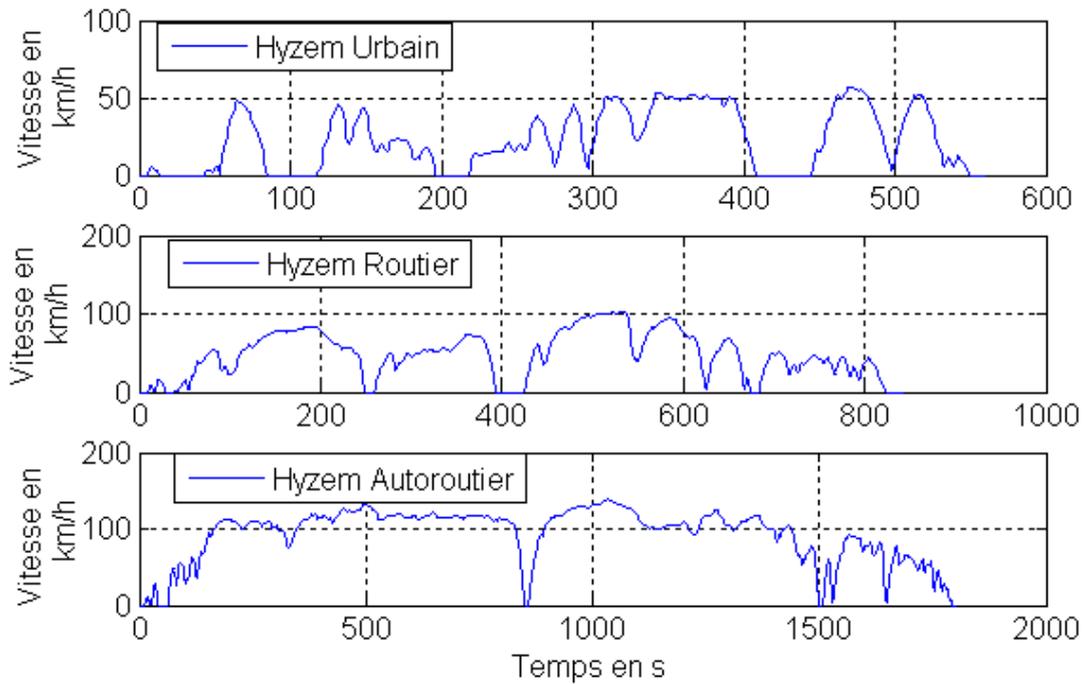


Figure 2.4 : Cycle Hyzem Urbain, cycle Hyzem Routier, cycle Hyzem Autoroutier

Remarque 2.1: Notons que ces cycles sont généralement utilisés pour l'évaluation des véhicules légers. Concernant les poids lourds par exemple, d'autres cycles d'évaluation existent, (ECE 49, ESC, ETC) /DETEC. 2006 /.

2.3.2 Modèle de simulation dynamique (*modèle1*)

Les modèles de simulation dynamique d'un groupe motopropulseur les plus utilisés, au LAMIH et à l'INRETS reposent sur le principe de bonds graphs appelé encore graphes de liaisons/Ould-Bouamama & Dauphin-Tanguy. 2008/ Cette approche modulaire consiste à décomposer le système complet en sous modèles liés entre eux par des relations causales. Elle repose sur un aspect graphique montrant explicitement les flux et les échanges énergétiques entre les différents composants du groupe motopropulseur permettant ainsi d'avoir une vue globale du système. Il s'agit ici des bonds graphs dits « à mots » /Turki & Soriano. 2007/. En outre, ce type de modélisation est flexible, c'est-à-dire, l'ajout des composants et la modification des modèles peuvent se faire sans avoir à modifier la structure de base. Cela permet d'évaluer de nombreuses architectures et de nombreux véhicules.

Chaque lien de puissance d'un composant avec l'extérieur véhicule deux informations (l'effort et le flux) liées au type de l'énergie transportée : force/vitesse (mécanique linéaire), couple/régime (mécanique de rotation), tension/courant (électrique), etc. La figure 2.5 montre

un exemple de modélisation d'une source d'énergie (batterie), qui alimente un convertisseur d'une puissance électrique en une puissance mécanique (Moteur électrique), et leur lien.

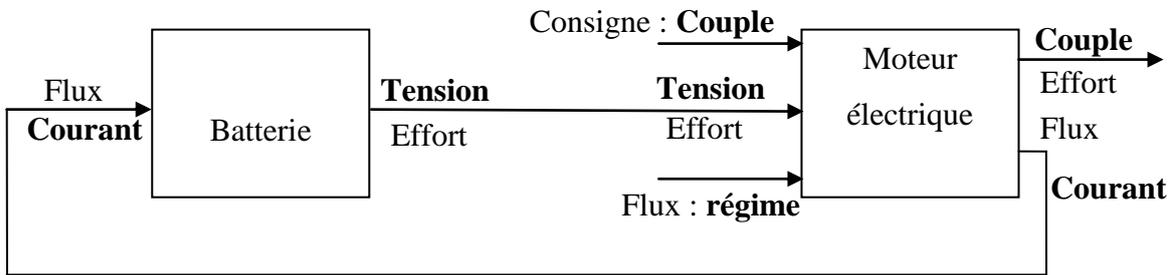


Figure 2.5 : Exemple de modélisation dans Vehlib

Ce type de modèles est souvent codé sous Matlab /Simulink /Paganelli. 1999/. Une bibliothèque de composants reposant sur ce principe a été développée à l'INRETS appelée VEHLIB (Véhicule Electrique Hybride Library). Elle est constituée d'un ensemble de composants avec différents niveaux de précision servant à élaborer différentes chaînes de traction (thermique, électrique, hybride).

Pour plus de précisions sur VEHLIB et les modèles utilisés, le lecteur peut se référer à /Trigui & al. 2004/. VEHLIB est utilisé pour l'évaluation de toutes les lois de gestion d'énergie dans ce document, en simulation sur ordinateur, et aussi en simulation semi-virtuelle HIL (Hardware In-the-Loop) sur le banc dynamique.

La figure 2.6 montre une vue générale sur le modèle d'un véhicule hybride *parallèle simple arbre à un embrayage* qui correspond à notre application dans VEHLIB. Le bloc calculateur contient la loi de gestion d'énergie qui a pour rôle d'envoyer à chaque instant les commandes appropriées aux différents organes du groupe motopropulseur.

Les principales différences entre le modèle de simulation réalisé dans VEHLIB et le modèle utilisé pour le calcul de la commande sont données en section 2.8.2

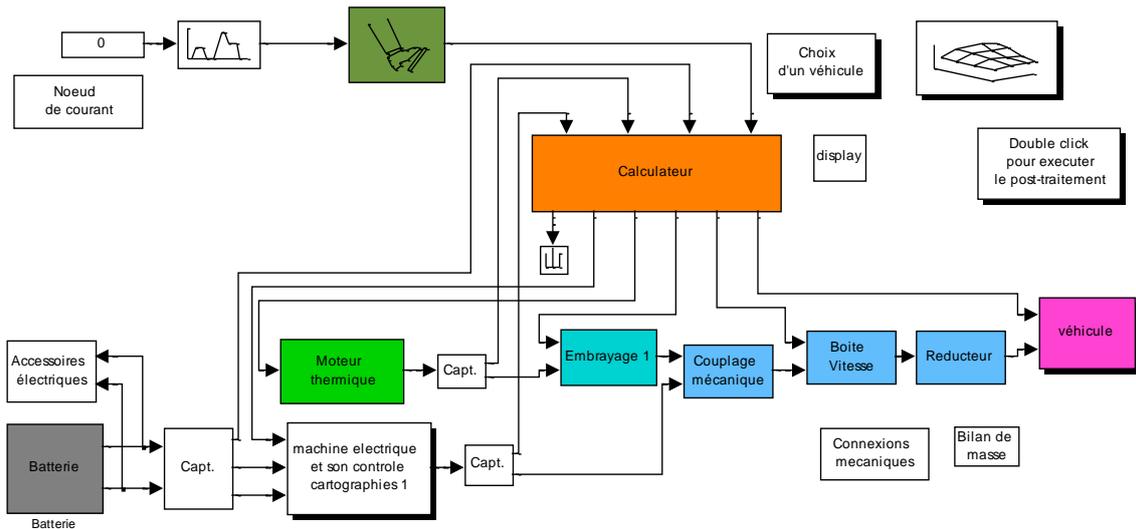


Figure 2.6 : Schéma complet du véhicule hybride considéré – parallèle un embrayage – pour la simulation

2.3.3 Modèle de commande (*modèle2*)

L'objectif étant d'évaluer la consommation de la chaîne de traction, les modèles utilisés sont généralement quasi-statiques/Guzzella & Sciarretta. 2007/. Cela veut dire que les dynamiques rapides sont négligées. Le modèle véhicule résultants est dit "énergétique" et il est obtenu par simplification du modèle de simulation. Le modèle de commande sera dénommé *modèle2*.

➤ *Le moteur thermique*

Le modèle du MCI donne le débit de carburant instantané D en g/s à chaque point de fonctionnement donné par le doublet (C_{TH}, ω_{TH}) . C_{TH} étant le couple sur l'arbre de sortie du MCI en Nm , et ω_{TH} son régime en rd/s . $D(C_{TH}, \omega_{TH})$ est donc la consommation de carburant nécessaire pour produire le couple C_{TH} au régime moteur ω_{TH} , figure 2.7. La consommation de carburant du moteur thermique est alors donnée par une cartographie à trois dimensions souvent mesurée sur un banc d'essai à régime et couple stabilisés et généralement à température moteur stabilisée (moteur chaud, supérieure à 70°).

Les données recueillies contiennent aussi l'enveloppe du couple maximal et minimal (couple résistant) en fonction du régime $C_{TH_max}(\omega_{TH}), C_{TH_min}(\omega_{TH})$. Avec $C_{TH_min}(\omega_{TH}) < 0$ le couple de frottement moteur. En dessous de son régime de ralenti ω_{TH_min} , le moteur thermique ne peut pas fournir de couple :

$$C_{TH}(\omega_{TH}) = 0 \quad \forall \omega_{TH} < \omega_{TH_min} \quad (2.1)$$

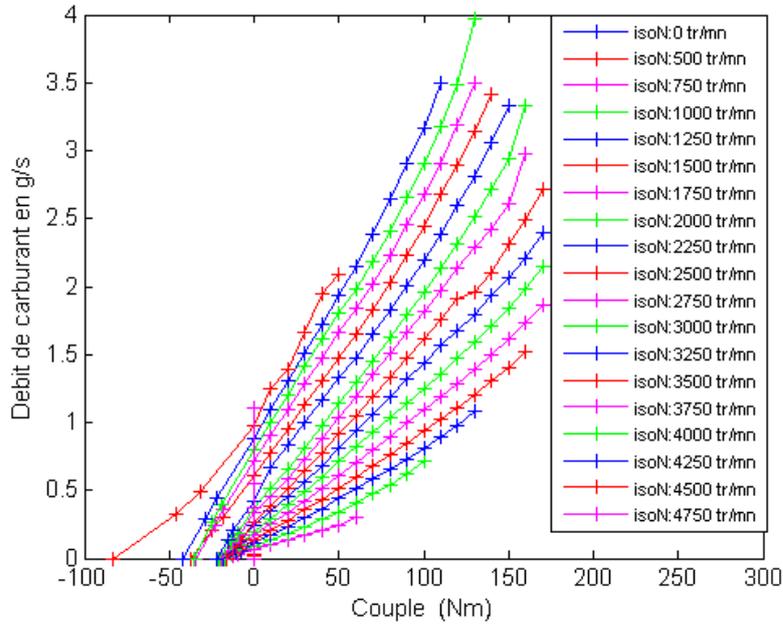


Figure 2.7 : Débit de carburant en fonction du couple thermique pour chaque régime moteur

En général, pour les constructeurs la notion de la consommation spécifique donnée par des g/kWh est plus couramment utilisée. La figure 2.8 illustre un exemple d'une cartographie d'un moteur thermique donnant sa consommation spécifique.

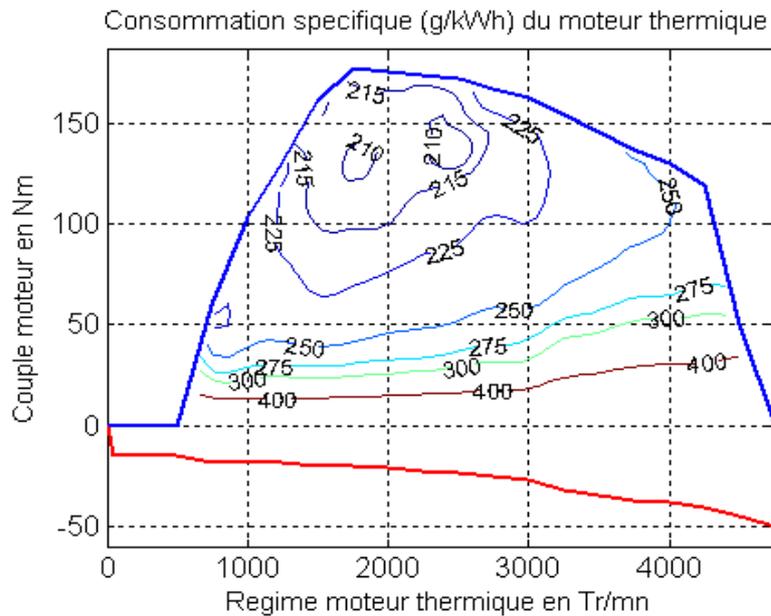


Figure 2.8 : Exemple d'une cartographie d'un moteur thermique

➤ **La machine électrique**

La ME et son électronique de puissance associée sont modélisés par une cartographie statique à trois dimensions représentant la puissance électrique $P_E(C_{EL}, \omega_{EL})$ perdue, exprimée en W , pour chaque point de fonctionnement (C_{EL}, ω_{EL}) , avec C_{EL} le couple sur l'arbre de sortie de la machine électrique en Nm , et ω_{EL} son régime en rd/s . Cette cartographie inclut les pertes dans la machine (mécanique, Joules et fer) et les pertes dans le convertisseur de puissance associé (par conduction, par commutation) /Scordia. 2004/.

Les couples maximal $C_{EL_max}(\omega_{EL})$ et minimal $C_{EL_min}(\omega_{EL})$ que peuvent produire la machine dépendent du régime ω_{ME} et sont donnés par des cartographies.

A partir de ces données, il est possible de calculer d'autres cartographies comme, par exemple, la puissance électrique prélevée sur la batterie ou le rendement de la machine électrique associée à son électronique de puissance, figure 2.9.

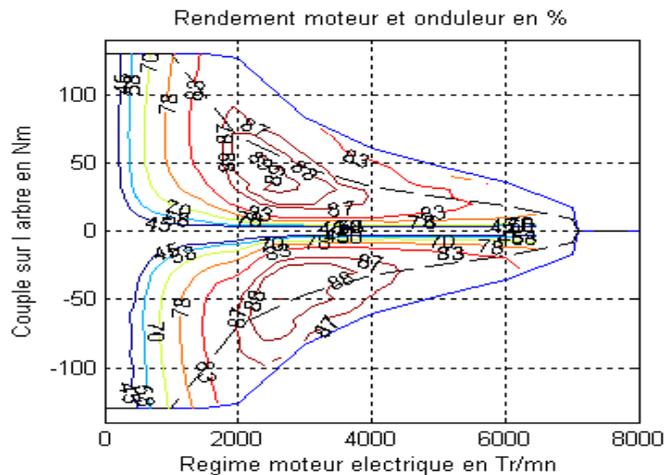


Figure 2.9 : Exemple d'une cartographie de rendement d'une machine électrique

➤ **Batterie**

L'élaboration d'un modèle représentant d'une manière « fidèle » le comportement dynamique d'une batterie s'avère une tâche laborieuse en raison de l'intervention de nombreux facteurs dont l'interaction est souvent complexe. Ces derniers peuvent être endogènes à la batterie, telles que les réactions électrochimiques, la résistance interne, et l'état de charge ou exogènes tels que la température, le courant de charge et de décharge, l'historique d'utilisation.

Plusieurs modèles avec des degrés de précision et de complexité différents existent /Fasih. 2006/. Les modèles les plus couramment utilisés sont basés sur des circuits électriques équivalents /Dürr et al. 2006/. Certains utilisent des modèles à dérivées non entières /Sabatier & al. 2006/.

En raison de la complexité de modèles batteries existants, un compromis entre la précision du modèle, sa complexité, et le temps de calcul doit être fait, notamment quand il s'agit d'un modèle de commande comme c'est le cas ici (modèle énergétique). Le modèle rétenue est donné ci-dessous.

- Modèle électrique

Dans ce cas la batterie est, le plus souvent, modélisée comme un générateur de tension parfait E_B , en série avec une résistance R_B /Scordia. 2004/, /Guzzella & Sciarretta. 2007/, /Bernard. 2007/. figure 2.10. La tension U_B du circuit équivalent est donnée par :

$$U_B = E_B - R_B(\text{sign}(I_B)) \cdot I_B \quad (2.2)$$

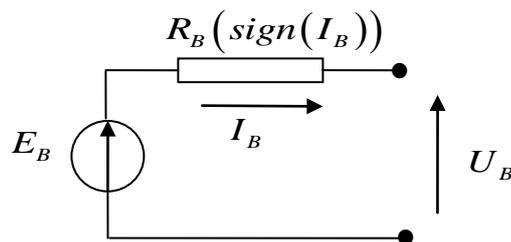


Figure 2.10 : Circuit équivalent de la batterie

Pour élaborer le modèle de commande, les hypothèses suivantes sont faites :

- La tension à vide E_B et la résistance interne R_B sont indépendants de l'état de charge courant (SOC) défini ci-dessous.
- L'influence de la température n'a pas été prise en compte.
- Le courant de décharge n'a pas d'influence sur la capacité de la batterie : la loi de Peukert n'est pas prise en compte.

- La résistance interne R_B dépend du signe du courant. On distingue donc une résistance en charge R_{BC} et une résistance en décharge R_{BD} . Ces dernières sont données à un état de charge moyen (50%), figure 2.12.

Notons que le modèle de simulation utilisé dans VEHLIB est plus précis. Il tient compte de la variation de la tension à vide et de la résistance interne (en charge et en décharge) en fonction de l'état de charge de la batterie, figure 2.11 et figure 2.12 respectivement /Montaru. 2008/.

Remarque 2.2 : Par convention, un courant engendrant une recharge de la batterie est négatif. Et celui conduisant à sa décharge est positif.

- **Etat de charge de la batterie (SOC)**

La capacité de la batterie est souvent donnée en Ah. On appelle état de charge de la batterie *SOC* (State Of Charge) le rapport entre la quantité d'électricité restante à l'instant t ($C_B(t)$) sur sa capacité nominale (C_{B_MAX}). Le *SOC* est souvent donné en %.

$$SOC(t) = \frac{C_B(t)}{C_{B_MAX}} \cdot 100 \quad (2.3)$$

Contrairement au réservoir de carburant dont le niveau est facilement mesurable, il n'existe pas, à notre connaissance, ou au moins dans le domaine d'automobile, de méthode de mesure directe de l'état de charge d'une batterie et une estimation de ce dernier est alors nécessaire. Plusieurs méthodes d'estimation d'état de charge, plus au moins élaborées, ont été utilisées dans la littérature /Piller & al. 2001/, /Plett. 2004/. L'estimation la plus commune de $C_B(t)$ est l'utilisation de l'intégrale du courant traversant la batterie. La capacité de la batterie à l'instant t est donc donnée par l'équation ci-dessous :

$$C_B(t) = C_B(0) - \int_0^t \eta_B(\cdot) \cdot I_B \cdot dt \quad (2.4)$$

Avec $\eta_B(\cdot)$ le rendement faradique qui peut dépendre de l'état de charge/Guzzella & Sciarretta. 2007/. Pour le modèle de commande le rendement dépend uniquement du signe du courant /Piller & al. 2001/, /Scordia. 2004/:

$$\eta_B(\cdot) = \eta_B(I_B) = \begin{cases} 1 & Si \ I_B \geq 0 \\ 0.95 & Si \ I_B < 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

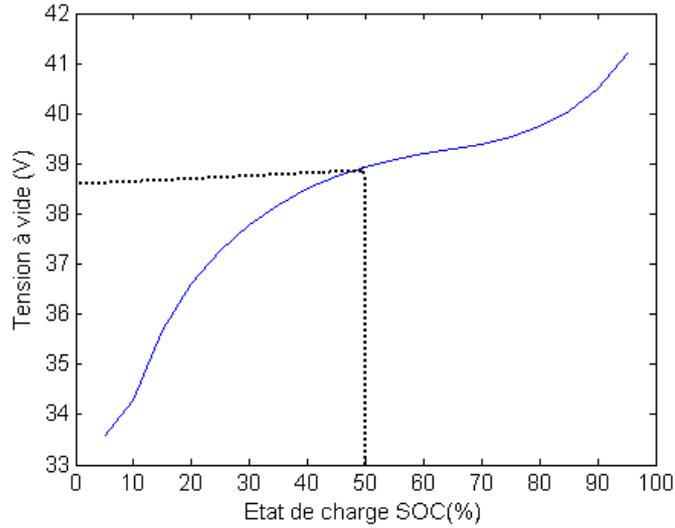


Figure 2.11 : Tension à vide en fonction de l'état de charge

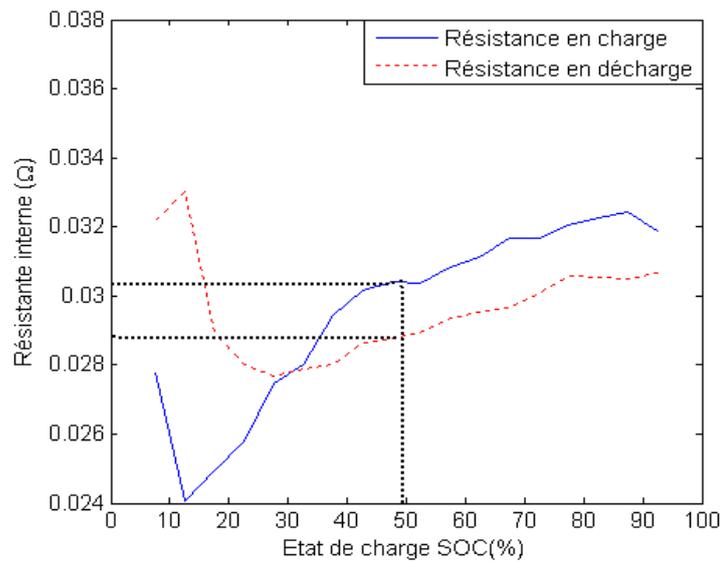


Figure 2.12 : Résistance interne (en charge et en décharge) en fonction de l'état de charge

➤ **Modélisation des auxiliaires électriques**

Pour cela on peut utiliser des modèles de comportement dynamique, ou des modèles statiques. Dans notre cas, pour alimenter l'électronique du bord on suppose une consommation constante :

$$P_{Aux}(i) = 150 \text{ W} \quad (2.6)$$

➤ **La boîte de vitesse**

En considérant que les changements de rapports de boîte sont instantanés – en cohérence avec les dynamiques considérées – la boîte de vitesse est modélisée (dans le sens moteurs vers roues) par les équations suivantes /Scordia. 2004/ :

$$C_{SEC_BV} = R(k) \cdot (\eta_{BV})^\alpha \cdot C_{PRIM_BV} \quad (2.7)$$

avec : $\alpha = \text{sign}(C_R)$

$$\omega_{SEC_BV} = \frac{\omega_{PRIM_BV}}{R(k)} \quad (2.8)$$

avec $R(k)$ le rapport de réduction et $\eta_{BV}(k)$ le rendement du $k^{\text{ème}}$ numéro de rapport. C_{PRIM_BV} et ω_{PRIM_BV} sont le couple et le régime présents sur l'arbre primaire. C_{SEC_BV} et ω_{SEC_BV} sont le couple et le régime présents sur l'arbre secondaire.

Le nombre de rapport disponible est noté N_{BV} :

$$k \in \{1..N_{BV}\} \quad (2.9)$$

Nb : Le rapport du différentiel et son rendement sont intégrés dans $R(k)$ et $\eta_{BV}(k)$.

➤ **Réducteur**

Comme pour la boîte de vitesse, le réducteur est modélisé par un rapport de réduction constant ρ et un rendement η_{RED} :

$$C_{SEC_RED} = \rho \cdot (\eta_{RED})^\beta \cdot C_{PRIM_RED} \quad (2.10)$$

Avec : $\beta = \text{sign}(C_{EL})$

$$\omega_{SEC_RED} = \frac{\omega_{PRIM_RED}}{\rho} \quad (2.11)$$

avec C_{PRIM_RED} et ω_{PRIM_RED} le couple et le régime présents sur l'arbre d'entrée, C_{SEC_RED} et ω_{SEC_RED} le couple et le régime présents sur l'arbre de sortie.

➤ **L'embrayage**

Le modèle étudié représente l'embrayage dans le cas où il est situé immédiatement après le moteur thermique. Afin de garantir un bon fonctionnement du moteur thermique, il est supposé que l'embrayage est ouvert quand le régime de l'arbre de sortie de l'embrayage est inférieur au régime de ralenti, le moteur thermique est alors régulé en régime (fonctionnement au ralenti).

L'équation liant le régime du moteur thermique ω_{TH} au régime de l'arbre de sortie de l'embrayage ω_{SEC_EMB} est alors :

$$\omega_{TH} = \max(\omega_{TH_min}, \omega_{SEC_EMB}) \quad (2.12)$$

Lorsque l'embrayage est ouvert ($EMB = 0$) il ne transmet aucun couple et lorsqu'il est fermé ($EMB = 1$), le couple est transmis intégralement.

$$C_{SEC_EMB} = EMB \cdot C_{TH} \quad (2.13)$$

➤ **Modèle véhicule**

Les composants constituant le groupe motopropulseur étant modélisés séparément, le modèle de véhicule retenu ici contient le châssis, les roues et l'environnement extérieur. L'aspect énergétique seul nous intéresse ici ce qui permet de poser les hypothèses suivantes :

- le véhicule se déplace longitudinalement ;
- le véhicule est considéré comme un solide ponctuel ;
- certaines dynamiques rapides telles que le glissement des roues sur la chaussée sont négligées ;
- le véhicule est équipé d'une seule roue (virtuelle) qui est soumise au couple développé par le groupe motopropulseur.

Les différentes forces auxquelles le véhicule en mouvement est soumis sont représentées sur la figure 2.13.

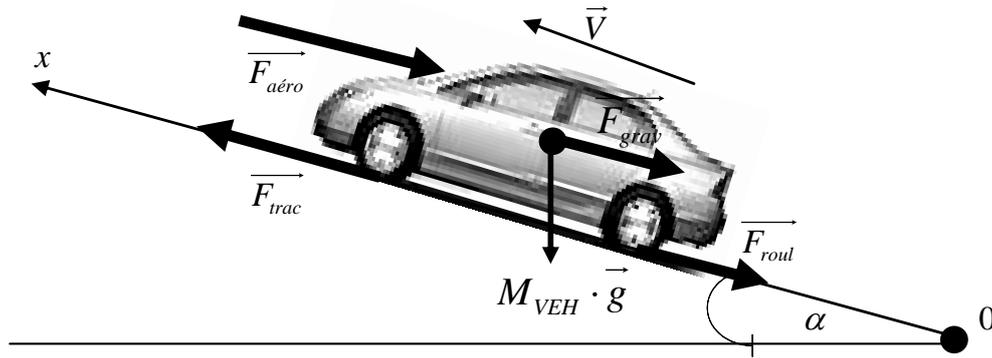


Figure 2.13 : Schéma des forces agissant sur le véhicule en mouvement

La résultante des forces projetée sur l'axe $[ox)$ s'écrit :

$$\sum F_{VEH} = F_{trac}(t) - F_{aéro}(t) - F_{roul}(t) - F_{grav}(t) - F_{frein}(t) \quad (2.14)$$

- $F_{trac}(t)$: force de traction du véhicule. C'est la force développée par le pneumatique sous l'action du groupe motopulseur. C'est elle qui fait avancer le véhicule.

Les quatre autres forces sont résistantes à l'avancement du véhicule :

- $F_{aéro}(t)$: force aérodynamique. C'est la force exercée par l'air selon l'axe du mouvement sur le véhicule. Elle est proportionnelle à la masse volumique de l'air ρ_{air} en kg/m^3 (elle dépend de la pression et de la température atmosphérique), à la surface frontale du véhicule S_f en m^2 et au coefficient de traînée C_x du véhicule et au carré de la vitesse du véhicule V_{VEH} :

$$F_{aéro}(t) = \frac{1}{2} \cdot \rho_{air} \cdot S_f \cdot C_x \cdot V_{VEH}^2 \quad (2.15)$$

- $F_{roul}(t)$: force de roulement. il s'agit de la résistance au roulement du véhicule due au contact pneus/chaussée. Ce dernier peut varier en fonction de plusieurs paramètres /Guzzella & Sciarretta. 2007/: vitesse du véhicule, pression des pneus, état et type de la chaussée (sèche, humide, sable) ... Dans le cas simplifié du modèle énergétique, nous considérons l'équation suivante :

$$F_{roul}(t) = M_{VEH} \cdot g \cdot (a + b \cdot V_{VEH}^2) \cdot \cos(\alpha(t)) \quad (2.16)$$

avec : a et b : des coefficients de résistance au roulement,

g : l'accélération de la gravité en m/s^2 ,

M_{VEH} : la masse totale du véhicule donnée en kg

α : la pente en rad

- $F_{grav}(t)$ Force de gravité quand le véhicule circule sur une route non horizontale :

$$F_{grav}(t) = M_{VEH} \cdot g \cdot \sin(\alpha(t)) \quad (2.17)$$

- $F_{frein}(t)$: force de frein mécanique. En général le freinage d'un véhicule hybride se fait en partie avec la machine électrique pour recharger le stockeur d'énergie. Quand ce dernier atteint sa limite de charge maximale ou que la machine électrique atteint son couple minimal par exemple, le frein mécanique prend le relais pour décélérer ou arrêter le véhicule.

Notons $F_{res}(t)$ la somme de ces forces résistantes :

$$F_{res}(t) = F_{aéro}(t) + F_{roul}(t) + F_{grav}(t) + F_{frein}(t) \quad (2.18)$$

Remarque 2.3 : pour la version *Clio-Mild-hybrid-diesel*, les forces de résistance sont identiques à celles utilisées lors des essais sur le banc à rouleau¹³ :

$$F_{res} = F_{cste} + F_{vit1} \cdot V_{VEH}(t) + F_{vit2} \cdot V_{VEH}^2(t) \quad (2.19)$$

F_{cste} est une force constante en N , F_{vit1} et F_{vit2} des coefficients constants.

En appliquant le principe fondamental de la dynamique d'un système en mouvement au véhicule de la figure 2.13 :

$$F_{trac}(t) - F_{res}(t) = M_{VEH_tot} \cdot \frac{dV_{VEH}(t)}{dt} \quad (2.20)$$

avec M_{VEH_tot} la masse totale du véhicule donnée par :

$$M_{VEH_tot} = M_{VEH} + M_{GMP} \quad (2.21)$$

¹³ Un des moyens utilisé à l'INRETS pour l'évaluation de la consommation « réelle » de carburant des véhicules.

- M_{VEH} : la masse du véhicule :

$$M_{VEH} = M_{VEH0} + M_{TH} + M_{EL} + M_B + M_C \quad (2.22)$$

avec M_{VEH0} la masse à vide du véhicule sans le groupe motopropulseur, M_{TH} la masse du moteur thermique, M_{EL} la masse de la machine électrique, M_B la masse du bloc batterie et M_C la charge du véhicule (masse équivalente de deux personnes).

- M_{GMP} : la masse équivalente des inerties de tous les éléments en rotation du groupe motopropulseur y compris les roues :

$$M_{GMP} = \frac{1}{R_{pneu}^2} \cdot \left[4 \cdot J_{Roue} + (J_{TH} + \rho^2 \cdot J_{EL}) \cdot R^2(k) \right] \quad (2.23)$$

avec R_{pneu} le rayon des pneus en m et J_{Roue}, J_{TH}, J_{EL} les inerties respectives d'une roue, du moteur thermique et de la machine électrique.

La vitesse du véhicule est alors donnée par :

$$V_{VEH}(t) = \frac{1}{M_{VEH_tot}} \cdot \int_0^t (F_{trac}(t) - F_{aéro}(t) - F_{roul}(t) - F_{grav}(t) - F_{frein}(t)) \cdot dt \quad (2.24)$$

La puissance délivrée par les différentes sources d'énergie doit donc, non seulement assurer la traction du véhicule (puissance absolue demandée par le conducteur), mais aussi faire face aux différentes forces de résistance agissant sur le véhicule (forces dues à l'environnement extérieur et forces d'inertie des éléments en rotation).

Les différents paramètres des véhicules considérés sont donnés dans le tableau 2.2.

➤ *Modèle du pneumatique*

Le modèle du pneumatique ne sert qu'à exprimer le lien entre la dynamique longitudinale du véhicule et la dynamique en rotation des éléments du groupe motopropulseur. En négligeant le glissement des roues, le régime de rotation des roues $\omega_R(t)$ en rd/s est calculé à partir de la vitesse linéaire du véhicule :

$$\omega_R(t) = \frac{V_{VEH}(t)}{R_{pneu}} \quad (2.25)$$

La relation entre le couple au niveau des roues provenant du groupe motopropulseur $C_R(t)$ en Nm et la force motrice et donnée par :

$$C_R(t) = F_{trac}(t) \cdot R_{pneu} \quad (2.26)$$

Finalement la dynamique du véhicule exprimée à la roue est donnée par :

$$\frac{d\omega_R(t)}{dt} = \frac{1}{M_{VEH_tot} \cdot R_{pneu}^2} (C_R(t) - C_{res}(t)) \quad (2.27)$$

avec $C_{res}(t) = F_{res}(t) \cdot R_{pneu}$ le couple résistant.

➤ **Calcul du couple demandé aux roues**

Dans Vehlib le couple demandé aux roues est calculé en ligne en utilisant un régulateur de vitesse. Pour l'approche « backward » il est calculé en utilisant le modèle du véhicule présenté ci-dessus. Le couple à la roue doit répondre à une consigne de vitesse, et par conséquent à une accélération donnée :

$$C_R(t) = M_{VEH_tot} \cdot R_{pneu}^2 \cdot \frac{d\omega_R(t)}{dt} + C_{res}(t) \quad (2.28)$$

Remarque 2.4 : si le moteur thermique est désaccouplé (fonctionnement en mode électrique pur) l'inertie du moteur thermique doit être déduite de l'inertie globale.

Remarque 2.5 : si les rapports de boîte sont fixés à l'avance, c'est-à-dire qu'ils sont imposés par la cinématique, l'inertie du véhicule et donc le couple demandé à la roue sont connus à chaque instant. Si à l'inverse les rapports de boîte sont issus de l'algorithme d'optimisation, le couple aux roues va être recalculé pour chaque rapport de boîte.

	Berlingo-Full-hybride-Essence	Clio-Mild-hybrid-diesel	
			
	Masse (kg) /Inertie (kg/m2)	Masse (kg)/Inertie (kg/m2)	
Véhicule	1053	780	
Moteur thermique	120/0,15	140/0,15	
Machine électrique	85/0,103	20/ 0,01	
batteries	200/-	33/-	
Rayon roue (m) /Inertie roue (kg/m2)	0,29 / 0,65	0,2835 / 0,7	
Charge (kg)	150	100	
Pression atmosphérique kg/m^3	101325	F_{Cste} (N)	85
Coefficient de résistance aérodynamique Cx	0,37	F_{vit1} (Ns/m)	1,38
Surface frontale $S_x (m^2)$	2,59	F_{vit2} (Ns^2 / m^2)	0,402
Coefficients de résistance au roulement (a et b)	0,035 0	---	---
Boite de vitesse	Boite manuelle 2 rapports (2eme, 5eme)		Boite manuelle 5 rapports
	Rapport	[8.4098, 3.6662]	[12.2781, 6.7451, 4.3529, 3.2000, 2.4907]
	Rendement	[0.960, 0.960]	[0.8730, 0.9409, 0.9506, 0.9506, 0.9506]

Tableau 2.2 : Données et caractéristiques physiques des véhicules hybrides considérés.

2.4 Formulation du problème d'optimisation

Le problème de la gestion énergétique d'un véhicule hybride peut être formulé comme un problème d'optimisation sous contrainte. Rappelons que le problème d'optimisation ci-dessous est formulé pour un véhicule hybride parallèle, figure 2.14, cependant il peut être facilement étendu à d'autres architectures.

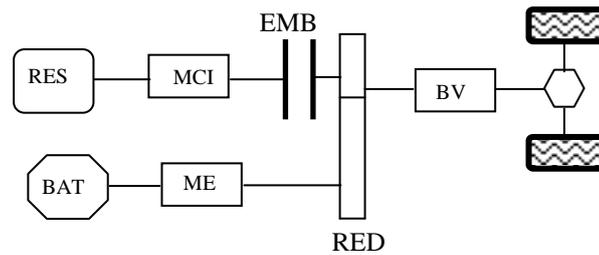


Figure 2.14 : Architecture hybride parallèle

Les échanges énergétiques entre les différents éléments du groupe motopropulseur sont schématisés sur la figure 2.15. On distingue deux chaînes de tractions : thermique (réservoir+moteur) et électrique (batterie+machine+convertisseur). Ces deux chaînes sont liées entre elles par un nœud de puissance au point N.

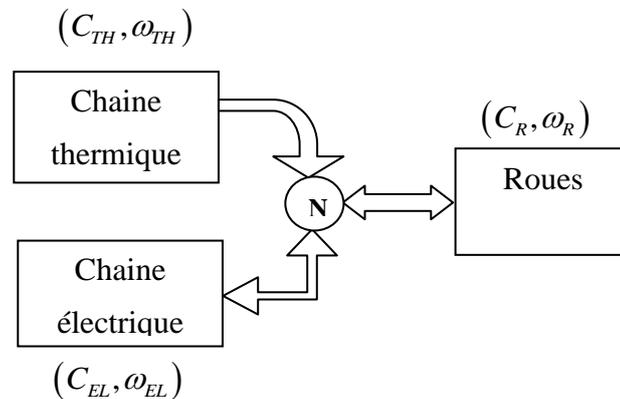


Figure 2.15 : Echanges énergétiques entre MCI, ME et roues

2.4.1 Première formulation

Le problème est formulé en temps discret avec T_e la période d'échantillonnage, i le numéro d'échantillon, et sur un horizon fini t_f , dont le nombre d'échantillons varie de $[0, \dots, N]$, $N \cdot T_e$ est la taille de l'horizon.

Le problème d'optimisation est décrit suivant la typologie des problèmes de commandes optimales telle que décrite dans /Culioli. 1994/. Les différentes étapes sont décrites ci-dessous :

➤ **Critère**

La consommation de carburant instantanée du moteur thermique étant connue, l'objectif est de minimiser sa consommation le long du parcours considéré :

$$J = \sum_{i=0}^N D(C_{TH}(i), \omega_{TH}(i)) \cdot T_e \quad (2.29)$$

Les émissions de polluants peuvent être intégrées dans le critère en adoptant la forme générale suivante /Sciarretta & Guzzella. 2007/:

$$J = \sum_{i=0}^N L(C_{TH}(i), \omega_{TH}(i)) \cdot T_e \quad (2.30)$$

$$\text{Avec : } L(\cdot) = D(C_{TH}(i), \omega_{TH}(i)) + \sum_{j=0}^n a_j \cdot \dot{m}_j(C_{TH}(i), \omega_{TH}(i)) \quad (2.31)$$

et $\sum_{j=0}^n a_j \cdot \dot{m}_j$ la somme pondérée des émissions polluantes en fonction de $C_{TH}(i)$ et $\omega_{TH}(i)$ /Lin & al. 2003/, /Lin & al. 2004/.

Généralement seules des cartographies statiques du moteur thermique sont disponibles, et sachant que la plupart des émissions de polluants surgissent durant les phases transitoires (démarrages), on ne considère ici que la consommation de carburant donnée par l'équation (2.29).

En pratique, il est en outre possible d'utiliser des règles de « bon sens » qui permettent de diminuer les émissions de polluant, comme par exemple maintenir le catalyseur suffisamment chaud pour limiter les émissions de particules.

Il est à noter que le CO_2 étant le principal résidu carboné de la combustion du carburant, il est communément admis que les émissions de CO_2 sont quasi proportionnelles à la consommation de carburant /Trigui & al. 07/.

➤ **Equation d'état**

La batterie est modélisée comme un intégrateur de puissance non linéaire :

$$X(i+1) = X(i) - P_B(C_{EL}(i), \omega_{EL}(i)) \cdot T_e \quad (2.32)$$

P_B : puissance totale (*pertes résistives et faradiques comprises*) que doit fournir la batterie pour produire le couple électrique C_{EL} au régime ω_{EL} et alimenter les auxiliaires. P_B est calculée en utilisant l'équation de conservation de puissance dans la chaîne de traction électrique (voir annexe A pour le détail des calculs) :

• **Etat de charge de la batterie SOC**

La variable $X(i)$ telle que définie équation (2.32) représente le niveau d'énergie à l'instant i exprimé en Joule. L'état d'énergie *SOE* (State Of Energy /Kessel. 2006/) de la batterie est donc donné par :

$$SOE(i) = \frac{X(i)}{X_{MAX}} \cdot 100(\%) \quad (2.33)$$

avec $X_{MAX} = C_{B_MAX} \cdot E_B$ la quantité d'énergie maximale que peut stocker la batterie, C_{B_MAX} la capacité maximale de la batterie en As (ampère.seconde) et E_B sa tension nominale en Volts. Pour ce modèle, l'état de charge de la batterie est égal à l'état d'énergie (voir annexe A) :

$$SOC(i) = SOE(i) = \frac{X(i)}{X_{MAX}} \cdot 100(\%) \quad (2.34)$$

Dans la suite du document, la quantité d'énergie $X(i)$ sera abusivement appelée état de charge.

➤ **Contraintes**

• **Contraintes d'architectures : contraintes type égalité**

L'architecture parallèle à addition de couple choisie ici, figure 2.14, impose les relations entre le couple et le régime des différents constituants du groupe motopropulseur et les roues. Le couple aux roues est proportionnel à la somme des couples délivrés par chacun des moteurs :

$$C_R = R(k) \cdot (\eta_{bv})^\alpha \cdot (C_{TH} + \rho \cdot (\eta_{RED})^\beta \cdot C_{EL}) \quad (2.35)$$

Le régime des deux moteurs est proportionnel à celui des roues :

$$\omega_R = \frac{\omega_{TH}}{R(k)} = \frac{\omega_{EL}}{\rho \cdot R(k)} \quad (2.36)$$

• **Contraintes physiques : contraintes type inégalité**

Pour rappel les variables physiques sont bornées :

$$\omega_{TH_min} < \omega_{TH}(i) < \omega_{TH_max} \quad (2.37)$$

$$\omega_{EL_min} < \omega_{EL}(i) < \omega_{EL_max} \quad (2.38)$$

Le régime minimal du moteur thermique ω_{TH_MIN} est égal à son régime de ralenti ω_{TH_ral}

$$C_{TH_min}(\omega_{TH}(i)) < C_{TH}(i) < C_{TH_max}(\omega_{TH}(i)) \quad (2.39)$$

$$C_{EL_min}(\omega_{EL}(i)) < C_{EL}(i) < C_{EL_max}(\omega_{EL}(i)) \quad (2.40)$$

Le couple thermique minimum est le couple résistant (< 0) et le couple électrique minimum est souvent négatif (mode générateur).

• **Contraintes sur la variable d'état de type inégalité**

Pour un « bon » fonctionnement de la batterie à long terme, son état de charge instantané ne doit pas dépasser les limites recommandées par le constructeur :

$$X_{min} < X(i) < X_{max} \quad (2.41)$$

Cette contrainte est d'autant plus nécessaire quand on utilise une batterie de faible capacité ou des super-condensateurs /Bernard. 2007/ où ces limites peuvent être rapidement atteintes. Dans le cas de la version *Berlingo-Full-hybride-Essence* par exemple, la contrainte (2.41) peut être relâchée.

➤ **Conditions limites**

Les conditions limites prises en compte ici concernent l'état de charge final de la batterie. Ce dernier est calculé en intégrant l'équation (2.32) sur l'horizon considéré.

$$X(N) = X(0) - \sum_{i=0}^N P_B(C_{EL}, \omega_{EL}) \cdot Te \quad (2.42)$$

Une solution triviale au problème d'optimisation présenté plus haut serait d'utiliser la valeur minimale de couple du moteur thermique ($C_{TH}(i) = C_{TH_min}(\omega_{TH}(i)), \forall i \in \{0 \dots N\}$) et d'assurer

la traction du véhicule par la machine électrique. Cela permet bien de minimiser la consommation de carburant, mais peut conduire à une décharge importante de la batterie.

Pour éviter cette solution « extrême », le véhicule disposant de deux sources d'énergie, une possibilité consiste à contraindre l'utilisation d'une des sources d'énergie (généralement la consommation d'énergie électrique) et à optimiser la consommation de l'autre source (le carburant). La contrainte considérée porte sur l'état de charge final :

$$X(N) = X(0) + \Delta X_{desire} \quad (2.43)$$

avec ΔX_{desire} la variation globale d'énergie désirée dans la batterie. Le choix particulier $\Delta X_{desire} = 0$ garantit qu'aucune énergie n'a globalement été prélevée dans la batterie. Cela signifie un bilan batterie nul – l'état de charge final est égal à l'état initial – et donc la batterie utilisée comme un stockeur temporaire d'énergie. La traction du véhicule provient uniquement du carburant et la consommation peut donc être comparée à celle d'un véhicule conventionnel.

Le problème d'optimisation est alors donné par les équations (2.29) à (2.43) et est résumé dans le problème 2.1 suivant :

Problème 2.1 :

$\forall i \in [0, N]:$

- Critère :
$$J = \sum_{i=0}^N D(C_{TH}(i), \omega_{TH}(i)) \cdot T_e$$
- Equation d'état :
$$X(i+1) = X(i) - P_B(C_{EL}, \omega_{EL})$$
- Contraintes :
 - Type égalité :
$$C_R = R(k) \cdot (\eta_{BV})^\alpha \cdot (C_{TH} + \rho \cdot (\eta_{RED})^\beta \cdot C_{EL})$$

$$\omega_R = \frac{\omega_{TH}}{R(k)} = \frac{\omega_{EL}}{\rho \cdot R(k)}$$
 - Type inégalité :
$$\omega_{TH_min} < \omega_{TH}(i) < \omega_{TH_max}$$

$$\omega_{EL_min} < \omega_{EL}(i) < \omega_{EL_max}$$

$$C_{TH_min}(\omega_{TH}(i)) < C_{TH}(i) < C_{TH_max}(\omega_{TH}(i))$$

$$C_{EL_min}(\omega_{EL}(i)) < C_{EL}(i) < C_{EL_max}(\omega_{EL}(i))$$
 - D'état :
$$X_{min} < X(i) < X_{max}$$
- Conditions limites :
$$X(N) = X(0) + \Delta X_{desire}$$

Si nous considérons que les conditions de roulage, définies par le vecteur $W(i) = (C_R(i) \ \omega_R(i))^T$, sont connues à chaque instant de l'horizon considéré $i \in [0, N]$, il est possible de réécrire le problème 2.1.

2.4.2 Réécriture du problème d'optimisation

Pour déterminer les points de fonctionnement de la chaîne de traction il suffit de choisir à chaque instant un des couples moteurs (dans notre cas le couple moteur thermique $C_{TH}(i)$), le rapport de boîte $k(i)$ et l'état du moteur thermique $\theta(i)$ (0 moteur éteint, 1 moteur allumé). Le vecteur de commande $u(i)$ s'écrit :

$$u(i) = (C_{TH}(i) \ k(i) \ \theta(i))^T \tag{2.44}$$

Et le problème d'optimisation peut être réécrit en fonction du vecteur de commande $u(i)$ et des conditions de roulage $W(i) = (C_R(i) \ \omega_R(i))^T$:

➤ **Critère**

$$J = \sum_{i=0}^{N-1} Q(C_{TH}(i), k(i), \theta(i), W(i)) \cdot T_e \quad (2.45)$$

avec : $Q(C_{TH}(i), k(i), \theta(i), W(i)) = D(C_{TH}(i), \omega_R(i) \cdot R(k(i)))$

➤ **Equation d'état**

$$X(i+1) = X(i) - P_{BAT}(C_{TH}(i), k(i), \theta(i), W(i)) \cdot T_e \quad (2.46)$$

avec :

$$P_{BAT}(C_{TH}(i), k(i), \theta(i), W(i)) = P_B \left(\frac{1}{\rho \cdot (\eta_{RED})^\beta} \left(\frac{C_R(i)}{R(k(i)) \cdot (\eta_{BV})^\alpha} - C_{TH}(i) \right), \omega_R(i) \cdot \rho \cdot R(k(i)) \right) \quad (2.47)$$

➤ **Contraintes**

- Les deux contraintes sur les couples données par (2.39) et (2.40) sont combinées en une seule sur le couple thermique :

$$C'_{TH_min}(W(i)) < C_{TH}(i) < C'_{TH_max}(W(i)) \quad (2.48)$$

avec :

$$C'_{TH_min}(W(i)) = \max \left\{ \begin{array}{l} C_{TH_min}(\omega_R(i) \cdot \rho \cdot R(k(i))), \\ \frac{C_R(i)}{(\eta_{bv}(k(i)))^\alpha \cdot R(k(i))} - \rho \cdot (\eta_{RED})^\beta \cdot C_{EL_max}(\omega_R(i) \cdot \rho \cdot R(k(i))) \end{array} \right\}$$

$$C'_{TH_max}(W(i)) = \min \left\{ \begin{array}{l} C_{TH_min}(\omega_R(i) \cdot R(k(i))), \\ \frac{C_R(i)}{(\eta_{bv}(k(i)))^\alpha \cdot R(k(i))} - \rho \cdot (\eta_{RED})^\beta \cdot C_{EL_min}(\omega_R(i) \cdot \rho \cdot R(k(i))) \end{array} \right\}$$

- Les deux contraintes sur les régimes données par (2.37) et (2.38) sont combinées en une seule concernant les rapports de boîte :

$$k(i) \subset K(W(i)) \quad (2.49)$$

Avec $K(W(i))$ est l'ensemble des rapports de boîte admissibles à chaque instant donné par :

$$K(W(i)) = \left\{ k(i) \in [0, N_{bv}] / \omega_{TH_min} < \omega_R(i) \cdot R(k(i)) < \omega_{TH_max} \right\} \\ \cap \left\{ k(i) \in [0, N_{bv}] / \omega_{EL_min} < \omega_R(i) \cdot R(k(i)) \cdot \rho < \omega_{EL_max} \right\}$$

Le problème d'optimisation revient donc à trouver à chaque instant le vecteur de commande $u(i) \in U(W(i))$ avec $U(W(i))$ l'ensemble des variables de commandes admissibles :

$$U(W(i)) = \left\{ (C_{TH}, k, \theta) \in \mathbb{R} \times [0, N_{bv}] \times \{0;1\} / C'_{TH_min}(i) < C_{TH}(i) < C'_{TH_min}(i); k \in K(i) \right\} \quad (2.50)$$

Le problème d'optimisation réécrit est :

Problème 2.2 :

<p>$\forall i \in [0, N]:$</p> <ul style="list-style-type: none"> • Critère : 	$J = \sum_{i=0}^N Q(C_{TH}(i), k(i), \theta(i), W(i)) \cdot T_e$	<p>Consommation de carburant</p>
<ul style="list-style-type: none"> • Equation d'état : 	$X(i+1) = X(i) - P_{BAT}(C_{TH}(i), k(i), \theta(i), W(i)) \cdot T_e$	<p>Évolution d'état de charge</p>
<ul style="list-style-type: none"> • Contraintes : 		
<ul style="list-style-type: none"> ◦ $C'_{TH_min}(W(i)) < C_{TH}(i) < C'_{TH_max}(W(i))$ 		<p>Bornes du couple thermique</p>
<ul style="list-style-type: none"> ◦ $k(i) \in K(W(i))$ 		<p>Rapports admissibles</p>
<ul style="list-style-type: none"> ◦ $X_{min} < X(i) < X_{max}$ 		<p>Bornes de l'état de charge instantané</p>
<ul style="list-style-type: none"> ◦ $X(N) - X(0) = \Delta X_{desire}$ 		<p>Condition finale sur l'état de charge</p>
$C_R = R(k) \cdot (\eta_{BV})^\alpha \cdot (R(k)) \cdot (C_{TH} + \rho \cdot (\eta_{RED})^\beta \cdot C_{EL})$		<p>Addition de couple</p>

2.5 Résolution du problème d'optimisation

2.5.1 Contexte de résolution

Pour résoudre le problème 2.2, deux cas sont dissociés :

- Le parcours est inconnu

La solution optimale au problème 2.2 ne peut être calculée. Des stratégies ont été proposées et sont généralement basées sur des minimisations instantanées d'un critère /Seiler & Schröder. 1998/, /Paganelli & al. 2000/. L'objectif est alors la commande temps réel du véhicule. Les solutions obtenues ne sont pas optimales au sens du critère(2.45). Ces stratégies de commande temps réel seront traitées dans les chapitres suivants.

- Le parcours est connu a priori

Dans ce cas il est possible d'appréhender des solutions au problème 2.2. Les algorithmes d'optimisation globale n'étant applicables qu'hors ligne, ils sont donc limités à la simulation. Néanmoins ils permettent /Sciarretta & Guzzella. 2007/:

- L'évaluation des performances d'un véhicule. Pour une architecture donnée et un cycle de vitesse donné, il est possible d'évaluer le minimum de consommation de carburant théorique atteignable en temps réel. Cette consommation peut servir de référence pour l'évaluation de stratégies de commande temps réel.
- Le dimensionnement de véhicules hybrides /Desbois-Renaudin & Trigui. 2004/. Les algorithmes de commande optimale permettant une évaluation des performances énergétique d'un véhicule, il est alors possible d'évaluer l'impact énergétique de différents paramètres, par exemple le taux d'hybridation, la capacité des batteries, etc. Cette tâche est généralement complexe car il est nécessaire de prendre en compte différents cycles de vitesses sensés représenter les différentes situations de conduite du véhicule (urbain, périurbain, autoroutier, etc.) ainsi que des contraintes telles que par exemple des performances dynamique minimale imposées par le cahier des charges.
- La synthèse de lois de commande temps réel. Deux grandes approches ont été envisagées. La première consiste à synthétiser des correcteurs (flous, réseaux de neurones, etc.) par apprentissage des résultats obtenus en simulation avec les algorithmes d'optimisation globale. La deuxième consiste à intégrer les algorithmes d'optimisation globale dans une

structure de commande temps réel. Dans les deux cas, la commande ainsi obtenue est nécessairement sous-optimale.

Notons que le problème 2.2 est un problème d'optimisation non linéaire (utilisation de cartographies statiques), hybride (des variables sont continues tels que les couples et d'autres discrètes, les rapports de boîte par exemple. Pour résoudre ce problème, plusieurs approches ont été utilisées. Le paragraphe ci-dessous présente un tour d'horizon des méthodes de résolution existantes dans la littérature.

2.5.2 Résolution du problème d'optimisation globale : état de l'art

Les méthodes de résolution peuvent être classées en deux catégories /Scordia. 2004/ :

- Les méthodes heuristiques ou méta-heuristiques : ces méthodes sont destinées à la résolution des problèmes d'optimisation dits difficiles (avec contraintes, de taille importante, hybride, etc.) et elles sont généralement stochastiques et itératives. Différentes méthodes ont été appliquées dans le cadre de la gestion énergétique des véhicules hybrides : le *recuit simulé* /Delprat. 2002/ , les *algorithmes génétiques* /Gao & Porandla. 2005/, /Montazeri & al. 2006/, /Poursamad & Montazeri. 2007/. La convergence vers un minimum global n'est pas garantie et en pratique, ces algorithmes donnent une solution souvent sous optimale. De plus, ils nécessitent des réglages empiriques des paramètres et sont souvent coûteux en temps de calcul.
- Les méthodes de résolution exactes basées sur la théorie de la commande optimale. Elles permettent de calculer l'optimum global sur un cycle de vitesse donné et sous les hypothèses posées. Ces méthodes à leur tour sont classées en deux groupes /Sciarretta & Guzzella. 2007/.

- Optimisation numérique

La méthode d'optimisation numérique la plus répandue pour gérer les problèmes de répartition énergétique dans les véhicules hybrides est la *programmation dynamique* /Lin & al. 2003/, Scordia. 2004/, /Zhu & al. 2004/, /Chen & Salman. 2005/, /Musardo & al. 2005/, /Sundström & al. 2008/, /Hankache. 2008/. Lorsque l'état est quantifié, le problème 2.2 peut être résolu en calculant le plus court chemin d'un graphe orienté en utilisant le *principe d'optimalité de Bellman* /Bellman. 1957/. L'inconvénient majeur de ces algorithmes est qu'ils sont souvent coûteux en mémoire et en temps de calcul, bien que des efforts aient été faits pour réduire leur temps de calcul /Sciarretta & Guzzella. 2007/.

- Optimisation « analytique »

Les méthodes d'optimisation analytique utilisent le calcul des variations et le principe du *maximum de Pontriaguine* /Pontriaguine & al. 1974/. Dans le cas général, les conditions d'optimalité peuvent être obtenues, la difficulté consiste à résoudre ces conditions. Dans le cas particulier du problème 2.2, des résolutions à ces conditions ont été proposées par Delprat. 2002/, /Kessel. 2006/, /Hankache. 2008/. Ces méthodes présentent l'avantage d'un calcul relativement rapide et d'un faible encombrement mémoire.

La section suivante est consacrée à une comparaison entre les deux méthodes de résolution exacte les plus utilisées dans le cadre de la gestion énergétique des véhicules hybrides : programmation dynamique et outils de la commande optimale classique.

La résolution du problème d'optimisation se fait pour une *architecture*, un *dimensionnement* et un *cycle de vitesse* fixés.

2.6 Programmation dynamique

Rappelons que l'approche de la programmation dynamique est basée sur le principe de Hamilton-Bellman-Jacobi (HBJ) /Culioli. 1994/, /Borne & al. 1999/. Cette approche consiste généralement à associer les équations de Hamilton-Bellman-Jacobi à la théorie des graphes via l'algorithme de Ford. Un outil d'optimisation globale dédié à l'optimisation énergétique des véhicules hybride appelé « *KOALA* » basé sur ce principe a été développé à l'INRETS /Scordia & al. 2005(a)/.

2.6.1 Principe de la méthode

Nous donnons ici les grandes lignes de la méthode, pour plus de détails, le lecteur peut se référer à /Scordia. 2004/.

- Détermination de l'espace d'état admissible

On appelle espace admissible du système dynamique (2.46) l'ensemble des trajectoires de la variable d'état X satisfaisant les contraintes (2.41), (2.43), (2.48) et (2.49). L'évolution de n 'importe quelle trajectoire est limitée dans un secteur admissible dans le plan (Temps, état de charge), figure 2.16.

Pour un cycle de vitesse donné, à chaque période d'échantillonnage T_e , et en considérant les limitations sur les variables de commande, la séquence de commande correspondante à l'état de

charge minimum $\underline{X}(i)$ et maximum $\overline{X}(i)$ de la batterie depuis le point initial ($i = 0, X(0)$) peut être calculée à partir de l'équation (2.46).

Soient $u_1(i)$ et $u_2(i)$ les séquences du vecteur de commande qui permettent d'obtenir les trajectoires extrémales, notées $\overline{X}(i)$ et $\underline{X}(i)$ de l'état de charge $X(i)$:

$$u_{\underline{pbat}}(i) = \arg \min_{u(i) \in U(W(i))} P_{BAT}(u(i), W(i)) \quad (2.51)$$

$$u_{\overline{pbat}}(i) = \arg \max_{u(i) \in U(W(i))} P_{BAT}(u(i), W(i)) \quad (2.52)$$

Les trajectoires correspondantes sont :

$$\overline{X}(i+1) = \overline{X}(i) - P_{BAT}(u_{\underline{pbat}}(i), W(i)) \cdot T_e \quad (2.53)$$

$$\underline{X}(i+1) = \underline{X}(i) - P_{BAT}(u_{\overline{pbat}}(i), W(i)) \cdot T_e \quad (2.54)$$

Remarquons également que la dynamique du système (2.46) peut se réécrire :

$$X(i) = X(i+1) + P_{BAT}(u(i), W(i)) \cdot T_e \quad (2.55)$$

En considérant la valeur finale de l'état (imposée par la contrainte sur l'état de charge final

$X(N) = X(0) + \Delta X_{desire}$) et en utilisant (2.55) par récurrence, deux nouvelles trajectoires $\underline{X}'(i)$

et $\overline{X}'(i)$ sont obtenues :

$$\overline{X}'(i) = \overline{X}'(i+1) + P_{BAT}(u_{\underline{pbat}}'(i), W(i)) \cdot T_e \quad (2.56)$$

$$\underline{X}'(i) = \underline{X}'(i+1) + P_{BAT}(u_{\overline{pbat}}'(i), W(i)) \cdot T_e \quad (2.57)$$

Ainsi, pour un cycle de vitesse donné, l'ensemble fermé de valeurs admissibles pour n'importe quelle trajectoire du système (2.46), figure 2.16, est défini par les limites :

$$X_{MAX} = \min\left(\overline{X}, \overline{X}', X_{\max}\right) \text{ et } X_{MIN} = \max\left(\underline{X}', \underline{X}, X_{\min}\right)$$

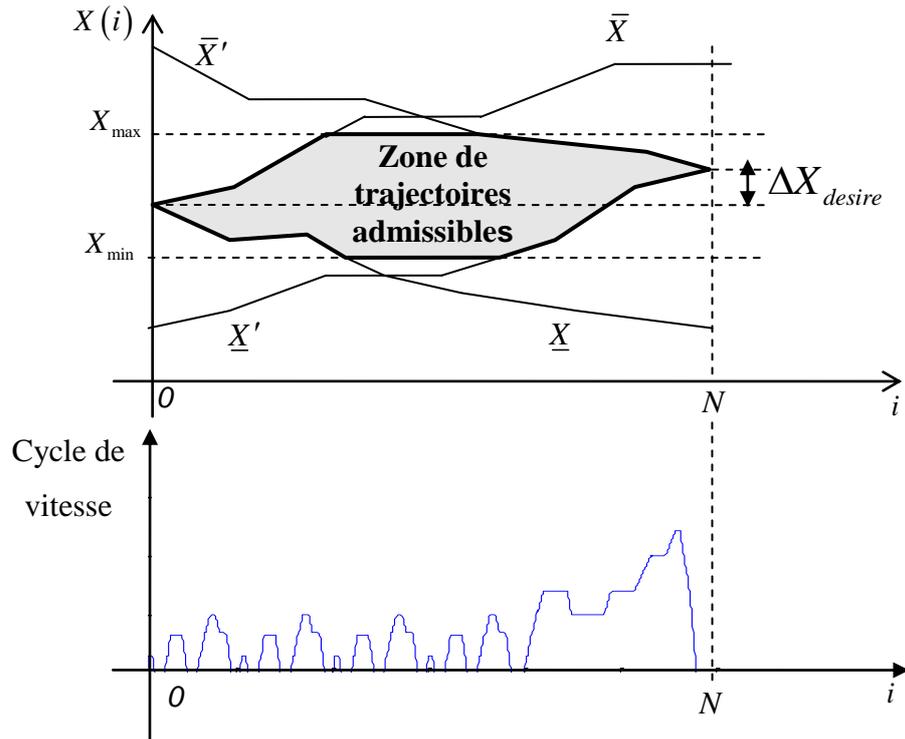


Figure 2.16 : Délimitation de l'espace d'état admissible pour un cycle de vitesse donné

➤ Maillage de la zone admissible

Après avoir délimité l'espace admissible, l'étape suivante consiste à *mailler* cette espace de la limite minimale à la limite maximale, figure 2.17, avec un pas de quantification de la variable d'état δX . Cela veut dire qu'à chaque instant d'échantillonnage $i \cdot T_e$, l'ensemble des valeurs admissibles pour l'état est limité :

$$X(i \cdot T_e) \in \Omega_i \tag{2.58}$$

avec $\Omega_i = \{ X_j(i \cdot T_e) / X_j(i \cdot T_e) = X_{MIN}(i \cdot T_e) + j \cdot \delta X, j = 0..n_j(i) \}$ l'ensemble des valeurs admissibles à chaque instant i et $n_j(i)$ le nombre de sommets considérés à l'instant i :

$$n_j(i) = \left\lfloor \frac{X_{MAX}(i \cdot T_e) - X_{MIN}(i \cdot T_e)}{\delta X} \right\rfloor \tag{2.59}$$

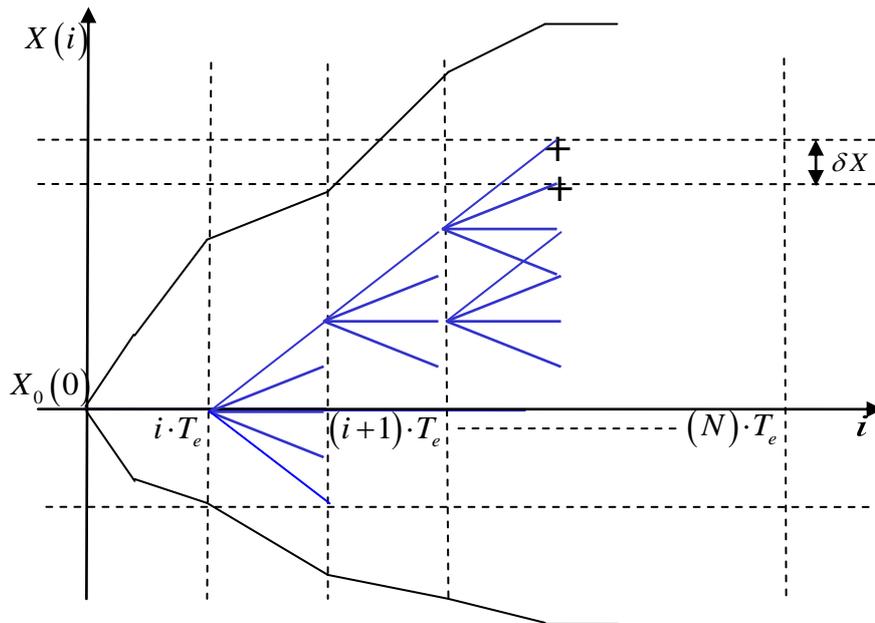


Figure 2.17 : Maillage de la zone atteignable de la limite minimale à la limite maximale

➤ Calcul de la trajectoire optimale

Rappelons que l'objectif est de ramener la variable d'état X de son état initial $X(0)$ à son état final désiré $X(N)$ avec un coût minimum en terme de consommation de carburant. Connaissant l'ensemble de valeurs admissibles à chaque instant donné par Ω_i , le problème peut être donc exprimé comme un problème de parcours de graphe basé sur le principe d'optimalité de Bellman dont l'énoncé est rappelé.

Principe d'optimalité de Bellman /Culioli. 1994/ : « Dans un processus d'optimisation dynamique, une suite de décisions est optimale si, quels que soient l'état et l'instant considéré 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 ».

En considérant $(i \cdot T_e, X_j(i \cdot T_e))$ une valeur quelconque de l'état de charge à l'instant quelconque $i \cdot T_e$, nous adoptons les définitions suivantes :

- $S_j(i)$ est le coût total permettant d'amener l'état de charge d'une valeur quelconque $X_j(i \cdot T_e)$ vers l'état final $X(N)$ tel que :

$$S_j(i) = \min_{(u(z) \in U(z))} \left(\sum_{z=i}^N Q(u(z), W(z)) \cdot T_e \right) \quad (2.60)$$

- $C_{j \rightarrow l}(i)$ est le coût pour amener l'état d'une valeur $X_l((i-1) \cdot T_e) \in \Omega_{i-1}$ à l'instant $(i-1) \cdot T_e$ vers la valeur $X_j(i \cdot T_e) \in \Omega_i$ à l'instant suivant $i \cdot T_e$.

En appliquant le principe de Bellman ci-dessus, le coût total permettant d'amener l'état de charge de $X_l((i-1) \cdot T_e)$ vers l'état final $X(N)$ est donné par l'équation de récurrence suivante :

$$S_l(i-1) = \min_{j \in [0, n_j(i)]} (S_j(i) + C_{j \rightarrow l}(i)) \quad (2.61)$$

Ainsi, en partant de l'état final $X(N)$ et par récurrence jusqu'à l'état initial $X(0)$ sur un cycle de vitesse donné, et en utilisant l'équation (2.61) la trajectoire d'état de charge optimale au sens du critère (2.45) peut être obtenue. Le coût optimal est alors $S_0(0)$. Figure 2.18

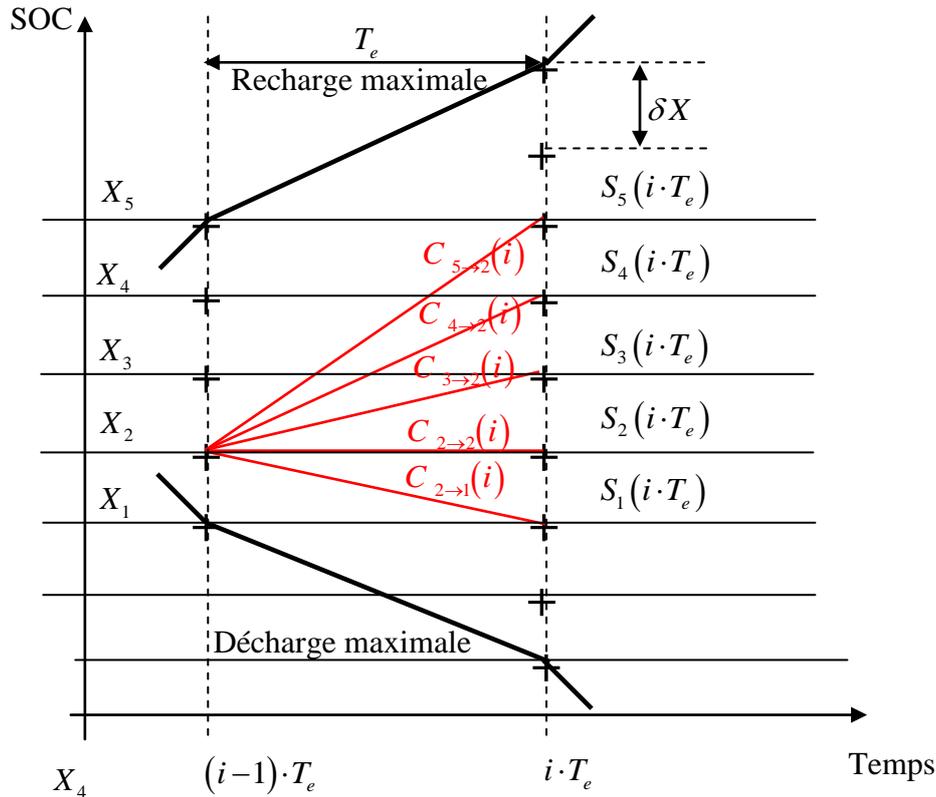


Figure 2.18 : Schéma du calcul du coût de carburant de tous les arcs et le chemin optimal

2.6.2 Résultats de simulation et interprétation

Pour faire une comparaison dans un environnement de simulation identique, les résultats annoncés dans la suite de ce chapitre (sauf indication contraire) sont donnés :

- en utilisant le modèle de commande « *modèle2* » ;
- en choisissant le cycle NEDC pour faciliter l'interprétation des résultats ;
- en supposant la puissance consommée par les accessoires électriques à zéro ($P_{AUX} = 0$) ;
- pour les caractéristiques physiques des composants de la chaîne de traction et les paramètres véhicule donnés par le tableau 2.1 et le tableau 2.2 ;
- en fixant la période d'échantillonnage à $T_e = 1s$;
- en considérant l'état de charge initial de la batterie $SOC(0) = 60\%$;
- avec l'état de charge final visé $SOC(N) = 60\% \Leftrightarrow \Delta X_{desire} = 0$;
- avec δX choisi comme un compromis entre le temps de calcul et la finesse du résultat obtenu. Dans Koala, le pas δX de discrétisation de l'état de charge $X(i)$ est déterminé par une heuristique en fonction des caractéristiques de la machine électrique et des batteries /Scordia. 2004/. Pour la version *Clio-Mild-hybrid-diesel* équipée d'une batterie 42 V de capacité $C_{B_MAX} = 34 Ah$, le pas de discrétisation résultant est $\delta X = 300 J$. Pour la version *Berlingo-Full-hybride-Essence*, équipé d'une batterie 240 V de capacité 26 Ah, le pas obtenu est $\delta X = 860 J$.

Ainsi, les résultats obtenus sur le cycle NEDC pour satisfaire le couple roue demandé figure 2.19, sont donnés par la figure 2.20 pour la version *Clio-Mild-hybrid-diesel* et la figure 2.25 pour la version *Berlingo-Full-hybride-Essence*.

➤ *Clio-Mild-hybrid-diesel*

Pour une variation d'état de charge final égale à zéro ($\Delta X_{desire} = 0$), la consommation de carburant optimale correspondante est de 2,82 l/100km.

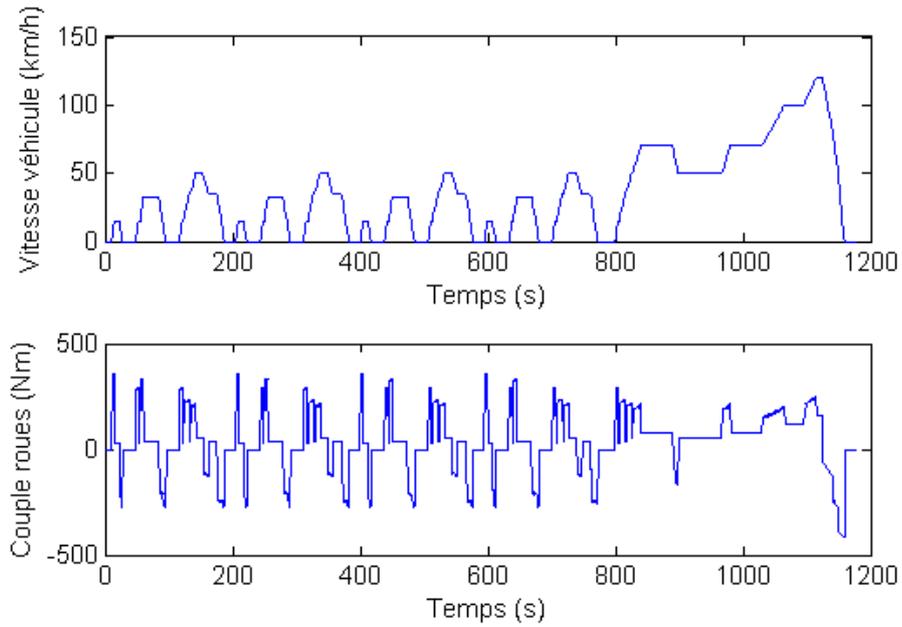


Figure 2.19 : Vitesse véhicule et couple roues demandé correspondant

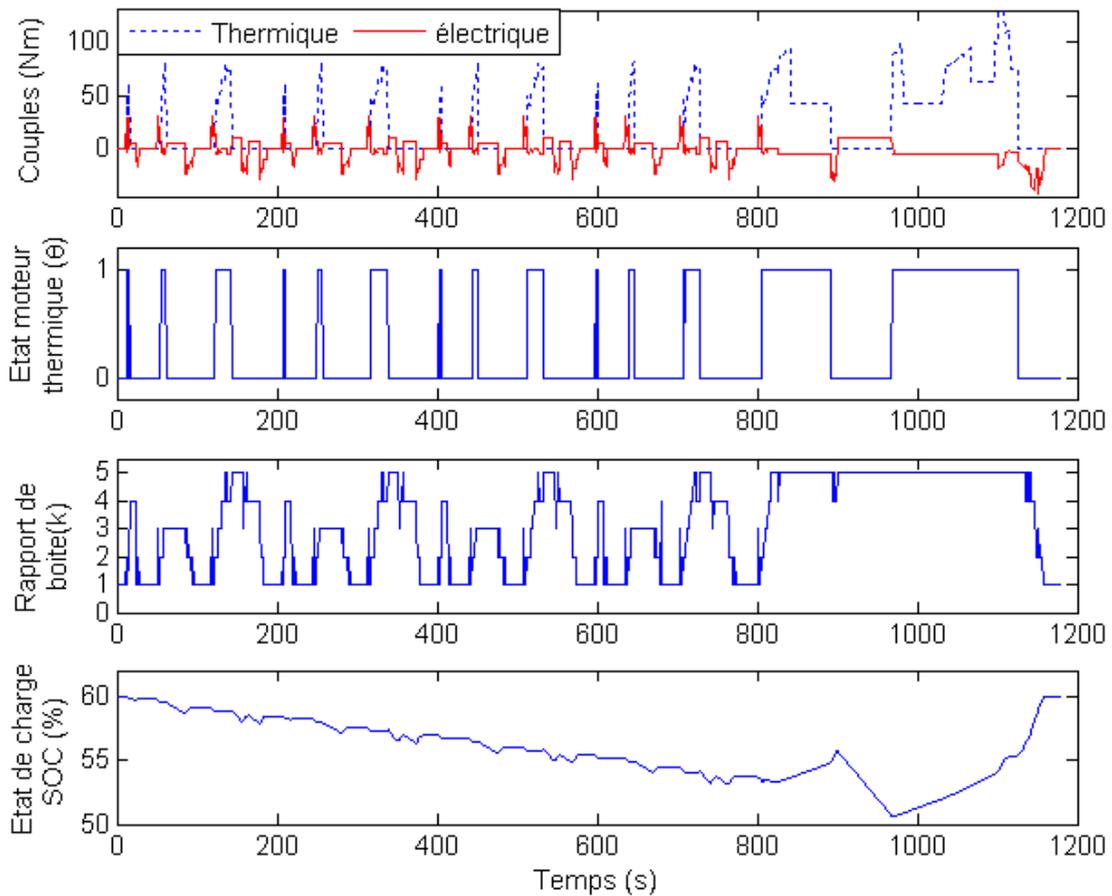


Figure 2.20 : Variables de commande optimale et évolution de l'état de charge de la batterie obtenus avec Koala (version Clio-Mild-hybrid-diesel)

La figure 2.21 montre la répartition du couple entre le moteur thermique et la machine électrique sur la partie urbaine (ECE15) du NEDC.

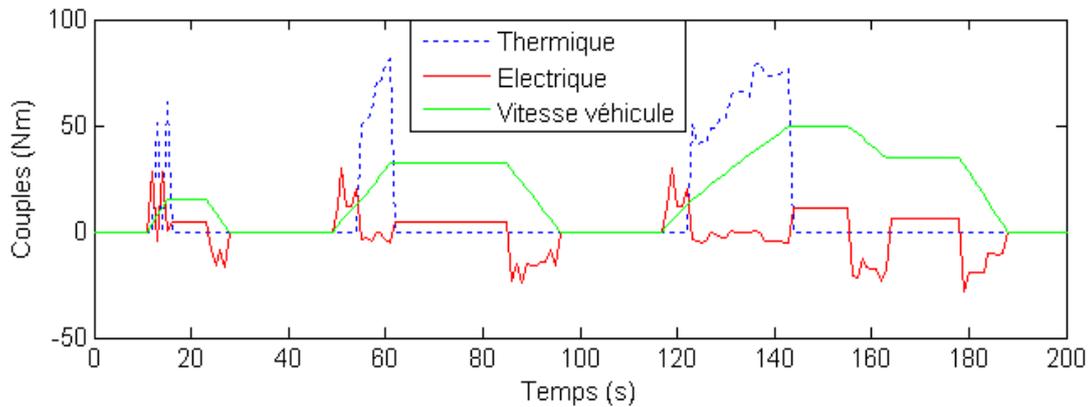


Figure 2.21 : Répartition optimale du couple sur la partie urbaine ECE15

La figure 2.22 montre la répartition du couple entre le moteur thermique et la machine électrique sur la partie extra-urbaine (EUDC) du NEDC.

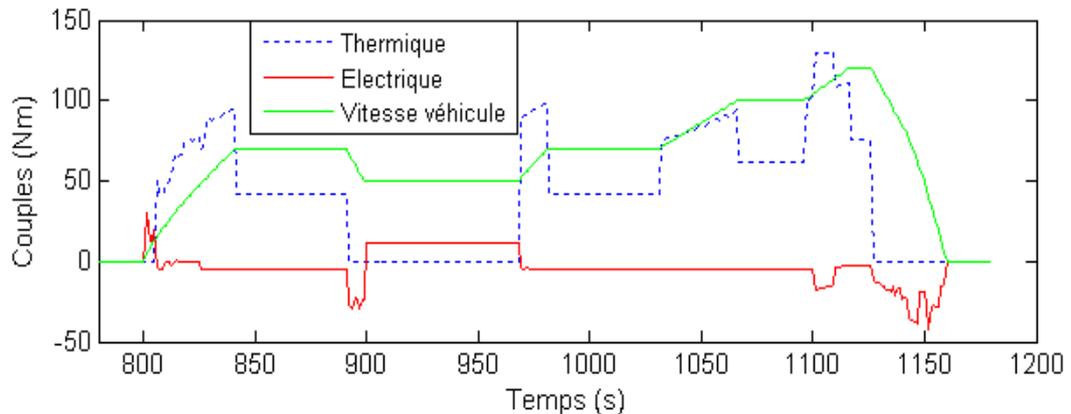


Figure 2.22 : Couple thermique et électrique optimal sur la partie EUDC du NEDC

D'après les résultats donnés en figure 2.20 , figure 2.21 et figure 2.22 les remarques suivantes peuvent être formulées.

- D'après la répartition optimale des couples nous retrouvons les principales fonctionnalités du véhicule hybride : à l'arrêt du véhicule, le moteur thermique est systématiquement éteint. la machine électrique assure le démarrage de celui-ci jusqu'à une certaine vitesse, ou le moteur thermique s'allume pour assurer la traction et en même temps recharger la batterie via la machine électrique qui fonctionne en mode

générateur (flux série). A vitesse stabilisée du véhicule (quand celle-ci est inférieure à 50km/h), figure 2.21, la traction est en mode électrique pur. Toutes les décélérations du véhicule sont assurées par la machine électrique permettant ainsi la récupération de l'énergie de freinage.

- L'état moteur et les rapports de boîte sont donnés en figure 2.20 (b). Le choix de l'algorithme se porte vers les rapports les plus longs (ex : 5^{ème} quand la vitesse de véhicule est inférieure à 50km/h) et permet au moteur thermique de travailler à basse vitesse mais à couple élevé, c'est-à-dire autour de sa courbe de meilleure consommation spécifique où le rendement est le plus important (voir les points de fonctionnement du moteur figure 2.23). Sur la partie extra-urbaine du cycle NEDC, la vitesse véhicule est plus importante (jusqu'à 120km/h), et le rapport de boîte ne peut dépasser la 5^{ème}, ce qui explique l'existence de quelques points de fonctionnement aux régimes plus importants (entre 2500 et 3000 tr/mn).
- Nous remarquons que les séquences de démarrages/arrêt du moteur thermique (θ) et les changements de rapports de boîte obtenus, sont peu réalistes (plusieurs arrêts/démarrages et changement de rapports sur des durées de quelques secondes et sauts dans les changements de rapports). Néanmoins, l'objectif ici étant d'évaluer le minimum de consommation de carburant atteignable, ces comportements sont tolérés. Notons que pour des applications en temps réel, l'état moteur et les rapports de boîte obtenus par l'algorithme d'optimisation doivent être filtrés. On abordera ce point dans les chapitres suivants.
- L'existence d'un embrayage séparant le moteur thermique des roues, permet à la machine de fonctionner en mode tout électrique (traction ou freinage) sans entraîner le moteur thermique, ce qui explique l'absence des points de fonctionnement dans la zone à couple négatif (résistant). La machine électrique, quant à elle, fonctionne plus en mode générateur (zone à couple négatif) qu'en mode moteur, figure 2.24.

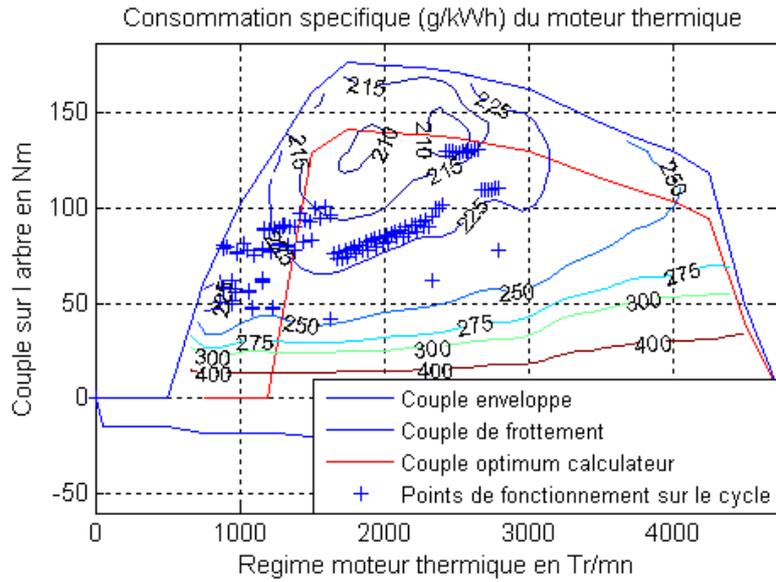


Figure 2.23 : Points de fonctionnement du moteur thermique

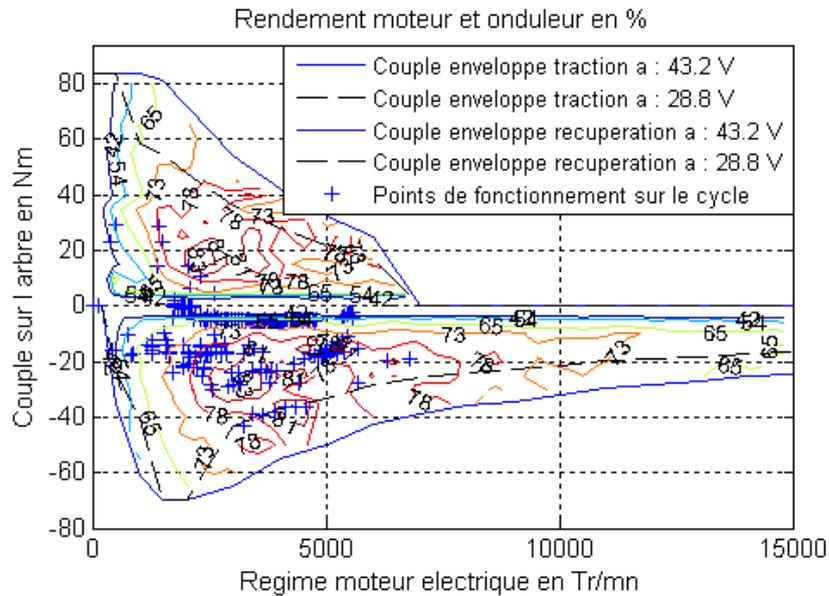


Figure 2.24 : Points de fonctionnement de la machine électrique

- La trajectoire d'état de charge est donnée en Figure 2.20(d), en allant de l'état de charge initial ($SOC(0) = 60\%$), ce dernier diminue (décharge) d'environ 10% sur la partie urbaine, puis augmente (recharge) pour atteindre à nouveau les 60% de départ (bilan batterie nul) sur la partie extra-urbaine.

Remarque : l'algorithme a été résolu avec un ordinateur ayant comme processeur : AMD Athlon 64x2, 2,01 GHZ, et 2 Go de RAM. Le temps de calcul est de 272s.

➤ *berlingo_full_hybrid_essence*

Les résultats obtenus pour le Berlingo sont représentés sur la figure 2.25. Pour un bilan batterie nul $X(N) - X(0) = 0$, la consommation de carburant obtenue est de 5,45l/100km.

Concernant l'interprétation des résultats instantanés des commandes, les mêmes remarques que pour la version *Clio-Mild-hybrid-diesel* peuvent être faites concernant la répartition du couple, démarrages/arrêts du moteur thermique, changements des rapports de boîte, etc. La différence réside dans l'évolution de l'état de charge. Il est clair que plus la capacité de la batterie est importante, moins sa décharge (en %) sera importante pour un cycle identique. Ce qu'on voit sur l'évolution du SOC en figure 2.25. La trajectoire de l'état ne s'écarte qu'à peine de 4% de la condition initiale.

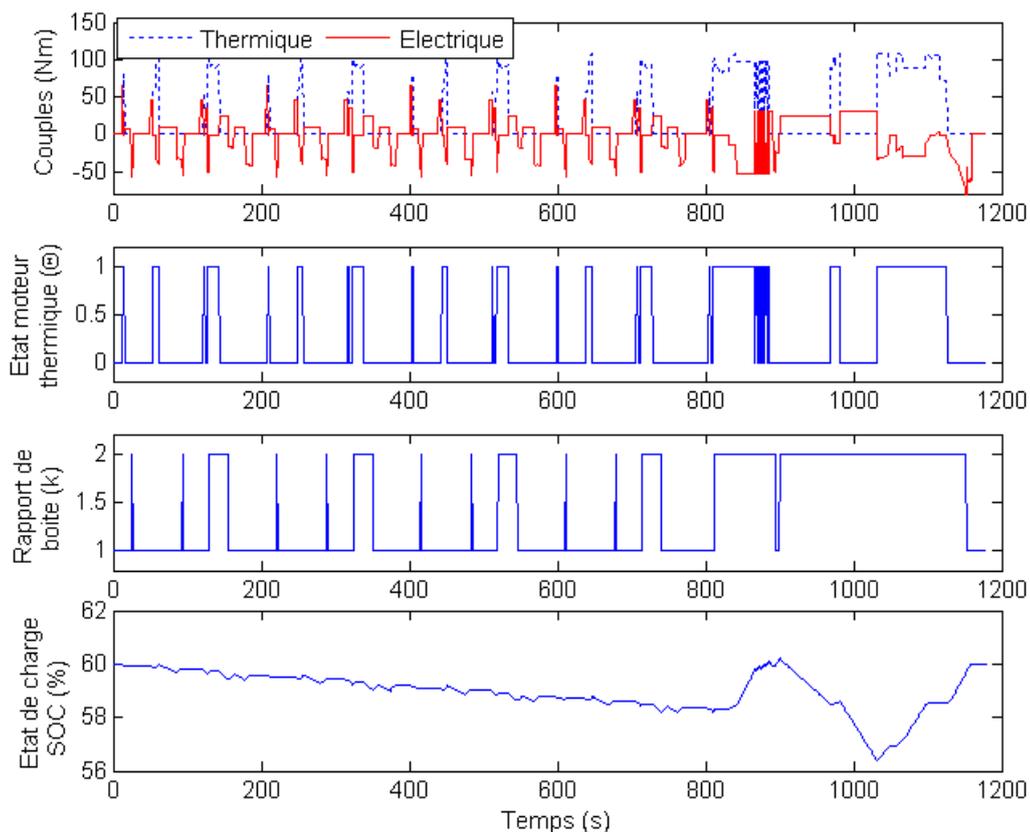


Figure 2.25 : Variables de commande optimale et l'évolution de l'état de charge de la batterie obtenus avec Koala : version Berlingo-Full-hybride-Essence

2.7 Formalisme de Lagrange

Le problème 2.2 est appelé le problème de Lagrange /Culioli. 1994/. Pour des raisons de clarté, nous commençons ici par la résolution de la version la plus simple du problème 2.2. C'est-à-dire sans tenir compte de la contrainte sur la variable d'état donnée par l'équation (2.41). On se ramène alors à résoudre un problème réduit qu'on appellera problème 2.3.

2.7.1 Principe de la méthode

La résolution du problème 2.3 passe par le calcul de son Hamiltonien $H(\cdot)$ /Culioli. 1994/, /Borne & al. 1999/, qui consiste à introduire le système dynamique (2.46) dans le critère (2.45)

$\forall i \in [0, N]$:

$$H(u(i), X(i), W(i), \lambda(i)) = Q(u(i), W(i)) \cdot T_e - \lambda(i) \cdot (X(i) - P_{BAT}(u(i), W(i))) \cdot T_e \quad (2.62)$$

Avec $\lambda(i) \in \mathbb{R}$, $i \in [0, N]$ des facteurs de Lagrange.

L'algorithme d'optimisation consiste à calculer les variables de commandes $u(i)$ minimisant à chaque instant i le Hamiltonien $H(\cdot)$ tel que :

$$u(i) = \arg \min_{u(i) \in \mathcal{U}(W(i))} H(\cdot) \quad (2.63)$$

Les équations canoniques de Hamilton sont donc données par :

$$\frac{\partial H(\cdot)}{\partial \lambda(i)} = X(i+1) \quad (2.64)$$

$$\frac{\partial H(\cdot)}{\partial X(i)} = -\lambda(i+1) \quad (2.65)$$

La condition (2.65) appelée équation adjointe mène à une valeur constante du facteur de Lagrange λ le long du parcours considéré :

$$(2.65) \Leftrightarrow \lambda(i+1) = \lambda(i) \quad (2.66)$$

Seule la valeur initiale $\lambda(0) \in \mathbb{R}$ du facteur de Lagrange est donc nécessaire à l'établissement d'une solution optimale.

Notons que le vecteur de commande $u(i) = (C_{TH}(i) \quad u_d(i))^T$ contient des variables continues et discrètes : $C_{TH}(i) \in U_{TH}(i)$ variable continue et $u_d(i) = (k(i) \quad \theta(i))^T \in U_d(W(i))$ vecteur des commandes discrètes :

avec : $U_{TH}(W(i)) = \{C_{TH}(i) \in \mathbb{R} / C'_{TH_min}(W(i)) < C_{TH}(i) < C'_{TH_max}(W(i))\}$

et : $u_d(i) \in U_d(W(i)) = \{K(W(i)) \times \{0,1\}\}$.

Deux cas sont distingués.

Cas 1 : Les valeurs de $u_d(i)$ sont connues a priori : $u_d(i) \in U_d(W(i))$ et $card(U_d(W(i))) = 1$

(L'ensemble des valeurs admissibles pour les variables discrètes $U_d(W(i))$ se résume à un unique couple de valeurs). Ces valeurs peuvent être données par exemple par des règles empiriques permettant d'assurer un « bon » agrément de conduite. Le problème 2.3 se ramène donc à un problème de commande optimale pour le système continu résultant et la seule variable de commande est $C_{TH}(i)$.

Cas 2 : Les valeurs de $u_d(i)$ doivent être optimisées : Le problème 2.3 est donc un problème de commande optimale pour un système hybride. Les conditions d'optimalité amènent à des algorithmes de résolution généralement trop gourmands en temps de calcul par rapport à nos besoins. Dans ce cas, une approche sous optimale permettant de maintenir la complexité de l'algorithme à un niveau « acceptable » sera envisagée.

En supposant $\lambda(0)$ connu, le vecteur de commande optimal $\begin{pmatrix} C_{TH}(i) \\ u_d(i) \end{pmatrix}^*$ peut donc être

déterminé selon le cas considéré comme suit :

- *Cas 1*, l'état des variables discrètes $u_d(i)$ étant imposé, il suffit donc de choisir la variable continue, notée $C_{TH}(i)$ qui minimise le Hamiltonien :

$$\begin{pmatrix} C_{TH}(i) \\ u_d(i) \end{pmatrix}^* = \arg \min_{C_{TH}(i) \in U_{TH}(W(i))} \left(Q \left(\begin{pmatrix} C_{TH}(i) \\ u_d(i) \end{pmatrix}, W(i) \right) + \lambda(i) \cdot P_{BAT} \left(\begin{pmatrix} C_{TH}(i) \\ u_d(i) \end{pmatrix}, W(i) \right) \right) \quad (2.67)$$

- *Cas 2*, la solution proposée pour $u_d(i)$ consiste à balayer à chaque instant tous les rapports de boîte $k(i) \in K(W(i))$ et les différents états moteurs $\theta(i) \in \{0,1\}$ et à choisir

la combinaison qui minimise le Hamiltonien à chaque instant i . Pour une combinaison des variables discrètes donnée, on note $\overline{u}_d(i, u_d(i))$ la valeur de la commande qui minimise le Hamiltonien. la détermination de la variable de commande continue $C_{TH}(i)$ est similaire à l'approche précédente :

$$\forall u_d(i) \in U_d(W(i)) :$$

$$\overline{C}_{TH}(u_d(i)) = \arg \min_{C_{TH}(i) \in U_{TH}(W(i))} \left(Q \left(\begin{pmatrix} C_{TH}(i) \\ u_d(i) \end{pmatrix}, W(i) \right) + \lambda(i) \cdot P_{BAT} \left(\begin{pmatrix} C_{TH}(i) \\ u_d(i) \end{pmatrix}, W(i) \right) \right) \quad (2.68)$$

Finalement, la commande appliquée est celle qui minimise le Hamiltonien :

$$u_d^*(i) = \arg \min_{u_d(i) \in U_d(W(i))} H \left(\begin{pmatrix} \overline{C}_{TH}(u_d(i)) \\ u_d(i) \end{pmatrix}, X(i), W(i), \lambda(i) \right) \quad (2.69)$$

$$C_{TH}^*(i) = \overline{C}_{TH}(u_d^*(i)) \quad (2.70)$$

La commande appliquée est alors $\begin{pmatrix} C_{TH}^*(i) \\ u_d^*(i) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \overline{C}_{TH}(u_d^*(i)) \\ u_d^*(i) \end{pmatrix}$. Rappelons que cette solution est *théoriquement* sous-optimale.

Dans la suite du mémoire, l'algorithme proposé (équations (2.67) ou (2.68)-(2.70) suivant le cas) sera dénommé algorithme *FL*.

Les deux quantités $Q(u(i), W(i))$ et $P_{BAT}(u(i), W(i))$ étant données par des cartographies, deux approches peuvent être considérées pour calculer la variable continue et résoudre les équations (2.67) et (2.68).

- La première consiste à utiliser des interpolations/extrapolations linéaires dans les cartographies. Le minimum du Hamiltonien est nécessairement soit sur une des entrées de la cartographie ou une des bornes de la variable de commande. Le nombre de valeurs à considérer étant alors réduit, le minimum est obtenu numériquement par évaluation de toutes les valeurs possibles.
- La seconde consiste à utiliser, par exemple, des interpolations/extrapolations par des morceaux de paraboles des cartographies $Q(u(i), W(i))$ et $P_{BAT}(u(i), W(i))$ /Delprat. 2002/. Pour chaque combinaison possible des variables discrètes $u_d \in U_d(i)$, les valeurs

de la commande continue $\overline{C_{TH}}(i, u_d(i))$ sont alors données par les conditions d'optimalité du premier et de second ordre:

$$\frac{\partial H(\cdot)}{\partial C_{TH}(i)} = 0 \quad \forall u_d \in U_d(W(i)) \quad (2.71)$$

$$\frac{\partial H^2(\cdot)}{\partial C_{TH}^2(i)} \geq 0 \quad \forall u_d \in U_d(W(i)) \quad (2.72)$$

- Pour une valeur de $\lambda(0)$ connue, l'équation (2.71) permet de calculer la commande optimale $\overline{C_{TH}}(i, u_d(i))$ à chaque instant et $\forall u_d \in U_d(W(i))$:

$$\frac{\partial Q(\cdot)}{\partial C_{TH}(i)} + \lambda(0) \cdot \frac{\partial P_{BAT}(\cdot)}{\partial C_{TH}(i)} = 0 \quad (2.73)$$

- L'équation (2.72) est la condition d'optimalité du second ordre $\forall u_d \in U_d(W(i))$:

$$\frac{\partial^2 Q(\cdot)}{\partial C_{TH}^2(i)} + \lambda(0) \cdot \frac{\partial^2 P_{BAT}(\cdot)}{\partial C_{TH}^2(i)} \geq 0 \quad (2.74)$$

Les dérivées des polynômes par morceaux permettent de résoudre (2.73) et (2.74) pour une valeur $\lambda(0)$ connue.

Le vecteur de commande minimisant à chaque instant le Hamiltonien $H(\cdot)$ est donc complètement déterminé.

2.7.2 Choix du facteur de Lagrange $\lambda(0)$

Rappelons que le vecteur de commande calculé doit satisfaire la contrainte sur l'état de charge final donnée par l'équation :

$$X(N) = X(0) + \Delta X_{desire} \quad (2.75)$$

La variation globale d'état de charge ΔX est donnée par l'équation (2.46) :

$$\Delta X = X(N) - X(0) = \sum_{i=0}^{N-1} P_{BAT}(C_{TH}(i), k(i), \theta(i), W(i)) \cdot T_e \quad (2.76)$$

Les conditions de roulage $W(i) = (\omega_R(i), C_R(i))^T$ étant connues à chaque instant i , la variation d'état de charge final sur le cycle de vitesse considéré est seulement fonction du facteur de Lagrange $\lambda(0)$ /Delprat & al. 2004/.

$$\Delta X = f(\lambda(0)) \quad (2.77)$$

$\lambda(0)$ est alors choisi pour satisfaire :

$$\Delta X_{desire} = f(\lambda(0)) \quad (2.78)$$

N'ayant pas d'expression analytique de la fonction $f(\lambda(0))$, nous expliquons ci-après comment choisir le facteur $\lambda(0)$. Pour cela, considérons la version *Clio-Mild-hybrid-diesel* (voir tableau 2.1 pour les caractéristiques physiques des composants), avec un état de charge initial $SOC(0) = 60\%$ et le cycle NEDC. Les simulations sont faites pour le cas n°2, c'est-à-dire que les rapports de boîte et l'état du moteur thermique ont été pris en compte.

- *Faible*¹⁴ valeur de $\lambda(0)$:

Considérons les conditions de simulation précédente, et en choisissons $\lambda(0) = -7 \cdot 10^{-5}$, les résultats obtenus sont donnés figure 2.26. D'après la répartition du couple demandé à la roue entre le moteur thermique et la machine électrique, nous constatons que la quasi-totalité de la traction du véhicule est assurée par le moteur thermique qui participe aussi à une recharge importante de la batterie (33,03%). Cela engendre en conséquence une consommation de carburant élevée (3,97 l/100km).

¹⁴ La notion de valeur « Faible » ou « Elevée » pour $\lambda(0)$ est spécifique à chaque cycle de vitesse choisi et au modèle de véhicule considéré.

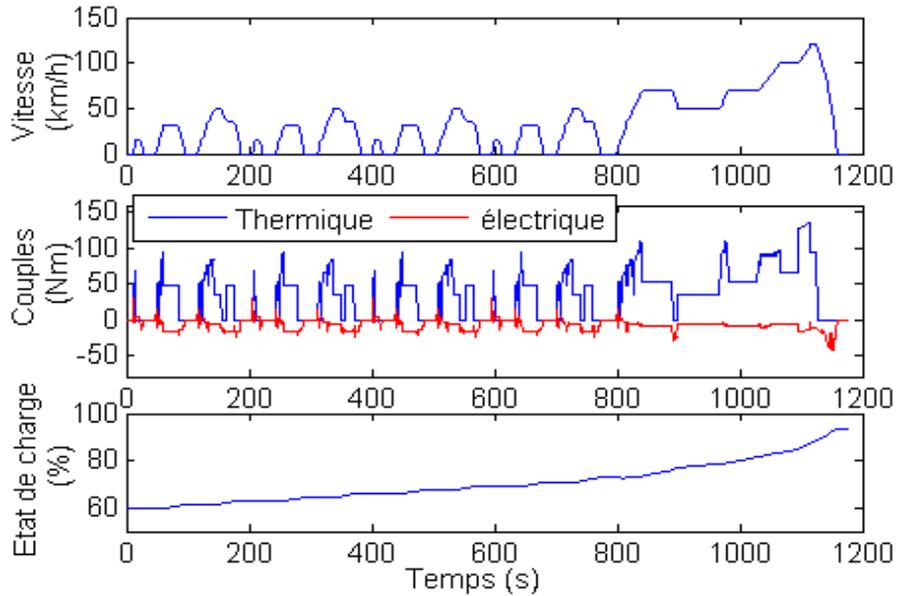


Figure 2.26 : Résultats obtenus sur le cycle NEDC avec $\lambda(0) = -7 \cdot 10^{-5}$

- Valeur élevée de $\lambda(0)$

Les résultats obtenus avec une valeur « élevée » de $\lambda(0) = -5,17 \cdot 10^{-5}$ sont donnés à la figure 2.27. Le moteur thermique est peu sollicité, et que la traction du véhicule est assurée principalement par la machine électrique, ce qui conduit à une décharge importante de la batterie, $(-39,66\%)$, et par conséquent, une consommation de carburant faible $(1,61l/100km)$

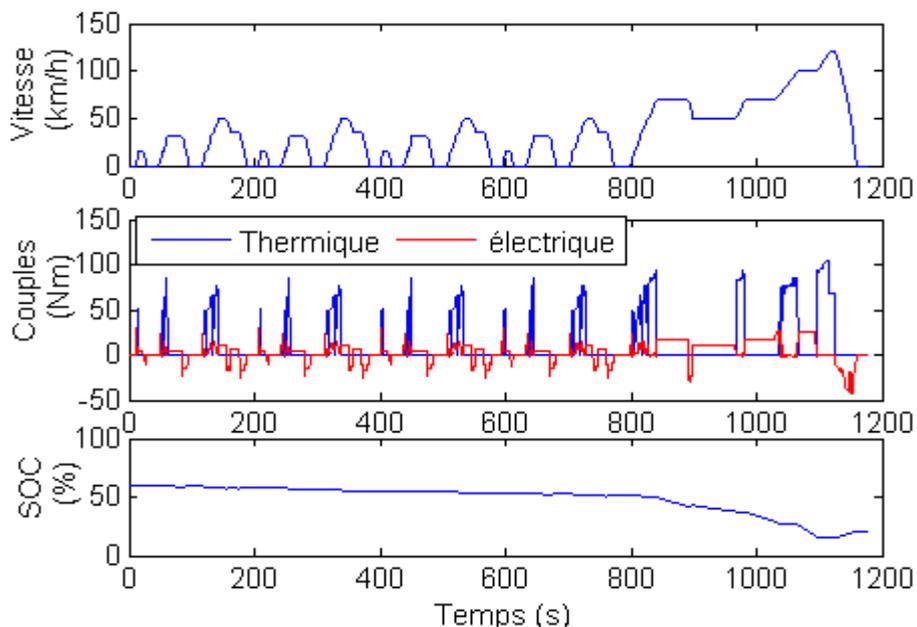


Figure 2.27 : Résultats obtenus sur le cycle NEDC avec $\lambda(0) = -5,17 \cdot 10^{-5}$

La figure 2.28 représente la variation d'état de charge de la batterie, ainsi que la consommation de carburant correspondante, en fonction de $\lambda(0)$.

La fonction $\Delta X = f(\lambda(0))$ est généralement continue et monotone, figure 2.28, du moins sur les nombreux cycles de vitesse testés.

La valeur de $\lambda(0)$ permettant d'avoir une variation globale d'état de charge désirée sur le cycle considéré peut donc être calculée numériquement par simple dichotomie en choisissant un critère d'arrêt :

$$|\Delta X_{\text{désiré}} - \Delta X| < \zeta \quad (2.79)$$

Avec ζ une tolérance donnée.

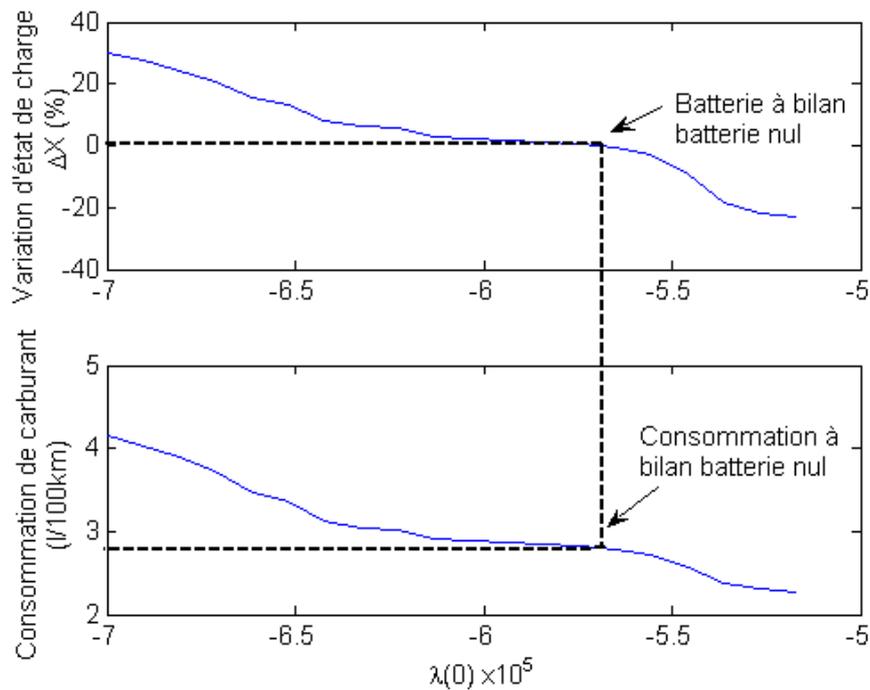


Figure 2.28 : Variation d'état de charge de la batterie en fonction de $\lambda(0)$ et la consommation de carburant correspondante

2.7.3 Résumé de l'algorithme FL

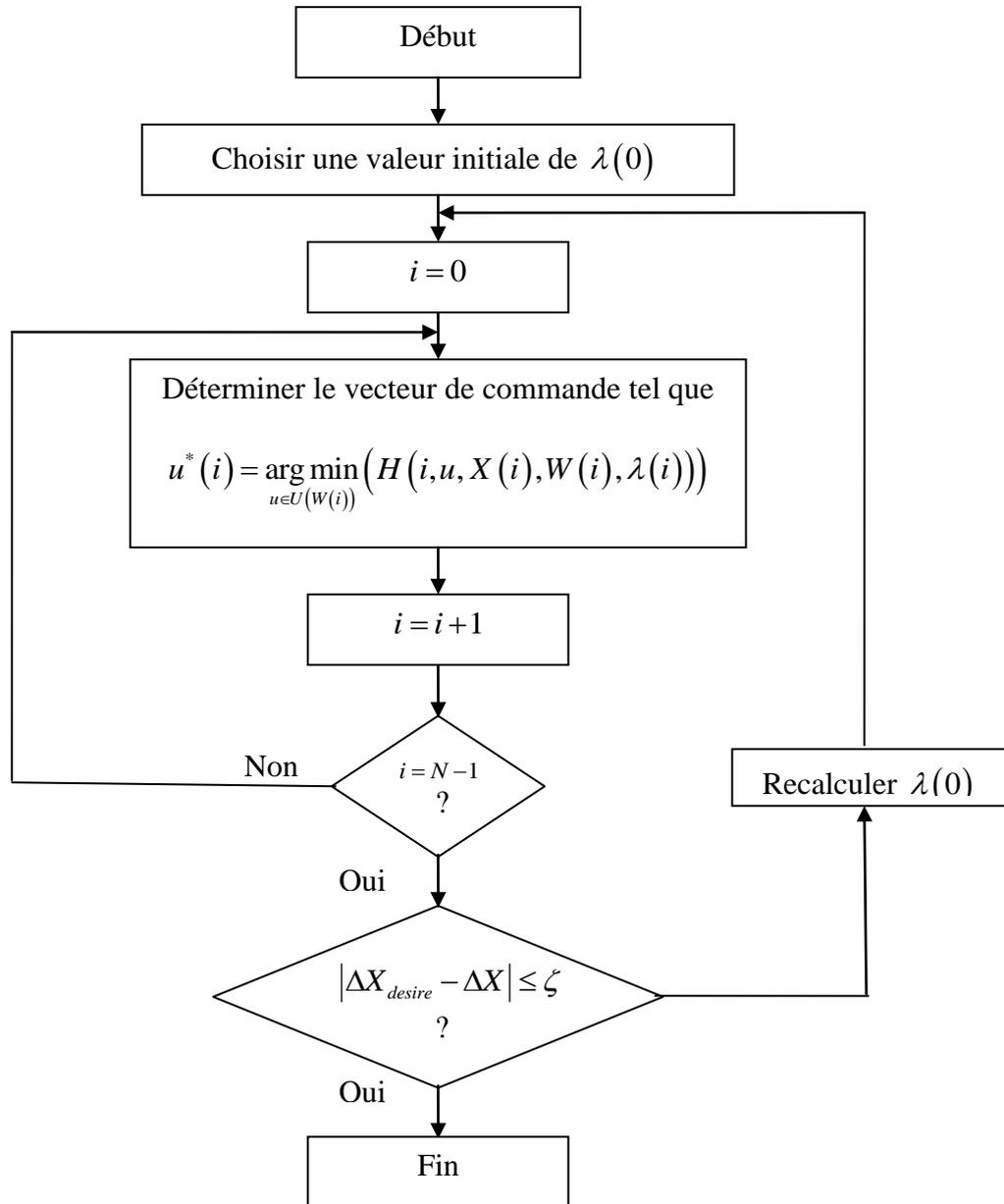


Figure 2.29 : Algorithme de résolution du problème d'optimisation avec le formalisme de Lagrange

2.7.4 Résultats de simulation

En fixant ζ à 0,01%, et après neuf itérations qui ont nécessité 10s de temps de calcul sur la même machine décrite précédemment, la valeur trouvée est : $\lambda(0) = -5,94 \cdot 10^{-5}$. La consommation de carburant correspondante est de 2,81/100km. Les résultats instantanés sont donnés par la figure 2.30.

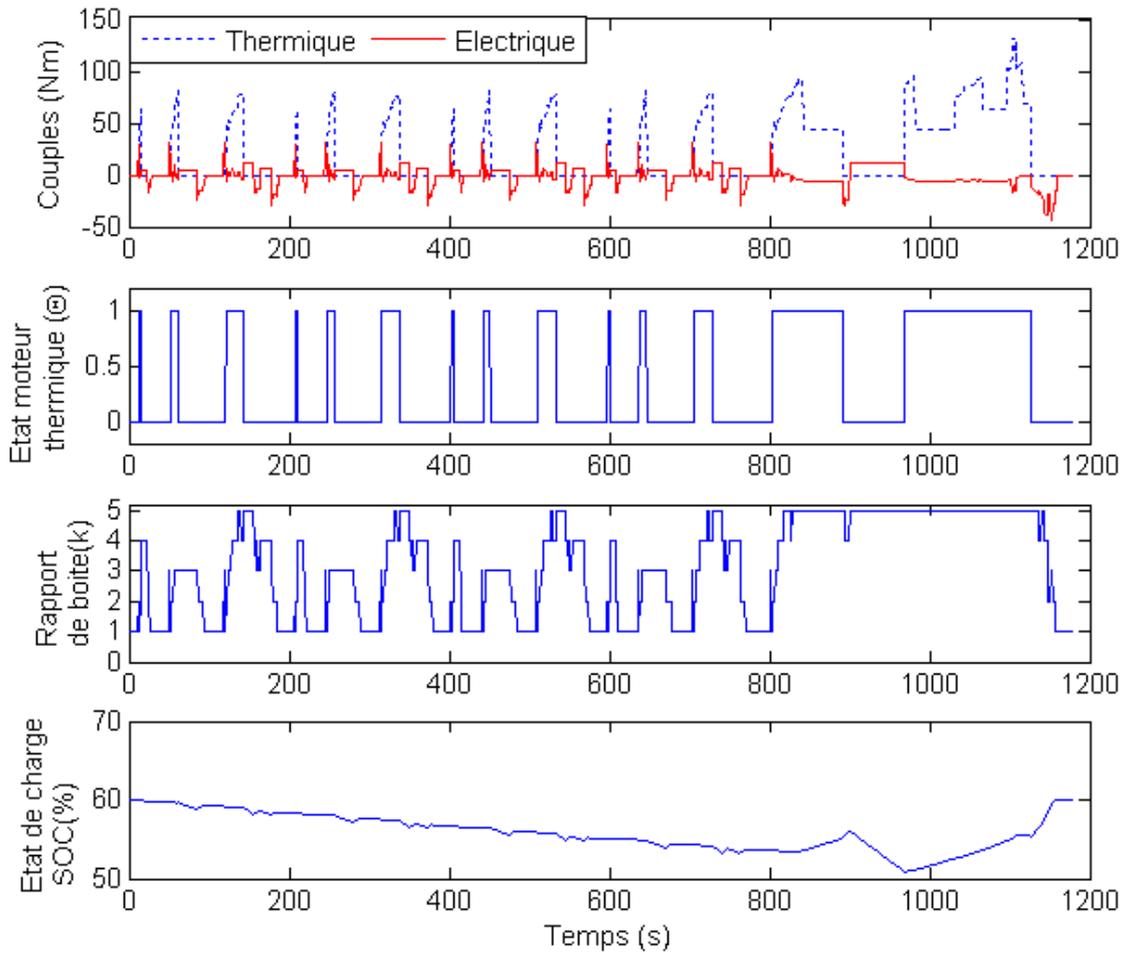


Figure 2.30 : Variables de commande optimale et l'évolution de l'état de charge de la batterie obtenus avec l'algorithme FL

Pour l'analyse des résultats (points de fonctionnements, évolution d'état de charge, etc.), les remarques faites dans le cas de la programmation dynamique restent valables car les solutions obtenues sont quasi-identiques. Une comparaison détaillée entre les deux méthodes est abordée ci-après.

Dans le cas particulier étudié précédemment, la contrainte (2.41) sur l'état n'est jamais activée, il est donc possible de comparer les résultats obtenus par la programmation dynamique et l'algorithme FL.

2.8 Comparaison « koala-Lagrange »

Il est à noter que les résultats obtenus aussi bien en utilisant l'algorithme *FL* ou le principe de la programmation dynamique ne sont optimaux qu'au sens du critère choisi et les hypothèses posées : modèles simplifiés de véhicule et des différents composants du groupe motopropulseur, les contraintes, les paramètres de simulation, etc. En simulation, les valeurs de commande obtenues peuvent être appliquées à un modèle plus complet de véhicule, le *modèle1* par exemple mais l'optimalité n'est plus garantie.

2.8.1 Utilisation du modèle de commande

Dans un premier temps, les commandes calculées avec les deux algorithmes sont appliquées au modèle de commande, *modèle2*.

Pour le véhicule et l'architecture considérés, le modèle et le cycle choisis, les méthodes donnent quasiment le même résultat au sens du critère choisi (consommation de carburant). À bilan batterie nul, on obtient 2,816/100km pour la programmation dynamique, et 2,819/100km pour l'approche de Lagrange. Les résultats restent comparables sur les cycles que nous avons testés (voir tableau 2.4 pour les résultats obtenus sur trois autres cycles de types de conduite différents et dans les deux cas considérée en section 2.7.1).

Nous constatons également, d'après le Tableau 2.3, que l'optimisation des rapports de boîte, améliore l'économie d'énergie, pouvant aller jusqu'à 18% sur le parcours urbain. Voyons maintenant de plus près les résultats instantanés obtenus avec les deux méthodes figure 2.31.

D'une manière globale, le comportement du moteur thermique, de la machine électrique et de la batterie obtenu avec la programmation dynamique (Koala) et l'algorithme *FL* sont quasi-identiques. L'écart de l'évolution de l'état de charge reste autour de 0,3% sur la partie urbaine et atteint 0,9 % sur la partie extra-urbaine. Bien entendu, ces écarts sont minimes et sont dus au pas de discrétisation de l'état de charge dans Koala et/ou au choix des rapports de boîte dans le cas de l'algorithme *FL*. L'approche retenue pour le choix des rapports de boîtes pour le cas n°2 avec l'algorithme *FL* ne semble donc pas avoir d'impact significatif sur la consommation de carburant, tout au moins pour les différents profils de vitesse étudiés.

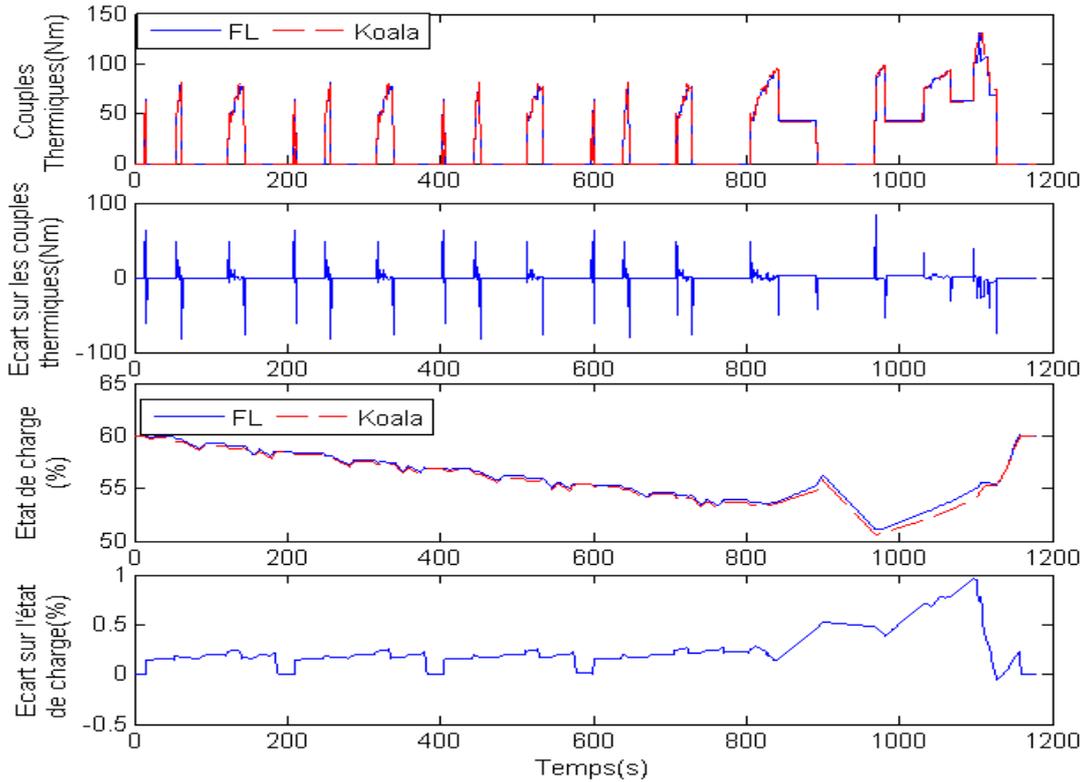


Figure 2.31 : Comparaison de la variable de commande continue et l'état de charge de la batterie Lagrange/Koala

Pour examiner de plus près les écarts constatés dans les trajectoires de l'état, un agrandissement de la répartition des couples sur la partie EUCD du NEDC est effectué figure 2.32. Il y a quelques différences (instants de démarrages du moteur thermique, le taux du flux série, etc.) dues aux hypothèses citées précédemment.

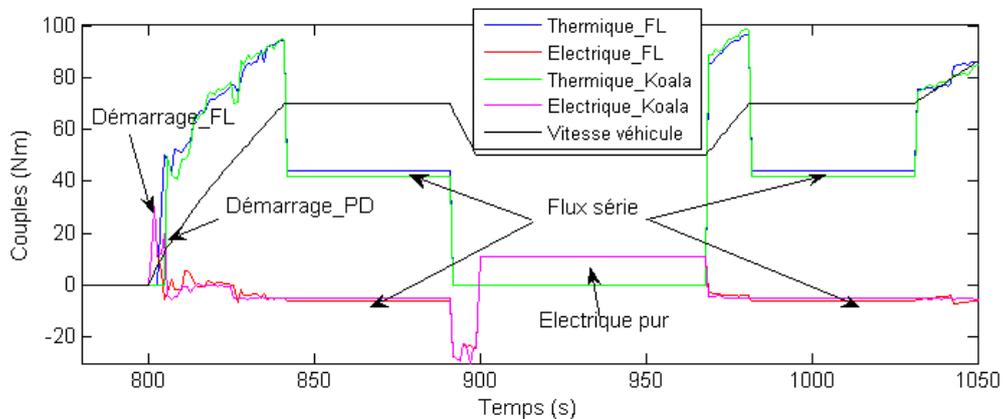


Figure 2.32 : Causes des écarts en SOC entre Koala et FL

Enfin l'écart en consommation entre les deux méthodes étant relativement faible, nous considérons que les deux algorithmes présentent, tout au moins sur les cycles de vitesse étudiés, des performances (au sens de la minimisation du critère) comparables, tableau 2.3.

Il est à noter que pour évaluer le potentiel d'une loi de gestion d'énergie par rapport à une autre, il est insuffisant de restreindre l'étude à une valeur particulière $\Delta X_{desire} = 0$ (bilan batterie nul). La figure 2.33 présente la consommation de carburant obtenue en fonction de la variation globale d'état de charge $\Delta X = X(N) - X(0)$ sur le cycle NEDC pour les deux algorithmes (KOALA et *FL*). Sur ce cycle, nous observons ici que les deux méthodes présentent des performances quasiment identiques en terme de consommation de carburant. L'écart maximum est de 1%.

			Koala	<i>FL</i>
NEDC	Consommation : (l/100km)	<i>Cas 1</i>	2,98	3,0
		<i>Cas 2</i>	2,819	2,816
	Co_2 (g/ km)	<i>Cas 1</i>	77,67	78,29
		<i>Cas 2</i>	73,56	73,47
Hyzem_Urbain	Consommation : (l/100km)	<i>Cas 1</i>	3,20	3,22
		<i>Cas 2</i>	2,78	2,75
	Co_2 (g/ km)	<i>Cas 1</i>	83	84
		<i>Cas 2</i>	72,49	71,92
Hyzem_routier	Consommation : (l/100km)	<i>Cas 1</i>	3,48	3,50
		<i>Cas 2</i>	3,134	3,142
	Co_2 (g/ km)	<i>Cas 1</i>	82,14	81,75
		<i>Cas 2</i>	91,286	91,286
Hyzem_autoroutier	Consommation : (l/100km)	<i>Cas 1</i>	--	--
		<i>Cas 2</i>	4,626	4,629
	Co_2 (g/km)	<i>Cas 1</i>	--	--
		<i>Cas 2</i>	120,69	120,75

Tableau 2.3 : Comparaison des consommations et des émissions de CO2 obtenus avec Koala et l'algorithme FL (dans le cas 1 et le cas 2) sur plusieurs cycles de conduite.

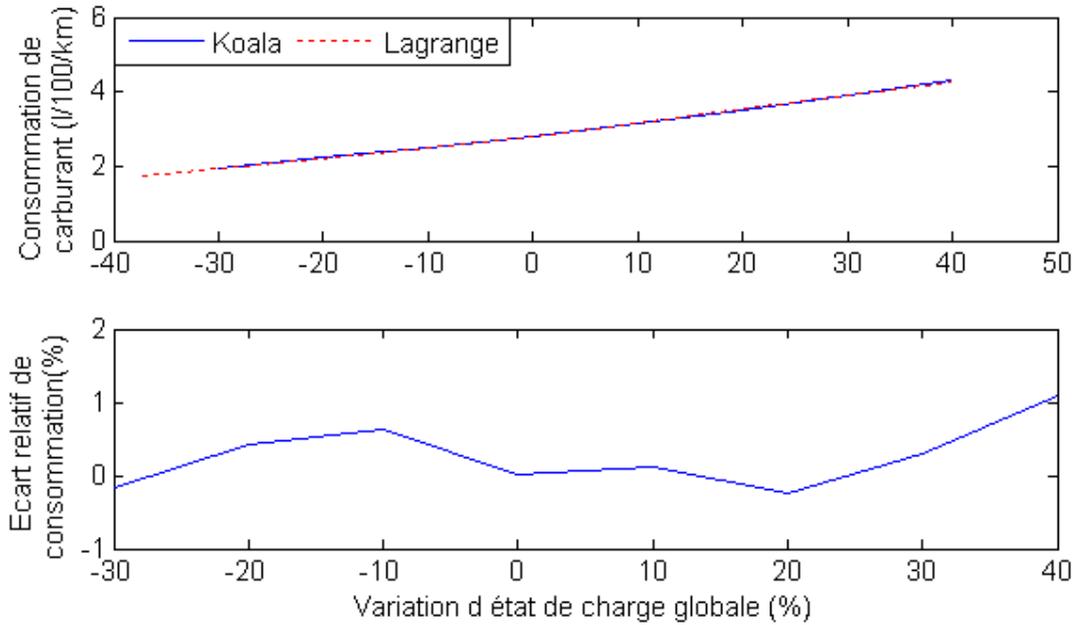


Figure 2.33 : Variation de consommation en fonction de la variation de $\Delta X = X(N) - X(0)$

Les principales différences entre les méthodes dans leurs principes de résolution sont données ci-après.

- L'approche de Lagrange nécessite des expressions analytiques des cartographies $Q(C_{TH}(i), k(i), W(i))$ et $P_{BAT}(C_{TH}(i), R(k(i)), W(i))$ pour résoudre l'équation (2.73). Souvent, des approximations par morceaux du second ordre s'avèrent adéquates. Tandis que la PD peut utiliser tout type de modèle. Notons que la minimisation numérique du Hamiltonien est possible.
- L'algorithme *FL* permet potentiellement d'atteindre la trajectoire optimale tandis que la programmation dynamique PD ne considère que des valeurs particulières (quantifiées) de l'état. Le choix d'un pas de discrétisation plus petit peut améliorer la qualité de la solution au détriment de la quantité de mémoire requise et du temps de calcul.
- L'algorithme *FL* permet d'optimiser la variable continue C_{TH} , mais le rapport de boîte k et l'état moteur θ sont choisis de manière heuristique. Il n'y a donc aucune garantie (au sens théorique) que ce choix mène à une solution optimale.
- Pour l'algorithme *FL*, le cycle de vitesse doit être connu à l'avance uniquement pour calculer la valeur de $\lambda(0)$. Le problème d'optimisation se ramène donc à trouver cette valeur initiale. Initialement dans $\square^N \times \{0,1\}^N \times \{1, \dots, N_{BV}\}^N$, il se réduit donc à une

optimisation dans \square . Il devient alors envisageable d'utiliser cet algorithme en temps réel, par exemple, pour des commandes prédictives. Ce point sera repris dans la suite du mémoire.

Koala	Lagrange
Utile pour les problèmes hybrides, discrets, et non linéaires	Les modèles doivent être dérivables
Commande de nature en boucle fermée	Commande en boucle ouverte
Les valeurs des différentes variables de commande doivent être déterminées.	Seul le paramètre $\lambda(0)$ doit être déterminé
Compromis à trouver entre précisions des résultats, temps de calcul, et espace mémoire prohibitif	Donne la trajectoire d'état de charge, pas d'encombrement mémoire, Temps de calcul <i>raisonnable</i>

Tableau 2.4 : Résumé de la comparaison entre le formalisme de Lagrange et la programmation dynamique.

2.8.2 Utilisation du modèle de simulation

Le modèle de commande, *modèle2*, représente le comportement du véhicule de manière simplifiée. Pour avoir une idée plus précise du comportement énergétique du véhicule, il est intéressant d'appliquer au modèle de simulation, *modèle1* les commandes calculées avec les deux algorithmes.

Rappelons les principales différences entre le modèle de simulation et le modèle de commande :

- Dans le modèle de simulation, le suivi du cycle de vitesse est réalisé par un régulateur de vitesse. Dans le modèle de commande, le suivi de cycle est réalisé par dynamique inverse sur le modèle de véhicule. Dans les deux cas, le suivi de cycle ne peut être parfait. Dans le modèle de simulation, l'erreur de suivi de cycle dépend de la dynamique du correcteur et dans le modèle de commande, elle dépend principalement de l'estimation de l'accélération du véhicule.
- Le modèle de batterie est plus détaillé dans le modèle de simulation. Il a été établi à partir des essais d'impédancemétrie sur un banc batterie/Montaru. 2008/, /Dürr et al. 2006/: il s'agit d'une cascade de deux circuit RC avec une résistance en série. La tension à vide de la batterie et sa résistance interne dépendent de son état de charge.

- Une commande bas niveau gérant le glissement de l'embrayage a été mise en oeuvre dans le modèle de simulation (VEHLIB) ce qui ne pas le cas dans le modèle de command
- Les différentes régulations internes : régulation du régime de ralenti, de tension batterie, etc.

Afin d'illustrer le propos, les simulations seront faites avec la version *Clio-Mild-hybrid-diesel* sur le cycle NEDC.

➤ Algorithme de Lagrange :

Dans un premier temps, la valeur de $\lambda(0)$ calculée sur le cycle NEDC en utilisant le modèle de commande ($\lambda(0) = -5,94 \cdot 10^{-5}$) est choisie et on l'applique directement dans le modèle de simulation *modele1* (Vehlib). Le résultat est donné figure 2.34. En raison des différences de modèle, la variation globale d'état de charge n'est plus nulle : $SOC(N) - SOC(0) = 1,91\%$ et la consommation est alors de 2,881/100km.

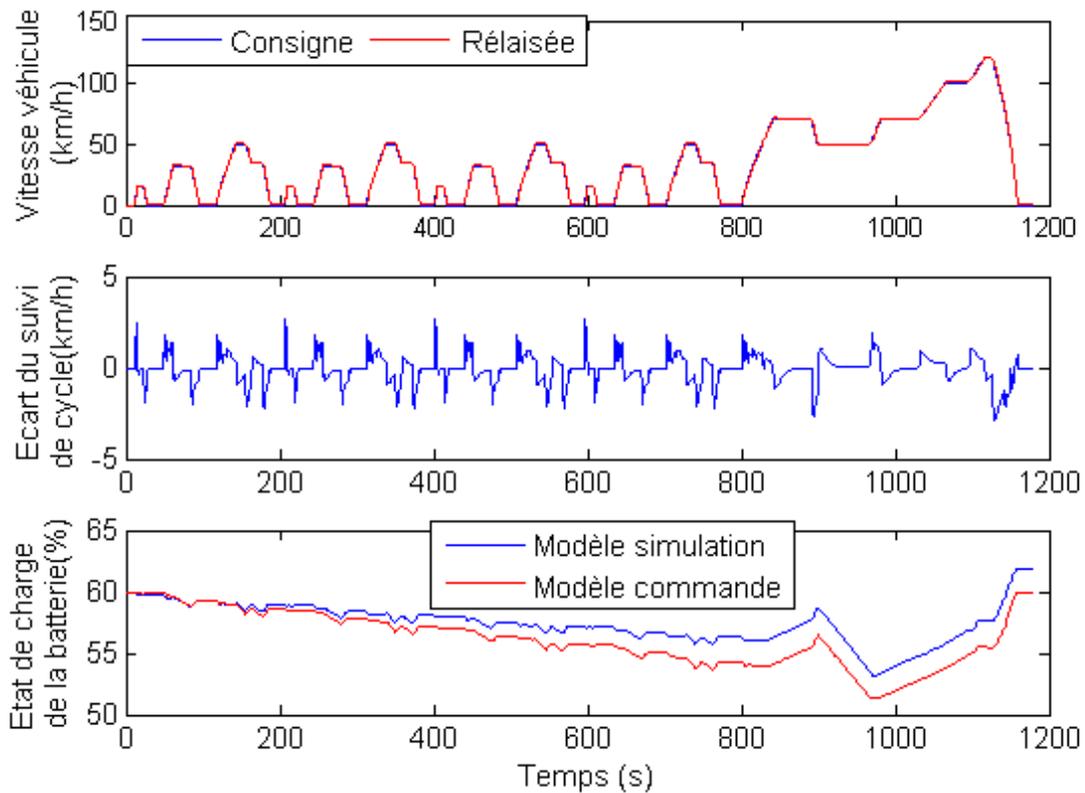


Figure 2.34 : Evolution d'état de charge dans Vehlib en utilisant le $\lambda(0)$ calculé avec le modèle2

Rappelons que la variation globale d'état de charge $SOC(N) - SOC(0)$ est un paramètre très sensible pour l'analyse des échanges énergétiques et plus particulièrement pour comparer les consommations de carburant obtenus avec plusieurs lois de commande. Il est donc souhaitable de pouvoir garantir la contrainte sur l'état de charge non pas sur le modèle de commande mais sur le modèle de simulation.

Le calcul de la commande dans FL étant très peu consommateur en temps de calcul, la valeur de $\lambda(0)$ peut aisément être recalculée pour assurer la contrainte sur l'état de charge par dichotomie avec la valeur de l'état de charge donnée par le modèle de simulation Vehlib. La valeur trouvée est alors $\lambda(0) = -5,87 \cdot 10^{-5}$. La consommation correspondante (calculée par le modèle de simulation est alors de 2,831/100km), c'est-à-dire 0,5% de plus que dans le cas précédent.

Afin d'illustrer l'influence du modèle, la figure 2.35 représente la trajectoire de l'état calculée par le modèle de commande (*modele2*) pour $\lambda(0) = -5,94 \cdot 10^{-5}$ et la trajectoire de l'état calculée par le modèle de simulation (*modele1*) pour $\lambda(0) = -5,87 \cdot 10^{-5}$. Les trajectoires sont relativement proches ce qui tend à valider les hypothèses simplificatrices posées pour écrire le modèle de commande.

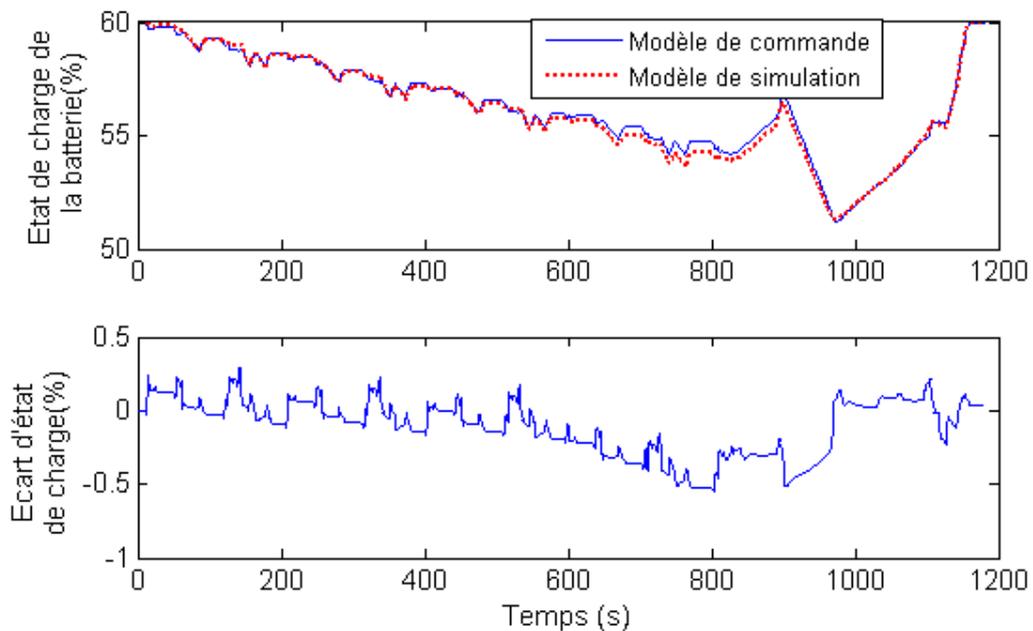


Figure 2.35 : Ecart d'évolution d'état de charge entre Vehlib (*modele1*) et le *modele2* à bilan batterie nul

➤ Algorithme de la programmation dynamique (Koala) :

Les commandes calculées par Koala sur le modèle de commande peuvent être appliquées au modèle de simulation. La figure 2.36 présente les résultats obtenus pour le cycle NEDC. Comme précédemment la variation globale d'état de charge n'est plus nulle : $SOC(N) - SOC(0) = -2,47\%$ et la consommation de carburant est de $2,73\text{ l}/100\text{ km}$ au lieu $2,81\text{ l}/100\text{ km}$.

Pour obtenir un état de charge final $SOC(N)$ donné avec le modèle de simulation, plusieurs approches sont envisageables :

- Continuer à calculer les commandes avec KOALA sur le modèle de commande, mais faire une dichotomie sur la valeur de ΔX_{desire} jusqu'à que les résultats du modèle de simulation satisfassent la contrainte sur l'état de charge.
- Modifier KOALA pour que l'optimisation se fasse non plus sur le modèle de commande mais sur le modèle de simulation ; de ce fait la contrainte sur l'état de charge serait immédiatement respectée.

Ces deux solutions aboutissent cependant à des temps de calculs prohibitifs. Rappelons que le calcul avec KOALA (sur le modèle de commande) a nécessité déjà 272s.

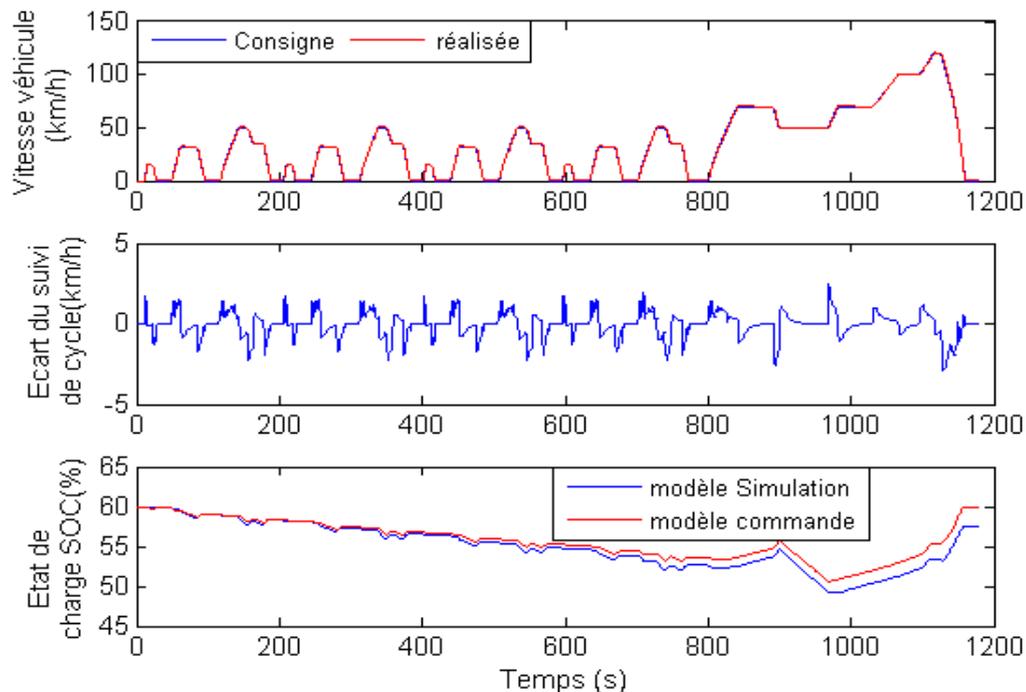


Figure 2.36 : Implémentation des résultats de Koala (modèle2) dans Vehlib (modèle1)

2.9 Conclusion

Un modèle de simulation dynamique du véhicule hybride considéré a été présenté (*modèle1*). Puis un modèle de chaque composant de la chaîne de traction a été développé pour le calcul de la commande. L'objectif étant de disposer d'un modèle simple pour la commande, ce dernier a été choisi quasi-statique. Le problème d'optimisation énergétique a été ensuite formulé comme un problème de commande optimale sous contraintes. Un état de l'art sur les différentes méthodes de résolution de ce problème a été présenté. Deux approches dites de résolutions exactes ont été testées dans ce chapitre. La première basée sur la technique de la programmation dynamique, et la seconde sur le calcul variationnel. La comparaison entre les deux approches a montré que chaque méthode a des avantages et des inconvénients. Bien que la programmation dynamique s'avère la plus adaptée à notre problème d'optimisation du point de vue théorique (applicabilité aux systèmes non linéaires, hybrides et non différentiables), la comparaison des résultats a permis de valider les hypothèses simplificatrices (choix du rapport de boîte, et d'état moteur instantanément) dans le cas de l'algorithme FL. L'objectif final étant de synthétiser des lois de commande applicables en ligne, l'algorithme FL s'avère la plus adapté en raison de son temps de calcul nettement faible que celui des algorithmes basés sur la programmation dynamique. Nous verrons dans le chapitre suivant comment utiliser cet algorithme dans une version temps réel. Rappelons que les deux algorithmes d'optimisation globale abordés ici reposent sur la connaissance a priori du cycle de vitesse du véhicule. Le chapitre suivant abordera le cas particulier où seul le trajet physique du véhicule est connu à l'avance.

Chapitre 3 : De l'optimisation globale au temps réel : problème du véhicule en tournée

3.1 Introduction.....	98
3.2 Etat de l'art.....	99
3.3 Formulation et résolution du problème d'optimisation	100
3.3.1 Mesures réelles.....	100
3.3.2 Idée de base	102
3.3.3 Stratégie proposée : λ_PRES	104
3.3.4 Approximation de $\hat{\lambda}(i)$ en temps réel	108
3.3.5 Algorithme pour la stratégie de commande λ_PRES	111
3.3.6 Résultats de simulation.....	113
3.3.7 Filtrage de l'état moteur et des rapports de boîte	118
3.4 Conclusion	122

3.1 Introduction

Comme indiqué au chapitre précédent, les algorithmes d'optimisation globale nécessitent la connaissance a priori de l'intégralité du parcours du véhicule. Ces algorithmes sont donc limités à la simulation. Le temps de calcul que requièrent ces derniers n'est donc pas contraignant.

Dans une situation de conduite réelle, la demande de puissance se fait par le conducteur via la pédale d'accélérateur. Pour mieux répartir cette demande de puissance en temps réel entre les différentes sources d'énergie à bord, la synthèse d'une loi de gestion d'énergie applicable en ligne est donc nécessaire. Dans ce cas, l'algorithme appliqué doit tenir compte de deux contraintes :

- Le temps de calcul de la loi de commande ne doit pas être prohibitif pour une application en ligne.
- La non-connaissance des conditions de roulage futures du véhicule.

De manière générale, les lois de commande temps réel ne pourront donc pas produire de solutions optimales. L'objectif est alors de synthétiser des lois de commande dont les performances se rapprochent le plus possible des commandes optimales obtenues hors ligne.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons au cas particulier concernant un véhicule effectuant un trajet prédéfini (une tournée par exemple). Beaucoup de véhicules circulent dans ces conditions, notamment les véhicules professionnels tels que les bus, les camions de livraison, les machines de nettoyage, etc. Les véhicules particuliers peuvent être aussi concernés par ce cas particulier, notamment lors du trajet domicile/lieu de travail.

Le véhicule parcourant souvent le même trajet, il est tout à fait possible d'enregistrer le cycle de vitesse et la demande de couple aux roues correspondante. Moyennant les hypothèses de modélisation, il est alors possible de calculer hors-ligne la commande optimale pour le cycle de vitesse ainsi enregistré. Si les conditions de roulage sont suffisamment reproductibles, cette commande optimale pourrait être appliquée en temps réel pour la commande du véhicule hybride. La difficulté en pratique, est la faible reproductibilité du cycle de vitesse d'un véhicule sur un même trajet.

Dans ce chapitre, nous proposons une stratégie temps réel qui tient compte du problème de la variabilité des conditions de roulage sur le même trajet. Après une étude bibliographique sur ces problèmes, le problème de reproductibilité des conditions de roulage est étudié au travers de

l'analyse d'enregistrements sur un parcours réel. Une stratégie de commande basée sur une adaptation temps réel de l'algorithme FL sera ensuite présentée. Nous montrons comment l'algorithme proposé répond aux deux contraintes citées précédemment à savoir le temps de calcul, ainsi que la connaissance du parcours du véhicule. Enfin, des résultats de simulation sont présentés.

3.2 Etat de l'art

Nous présentons dans ce paragraphe quelques travaux visant à synthétiser des lois de gestion d'énergie applicables en ligne dans le cas particulier d'un véhicule circulant sur un même trajet prédéfini.

/Béguery & al. 2001/ proposent une stratégie de commande applicable en ligne pour un véhicule hybride série (bus). La méthode consiste, en utilisant l'algorithme d'optimisation globale FL et sur un cycle de vitesse donné, à construire hors ligne une cartographie donnant la puissance (optimale) du groupe électrogène en fonction de la puissance demandée aux roues à chaque instant (connue), et le paramètre de Lagrange $\lambda(0)$ pour plusieurs variations d'état de charge final. L'application en ligne consiste à faire évoluer le paramètre $\lambda(0)$ afin de réguler l'état de charge dans une plage de variation spécifique.

L'application étant un bus parcourant toujours le même trajet, cette méthode peut être efficace à condition que les aléas de conduite soient similaires aux cycles utilisés pour la génération de la cartographie. Hypothèse difficilement satisfaite comme nous allons le voir dans la section 3.3.2.

Une autre méthode fondée sur l'utilisation de la programmation dynamique stochastique /Bonnans. 2004/ a été appliquée /Rutquist. 2002/, /Lin & al. 2004/, /Johannesson. 2005/. Elle consiste à réaliser un modèle stochastique des conditions de roulage (la demande de puissance à la roue) en utilisant les chaînes de Markov. Il s'agit de prédire la demande de puissance future à partir de la demande présente en utilisant une densité de probabilité. Cette dernière est déterminée à partir de mesures réelles sur le trajet considéré /Johannesson & al. 2005/. Il est clair que l'efficacité de cette méthode dépend de la pertinence du modèle stochastique généré.

/Deguchi & al. 2004/ proposent une stratégie basée sur le contrôle du niveau de charge/décharge de la batterie à partir des informations futures sur l'état du trafic, et la pente de la route délivrées par des systèmes de navigation. Ces informations sont ensuite identifiées et classées selon six types de conditions de roulage (urbaine, périurbaine, autoroutière, etc.) avec

quatre niveaux de congestions (embouteillages, fluide, lent, pas d'informations) définis au préalable. Bien entendu, dans le cas où la stratégie de commande proposée tient compte de la pente de la route empruntée, la connaissance du parcours peut améliorer sensiblement les performances énergétiques du véhicule, néanmoins, concernant les conditions de roulage, comme pour les méthodes stochastiques, les performances de cette stratégie dépendent de la pertinence d'estimation de ces dernières.

Dans la suite du chapitre, nous montrons comment utiliser l'algorithme FL pour synthétiser une loi de commande temps réel adaptée à ce problème particulier.

3.3 Formulation et résolution du problème d'optimisation

3.3.1 Mesures réelles

Dans la suite, le parcours du véhicule fait référence au cheminement du véhicule dans l'espace entre ses points de départ et d'arrivée. Le profil de vitesse fera référence à la vitesse du véhicule et au couple aux roues demandé par le conducteur lors d'une réalisation de ce parcours.

Afin d'étudier les variations d'un profil de vitesse par rapport à un autre sur le même parcours, plusieurs enregistrements dans des conditions de conduites différentes (heure de pointe, heure creuse, beau temps, pluie, etc.) ont été réalisés par l'INRETS. Ces essais ont eu lieu aux alentours de la ville de Lyon en utilisant un véhicule instrumenté sur 3 parcours différents (urbain : 4km, Routier : 12 km et Autoroutier : 16 km). Chaque parcours a été effectué une trentaine de fois. La position du véhicule et sa vitesse ont été enregistrées avec un GPS à une fréquence d'une seconde. A titre d'exemple, la figure 2.1 représente la carte du parcours routier étudié qui s'étend sur 12 km. Le trajet en rouge représente l'aller, et le bleu le retour.



Figure 3.1 : *Architecture Parcours routier étudié*

À titre d'illustration, la figure 3.2 représente cinq profils de vitesses différents enregistrés sur le parcours routier. Le profil le plus rapide dure 775s, et le plus lent est de 872s. La vitesse moyenne est de 49,37km/h, et la vitesse maximale est de 90,65km/h.

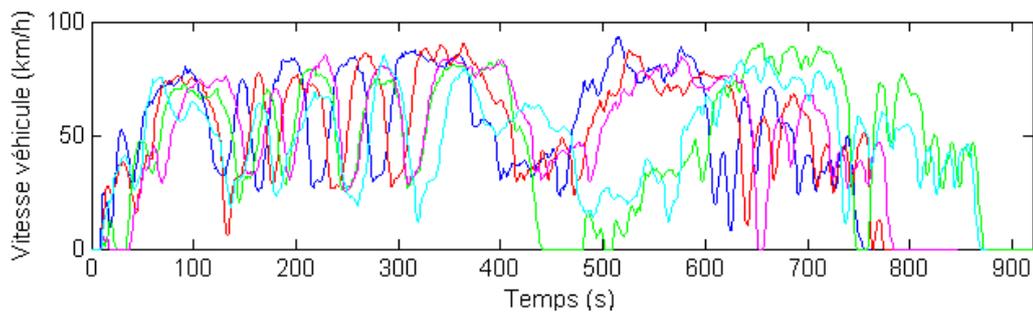


Figure 3.2 : *Profils vitesse en fonction du temps sur le parcours routier*

Rappelons que les différents cycles de vitesse sont enregistrés sur le même parcours. La distance parcourue à chaque fois est quasi-identique. La figure 3.3 présente les 5 profils de vitesse considérés précédemment mais cette fois-ci tracés en fonction de la distance parcourue.

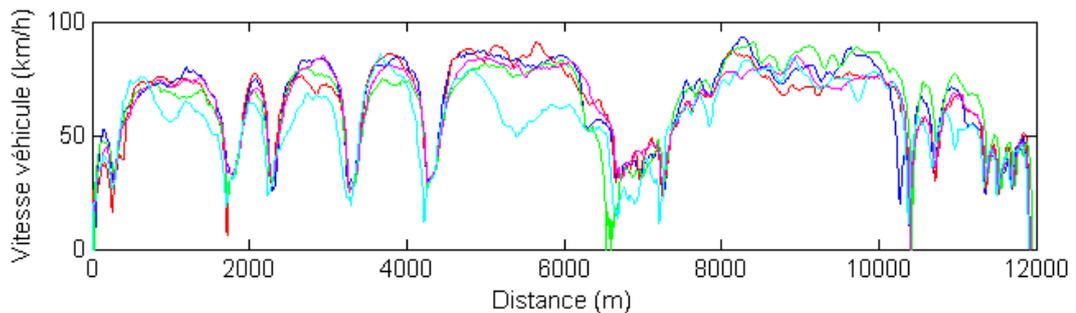


Figure 3.3 : *Cycles vitesse en fonction de la distance parcourue sur un parcours routier*

Les figure 3.2 et figure 3.3 illustrent clairement la problématique du choix de la variable indépendante. Si le temps est la variable la plus fréquemment utilisée, notamment pour établir les modèles énergétiques de véhicule et la synthèse des lois de commande, considérer la distance parcourue comme variable indépendante permet de mettre en évidence dans les profils de vitesse des caractéristiques intrinsèques au parcours.

Dans la suite de ce chapitre, nous allons utiliser cette information pour la synthèse d'une commande temps réel dans ce cas particulier de « tournée » du véhicule.

3.3.2 Idée de base

Rappelons que, si les conditions de roulage du véhicule données par le vecteur $W(i) = (\omega_R(i), C_R(i))^T$ sont connues à l'avance, la résolution du problème d'optimisation problème 2.3 du chapitre 2 en utilisant l'algorithme FL ne nécessite que la détermination du facteur de Lagrange $\lambda(0)$ satisfaisant l'équation :

$$\Delta X_{desire} = f(\lambda(0)) \quad (2.80)$$

A chaque instant d'échantillonnage la commande ne sera donc fonction que de $\lambda(0)$. Dans ce cas, une solution possible est de choisir arbitrairement, un profil de vitesse parmi l'ensemble des profils enregistrés et de le considérer comme référence. Ce profil sera nommé *profil_ref*. Dans ce cas, il est possible de calculer, hors ligne, le facteur $\lambda(0)$ satisfaisant l'équation (2.80) sur le cycle de référence, puis utiliser cette valeur pour calculer la loi de commande en utilisant les conditions de roulage réelles.

$$u(i)^* = \arg \min_{u(i) \in U(W(i))} H(u(i), X(i), W(i), \lambda(i)) \quad (2.81)$$

$$\text{Avec : } H(u(i), X(i), W(i), \lambda(i)) = Q(u(i), W(i)) \cdot T_e - \lambda(i) \cdot (X(i) - P_{BAT}(u(i), W(i)) \cdot T_e)$$

La résolution de l'équation (2.81) reste la même que le cas n°2 du chapitre précédent. Le cycle représenté par la courbe continue en figure 3.4 est choisi arbitrairement comme le profil de vitesse prédéfini : *profil_ref*, et celui donné par la courbe pointillée le profil réellement suivi par le véhicule : *profil_réel*.

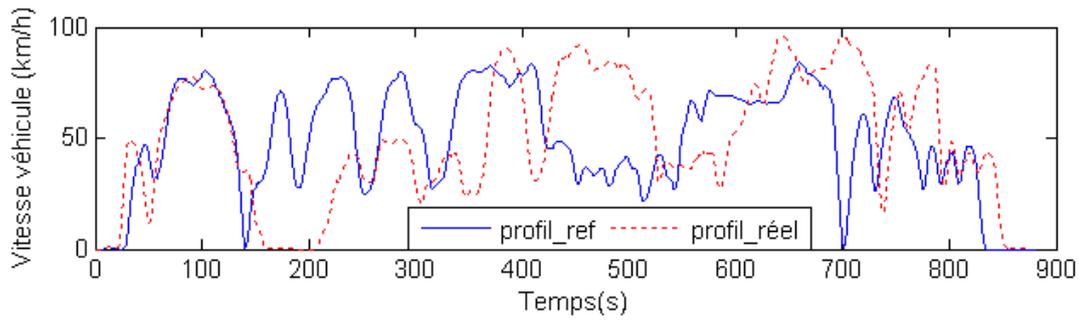


Figure 3.4 : Cycle de référence et le cycle réellement suivi en fonction du temps

Dans la suite du chapitre, tous les résultats de simulation seront donnés :

- En utilisant le modèle de simulation dynamique *modèle1*. Bien entendu, le *modèle2* est utilisé pour le calcul de la commande.
- Une période d'échantillonnage $T_e = 0,1s$
- En considérant l'état de charge initial de la batterie à 60% ($SOC(0) = 60\%$)

En considérant la version *Clio-Mild-hybrid-diesel* et pour une variation d'état de charge final désirée $\Delta X_{desire} = 0$, la valeur du facteur de Lagrange $\lambda(0)$ satisfaisant la contrainte (2.80) sur le profil *profil_ref* est $\lambda(0) = -5,30 \times 10^{-5}$. La figure 3.5 présente l'évolution de l'état de charge de la batterie obtenu sur les profils : *profil_ref* et *profil_réel*. Les résultats sont présentés en fonction de la distance et plus du temps.

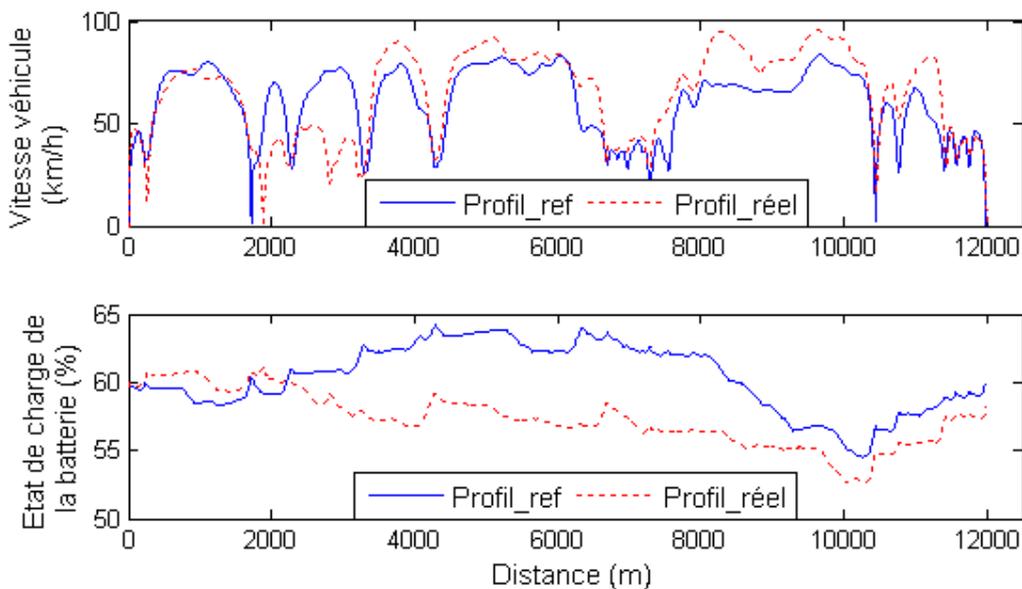


Figure 3.5 : Evolution de l'état de charge réel de la batterie et celui obtenu sur le profil de référence

Comme le profil de vitesse réel du véhicule diffère du profil de référence, la commande obtenue par (2.81) ne permet pas de garantir une variation globale d'état de charge $\Delta X_{desire} = 0$. Celle obtenue est de $\Delta X = -1.84\%$.

Par conséquent, pour éviter que l'état de charge final de la batterie sur le parcours réel s'éloigne (ou du moins s'éloigne peu) de l'état de charge visé, l'approche proposée consiste à ajuster la valeur de $\lambda(0)$ afin de compenser les différences entre le parcours prédéfini et celui réellement suivi par le véhicule.

3.3.3 Stratégie proposée : λ_PRES

Avant de présenter l'algorithme proposé, nous définissons tout d'abord quelques notations qui seront utiles pour la suite :

- profil de vitesse de référence *profil_ref* : toutes les grandeurs qui concernent le profil de référence seront notées avec un « chapeau ». Les conditions de roulage sont données par le vecteur $\widehat{W}(j) = (\widehat{\omega}_R(j), \widehat{C}_R(j))^T$, avec $j = 0, \dots, \widehat{N}$, et $\widehat{N} \cdot T_e$ la durée du profil de référence.
- profil réellement suivi par le véhicule *profil_réel* : les conditions de roulage sont données par le vecteur $W(i) = (\omega_R(i), C_R(i))^T$, avec $i = 0, \dots, N$, et $N \cdot T_e$ la durée du profil.

La stratégie de commande proposée ici, qu'on appelle désormais la stratégie λ_PRES , consiste à réactualiser en temps réel la valeur du facteur de Lagrange notée $\widehat{\lambda}(i)$. La réactualisation ne se fait qu'à chaque fois que l'état de charge réel de la batterie s'éloigne d'une manière significative de celui calculé sur le profil de référence :

$$\widehat{\lambda}(i+1) = \widehat{\lambda}(i) \text{ tant que } |X(i) - \widehat{X}(i)| < \zeta_x \quad (2.82)$$

avec ζ_x la tolérance admise. La figure 3.6 représente le schéma de principe de l'approche utilisée ici.

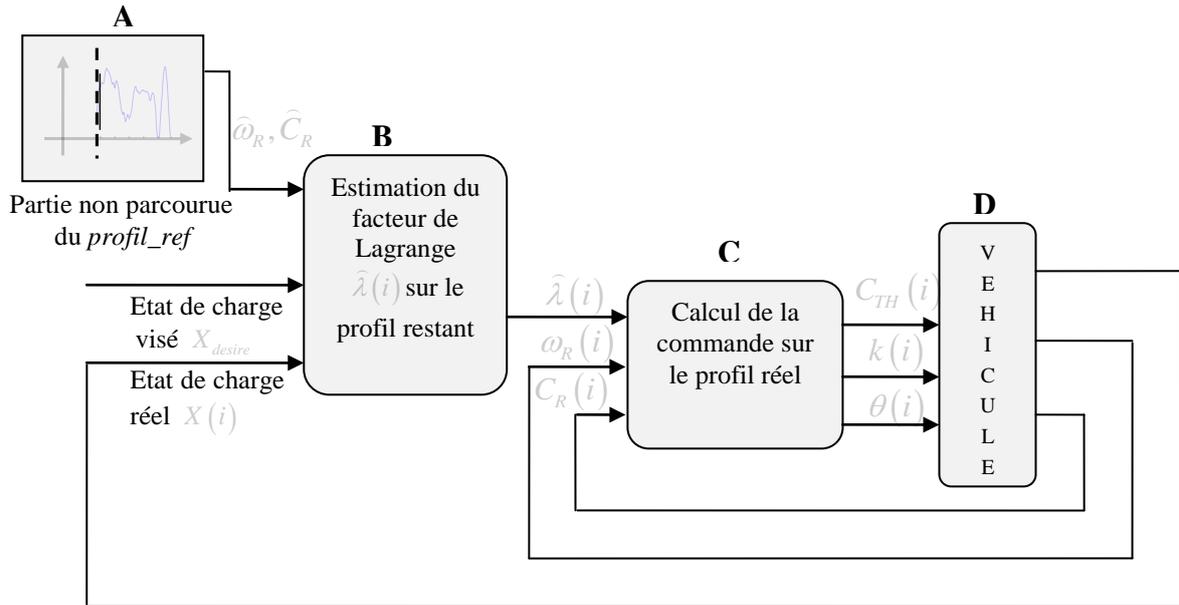


Figure 3.6 : Schéma de principe de la stratégie de commande proposée λ_PRES dans le cas d'une tournée de véhicule

Pour réactualiser la valeur du facteur de Lagrange lorsque $|X(i) - \hat{X}(i)| \geq \zeta_x$, il faut résoudre un nouveau problème de commande optimale sur le reste du trajet à parcourir (*profil_ref*). Les différentes étapes de la stratégie proposée correspondant aux blocs A, B, C et D de la figure 3.6 sont décrits dans la suite.

- **Bloc A : Définition du trajet restant à parcourir**

Un soin particulier doit être attaché à la notion de trajet restant à parcourir. En raison des aléas de conduite, à chaque échantillon i , la vitesse réelle du véhicule peut être différente de la vitesse de référence $\omega_R(i) \neq \hat{\omega}_R(i)$, par conséquent, la distance réellement parcourue est aussi différente de celle calculée sur le cycle de référence :

$$d(i) \neq \hat{d}(i) \quad (2.83)$$

Avec $\hat{d}(i)$ la distance parcourue sur le cycle de référence :

$$\hat{d}(i) = \sum_{j=0}^i \hat{\omega}_R(j) \cdot R_{pneu} \cdot T_e \quad (2.84)$$

On définit l'indice j_1 tel que:

$$d(i) = \hat{d}(j_1) \quad (2.85)$$

Le véhicule ayant parcouru la distance $d(i)$ à l'instant $i \cdot T_e$, la quantité $(i - j_1) \cdot T_e$ représente la différence (avance ou retard) du véhicule par rapport au profil de référence. Nous définissons alors pour le trajet restant à parcourir, le vecteur $\widehat{W}(j)$ telle que :

$$\widehat{W}(j) = (\widehat{\omega}_R(j), \widehat{C}_R(j))^T, \quad j = j_1, \dots, \widehat{N} \quad (2.86)$$

• **Bloc B : Adaptation du facteur de Lagrange**

A chaque échantillon i où une réactualisation du facteur de Lagrange est nécessaire, un nouveau problème de commande optimale doit être résolu (bloc B), en supposant que les conditions de roulage futures sont données par (2.86) Nous nous ramenons alors à résoudre le problème 3.1 ci-après.

Problème 3.1, à résoudre à l'échantillon i

$\forall j = [j_1, \dots, \widehat{N}] :$	
• Critère :	
$J = \sum_{j=j_1}^{\widehat{N}} Q(\widehat{C}_{TH}(j), \widehat{k}(j), \widehat{\theta}(j), \widehat{W}(j)) \cdot T_e$	Consommation de carburant
• Equation d'état :	
$\widehat{X}(j+1) = \widehat{X}(j) - P_{BAT}(\widehat{C}_{TH}(j), \widehat{k}(j), \widehat{\theta}(j), \widehat{W}(j)) \cdot T_e$	Évolution d'état de charge
• Contraintes :	
◦ $C'_{TH_min}(\widehat{W}(j)) < \widehat{C}_{TH}(j) < C'_{TH_max}(\widehat{W}(j))$	Bornes du couple thermique
◦ $\widehat{k}(j) \subset K(\widehat{W}(j))$	Rapports admissibles
◦ $\widehat{X}(\widehat{N}) = X_{desire}$	Contrainte sur l'état de charge
◦ $\widehat{X}(j_1) = X(i)$	Condition initiale sur l'état de charge

Avec X_{desire} l'état de charge désiré à la fin du trajet.

Si on considère $\hat{u}(j) = (\hat{C}_{TH}(j), \hat{k}(j), \hat{\theta}(j))^T$ le vecteur de commande, la résolution du problème 3.1 passe alors par la minimisation du Hamiltonien :

$$\hat{u}^*(j) = \underset{\hat{u} \in \hat{U}(\hat{W}(j))}{\operatorname{argmin}} \left(H(\hat{u}(j), \hat{X}(j), \hat{W}(j), \hat{\lambda}(j)) \right) \quad (2.87)$$

Avec :

$$H(\cdot) = Q(\hat{u}(j), \hat{W}(j)) \cdot T_e - \hat{\lambda}(j) \cdot (\hat{X}(j) - P_{BAT}(\hat{u}(j), \hat{W}(j)) \cdot T_e) \quad (2.88)$$

et $\hat{\lambda}(j)$, $j = j_1 \dots \hat{N}$ des facteurs de Lagrange. Le problème est résolu de manière similaire à celle présentée dans le chapitre précédent. Pour le problème d'optimisation défini, les facteurs de Lagrange sont identiques :

$$\hat{\lambda}(j) = \hat{\lambda}(j_1), \quad \forall j = j_1 \dots \hat{N} \quad (2.89)$$

Avec $\hat{\lambda}(j_1) \in \square$ une constante à déterminer de telle manière à satisfaire la contrainte sur l'état de charge : $\hat{X}(\hat{N}) = X_{desire}$

- **Bloc C : calcul de la commande**

Le facteur de Lagrange $\hat{\lambda}(i)$ étant calculé (estimé) dans le bloc B, il reste à déterminer le vecteur de commande $u(i) = (C_{TH}(i), k(i), \theta(i))^T$ à appliquer au groupe motopropulseur en fonction des conditions de roulage réelles $W(i) = (C_R(i), \omega_R(i))$ mesurées sur le véhicule (**Bloc D**). Pour cela nous minimisons le Hamiltonien donné par :

$$u^*(i) = \underset{u \in U(W(i))}{\operatorname{argmin}} \left(H(u, X(i), W(i), \hat{\lambda}(i)) \right) \quad (2.90)$$

$$\text{avec : } H(u(i), X(i), W(i), \hat{\lambda}(i)) = Q(u(i), W(i)) \cdot T_e - \hat{\lambda}(i) \cdot (X(i) - P_{BAT}(u(i), W(i)) \cdot T_e)$$

La résolution de l'équation (2.90) est la même que celle présentée dans le cas n°2 du chapitre précédent.

3.3.4 Approximation de $\hat{\lambda}(i)$ en temps réel

Il faut noter que la résolution du problème 3.1 doit se faire en ligne à chaque fois que l'état de charge s'éloigne sensiblement de la trajectoire de référence calculée sur le *profil_ref* : $|X(i) - \hat{X}(i)| \geq \zeta_x$.

Si les conditions de roulage sont connues a priori, la résolution de l'équation (2.87) ne dépend que du facteur de Lagrange $\hat{\lambda}(j)$ qui mène à un état de charge désiré. Rappelons également, que le calcul de sa valeur peut se faire numériquement par dichotomie. Même si l'algorithme résultant reste beaucoup plus rapide que les approches basées sur la programmation dynamique, dans un contexte temps réel, il est nécessaire de diminuer le plus possible les temps de calculs :

Si les conditions de roulage $(\hat{C}_R, \hat{\omega}_R)$ sont connues à l'avance, la puissance batterie \hat{P}_{BAT} est seulement fonction de la valeur de l'inconnue $\hat{\lambda}$ (voir chapitre 2, section 2.7.2).

D'après l'expression de $H(u, X(i), W(i), \hat{\lambda}(i))$, (2.90), la valeur $u^*(i)$ qui minimise $H(u, X(i), W(i), \hat{\lambda}(i))$ est une fonction $u^*(i) = \psi_u(\hat{W}(i), \hat{\lambda}(i))$. Afin d'accélérer les calculs, il est donc possible de pré-calculer hors ligne, une cartographie $M_u(\hat{W}, \hat{\lambda})$ de ces solutions pour un ensemble donné de valeurs \hat{W} et $\hat{\lambda}$. Le nombre de points utilisés pour calculer la cartographie doit être choisi pour avoir un compromis entre la quantité de mémoire requise pour stocker la cartographie et la précision de l'approximation. Rappelons que la trajectoire optimale est régie par :

$$\hat{X}(j+1) = \hat{X}(j) - P_{BAT}(\psi_u(\hat{W}(j), \hat{\lambda}(j)), \hat{W}(j)) \cdot T_e \quad (2.91)$$

On note donc $\psi_{BAT}(\hat{W}, \hat{\lambda}) = P_{BAT}(\psi_u(\hat{W}, \hat{\lambda}), \hat{W})$. Comme précédemment, afin d'accélérer les calculs, la fonction $\psi_{BAT}(\hat{W}, \hat{\lambda})$ peut donc être approchée par une cartographie $M_{BAT}(\hat{W}, \hat{\lambda})$ calculable hors ligne pour un ensemble de valeurs de ses paramètres.

La figure 3.7 représente une 'coupe' de la cartographie $M_{BAT}(\hat{W}, \hat{\lambda})$ pour une valeur de $\hat{\lambda}$ ($\hat{\lambda} = -5,24 \times 10^{-1}$). La valeur finale de l'état de charge de la batterie :

$$\widehat{X}(\widehat{N}) = X(i) - \sum_{j=j_1}^{\widehat{N}-1} P_{BAT}(\widehat{u}(j), \widehat{W}(j)) \cdot T_e \quad (2.92)$$

Peut alors être approchée par :

$$\widehat{X}(\widehat{N}) \approx X(i) - \sum_{j=j_1}^{\widehat{N}-1} M_{BAT}(\widehat{C}_R(j), \widehat{\omega}_R(j), \widehat{\lambda}(i)) \cdot T_e \quad (2.93)$$

La résolution approchée du problème 3.1 se résume donc à résoudre:

$$\Delta \widehat{X}(\widehat{\lambda}(i)) = X_{desire} - X(i) \quad (2.94)$$

$$\text{avec : } \Delta \widehat{X}(\widehat{\lambda}(i)) = - \sum_{j=j_1}^{\widehat{N}-1} M_{BAT}(\widehat{C}_R(j), \widehat{\omega}_R(j), \widehat{\lambda}(i)) \cdot T_e \quad (2.95)$$

Pour une portion de cycle de vitesse donné $(\widehat{C}_R(j), \widehat{\omega}_R(j)) / j = j_1 \dots \widehat{N}$, la résolution de (2.94) permet de trouver une valeur $\widehat{\lambda}(i)$ tel que $\widehat{X}(\widehat{N}) = X_{desire}$.

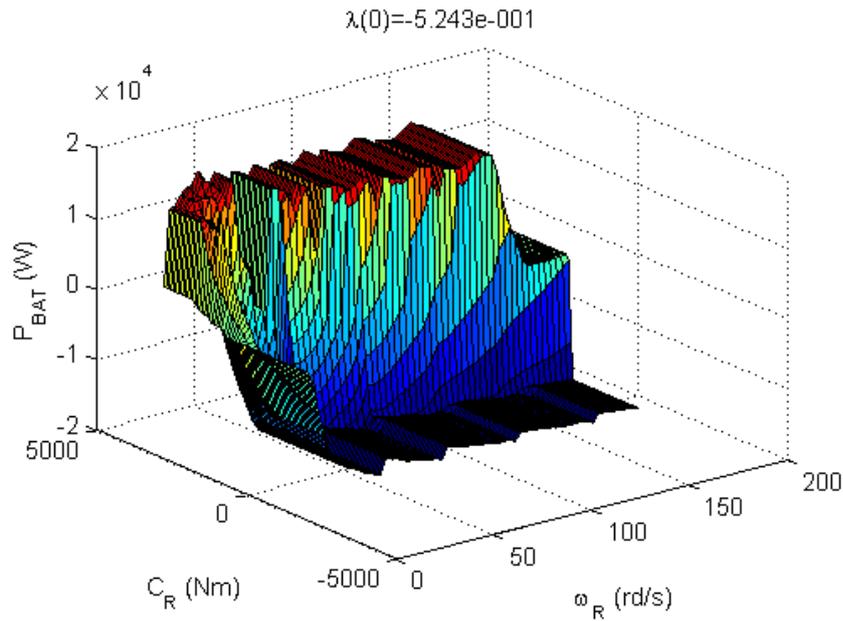


Figure 3.7 : Cartographie $M_{BAT}(\widehat{W}, \widehat{\lambda})$ pour $\lambda = -5,24 \times 10^{-1}$

En supposant $\Delta \widehat{X}(\widehat{\lambda}(i))$ continue et monotone, la résolution de l'équation (2.94) peut se faire comme précédemment par dichotomie.

De façon évidente, la précision du calcul de $\hat{\lambda}(i)$ en utilisant la cartographie dépend de sa précision : du nombre de points du régime roues, couples roues, et le vecteur de $\hat{\lambda}(i)$ qui ont servi à la construction de la cartographie. Un compromis entre la précision, l'espace mémoire et le temps de calcul doit être fait. Après différents essais, un « bon » compromis correspond à construire les cartographies en considérant : $N_{\hat{C}_R} = N_{\hat{\omega}_R} = N_{\hat{\lambda}} = 60$.

Pour valider le calcul de $\hat{\lambda}(i)$ en utilisant cette cartographie, le problème 3.1 est résolu sur un cycle de vitesse complet ($i=0$, $j_1=0$ et $\hat{N}=N$) est utilisé. Nous prenons ici le cycle de référence représenté sur la figure 3.4.

Les résultats permettant d'évaluer la pertinence du nombre de points de la cartographie correspondent à ceux obtenus en utilisant l'algorithme d'optimisation présenté au chapitre précédent : $\Delta X = 0\%$ est obtenue pour $\lambda(0) = -5,32 \cdot 10^{-5}$.

La valeur du facteur de Lagrange $\hat{\lambda}(0)$ est ensuite calculée en résolvant l'équation qui utilise la cartographie $M(\hat{C}_R, \hat{\omega}_R, \hat{\lambda})$ (2.93). $\Delta \hat{X}(\hat{\lambda}(0)) = 0$ est obtenu pour $\hat{\lambda}(0) = -5,34 \cdot 10^{-5}$. Les commandes sont calculées avec (2.90) et appliquées au modèle complet de véhicule. La variation d'état de charge finale obtenue est $\Delta X = 0,5\%$.

La comparaison des résultats est donnée figure 3.8. Les écarts sur la trajectoire d'état de charge sont relativement faibles. Ils peuvent provenir des interpolations dans la cartographie mais également du fait que l'équation (2.95) correspond uniquement à l'exploitation du modèle de commande alors que les commandes sont appliquées sur le modèle de simulation.

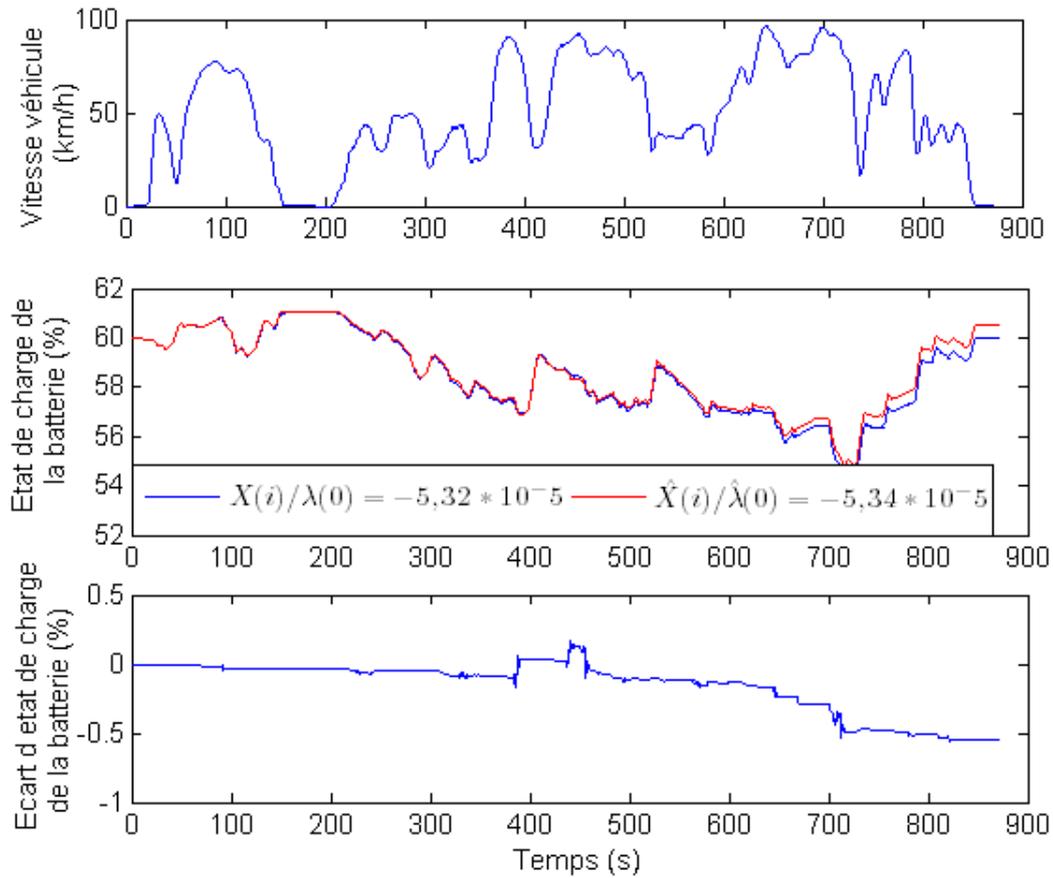


Figure 3.8 : Influence de la cartographie $M(\hat{C}_R, \hat{\omega}_R, \hat{\lambda})$ sur le calcul de $\Delta\hat{X}(\hat{\lambda}(i))$

Après avoir validé le calcul de la commande optimale par cartographie sur un profil de vitesse connu à l'avance, nous allons maintenant appliquer la stratégie de commande λ_PRES dans des conditions d'utilisations plus réalistes : sur un même trajet donné, le profil du véhicule est généralement différent du profil de référence.

3.3.5 Algorithme pour la stratégie de commande λ_PRES

Rappelons que la stratégie de commande proposée ici (λ_PRES) consiste à réactualiser le facteur de Lagrange $\lambda(i)$ en temps réel en utilisant les conditions de roulage données par un cycle de référence. La réactualisation se fait à chaque fois que la trajectoire d'état de charge réelle s'éloigne de la trajectoire de référence avec une certaine tolérance ζ_x . L'algorithme complet de la stratégie λ_PRES est représenté sur la figure 3.9.

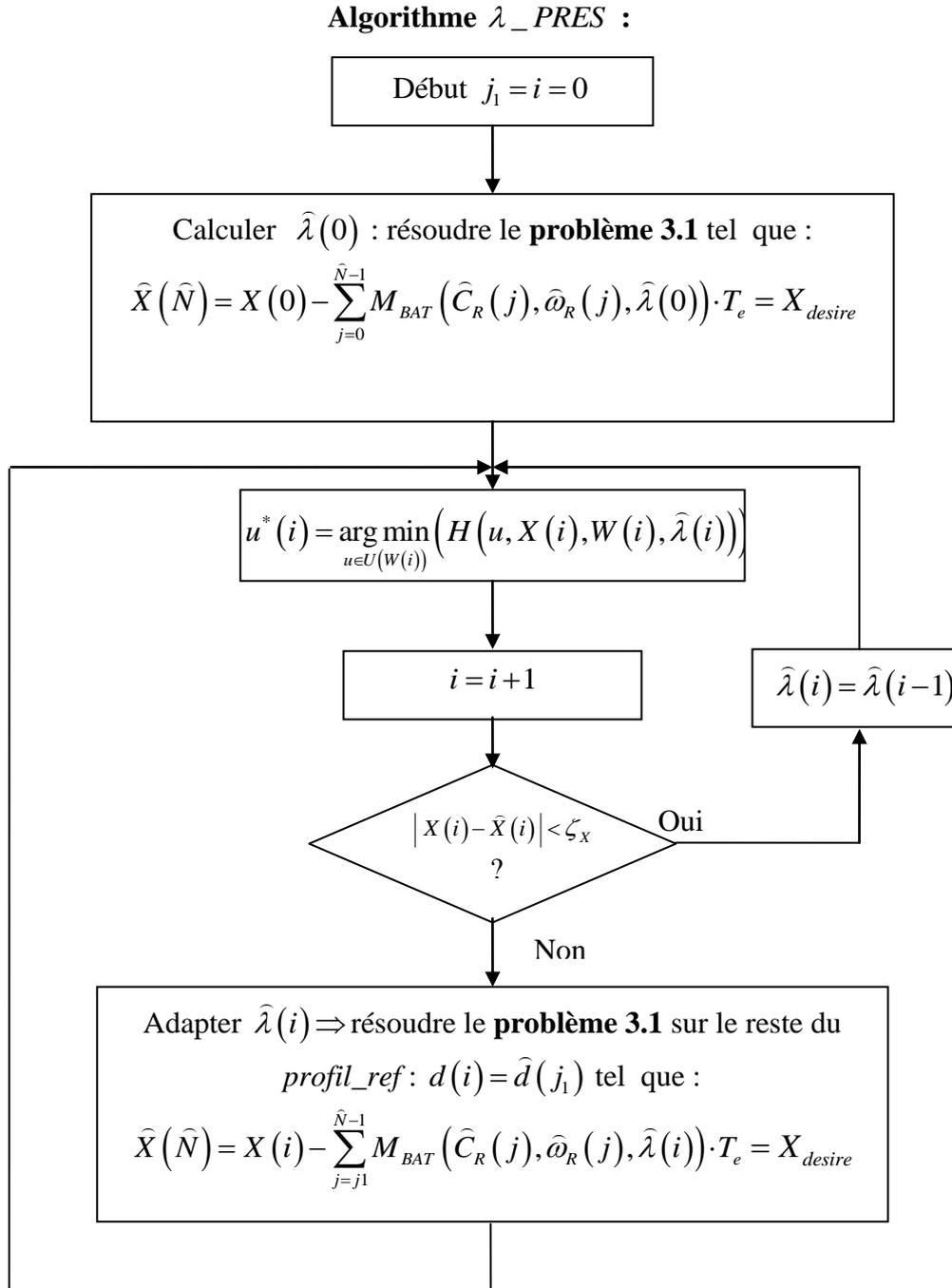


Figure 3.9 : Algorithme de la stratégie λ_PRES

Le seul paramètre de réglage restant pour la stratégie λ_PRES est donc la tolérance ζ_x . Il est clair que son réglage doit tenir compte :

- de la précision sur le suivi de l'état de charge résultat du problème d'optimisation
- de la consommation de carburant correspondante

- du type de parcours suivi (urbain, routier, autoroutier)

Par exemple, plus la valeur de ζ_x est faible, plus la précision sur le suivi de l'état de charge de référence est élevée. Néanmoins, ce comportement restreint la « liberté » de l'utilisation de la batterie et par conséquent de la stratégie de commande, ce qui peut rejaillir sur le résultat global en engendrant une consommation de carburant plus élevée.

3.3.6 Résultats de simulation

Après plusieurs essais en simulation sur plusieurs cycles de vitesse, une tolérance $\zeta_x = 3\%$ (43wh) a été fixée pour la version *Clio-Mild-hybrid-diesel* et à 1% (62wh) pour la version *Berlingo-Full-hybride-Essence*. En considérant le cycle de référence *cycle_ref* et le cycle réellement suivi par le véhicule *cycle_réel* donnés précédemment sur la figure 3.4, les résultats obtenus sont les suivants.

- Version *Clio-Mild-hybrid-diesel*

La figure 3.10 et la figure 3.11 illustrent les résultats obtenus avec la stratégie λ_PRES . Après trois réactualisations du facteur de Lagrange $\hat{\lambda}(0)$, la variation d'état de charge finale est de $\Delta X = 0,03\%$ (au lieu de $-1,84\%$ sans réactualisation) avec une consommation de carburant équivalente de 2,94 l/100km. A même variation d'état de charge finale, la consommation obtenue en appliquant l'algorithme d'optimisation globale est de 2,93 l/100km, soit un écart de seulement 0,5%.

Remarquons que $\hat{\lambda}(i)$ varie autour de la valeur optimale obtenue avec la connaissance du profil de vitesse a priori.

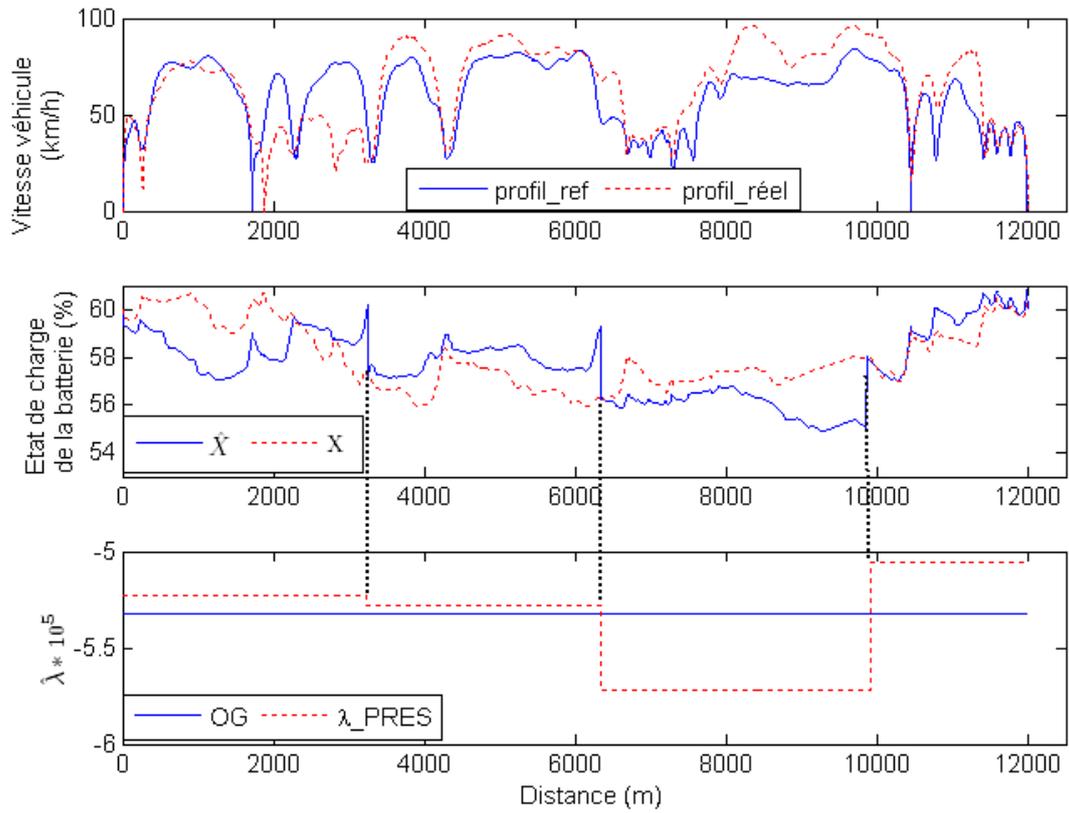


Figure 3.10 : Résultats obtenus avec la stratégie λ_PRES sur la version Clio-Mild-hybrid-diesel

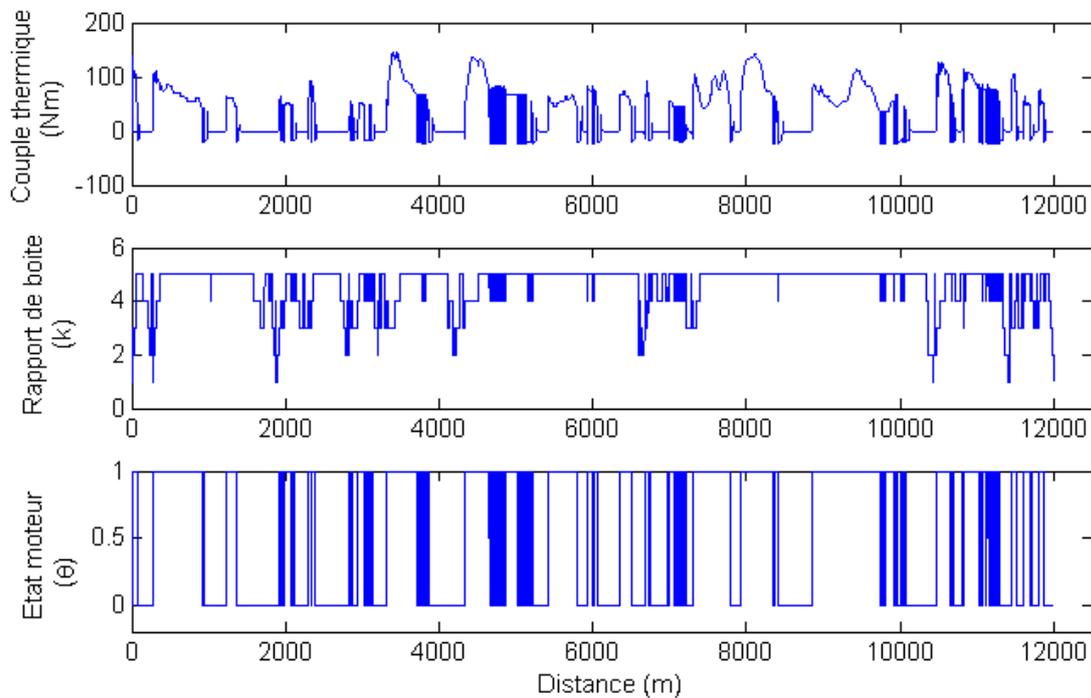


Figure 3.11 : Variables de commandes obtenues avec la stratégie λ_PRES sur la version Clio-Mild-hybrid-diesel

Ayant deux sources d'énergie, comparer les consommations pour une variation d'état de charge $\Delta X \approx 0$ fixée est réducteur. Une approche plus complète consiste à faire plusieurs essais et à exprimer la consommation de carburant en fonction de plusieurs variations d'état de charge finales ΔX . L'écart entre la consommation de carburant obtenue en utilisant la stratégie λ_PRES en temps réel et l'optimisation globale (avec connaissance du profil de vitesse) est représenté figure 3.12.

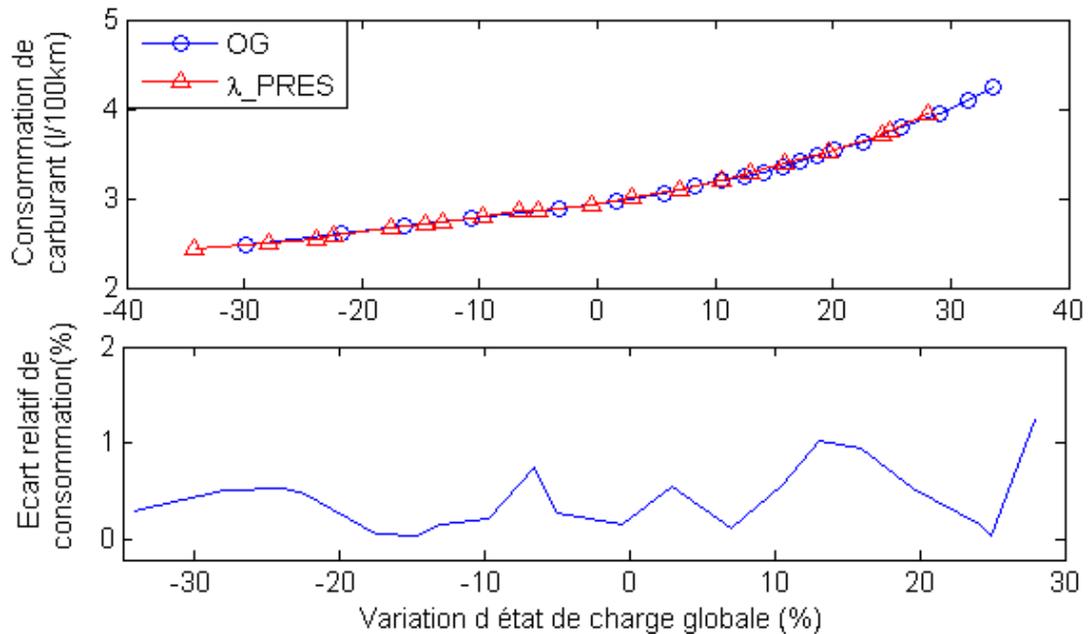


Figure 3.12 : *Ecart de consommation de carburant entre la stratégie proposée (λ_PRES) et l'optimisation globale*

Nous constatons que l'écart de consommation de carburant entre la stratégie proposée et le minimum atteignable sur le profil considéré est autour de 1%. En outre, l'écart entre la valeur finale de l'état de charge $X(N)$ et la valeur visée X_{desire} reste relativement faible (inférieur à 3%) figure 3.13.

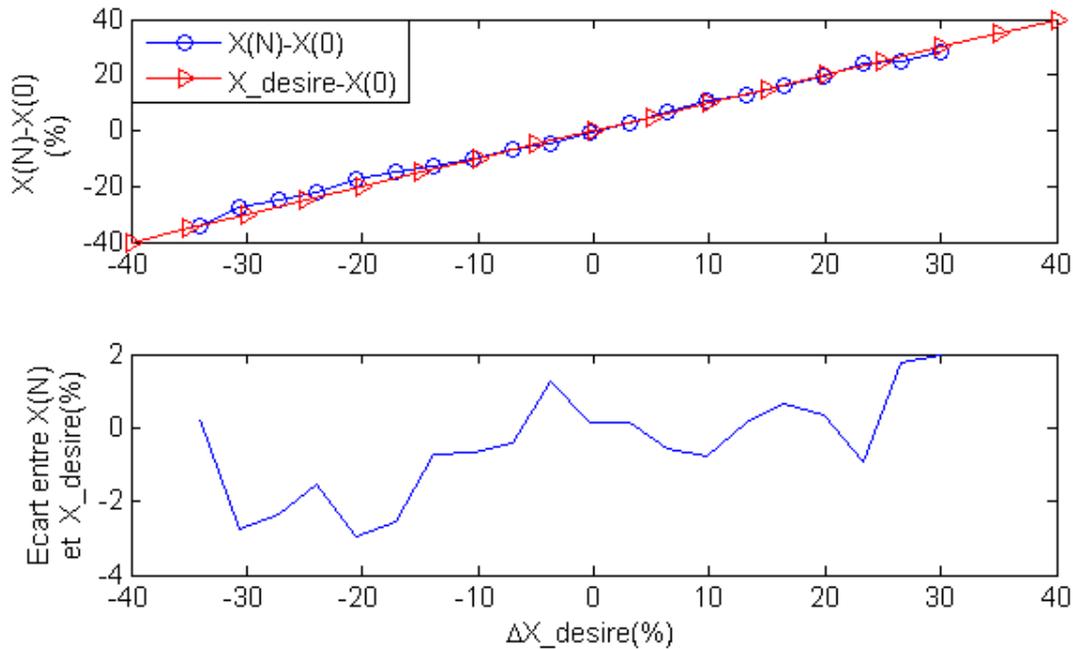


Figure 3.13 : Ecart de suivi d'état de charge visé

- *Berlingo-Full-hybride-Essence*

La figure 3.14 et la figure 3.15 illustrent les résultats obtenus avec la stratégie λ_PRES sur le véhicule *Berlingo-Full-hybride-Essence*.

La variation d'état de charge finale $\Delta X = X(N) - X(0)$ obtenue en temps réel est de 0,32%, et la consommation de carburant est de 6,45 l/100km. Pratiquement la même consommation est obtenue avec l'algorithme d'optimisation globale. La même remarque que sur la version *Clio-Mild-hybrid-diesel* peut être faite concernant l'adaptation de $\hat{\lambda}(i)$ en temps réel, ainsi que sur l'écart de consommation entre la stratégie λ_PRES et l'algorithme d'optimisation globale FL, figure 3.16.

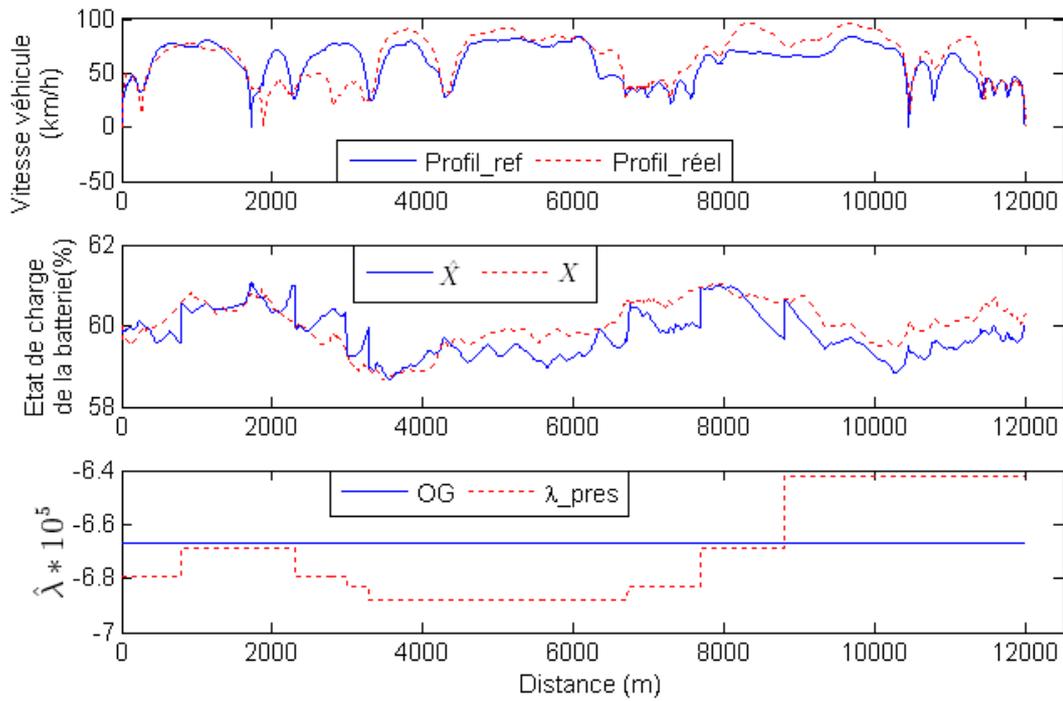


Figure 3.14 : Résultats obtenus avec la stratégie λ_PRES sur la version Berlingo-Full-hybride-Essence

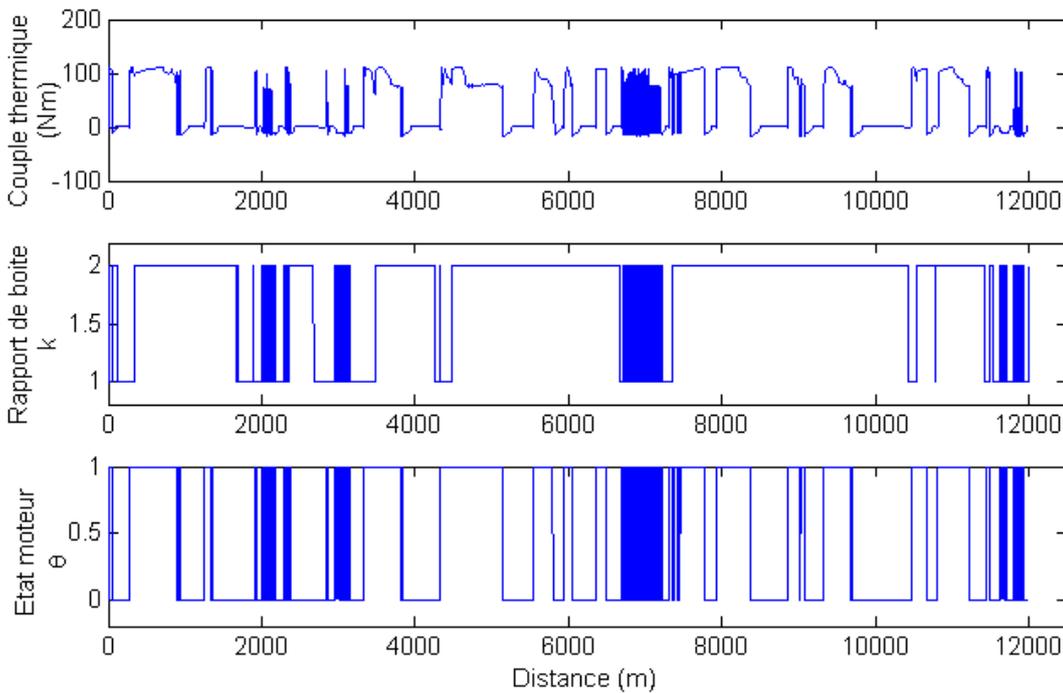


Figure 3.15 : Variables de commande

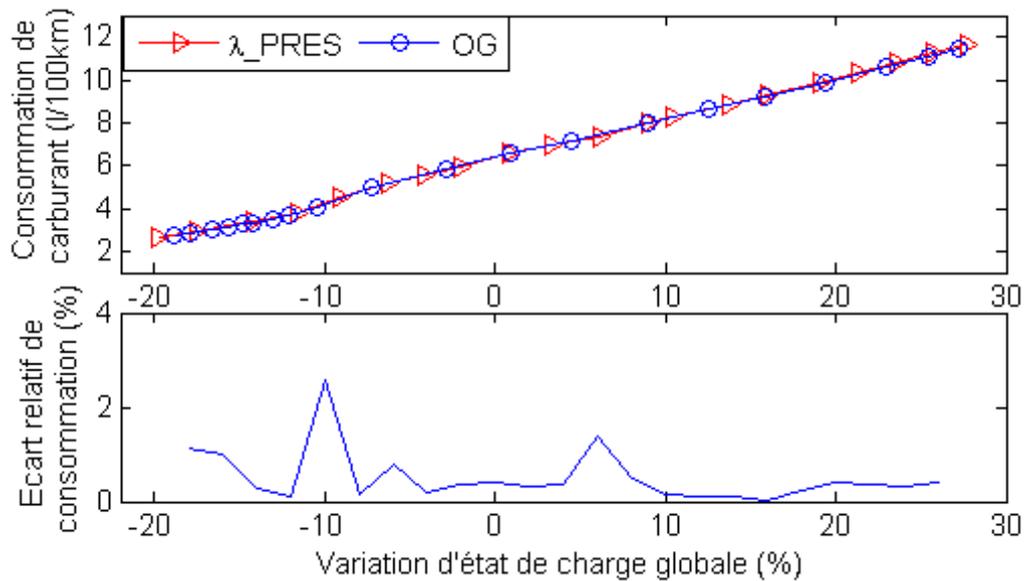


Figure 3.16 : Ecart de consommation de carburant entre la stratégie temps réel proposée et l'algorithme d'optimisation globale

Remarque 3.1 :

Comme le montrent les résultats, les séquences de démarrage/arrêt du moteur thermique ainsi que les changements des rapports de boîte, ne sont guère « réalistes ». En effet aucune contrainte sur le nombre de changements de rapport de boîte ou d'état moteurs a été pris en compte dans le problème d'optimisation.

Rappelons que la finalité est de concevoir un algorithme temps réel. Dans ce contexte, ces comportements ne peuvent donc pas être tolérés en raison des contraintes physiques et/ou pour l'agrément de conduite. Un filtrage des changements de rapports et les arrêts/démarrages du moteur thermique est alors nécessaire.

3.3.7 Filtrage de l'état moteur et des rapports de boîte

Plusieurs heuristiques peuvent être appliquées. Une manière simple de réduire la fréquence des changements de rapport et/ou des arrêts/démarrages du moteur thermique est de « bloquer » l'état courant pendant une durée prédéterminée. Il est clair que cette méthode permet bien de réduire les fréquences de changements de l'état moteur θ et des rapports de boîte k , néanmoins, en pratique cela conduit souvent à des consommations de carburant élevées ; par exemple, cela peut conduire à garder le moteur thermique allumé lors de freinage récupératif avec la machine électrique.

Une autre approche consiste à pénaliser ces changements par l'ajout d'une pénalité sur le critère considéré. Si on considère par exemple, que chaque arrêt/démarrage du moteur thermique

engendre une consommation supplémentaire de carburant, une quantité peut-être rajoutée comme pénalité au critère à minimiser. Ainsi, la commande optimale devra favoriser plus souvent le mode électrique pur, et réduire ainsi le nombre d'arrêts/démarrages du moteur thermique.

De plus, nous proposons de rajouter dans le critère un coût constant P_{CARB} à chaque démarrage du moteur thermique. Pour une valeur de $\lambda(i)$ donnée, à chaque instant i la commande réellement appliquée au véhicule est donc obtenue par :

$$u(i) = \arg \min_{u \in U(W(i))} H_{P_{CARB}}(u(i), u(i-1), X(i), W(i), \lambda(i)) \quad (2.96)$$

avec :

$$H_{P_{CARB}}(u(i), u(i-1), X(i), W(i), \lambda(i)) = H(u(i), X(i), W(i), \lambda(i)) + \mu(u(i), u(i-1)) \cdot P_{CARB} \cdot T_e$$

$$\mu(u(j), u(j-1)) = \begin{cases} 1 & \text{si } \theta(j) > \theta(j-1) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

et : $P_{CARB} > 0$ paramètre à régler.

Pour éviter une fréquence excessive des changements de rapports de boîte lors de l'application de ces algorithmes sur le banc moteur (qui peut être nocif pour la commande de l'embrayage), les rapports de boîte sont imposés hors ligne avec la cinématique. Ils sont sélectionnés par un algorithme empirique et permettent des changements similaires à ceux obtenus avec une conduite manuelle « classique ».

Pour la version *Clio-Mild-hybrid-diesel*, les simulations ont été faites avec :

- des rapports de boîte imposés ;
- une pénalité pour les démarrages : $P_{CARB} = 0,3\text{g/s}$;
- la puissance consommée par les accessoires électriques $P_{AUX} = 150\text{w}$.

Les résultats obtenus sur le profil *prof_réel* considéré précédemment sont donnés figure 3.17, figure 3.18 et Figure 3.19. Nous remarquons que :

- le nombre d'arrêts/démarrages du moteur thermique est réduit de 269 à 21 sur le cycle considéré, figure 3.18 ;

- le nombre de réactualisations de $\hat{\lambda}(i)$ passe de 3 à 6 en raison de la non prise en compte du cout de démarrage P_{CARB} dans la cartographie de P_{BAT} ;
- l'état de charge final reste proche de la valeur visée ($\Delta X = -0,25\%$), figure 3.17 ;
- la consommation de carburant est de 3,195 l/100km pour une variation globale d'état de charge $\Delta X = -0,25\%$. La consommation équivalente avec la connaissance du cycle a priori est de 3,095 l/100km dans les mêmes conditions (même variation d'état de charge global et filtrage des rapports de boite et l'état moteur)
- l'écart moyen de consommation entre la stratégie temps réel (λ_PRES) et l'optimum atteignable (OG) en fonction de la variation globale d'état de charge, figure 3.19 se situe entre 3% et 4%.

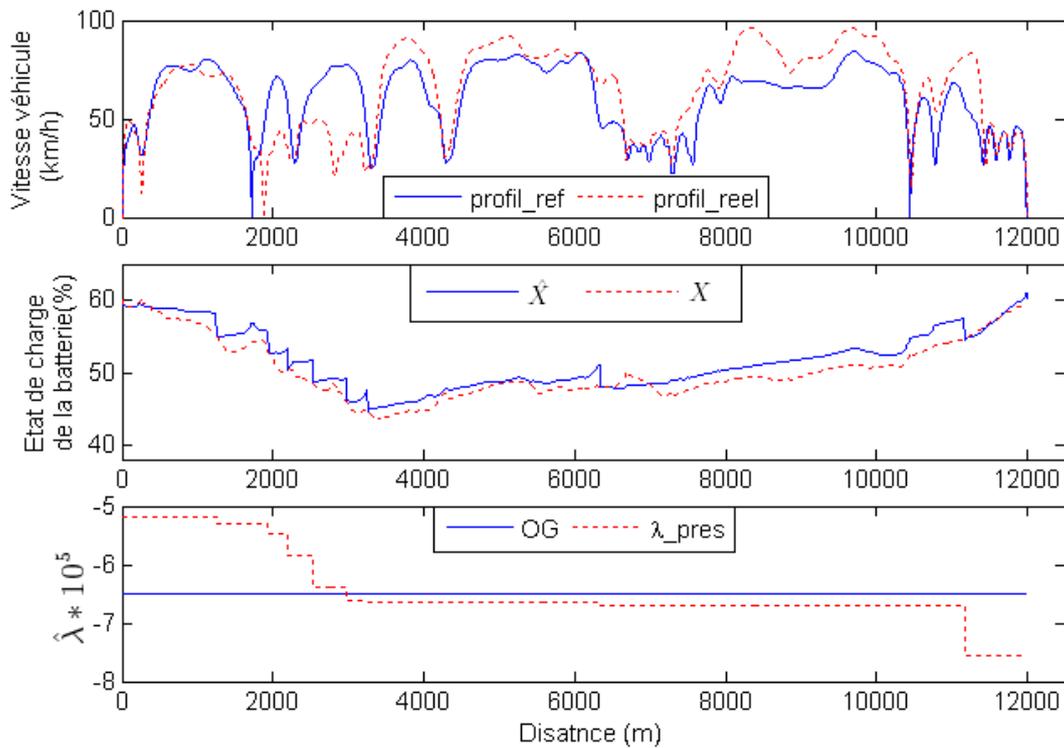


Figure 3.17 : Actualisation de $\hat{\lambda}(i)$ obtenue avec filtrage d'état moteur et rapports de boite imposés

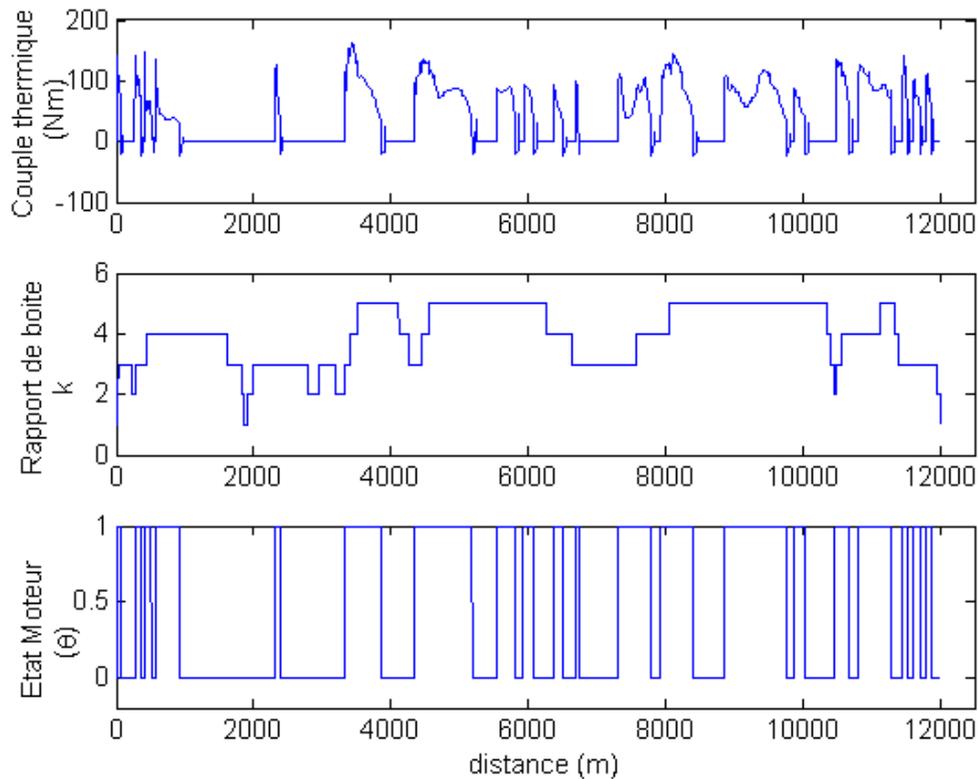


Figure 3.18 : Variables de commandes obtenues en utilisant la stratégie λ_PRES avec filtrage des états moteur et rapports de boîte imposés

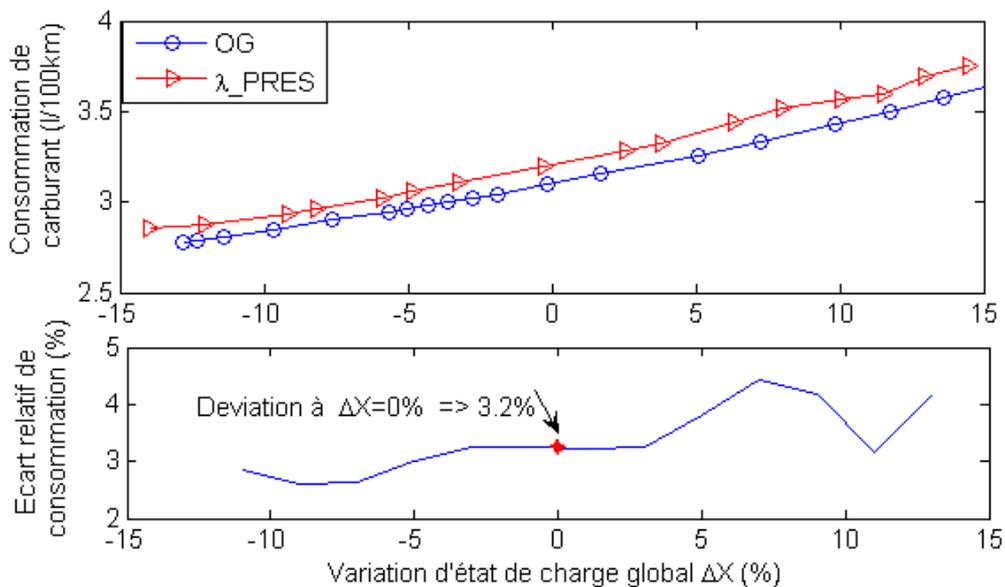


Figure 3.19 : Ecart relatif de consommation de carburant entre λ_PRES et l'algorithme d'OG avec filtrage des états moteur et rapports de boîte imposés

La stratégie λ_PRES a également été testée en temps réel sur un banc dynamique (version *Clio-Mild-hybrid-diesel*) pour deux types de conditions de roulage (urbain et routier) et les

résultats ont été comparés au véhicule conventionnel dans les mêmes conditions. Ces résultats sont décrits au chapitre 5.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, une adaptation de l'algorithme d'optimisation globale FL au temps réel a été proposée dans le cas d'un véhicule effectuant un trajet connu a priori. Pour cela, une méthode pour améliorer les temps de calcul de l'algorithme a été proposée, puis une stratégie temps réel appelé λ_PRES a été déduite.

L'avantage de la méthode proposée par rapport à celles proposées dans la littérature – notamment la programmation dynamique stochastique – est sa simplicité et sa rapidité de mise en œuvre. Par exemple, pour l'algorithme λ_PRES , un seul enregistrement sur l'itinéraire choisi est nécessaire, tandis que pour le PDS, afin d'avoir un modèle stochastique représentatif des différents aléas de conduite, plusieurs enregistrements du trajet sont nécessaires. En outre, l'approche de la PDS nécessite une étape intermédiaire qui consiste à identifier le modèle.

Les résultats obtenus (en termes de consommation de carburant) avec la stratégie λ_PRES sont proches de l'optimum atteignable et permettent de répondre à cette situation particulière d'un trajet connu a priori. Le chapitre suivant présente une extension de la stratégie proposée à tous les types de trajets.

Chapitre 4 : De l'optimisation globale au temps réel : généralisation à tout type de parcours

4.1 Introduction.....	124
4.2 Etat de l'art.....	124
4.2.1 Stratégies de commande à base de règles	124
4.2.2 Optimisations locales ou instantanées	126
4.2.3 Stratégies de commande basées sur l'optimisation globale.....	127
4.2.4 Autres approches	129
4.3 Stratégie proposée : λ_PRED	130
4.3.1 Principe de la méthode	130
4.3.2 « Prédiction » des conditions de roulage futures	133
4.3.3 1 ^{ère} validation de la stratégie λ_PRED	137
4.3.4 Résultats de simulation sur un cycle quelconque	138
4.4 Robustesse par rapport aux erreurs de prédictions.....	145
4.4.1 Correcteur Proportionnel-Intégral	148
4.4.2 Exemple de validation	149
4.5 Conclusion	151

4.1 Introduction

Les algorithmes d'optimisation étudiés jusqu'ici ont supposé une connaissance a priori, soit du cycle de vitesse du véhicule (optimisation globale), soit du trajet physique de ce dernier (stratégie temps réel pour des véhicules circulant sur un parcours prédéfini). Notons que dans la plupart des cas les informations a priori sur les trajets ne sont pas disponibles. La synthèse de lois de gestion d'énergie temps réel adaptée à tous type de parcours est donc nécessaire.

L'objectif de ce chapitre s'inscrit dans cette optique et vise à synthétiser une loi de gestion d'énergie temps réel basée sur une adaptation en ligne de l'algorithme d'optimisation globale FL présenté dans les chapitres précédents.

Dans un premier temps, un tour d'horizon des différentes approches proposées dans la littérature est présenté, puis le principe de l'approche proposée et la formulation du problème d'optimisation seront abordés. Après quelques résultats de simulation, une étude de robustesse aux erreurs de prédictions de la méthode proposée sera présentée.

4.2 Etat de l'art

La synthèse des algorithmes d'optimisation temps réel a fait l'objet de nombreux travaux de recherche ces dernières années. Le paragraphe donne un aperçu de ces travaux en distinguant plusieurs familles de stratégies : les stratégies à base de règles, les stratégies basées sur des minimisations instantanées et les stratégies basées sur des algorithmes d'optimisation globale.

4.2.1 Stratégies de commande à base de règles

La première catégorie de stratégies de commande temps réel regroupe les stratégies basées sur des règles empiriques du genre « Si... Alors... ». Ces lois de commande sont basées sur l'expérience acquise par des « experts » sur le comportement des différents composants de la chaîne de traction. Par exemple, le moteur thermique ayant un rendement bien plus faible que la machine électrique, son point de fonctionnement sera positionné, de préférence, dans sa zone de rendement maximal et la machine électrique assurera le complément.

Ces règles issues de l'expérience sont souvent mises en œuvre en utilisant les ensembles flous /Baumann & al. 2000/ /forgez & al. 2000/ /Schouten & al. 2002/ /Schouten & al. 2003/ /Guzzella & Sciarretta: 2005/, /Hankache. 2008/. Les variables des bases de règles sont alors découpées en plusieurs variables linguistiques. Le nombre des variables linguistiques et la base de règles sont alors déterminés de façon empirique. Ces différents choix sont très dépendants du

problème étudié et peuvent se relever longs et difficiles à faire. Certains auteurs proposent alors d'optimiser les paramètres de la base de règles en utilisant des algorithmes génétiques /Poursamad & Montazeri. 2007/ /Paladini & al. 2007/.

/Ehsani & al.1999/ et /Delprat. 2002/ proposent une stratégie à base de règles qui consiste à gérer les arrêts-démarrage du moteur thermique en fonction de l'état de charge de la batterie, figure 4.1. Si celui-ci a atteint sa limite basse (Soc_Min), le moteur thermique est allumé (ON) et fonctionne sur sa plage de rendement maximal. Une partie de la puissance fournie assure la traction du véhicule, et le supplément d'énergie est utilisé pour recharger la batterie. Si à l'inverse le stockeur a atteint sa limite haute d'état de charge (Soc_Max), on éteint le moteur thermique (OFF) et on utilise la batterie pour assurer la traction du véhicule en mode électrique pur jusqu'à ce que l'état de charge ait atteint sa limite minimale. Certains auteurs appellent cet algorithme stratégie de *thermostat*. Ce type de stratégie est destiné à des véhicules hybrides disposant de machines électriques de forte puissance et de batteries de grandes capacités.

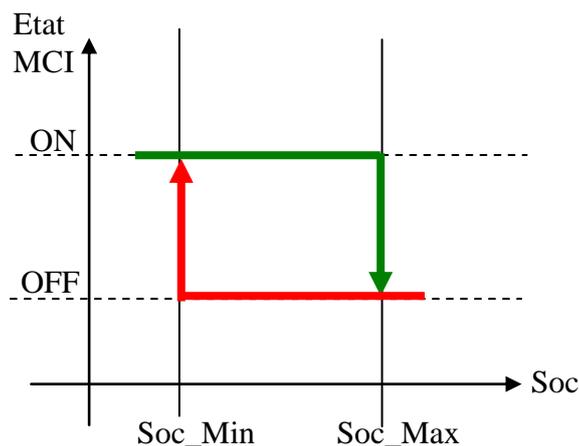


Figure 4.1 : Principe de la loi de commande de type thermostat

L'avantage des méthodes à base de règles est leur simplicité et une relative rapidité de mise en œuvre, néanmoins, leur réglage dépend directement du cas étudié, et de l'expertise acquise. Par conséquent, ce type d'algorithme ne peut être généralisable simplement à toutes les architectures, à tous les dimensionnements et tous les véhicules dans toutes les conditions de roulage.

4.2.2 Optimisations locales ou instantanées

Des stratégies de commande dites d'optimisation locale ou instantanée s'appuyant sur une analyse fine des comportements des flux énergétiques existent. Ces méthodes consistent à choisir à chaque instant le point de fonctionnement du groupe motopropulseur qui minimise un critère donné. Pour la méthode LMS (Loss Minimization Strategy) /Seiler & Schröder. 1998/ le critère considéré est la somme des pertes dans le groupe motopropulseur. Pour la stratégie ECMS (Equivalent Consumption Minimization Strategy) il s'agit d'une consommation équivalente /Paganelli & al. 2000/.

La méthode LMS a été initialement proposée par /Seiler & Schröder 1998/ puis appliquée par /Hemmingsson 1999/ sur un VH série, /Delprat & al. 2002/ sur un VH parallèle et /Bernard 2007/ sur VH à pile à combustible. La puissance fournie par les différentes sources d'énergies embarquées n'est jamais transmise intégralement jusqu'aux roues. Une partie de l'énergie est perdue dans chaque organe de la chaîne de traction : moteur thermique, convertisseurs, machine électrique, organes de transmissions, etc. Ces pertes peuvent être estimées en faisant des mesures sur un banc d'essai ou en utilisant des modèles de connaissance. De manière évidente, les pertes dépendent du point de fonctionnement de chaque organe. La stratégie de commande LMS consiste à trouver le point de fonctionnement qui minimise à chaque instant la somme globale de ces pertes. La régulation de l'état de charge se fait grâce à une analyse de sensibilité. Dans cette optique /Kleimaier & Schröder. 2002/ proposent l'ajout d'un facteur correcteur qui tient compte de cette contrainte.

La méthode ECMS est une stratégie de commande instantanée fréquemment utilisée /Paganelli 1999/ /Zhu & al. 2004/ /Musardo & al. 2005/ /Pisu & al. 2005/ /Rodatz & al. 2005/ /Meintz & al. 2008/. La batterie est considérée comme un réservoir auxiliaire de carburant réversible. Dans l'objectif de maintenir l'état de charge autour d'une consigne constante (stratégie dite à maintien d'état de charge ou « charge sustaining »), toute décharge (recharge) à un instant t devra être compensée par une recharge (décharge) ultérieure. L'énergie correspondante sera fournie par le moteur thermique. Il est donc possible d'associer à une décharge (recharge) à un instant t une consommation de carburant future appelée consommation équivalente de carburant de la machine électrique, pouvant être négative. Le principe de la stratégie consiste à minimiser à chaque instant la consommation de carburant du moteur thermique et la consommation équivalente de la machine électrique. Comme pour la stratégie LMS, une fonction de sensibilité peut être utilisée afin d'éviter une déviation importante de l'état de charge de la batterie.

L'inconvénient de cette méthode réside dans les hypothèses sur les points de fonctionnement futurs qu'il est nécessaire de poser pour calculer la consommation équivalente. Les différentes versions de la stratégie ECMS se distinguent par les hypothèses posées pour calculer cette consommation équivalente. Par exemple /Paganelli & al. 2001/ utilisent une hypothèse très simplificatrice de rendement moyen constant pour le moteur thermique et la machine électrique. /Johnson & al 2001/ utilisent la moyenne des rendements mesurés sur une fenêtre glissante.

D'autres versions ECMS plus « élaborées » ont été proposées récemment. Elles consistent à calculer le facteur de la consommation équivalente à partir des conditions de roulage futures « prédites » en ligne. Ceci en utilisant des systèmes de navigation implémentés à bord, des systèmes de communication entre véhicules en circulation, des cartes électroniques, etc. /Musardo & al. 2005/ par exemple, proposent une stratégie ECMS adaptative (A-ECMS) utilisant un système GPS et des cartes électroniques. /Salman & al. 2005/ utilisent des informations fournies par d'autres véhicules. /Kessel. 2006/ propose une méthode nommée « E-horizon » qui utilise des optimisations hors-ligne de certains paramètres.

Notons que, si le cycle de vitesse du véhicule est connu à l'avance, la stratégie ECMS peut être vue comme une stratégie de commande d'optimisation globale équivalente à une stratégie basée sur le principe de minimum (algorithme FL). /Kessel. 2006/ par exemple fait remarquer que le critère à minimiser et le facteur d'équivalence dans ECMS correspondent au Hamiltonien et au facteur de Lagrange λ , respectivement dans la méthode du calcul des variations. Dans le même contexte, /Musardo & al. 2005/ comparent les résultats obtenus avec une stratégie d'optimisation globale utilisant la programmation dynamique et la méthode ECMS. Les résultats obtenus en termes de consommation de carburant sont quasiment identiques.

4.2.3 Stratégies de commande basées sur l'optimisation globale

Comme nous l'avons mentionné précédemment, un des avantages des algorithmes d'optimisation globale est qu'ils peuvent être utilisés pour déduire des stratégies de commande applicables en ligne. Ceci soit par une adaptation directe, si le temps de calcul de l'algorithme le permet, soit indirect, en utilisant des résultats obtenus hors ligne. La partie suivante expliquera plus en détail ces méthodes.

- Méthodes directes

/Delprat & al. 2001/ proposent une stratégie de commande temps réel appliquée à un VHP issue d'une adaptation directe de l'algorithme d'optimisation globale basé sur l'algorithme FL. Cela consiste à réguler en ligne le paramètre de Lagrange λ afin que l'état de charge de la batterie

reste dans une plage de variation préférentielle. Cette méthode, appelée « λ -control » est applicable en temps réel et facile à mettre en œuvre. Néanmoins, du point de vue consommation, dans les conditions de tests les auteurs montrent que les résultats obtenus sont comparables avec ceux issus d'une stratégie de commande instantanée du type thermostat. Ce « mauvais » résultat provient d'une dégradation des performances due en partie au fait que l'état de charge de la batterie n'évolue qu'autour de sa valeur de consigne. Or, ce comportement n'est pas forcément optimal /Kermani & al. 2007/. Une approche similaire a été utilisée par /Koot & al. 2005(a)/ avec un régulateur d'état de charge de type proportionnel sur un véhicule hybride parallèle, et dans /kessel. 2006/ sur trois architectures différentes en utilisant un régulateur d'état de charge de type PI.

Cette méthode a été appliquée sur la version *Berlingo-Full-hybride-Essence* et les résultats comparés avec une stratégie temps réel basée sur l'apprentissage par réseaux de neurones – voir /Kermani & al. 2007/ pour plus de détails.

- Méthodes indirectes

Une des manières d'exploiter les résultats des algorithmes d'optimisation globale en ligne est de les utiliser comme une base de données sur un nombre de cycles représentatifs et ensuite, de réaliser un apprentissage à l'aide d'approximateurs universels (réseaux de neurones, systèmes flous, etc.). /Cho. 2008/ qualifie ces méthodes par des méthodes prédictives « hors ligne », du fait que les informations utilisées sont calculées et stockées au préalable.

Dans ce contexte, plusieurs travaux ont été proposés. /Montazeri & al. 2006/ par exemple, utilisent les algorithmes génétiques sur trois types de cycles de vitesse représentant trois types de profil de vitesse. /Scordia & al. 2005(b)/ ont opté pour un apprentissage par réseaux de neurones des résultats optimaux obtenus avec la programmation dynamique sur quelques profils représentatifs couvrant différentes situations de conduite (urbaine, périurbaine et autoroutière).

Toujours en utilisant un apprentissage par réseaux de neurones /Jeon & al. 2002/ utilisent les résultats du paramètre de Lagrange λ calculé hors ligne sur six cycles choisis selon une vingtaine de paramètres (vitesse moyenne, durée totale du parcours, durée des arrêts, etc.). En temps réel un réseau de neurones est utilisé pour identifier le profil suivi par le véhicule périodiquement selon les paramètres fixés au préalable et estime alors la valeur de λ correspondante.

L'efficacité de ce genre de méthode dépend de la complétude de la base d'apprentissage (elle doit contenir suffisamment de situations de conduites caractéristiques). Un réseau de neurones est un interpolateur non linéaire pas un extrapolateur.

4.2.4 Autres approches

Des méthodes de commande issues de techniques de base de l'automatique ont également été proposées. Par exemple /Pisu & al. 2003/ proposent une méthode basée sur la résolution d'inégalités matricielles linéaires (LMI). Pour ce faire, le problème de commande du groupe motopropulseur a dû être transformé en un problème de commande optimale linéaire avec des contraintes de type LMI. Malheureusement cette approche, bien que séduisante, nécessite la linéarisation du modèle groupe motopropulseur. Cette linéarisation engendre alors des écarts importants entre le modèle et le système qu'il représente.

Une synthèse de type H_∞ est proposée dans /Pisu & Rizzoni. 2007/ pour un véhicule hybride parallèle et les résultats comparés avec ceux obtenus en utilisant la stratégie A-ECMS. On remarque que dans la synthèse proposée, le critère considéré vise à l'atténuation de l'influence des perturbations sur la trajectoire voulue de l'état de charge.

D'autres approches ont été appliquées à la gestion énergétique des véhicules hybrides. On trouve, entre autres, la commande prédictive avec modèle de référence ou MPC, qui est largement utilisée pour la commande des systèmes industriels /Qin & Badgwell. 2002/.

Le principe de l'approche MPC consiste à utiliser un modèle dynamique du système dans la commande afin d'« anticiper » le comportement futur du procédé considéré sur un horizon glissant. Il s'agit de calculer à chaque instant une trajectoire de référence des variables de commande sur l'horizon de prédiction de manière à minimiser une fonction de coût donnée.

Dans le cadre de la gestion énergétique des véhicules hybrides, les deux principaux problèmes de l'application de la commande prédictive sont :

- La mise en œuvre en temps réel d'un algorithme d'optimisation globale :

Si cet algorithme est basé sur la programmation dynamique /Johannesson. 2006/, le calcul de loi de commande en ligne peut s'avérer impossible. Des simplifications et/ou des approximations peuvent être envisagées pour pallier le problème. Dans /Koot & al. 2005(b)/ et /Beck & al. 2007/ par exemple, une approximation quadratique du critère et de la dynamique du système sont proposées à cet effet.

- La prédiction des conditions de roulage :

Une particularité de la problématique des stratégies de commande pour véhicule hybrides est que le comportement énergétique est principalement régi par des entrées subies (non commandables) : les conditions de roulage (couple aux roues et régime des roues) imposées par le conducteur et le véhicule. Dans le cadre de l'optimisation énergétique des véhicules hybrides, il est donc nécessaire, pour pouvoir prédire l'évolution de la trajectoire d'état, de prédire les conditions de roulage futures du véhicule : $W(i) = (\omega_R(i), C_R(i))^T$. Pour cela, des informations sur l'état du trafic peuvent être récupérées en utilisant des systèmes de navigation tels que le GPS ou d'autres systèmes embarqués à bord.

En résumé, les méthodes basées sur les règles expertes (à base de règles) peuvent être efficaces mais elles ne sont pas systématiques (non généralisables). Les optimisations instantanées (ex : LMS, ECMS) dépendent fortement des hypothèses posées pour les points de fonctionnement futurs des organes de traction. Les performances des approximateurs universels quant à eux (ex : réseaux de neurones) dépendent de la pertinence et de la complétude de la base de données.

Afin de remédier aux inconvénients de ces approches, la commande prédictive sur un horizon glissant s'avère donc une approche intéressante comme le montrent les récents travaux de recherche qui sont orientés dans cette voie /Sciarretta & Guzzella. 2007/ .

4.3 Stratégie proposée : λ_PRED

4.3.1 Principe de la méthode

La stratégie de commande temps réel proposée ici (λ_PRED) s'inspire de la stratégie λ_PRES présentée dans le chapitre précédent. Le trajet du véhicule n'étant pas connu à l'avance, l'adaptation du facteur de Lagrange est réalisée différemment.

Comme pour le chapitre précédent, cas de la « tournée », les quantités avec des « chapeaux » et indicées par j indiquent les valeurs prédites sur l'horizon de prédiction. Ainsi, à l'instant i , en supposant les conditions de roulage futures connues, l'algorithme FL donne le facteur de Lagrange $\hat{\lambda}(i)$ permettant d'emmener l'état de charge de sa valeur $X(i)$ à l'instant présent $i \cdot Te$ à une valeur désirée X_{desire} à la fin de l'horizon de prédiction $(i + N_{PRED}) \cdot Te$:

$$\widehat{X}(i + N_{PRED}) = X_{desire} \quad (4.1)$$

Avec N_{PRED} le nombre d'échantillons de l'horizon glissant.

Le schéma de principe de la stratégie λ_PRED est donné figure 4.2.

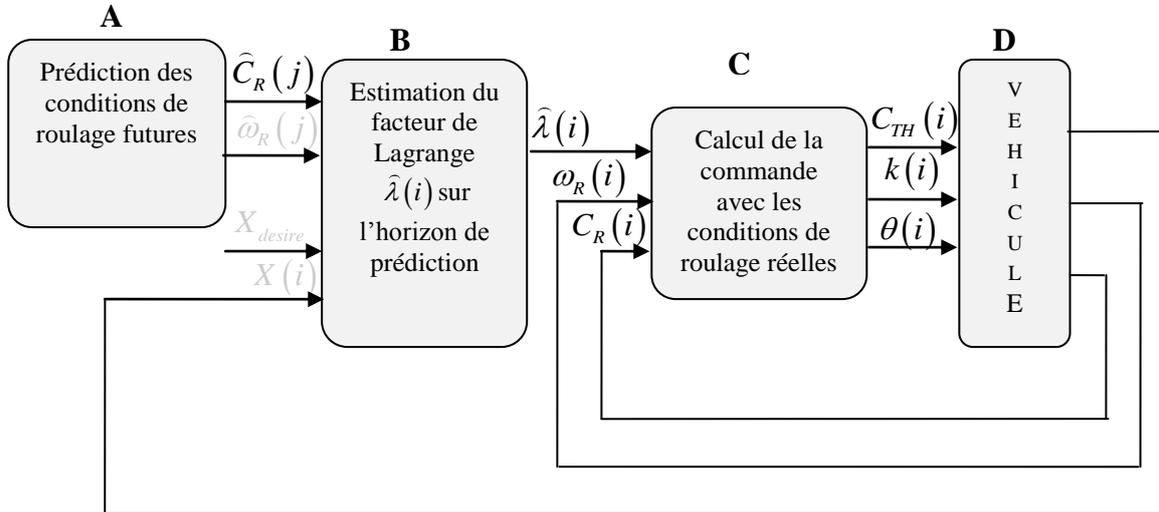


Figure 4.2 : Schéma de principe de la stratégie λ_PRED

Le schéma contient quatre blocs, outre D qui correspond au modèle véhicule :

- **Bloc A** : prédiction des conditions de roulage futures

Nous revenons sur la prédiction de roulage futures $\widehat{W}(j) = (\widehat{C}_R(j), \widehat{\omega}_R(j))^T$ dans la section 4.3.2. En considérant que ces conditions sont connues, nous montrons ci-après comment les utiliser pour la synthèse de la stratégie λ_PRED .

- **Bloc B** : Estimation de $\widehat{\lambda}(i)$:

Cela consiste, pour chaque échantillon i où une réactualisation du facteur de Lagrange $\widehat{\lambda}(i)$ est nécessaire, à estimer la valeur de $\widehat{\lambda}(i)$ satisfaisant la contrainte (4.1) à partir des conditions de roulage futures « prédites » : $\widehat{W}(j) = (\widehat{C}_R(j), \widehat{\omega}_R(j))^T, j = [i, i + N_{PRED}]$. Pour cela le problème d'optimisation suivant doit être résolu :

Problème 4.1 : à résoudre à l'instant $i \cdot T_e$

$$\left| \begin{array}{l}
 \forall j = [i, \dots, i + N_{PRED}] \\
 \bullet \text{ Critère : } J = \sum_{j=i}^{i+N_{PRED}} Q(\widehat{C}_{TH}(j), \widehat{k}(j), \widehat{\theta}(j), \widehat{W}(j)) \cdot T_e \\
 \bullet \text{ Système : } \widehat{X}(j+1) = \widehat{X}(j) - \widehat{P}_{BAT}(\widehat{C}_{TH}(j), \widehat{k}(j), \widehat{\theta}(j), \widehat{W}(j)) \cdot T_e \\
 \bullet \text{ Contraintes :} \\
 \quad C'_{TH_min}(\widehat{W}(j)) < \widehat{C}_{TH}(j) < C'_{TH_max}(\widehat{W}(j)) \\
 \quad \widehat{k}(j) \in \widehat{K}(\widehat{W}(j)) \\
 \quad \widehat{X}(i + N_{PRED}) = X_{desire}
 \end{array} \right.$$

$\widehat{u}(j) = (\widehat{C}_{TH}(j), \widehat{k}(j), \widehat{\theta}(j))$ étant le vecteur de commande, la résolution du problème 4.1 se fait par la minimisation du Hamiltonien :

$$\forall j = [i, \dots, i + N_{PRED}], \quad \widehat{u}^*(j) = \underset{\widehat{u} \in \widehat{U}(\widehat{W}(j))}{\operatorname{argmin}} \left(H(\widehat{u}(j), \widehat{X}(j), \widehat{W}(j), \widehat{\lambda}(j)) \right) \quad (4.2)$$

Avec :

$$H(\widehat{u}(j), \widehat{X}(j), \widehat{W}(j), \widehat{\lambda}(j)) = Q(\widehat{u}(j), \widehat{W}(j)) \cdot T_e - \widehat{\lambda}(j) \cdot (\widehat{X}(j) - P_{BAT}(\widehat{u}(j), \widehat{W}(j)) \cdot T_e)$$

$$\lambda(i) = \widehat{\lambda}(j) = Cste \text{ sur l'horizon de prédiction } [i, \dots, i + N_{PRED}]$$

• **Bloc C** : Calcul de la commande

Dans les commandes prédictives classiques, généralement la commande appliquée au système est la première commande calculée sur l'horizon de prédiction :

$$u(i) = \widehat{u}(i) \quad (4.3)$$

Cependant, en pratique à l'instant $i \cdot T_e$ les conditions de roulage peuvent être très différentes de celles prédites $W(i) \neq \widehat{W}(i)$ et ainsi la commande prédite $\widehat{u}(i) \in U(\widehat{W}(i))$ peut ne pas être admissible : $\widehat{u}(i) \in U(W(i))$. Pour remédier à ce problème, comme pour la stratégie λ_PRES , la commande appliquée au groupe motopropulseur est calculée en fonction des

conditions de roulage réelles $W(i) = (\omega_r(i), C_r(i))$ à l'instant $i \cdot T_e$ et de la valeur du facteur de Lagrange $\hat{\lambda}(i)$ « prédit » :

$$u(i) = \arg \min_{u \in U(W(i))} \left(H(u, X(i), W(i), \hat{\lambda}(i)) \right) \quad (4.4)$$

$$\text{avec : } H(u(i), X(i), W(i), \hat{\lambda}(i)) = Q(u(i), W(i)) \cdot T_e - \hat{\lambda}(i) \cdot (X(i) - P_{BAT}(u(i), W(i)) \cdot T_e)$$

La démarche de l'algorithme étant présentée, il ne reste plus qu'à « prédire » les conditions de roulage futures $\widehat{W}(j) = (\widehat{C}_r(j), \widehat{\omega}_r(j))^T$, $j = [i, i + N_{PRED}]$ dans le **Bloc A**, nécessaires pour résoudre le problème 4.1.

4.3.2 « Prédiction » des conditions de roulage futures

La contrainte sur l'état de charge dans le problème 4.1 s'écrit :

$$\widehat{X}(i + N_{PRED}) = X(i) - \sum_{j=i}^{i+N_{PRED}-1} P_{BAT}(\widehat{u}(j), \widehat{W}(j)) = X_{desire} \quad (4.5)$$

En faisant l'hypothèse $P_{BAT}(\widehat{u}(j), \widehat{W}(j)) \approx M_{BAT}(\widehat{C}_r(j), \widehat{\omega}_r(j), \widehat{\lambda}(i))$ déjà utilisée dans le chapitre précédent, l'équation (4.5) peut être écrite sous la forme :

$$\widehat{X}(i + N_{PRED}) = X(i) - \sum_{j=i}^{i+N_{PRED}-1} M_{BAT}(\widehat{C}_r(j), \widehat{\omega}_r(j), \widehat{\lambda}(i)) \cdot T_e = X_{desire} \quad (4.6)$$

Le problème 4.1 peut être résolu si la valeur de $\widehat{\lambda}(i)$ qui satisfait l'équation (4.6) est connue. Il

est donc nécessaire de « prédire » la quantité $\sum_{j=i}^{i+N_{PRED}-1} M_{BAT}(\widehat{C}_r(j), \widehat{\omega}_r(j), \widehat{\lambda}(i))$ qui est

fonction des conditions de roulage futures « prédites » du véhicule : $\widehat{W}(j) = (\widehat{\omega}_r(j), \widehat{C}_r(j))$.

Il est clair que la prédiction des conditions de roulage futures du véhicule avec une précision suffisante sur des horizons de plus d'une dizaine de secondes semble illusoire. Une autre approche doit donc être envisagée pour la prédiction. Remarquons pour cela que la grandeur qui doit être prédite n'est pas l'évolution temporelle (donc ordonnée) des conditions de roulage,

mais la somme : $\sum_{j=i}^{i+N_{PRED}-1} M_{BAT}(\widehat{C}_r(j), \widehat{\omega}_r(j), \widehat{\lambda}(i))$. Or, pour prédire cette somme, il est

simplement nécessaire d'être capable de prédire la distribution des conditions de roulage sur

l'horizon de prédiction et non pas les conditions de roulage à chaque futur instant $j \cdot Te$, $j \in [i, i + N_{PREV} - 1]$.

A titre d'illustration, la figure 4.3 représente deux profils de vitesse dont l'évolution temporelle de la vitesse est très différente. Ces deux profils sont construits en combinant des « morceaux » de profil dans des ordres différents. Par construction, la distribution des conditions de roulage est donc identique. L'application de l'algorithme d'optimisation globale conduit à la même valeur $\lambda(0) = -5,7 \cdot 10^{-5}$ assurant le bilan batterie nul $X(N) - X(0) = 0$.

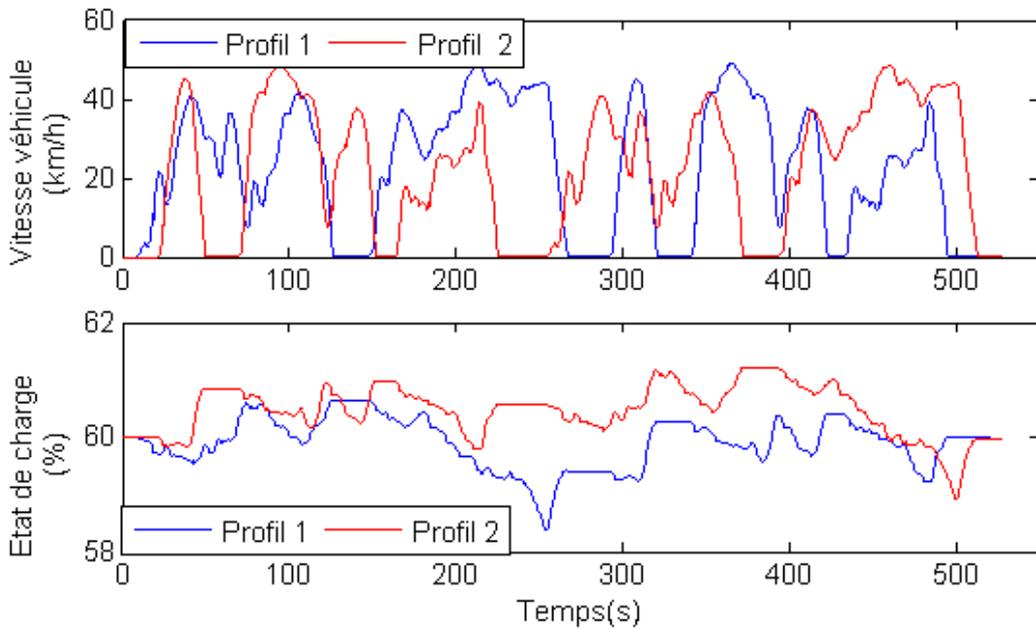


Figure 4.3 : Deux profils de vitesse ayant la même distribution de conditions de roulage

Hypothèse :

Dans le cas ou aucun appareil de navigation (GPS, télémétrie, etc) n'est utilisé pour identifier le parcours suivi par le véhicule, à l'instant présent $i \cdot Te$, la seule information disponible correspond aux conditions de roulage passées qui ont été enregistrées au fur et à mesure du roulage. Nous allons donc tirer profit de cette information pour la synthèse d'une loi de gestion en ligne.

En considérant les N_{PREV} valeurs précédentes de $(\omega_R(j), C_R(j))$, avec $j = i - N_{prev} - 1 \dots i$

L'approximation suivante est proposée :

$$\sum_{j=i}^{i+N_{PREV}-1} M_{BAT}(\hat{C}_R(j), \hat{\omega}_R(j), \hat{\lambda}(i)) = \frac{N_{PREV}}{N_{PREV}} \cdot \sum_{j=i-N_{PREV}}^i M_{BAT}(C_R(j), \omega_R(j), \hat{\lambda}(i)) \quad (4.7)$$

Cela revient à supposer que la distribution des paires $(\hat{\omega}_R(j), \hat{C}_R(j))$ sur l'horizon de prédiction $j = i, \dots, i + N_{PREL}$ sera la même que sur l'horizon passé $i - N_{PREV}, \dots, i - 1$, figure 4.4.

L'évolution de l'état de charge sur l'horizon de prédiction s'écrit donc :

$$\hat{X}(i + N_{PREL}) = \hat{X}(i) - \Delta\hat{X}(\hat{\lambda}(i)) \quad (4.8)$$

Avec :

$$\Delta\hat{X}(\hat{\lambda}(i)) = \frac{N_{PREL}}{N_{PREV}} \cdot \sum_{j=i-N_{PREV}}^i M_{BAT}(\hat{C}_R(j), \hat{\omega}_R(j), \hat{\lambda}(i)) \quad (4.9)$$

avec $\Delta\hat{X}(\hat{\lambda}(i))$ la variation d'état de charge final entre le début et la fin de l'horizon de prédiction. La valeur de $\hat{\lambda}(i)$ est donc calculée par :

$$\Delta\hat{X}(\hat{\lambda}(i)) = X_{desire} - X(i) \quad (4.10)$$

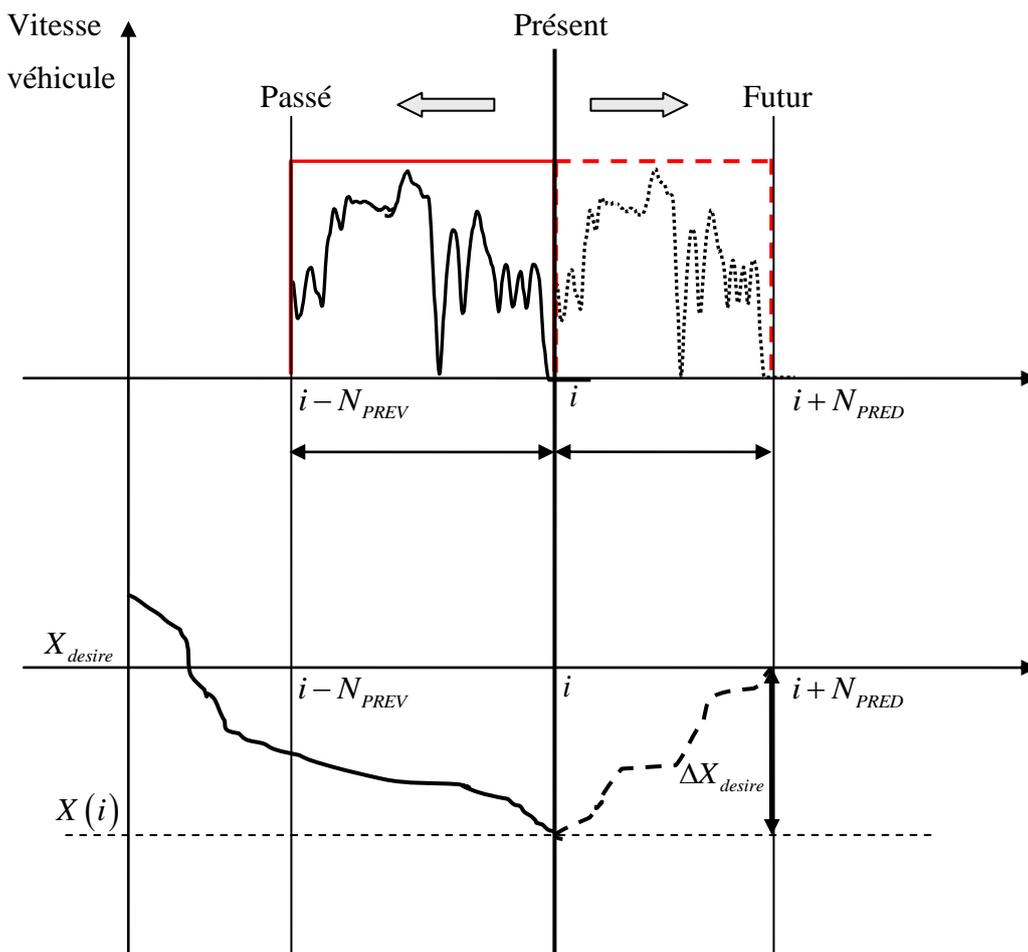


Figure 4.4 : « Prédiction » des conditions de roulage futures du véhicule

Il n'est pas forcément nécessaire de mettre à jour la valeur de $\hat{\lambda}(i)$ à chaque pas de calcul. Une stratégie de réactualisation de $\hat{\lambda}(i)$ doit donc être choisie. Cela peut être par exemple, une tolérance de déviation de l'état de charge par rapport à sa valeur nominale, la distance parcourue par le véhicule, un horizon de temps etc. Ici nous choisissons de mettre à jour $\hat{\lambda}(i)$ tous les N_λ échantillons.

Donc pour chaque valeur de $\hat{\lambda}(i)$ satisfaisant la contrainte (4.10), la résolution du problème 4.1 se fait en minimisant le Hamiltonien du système donné par :

$$\forall j = [i, i + N_{PREL}], \quad \hat{u}^*(j) = \arg \min_{\hat{u}(j) \in U(\hat{W}(j))} \left(H(\hat{u}(j), \hat{X}(j), \hat{W}(j), \hat{\lambda}(i)) \right) \quad (4.11)$$

L'algorithme global de la stratégie proposée est résumé en figure 4.5.

La stratégie ainsi proposée (λ_PREL) ne dépend donc que du choix de $\hat{\lambda}(0)$ initial, et des paramètres N_λ , N_{PREV} et N_{PREL} .

- Pour le choix de $\hat{\lambda}(0)$ en simulation, on peut commencer par n'importe quelle valeur, $\hat{\lambda}(0) = 0$ par exemple. Il faut noter qu'en pratique, le choix de la valeur initiale de $\hat{\lambda}(0)$ ne se fait qu'une seule fois dans la vie du véhicule. Pour chaque nouvelle utilisation de ce dernier, on peut imaginer faire appel aux conditions de roulage passées enregistrées lors de la dernière utilisation du véhicule.
- Le réglage des paramètres N_λ , N_{PREV} et N_{PREL} peut être confié à une méta-heuristique ou effectué de manière empirique. Il s'agit de trouver un compromis entre l'adaptation au changement des conditions de conduite, la qualité de la régulation de l'état de charge et la consommation de carburant.

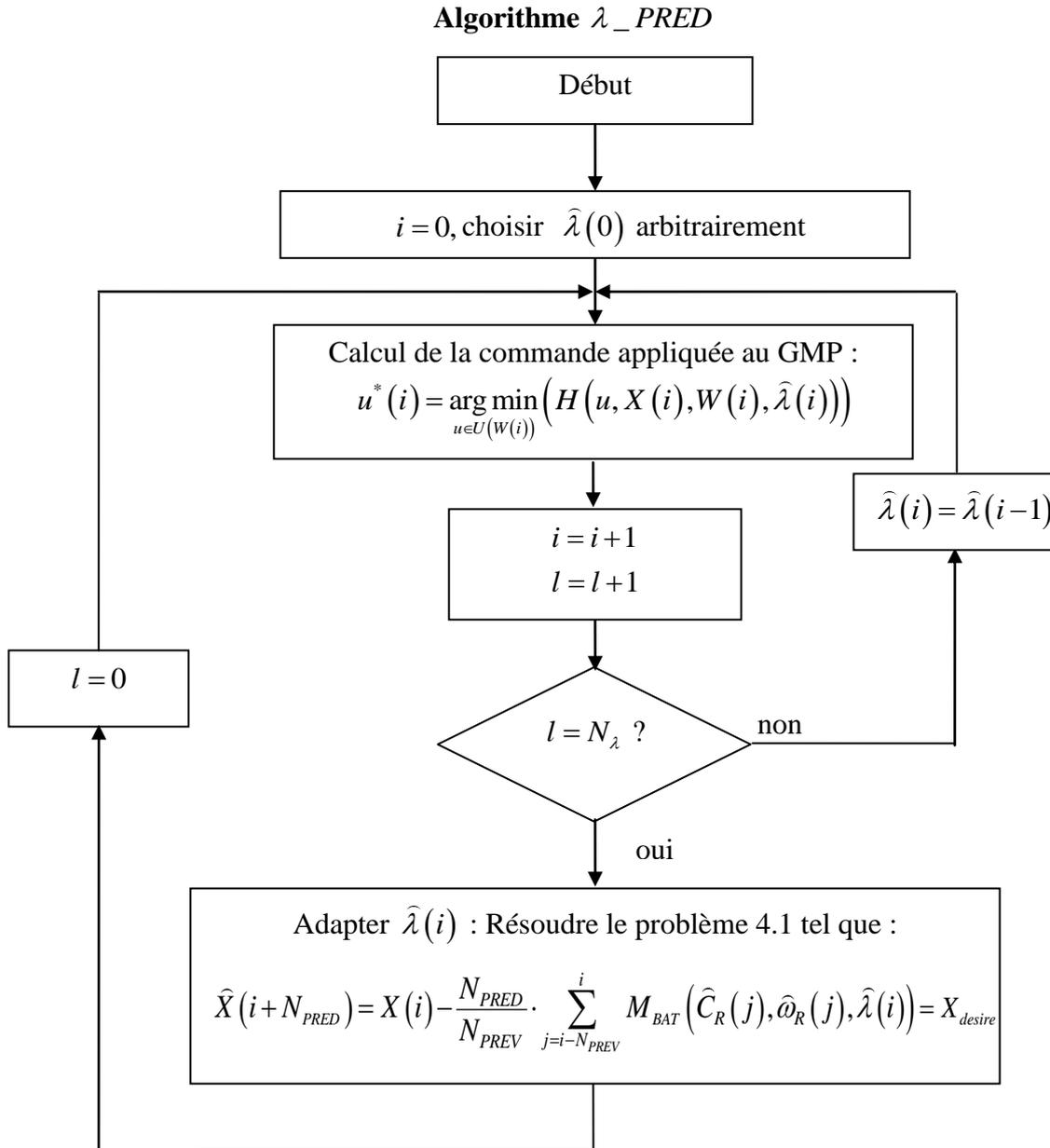


Figure 4.5 : Algorithme de la stratégie λ_PRED

4.3.3 1^{ère} validation de la stratégie λ_PRED

Avant d'illustrer le principe de fonctionnement de la stratégie λ_PRED , la stratégie est appliquée à des conditions de roulages répétitives de manière à ce que la prédiction des conditions de roulage sur la fenêtre λ_PRED soit « parfaite », figure 4.6. Pour cela, on choisit :

$$N_\lambda \cdot T_e = N_{PRED} \cdot T_e = N_{PRES} \cdot T_e = \text{Durée du cycle} / 2, \quad \hat{\lambda}(0) = 0, \quad X(0) = 60\% \quad \text{et} \quad X_{desire} = 60\% .$$

Après une seule adaptation du facteur $\hat{\lambda}(0)$, la variation finale d'état de charge obtenue est $\Delta X = -0,28\%$. L'écart s'explique principalement par la différence entre les modèles de simulation et de commande.

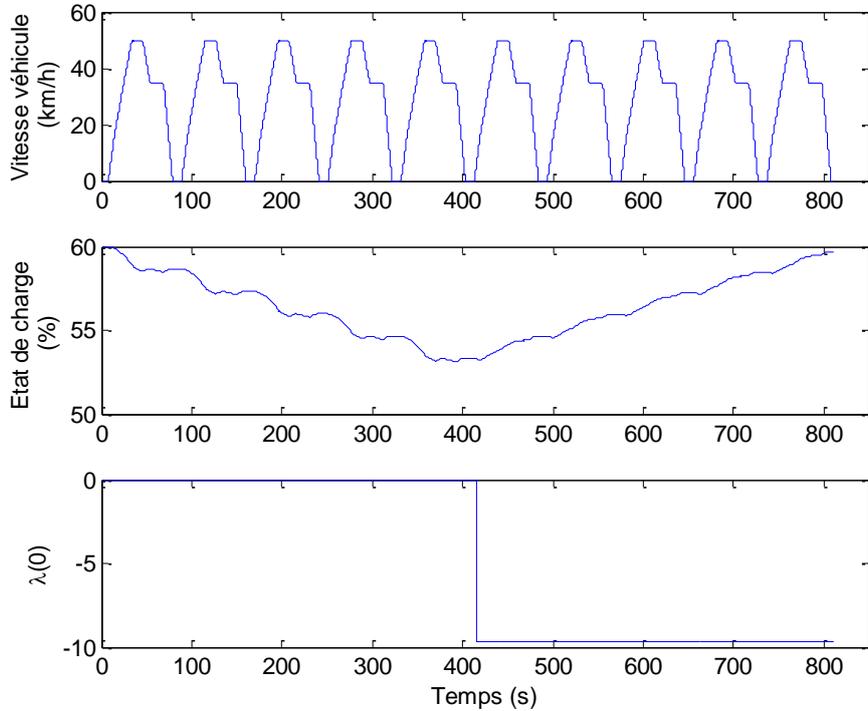


Figure 4.6 : Exemple illustratif de la stratégie λ_PRED sur un cycle répétitif

4.3.4 Résultats de simulation sur un cycle quelconque

La stratégie λ_PRED a été appliquée, en simulation, sur les deux versions de véhicules hybrides considérées.

- Choix de $\hat{\lambda}(0)$: une valeur moyenne entre trois valeurs calculées sur un parcours urbain, routier et autoroutier a été choisie.
- N_λ , N_{PREV} et N_{PRED} sont choisis d'une manière empirique afin de trouver un compromis entre les trois critères cités précédemment.
- Puissance accessoires $P_{AUX} = 150W$
- Pas d'échantillonnage $T_e = 0,1s$
- Cycle routier considéré dans le chapitre précédent

➤ Version *Berlingo-Full-hybride-Essence* :

Pour cette configuration nous avons choisi $N_\lambda = N_{PREV} = N_{PRED} = 1000$ échantillons (100 s). Les résultats sont donnés en figure 4.7 et figure 4.8. Les résultats équivalents dans le cas de l'optimisation globale (le cycle de vitesse connu à l'avance) sont aussi donnés.

La variation globale d'état de charge obtenue après 7 adaptations du facteur $\hat{\lambda}(i)$ est de 0,45% ($X(N) = 60,45\%$). La consommation de carburant équivalente est de 6,08l/100km à même état de charge final. La consommation optimale obtenue si le cycle était connu à l'avance est de 6,05l/100km. La dégradation des performances liée à l'utilisation d'une stratégie temps réel est donc seulement de 0,5%.

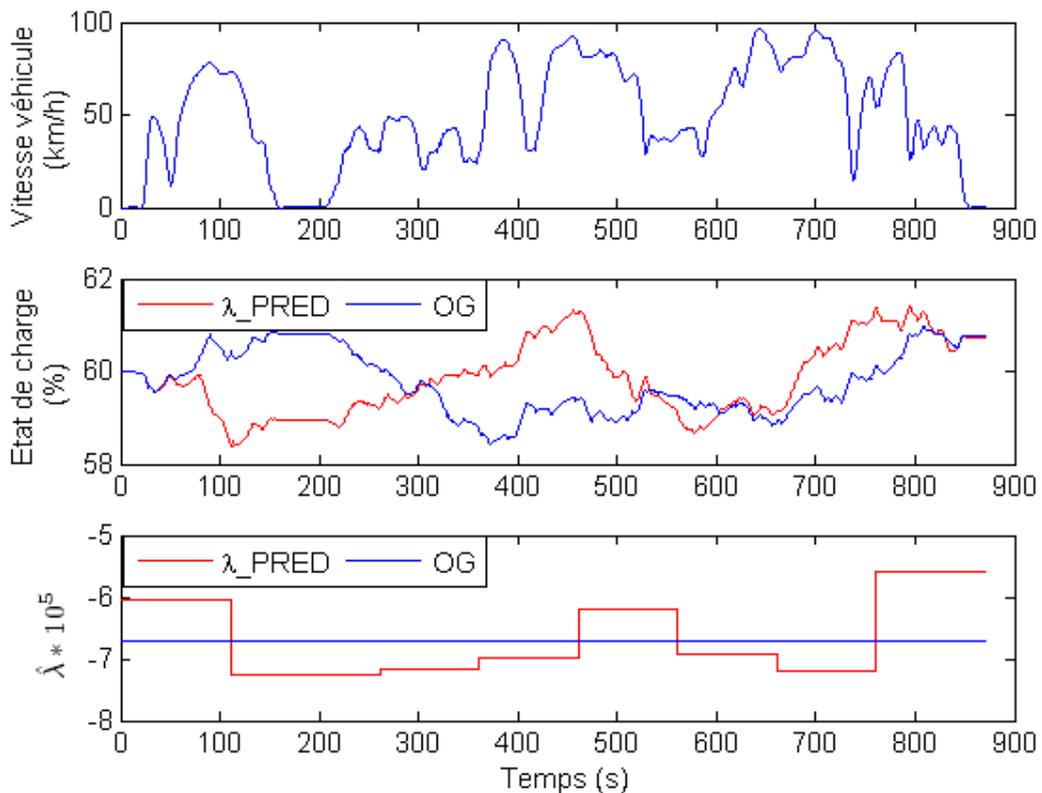


Figure 4.7 : Résultats obtenus avec la stratégie λ_PRED sur la version *Berlingo-Full-hybride-Essence*

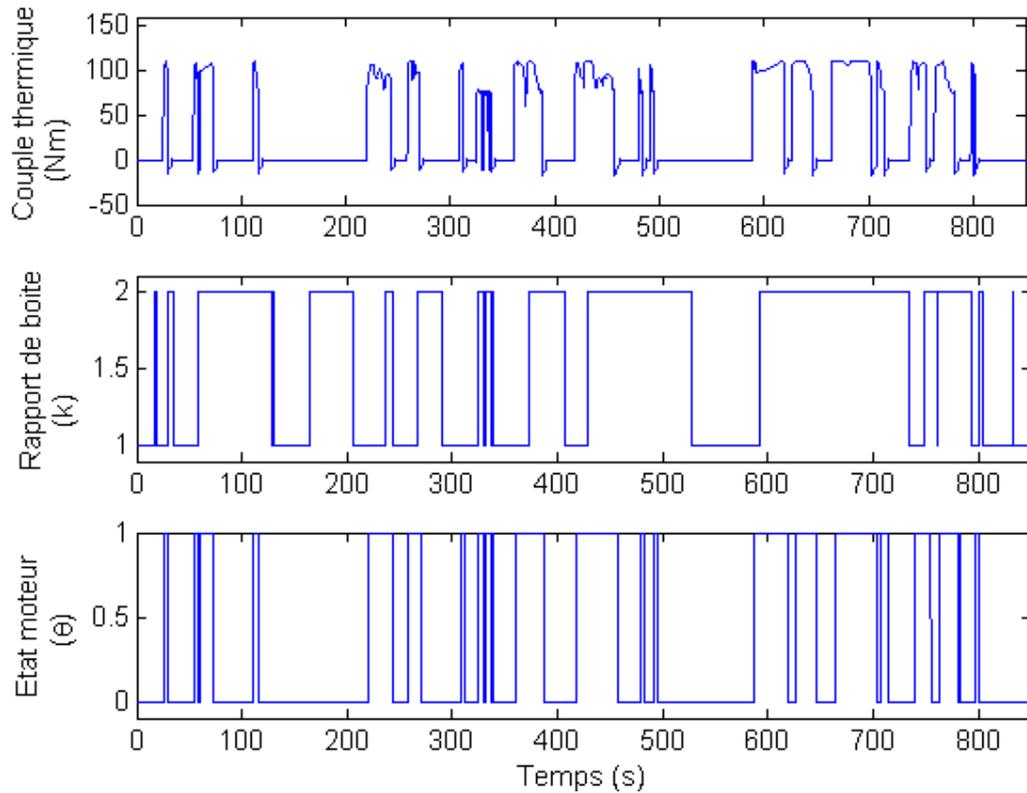


Figure 4.8 : Variables de commandes obtenues avec la stratégie λ_PRED sur la version Berlingo-Full-hybride-Essence

Nb : On peut remarquer que la première réactualisation de la $\hat{\lambda}(i)$ n'a lieu qu'après les premières 100 secondes, ce qui est normal, car dans les N_{PRED} échantillons considérés, les instants d'arrêts du véhicule ne sont pas pris en compte.

➤ *Version Clio-Mild-hybrid-diesel*

La capacité de la batterie étant moins importante que dans la version *Berlingo-Full-hybride-Essence*, sa recharge ou sa décharge est donc plus rapide. Afin de mieux garantir la « régulation » de l'état de charge, le réglage des paramètres est :

$$N_{PREV} = N_{PRED} = 1000 \text{ et } N_{\lambda} = 100.$$

En considérant le même cycle routier que précédemment, les résultats sont donnés figure 4.9 et figure 4.10. La variation d'état de charge finale obtenue est de 1,68% ($X(N) = 61,68\%$). La consommation de carburant équivalente est de 3,02 l/100km, ce qui fait 1,34% de plus que l'optimisation globale à même état de charge final (2,98 l/100km).

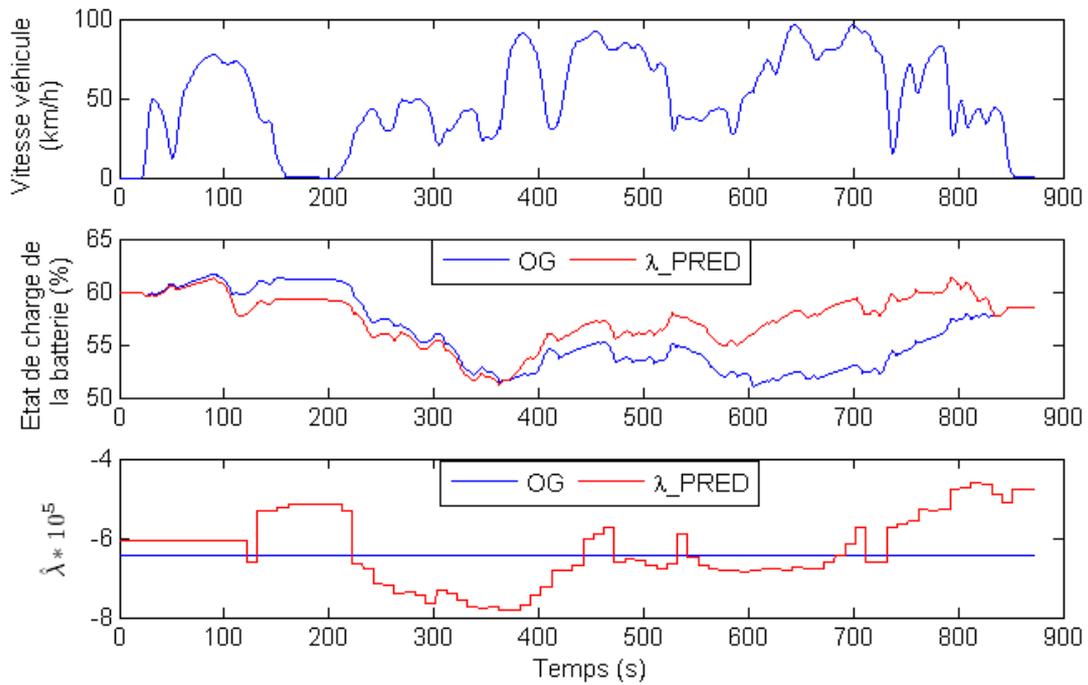


Figure 4.9 : Résultats obtenus avec la stratégie λ_PRED sur la version Clio-Mild-hybrid-diesel

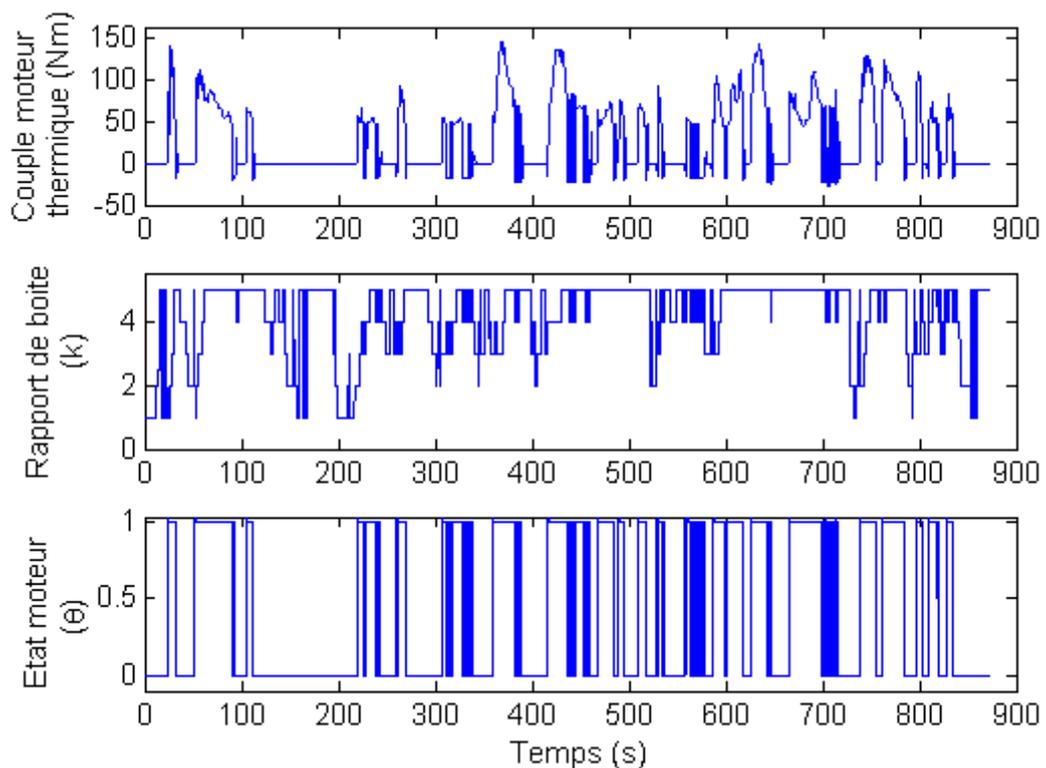


Figure 4.10 : Variables de commandes obtenues avec la stratégie λ_PRED sur la version Clio-Mild-hybrid-diesel

Remarque 4.1 :

Pour évaluer les performances de la méthode proposée, ainsi que la pertinence de la régulation de l'état de charge lors des variations importantes de conditions de roulage (ex : quitter un parcours urbain et entamer un parcours autoroutier), la stratégie λ_PRED a été appliquée sur un cycle de vitesse représentant un trajet complet englobant différentes conditions de roulage : il combine un parcours urbain, routier et autoroutier en aller retour (issus de mesures réelles) , la durée du trajet est de 4239 s et la distance totale de 58 km.

Les résultats sont donnés sur la version *Berlingo-Full-hybride-Essence*, figure 4.11. La déviation globale de l'état de charge à la fin du cycle est de -0,38%, et la consommation équivalente est de 7,27 l/100km, c'est-à-dire 1,75% de plus que l'optimisation globale à même variation d'état de charge finale (7,14 l/100km). La valeur de $\hat{\lambda}(0)$ estimée sur le trajet oscille toujours autour de la valeur optimale et l'évolution de l'état de charge de la batterie reste dans une plage de variation de $\pm 5\%$ de sa valeur nominale (60%). Ces « bonnes » propriétés garanties par l'algorithme assurent une consommation de carburant proche de l'optimale, même si le cycle était interrompu avant la fin.

On remarque aussi que pendant les transitions de passage d'un type de conduite à un autre (ex : routier vers autoroutier), indiqués figure 4.11, l'état de charge diverge un peu de l'état nominal (-3,3% pour le premier point « 1 », et +2,5% au deuxième point « 1 »). Néanmoins après trois actualisation de $\hat{\lambda}(i)$ l'état de charge revient à sa valeur minimale, indiquée par les points « 2 ».

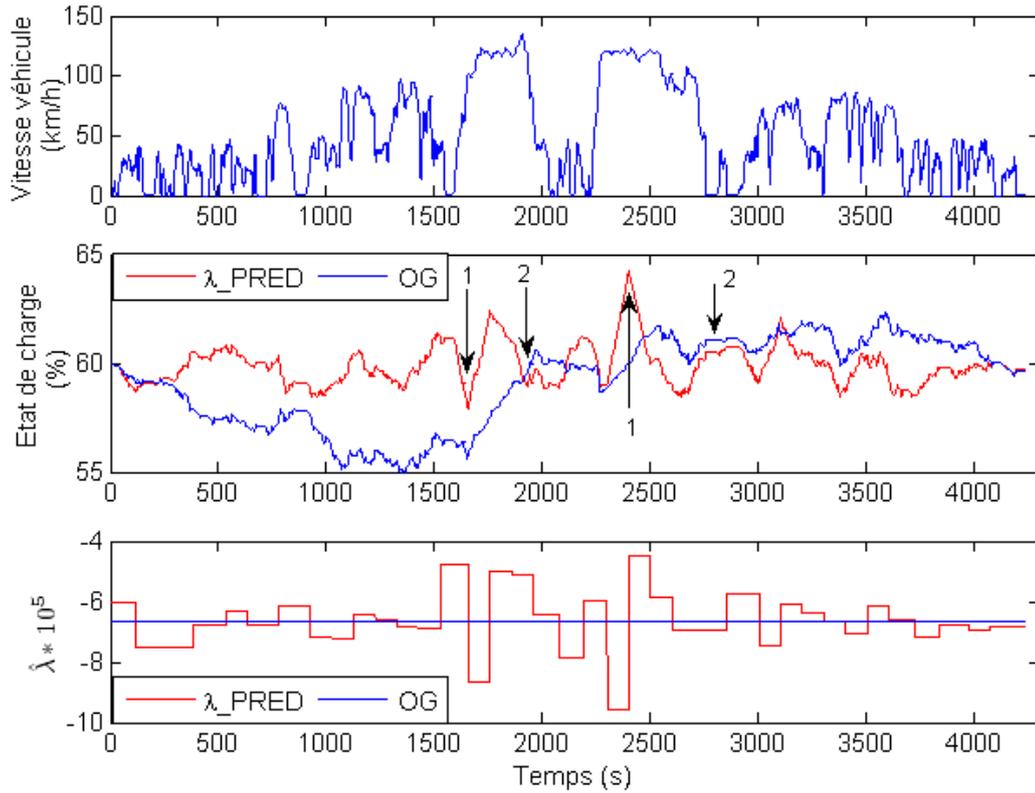


Figure 4.11 : Résultats de la stratégie λ_PRED sur le cycle mixte : version Berlingo-Full-hybride-Essence

Remarque 4.2 :

La stratégie proposée étant destinée à commander le véhicule en ligne, les démarrages/arrêts du moteur thermique et les changements des rapports de boîte doivent être réalistes. Un filtrage de ces derniers est donc nécessaire. La même stratégie de filtrage que celle proposée au chapitre précédent est appliquée ici. Les figure 4.12 et figure 4.13 montrent un exemple en utilisant la version *Clio-Mild-hybrid-diesel*. Les rapports sont imposés et le coût associé au démarrage est $P_{CARB} = 0,3g/s$. Les résultats suivants ont été obtenus :

- une réduction des démarrages/arrêts du moteur thermique de 270 à 22 et des changements de rapports de boîte de 398 à 36 ;
- la variation d'état de charge finale est de -1,55% avec une consommation de carburant de 3,1 l/100km. Dans les mêmes conditions, c'est-à-dire à même variation d'état de charge finale et avec filtrage des rapports et l'état moteur, la consommation obtenue en connaissant le cycle de vitesse à l'avance est de 3,05 l/100km (-1,7%) pour un $\lambda(0) = -6,44 \times 10^{-5}$;

- la consommation minimale (connaissance du cycle a priori et sans filtrage) est de 2,95 l/100km pour $\lambda(0) = -5,34 \times 10^{-5}$, c.-à-d. que le filtrage (notamment les rapports de boîte imposés) à lui seul engendre une surconsommation de 3,5%.

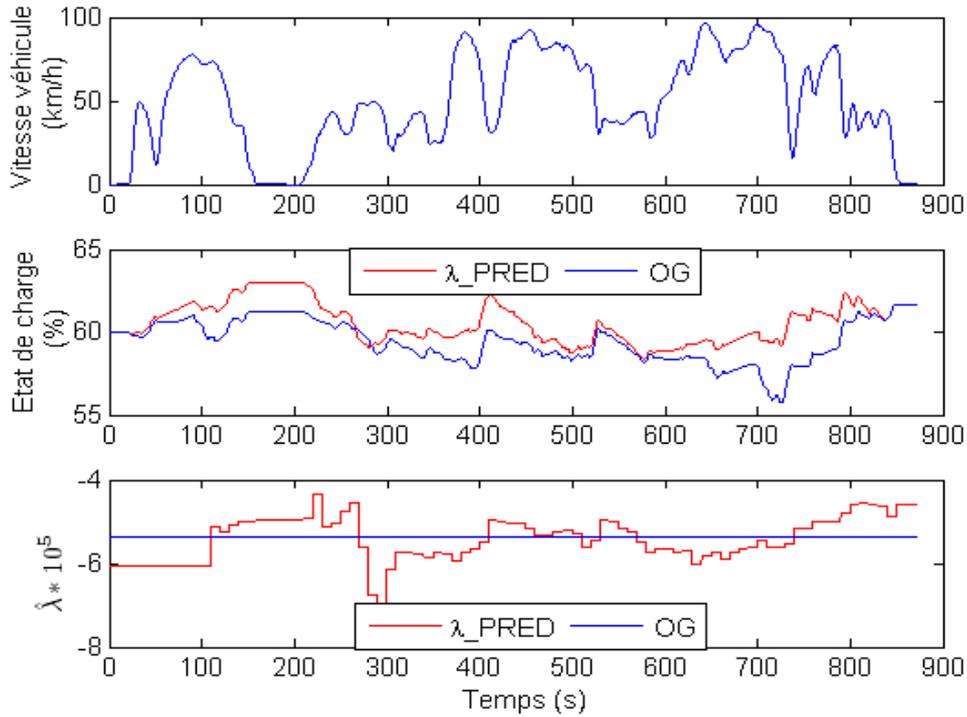


Figure 4.12 : Résultats obtenus avec la stratégie λ_PRED sur la version Clio-Mild-hybrid-diesel avec filtrage d'état moteur et rapports de boîte imposés

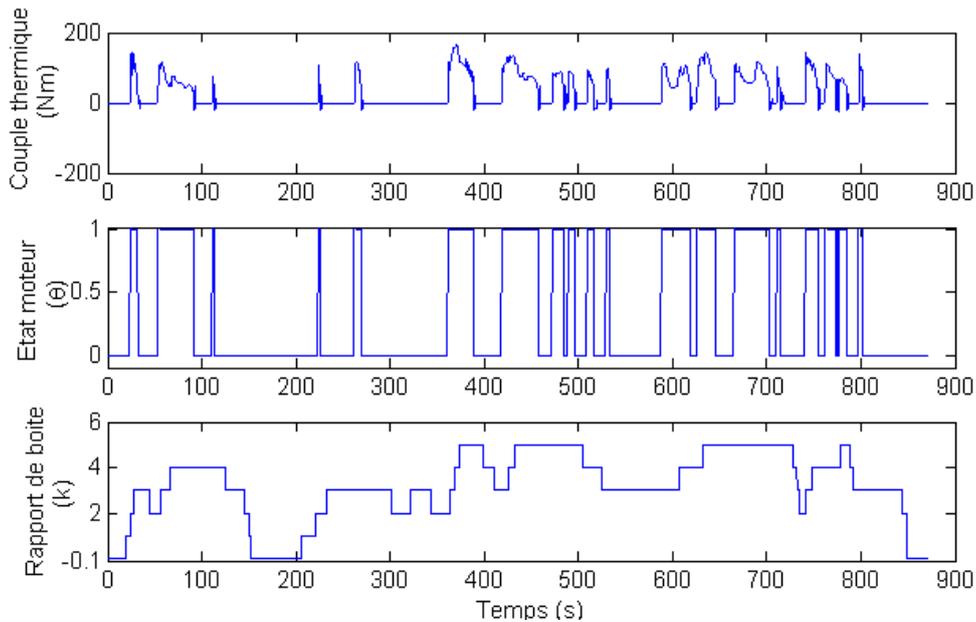


Figure 4.13 : Variables de commandes obtenues en utilisant la stratégie λ_PRED avec filtrage des états moteur et rapports de boîte imposés

Pour aller plus loin dans l'évaluation de la stratégie λ_PRED , la consommation de carburant est tracée en fonction de plusieurs variations d'état de charge final et est donnée figure 4.14. L'écart moyen de consommation entre la stratégie temps réel (λ_PRED) et l'optimum atteignable (OG avec filtrage) en fonction de la variation globale d'état de charge est inférieure à 3%.

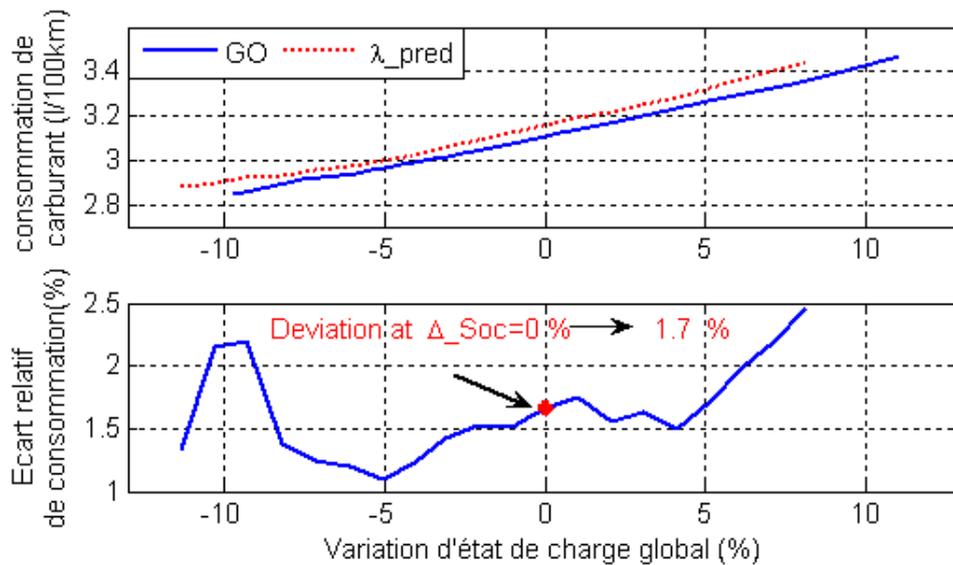


Figure 4.14 : Ecart relatif de consommation de carburant entre λ_PRED et l'algorithme d'OG avec filtrage des états moteur et rapports de boîte imposés

La pertinence de la stratégie λ_PRED dépend de la pertinence de l'hypothèse posée sur les conditions de roulage futures. Dans le cas de faibles erreurs de prédiction les résultats de simulation trouvés sur plusieurs cycles de vitesse sont proches de l'optimum et sont donc satisfaisants. Néanmoins la robustesse de l'approche proposée n'a pas été vérifiée et fait l'objet du paragraphe suivant.

4.4 Robustesse par rapport aux erreurs de prédictions

La stratégie proposée peut, sous certains aspects, s'apparenter à une régulation de l'état de charge. Néanmoins, elle permet également de prendre en compte la consommation de carburant. En effet, la régulation seule de l'état de charge pourrait être très performante en utilisant des techniques classiques de commande. Le problème dans ce cas est de pénaliser la consommation de carburant.

A l'opposé, utiliser des valeurs de N_{PRED} élevées permet de favoriser la gestion énergétique (sous réserve que la prédiction soit suffisamment précise sur l'horizon considéré) mais peut aboutir à des trajectoires d'état de charge qui s'écartent fortement de la valeur cible X_{desire} .

Le compromis fait est d'essayer de garantir une borne sur l'erreur d'état de charge $X_{desire} - x(i)$, non pas à chaque instant i , mais uniquement tous les N_{PRED} échantillons. C'est-à-dire que l'état de charge est « libre » d'évoluer pendant l'horizon de prédiction et on essaye de garantir qu'à la fin de l'horizon de prédiction, malgré les erreurs de prédiction, l'état de charge revient bien vers la consigne.

La contrainte sur l'état de charge final à la fin de l'horizon de prédiction s'écrit :

$$X(i + N_{PRED}) = X(i) - \sum_{j=i}^{i+N_{PRED}-1} M_{BAT}(\widehat{W}(j), \widehat{\lambda}(i)) \cdot T_e = X_{desire} \quad (4.12)$$

La connaissance de la quantité $\sum_{j=i}^{i+N_{PRED}-1} M_{BAT}(\widehat{W}(j), \widehat{\lambda}(i))$ étant difficile voire impossible, l'hypothèse précédente est conservée, correspondant à l'approximation (4.7), pour la synthèse de la stratégie λ_{-PRED} . L'équation (4.12) s'écrit donc :

$$X(i + N_{PRED}) = X(i) - \frac{N_{PRED}}{N_{PREV}} \cdot \sum_{j=i-N_{PREV}}^i M_{BAT}(W(j), \widehat{\lambda}(i)) = X_{desire} \quad (4.13)$$

Soit $\delta(W(j), \widehat{W}(j), \widehat{\lambda}(i))$ l'erreur sur l'état de charge final due à l'approximation des conditions de roulage sur l'horizon de prédiction, tel que :

$$\begin{aligned} \delta(W(j), \widehat{W}(j), \widehat{\lambda}(i)) &= \sum_{j=i}^{i+N_{PRED}-1} M_{BAT}(\widehat{W}(j), \widehat{\lambda}(i)) - \frac{N_{PRED}}{N_{PREV}} \cdot \sum_{j=i-N_{PREV}}^i M_{BAT}(W(j), \widehat{\lambda}(i)) \\ &= X(i + N_{PRED}) - X_{desire} \end{aligned} \quad (4.14)$$

Et posons :

$$v(i) = -\frac{N_{PRED}}{N_{PREV}} \cdot \sum_{j=i-N_{PREV}}^i M_{BAT}(W(j), \widehat{\lambda}(i)) \quad (4.15)$$

L'équation (4.13) devrait s'écrire alors comme suit :

$$X(i + N_{PRED}) = X(i) + v(i) + \delta(W(j), \widehat{W}(j), \widehat{\lambda}(i)) \quad (4.16)$$

Si la prédiction des conditions de roulage sur l'horizon de prédiction est « parfaite », l'erreur est nulle $\delta(W(j), \widehat{W}(j), \widehat{\lambda}(i)) = 0$ et $v(i) = X(i + N_{PREL}) - X(i)$.

Plusieurs simulations effectuées sur différents cycles de conduite montrent que l'erreur de prédiction $|\delta(W(j), \widehat{W}(j), \widehat{\lambda}(i))|$ à la fin de chaque horizon de prédiction n'est évidemment pas nulle, mais peut être bornée :

$$|\delta(W(j), \widehat{W}(j), \widehat{\lambda}(i))| < \delta_{\max} \quad (4.17)$$

Par exemple, l'erreur maximale à la fin de chaque horizon de prédiction N_{PREL} ($|X(i + N_{PREL}) - X_{desire}|$) sur le cycle combiné de la figure 4.11 est de $|\delta_{\max}| \approx 4\%$.

Afin de simplifier l'étude, on considère $N_{PREL} = N_{PREV} = N_{\lambda}$ et pour des raisons de clarté, la notation suivante sera adoptée pour la suite : $Z(i \cdot N_{PREL}) = Z_i$. L'équation (4.16) peut donc s'écrire avec la variable v_i comme variable de commande :

$$X_{i+1} = X_i + v_i + \delta_i \quad (4.18)$$

On considère également une perturbation faiblement variable dans le temps par rapport aux dynamiques mises en œuvre : $p_i \approx p_{i+1}$. L'équation (4.18) devient alors :

$$X_{i+1} = X_i + v_i + \delta_i + p_i \quad (4.19)$$

Ainsi l'équation d'état (4.19) est sujette à une « perturbation » δ_i bornée en norme et une perturbation persistante p_i ; par exemple, une consommation d'énergie électrique non modélisée (climatisation électrique, désembuage, etc.).

L'objectif étant de réguler l'état de charge de la batterie X_i à un état désirée X_{desire} à la fin de chaque horizon de prédiction, on peut utiliser, par exemple, un régulateur proportionnel. Dans ce cas l'expression de la loi de commande est avec L un gain :

$$v_i = L \cdot (X_{desire} - X_i) \quad (4.20)$$

Le système en boucle fermée :

$$X_{i+1} = (1 - L) \cdot X_i + L \cdot X_{desire} + \delta_i + p_i \quad (4.21)$$

Si on considère la perturbation constante : $p_{i+1} = p_i = p$ et que l'erreur de prédiction δ_i est bornée (i.e $|\delta_i| \leq \delta_{\max}$), après une phase transitoire correspondant au temps de réponse de la boucle fermée, l'erreur sur l'état de charge à la fin de chaque horizon de prédiction N_{PRED} est bornée par :

$$|\varepsilon_i| < \frac{\delta_{\max}}{1-|1-L|} + \frac{|p|}{|L|} \quad (4.22)$$

Afin de pouvoir éliminer les perturbations faiblement variables dans le temps un intégrateur est ajouté dans le régulateur.

4.4.1 Correcteur Proportionnel-Intégral

Dans ce cas figure 4.15 :

$$v_i = -L_1 \cdot X_i - L_2 \cdot \xi_i \quad (4.23)$$

avec : $L_1, L_2 \in \mathbb{R}$ sont deux gains, et ξ_i un état additionnel tel que :

$$\xi_{i+1} = \xi_i + X_{\text{desire}} - X_i \quad (4.24)$$

On définit l'état augmenté : $\bar{x}_i = \begin{pmatrix} X_i \\ \xi_i \end{pmatrix}$, la consigne $y_{ci} = X_{\text{desire}}$ et $w_i = \begin{bmatrix} \delta_i \\ p_i \end{bmatrix}$ le vecteur des perturbations. Le modèle s'écrit alors sous la forme :

$$\bar{x}_{i+1} = A \cdot \bar{x}_i + B_1 \cdot y_{ci} + B_2 \cdot w_i \quad (4.25)$$

$$\text{avec : } A = \begin{bmatrix} 1-L_1 & -L_2 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Les deux gains L_1 et L_2 sont choisis de manière à ce que la matrice A soit stable. Des performances additionnelles peuvent évidemment être ajoutées. Cela peut se faire par un placement de pôles ou par une commande linéaire quadratique (LQ) par exemple.

On démontre que si la boucle fermée est stable, après le transitoire, l'erreur sur l'état de charge est bornée indépendamment de p_i par :

$$|X_{\text{desire}} - X_i| < \frac{1}{1-|1-A|} \cdot \delta_{\max} \quad (4.26)$$

Pour résumer, au lieu d'estimer $\hat{\lambda}$ tel que : $X_{i+1} = X_{desire}$ avec X_{desire} une consigne constante d'état de charge à la fin de l'horizon de prédiction (ex : $X_{desire} = 60\%$), il s'agit de calculer $\hat{\lambda}$ tel que $X_{i+1} = X_{desire} = X_i + v_i$ avec v_i une commande calculée par retour d'état avec intégrateur (équation(4.23)), figure 4.15.

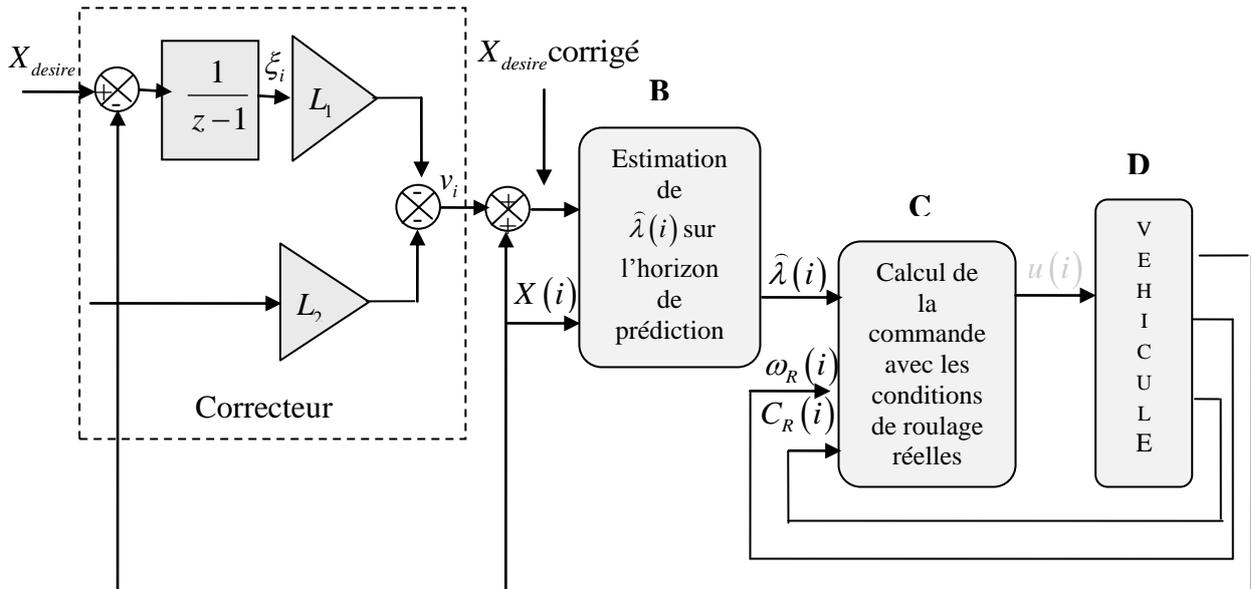


Figure 4.15 : Régulation de l'état de charge visé

4.4.2 Exemple de validation

On considère pour cela la version *Clio-Mild-hybrid-diesel* avec filtrage d'état moteurs et rapports de boîte imposés.

On suppose que la climatisation électrique se met en route ce qui correspond à une consommation quasiment constante de 2 kW ($P_{AUX} = 2kW$) le long du trajet considéré et génère un courant supplémentaire de 48A. La figure 4.16 montre les résultats obtenus dans les deux cas considérés : avec correction proportionnelle (en bleu), avec un proportionnel intégral (en rouge).

- Proportionnel : $v_i = X_{desire} - X_i$ avec $X_{desire} = cste = 60\%$

La variation d'état de charge final est de -8,26% ($X(N) = 51,47\%$) et la consommation de carburant est de 3,97l/100km.

➤ Proportionnel intégral : $v_i = -L_1 \cdot X_i - L_2 \cdot \xi_i$

Les gains du contrôleur sont trouvés par placement de pôles : $L_1=1,009$ et $L_2 = -0,9030$. Bien entendu, un compromis entre la dynamique du système en boucle fermée, l'« amplification » des perturbations via le terme $(1-|1-A|)^{-1} \cdot \delta_{\max}$ et la consommation de carburant a été trouvé.

L'intégrateur permet de rejeter la perturbation, la variation d'état de charge finale est seulement de -0,53% avec une consommation de 4,23l/100km.

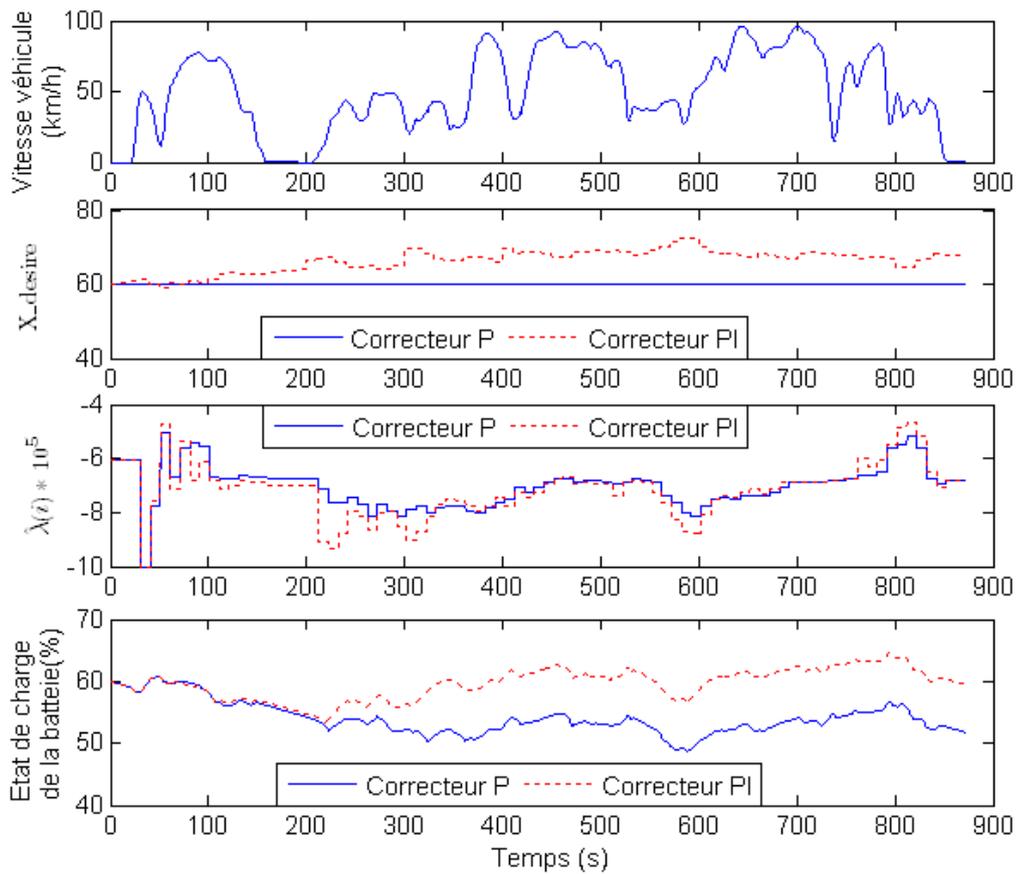


Figure 4.16 : Comparaison des deux régulateurs

En plus de la bonne régulation de l'état de charge de la batterie, la consommation de carburant obtenue en temps réel n'est que de 1,9% supérieure à l'optimum global (à même variation d'état de charge, la consommation avec connaissance du cycle est de 4,15l/100km).

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, une loi de gestion d'énergie applicable en ligne a été proposée. Il s'agit d'une adaptation temps réel de l'algorithme FL dans le cas où le parcours du véhicule est inconnu. L'hypothèse réalisée a consisté à supposer que les conditions de roulage ne changent pas de façon radicale sur des fenêtres temporelles de longueur raisonnable. Dit autrement, il y a « peu » de transitions franches dans la *distribution* des conditions de roulage dans un trajet de type parcours routier, ville ou autoroute, en tout cas leur nombre est faible en comparaison des conditions de roulage type. Les erreurs inévitables faites sur ces transitions (le temps à l'algorithme de modifier sa stratégie) sont alors faibles et l'algorithme est viable en temps réel. Il consiste à adapter le facteur de Lagrange λ en ligne en utilisant les conditions de roulage passées du véhicule enregistrées au fur et à mesure du roulage. L'état de charge du stockeur est ainsi régulé, évitant une dérive importante de ce dernier. Les avantages de cette méthode sont :

- Seule la valeur de $\hat{\lambda}(i)$ doit être prédite
- La loi de commande appliquée au système est calculée en temps réel avec les conditions de roulage réelles et la valeur de $\hat{\lambda}(i)$. Cela permet d'assurer que la commande ainsi générée est admissible vis-à-vis de toutes les contraintes liées aux conditions de roulage effectif du véhicule.

Les deux stratégies de commande proposées λ_PRES et λ_PRED ont été testées en temps réel sur un banc d'essai dynamique, ainsi que le véhicule conventionnel équivalent. Cela fera l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 5 : Expérimentation : validation des stratégies proposées

5.1 Introduction.....	153
5.2 Présentation du banc moteur du LTE (INRETS) et du système d'analyse de la pollution. 154	
5.2.1 Banc d'essais dynamiques.....	154
5.2.2 Banc moteur dynamique et système d'analyse de pollution de l'INRETS (partie hardware)	156
5.2.3 Partie Software (VEHIL).....	159
5.2.4 Communication logiciel/matériel (Dspace).....	160
5.2.5 Fonctionnement du banc moteur	161
5.3 Conditions d'essais :	162
5.4 Cycle de vitesse choisis.....	164
5.5 Validation des résultats expérimentaux.....	165
5.5.1 Les composants du banc	165
5.5.2 Comparaison simulation/mesures.....	168
5.5.3 Comparaison du véhicule hybride optimisé (FL) et le véhicule conventionnel (référence)	170
5.6 Évaluation des stratégies de commande temps réel proposées	171
5.6.1 Stratégie λ_PRES temps réel.....	171
5.6.2 Stratégie temps réel λ_PRED	175
5.6.3 Mesures de polluants	182
5.7 Conclusion	188

5.1 Introduction

Après avoir validé les stratégies de gestion d'énergie proposées en simulation, ce chapitre aborde la validation expérimentale de ces dernières. La figure 5.1 résume la démarche suivie en commençant par la synthèse de lois de gestion d'énergie hors ligne en utilisant des modèles simplifiés jusqu'à la validation temps réel avec des composants réels.

Rappelons qu'en simulation, nous avons étudié deux versions du véhicule hybride : le prototype hybride du LAMIH (*Berlingo-Full-hybride-Essence*) et la version *Clio-Mild-hybrid-diesel* qui correspond au groupe motopropulseur présent sur le banc moteur de l'INRETS. Pour les résultats expérimentaux présentés dans ce chapitre, c'est la version *Clio-Mild-hybrid-diesel* qui a été utilisée.

La stratégie d'optimisation globale (FL) et les deux stratégies temps réel proposées ici (λ_PRES et λ_PRED) ont été appliquées en utilisant deux types de conditions de roulage (2 profils de vitesse) : urbain et périurbain (routier). En outre, bien qu'elles ne soient pas prises en compte dans le critère d'optimisation¹⁵, des mesures de quelques émissions polluantes ont été faites, notamment le dioxyde de carbone (CO_2), le monoxyde de carbone (CO) et les oxydes d'azote (NO_x).

Dans l'objectif d'étudier l'apport de l'hybridation, des essais sur les mêmes profils ont été réalisés avec un groupe motopropulseur conventionnel, i.e. en utilisant uniquement le moteur thermique.

Dans la première partie, le banc moteur dynamique et le système d'analyse des polluants de l'INRETS seront présentés, puis les résultats expérimentaux analysés. Après la validation des réponses des différents composants du banc et afin de valider le modèle global de simulation, une comparaison entre les résultats expérimentaux et ceux issus de la simulation sera faite. Enfin, un bilan des gains en consommation de carburant et certaines émissions polluantes sera présenté pour les différentes stratégies de commande proposées et les cycles de vitesse étudiés.

¹⁵ Hormis le CO_2 qui lui a été considéré implicitement dans le critère.

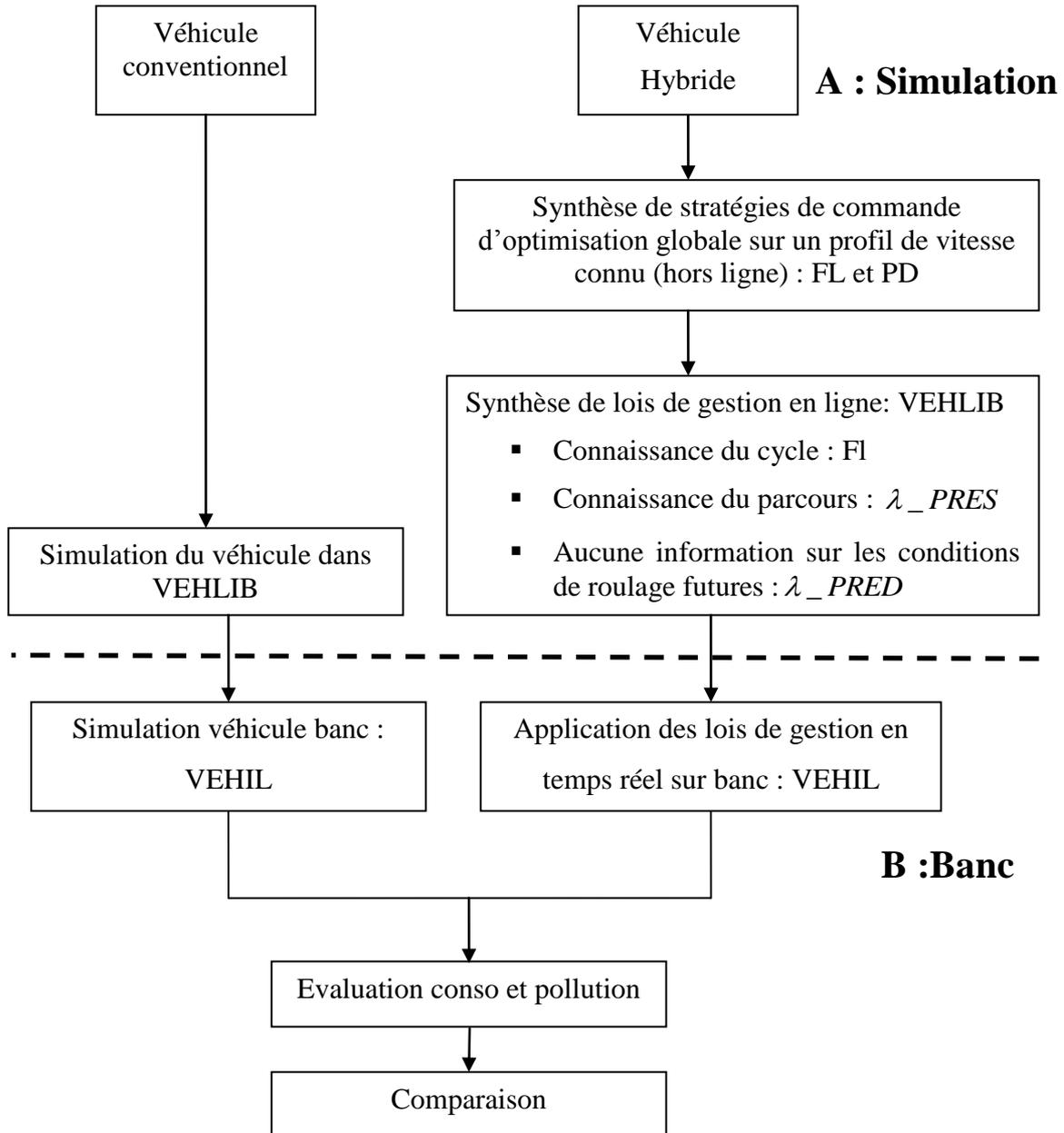


Figure 5.1 : Démarche simulation/banc

5.2 Présentation du banc moteur du LTE (INRETS) et du système d'analyse de la pollution

5.2.1 Banc d'essais dynamiques

L'utilisation des bancs d'essais dans le processus du développement pour évaluer et étudier les différents composants d'un véhicule conventionnel ou hybride, est largement adoptée chez les industriels automobiles. L'intérêt de cette démarche relève du concept HIL (Hardware In the Loop ou simulation semi-virtuelle) /Liang & al. 2005/, /Xiaoming & al. 2006/ qui y est souvent

associé. Il s'agit d'introduire dans une même boucle, des éléments réels (partie matérielle) implantés sur la plateforme d'essai, et d'autres simulés (partie logicielle). Les deux parties, matérielle et logicielle, sont connectées entre elles à travers des systèmes de dialogue telles que les cartes d'acquisition/commandes de type Dspace. Les avantages d'utiliser des moyens d'essais dynamiques au lieu d'un véhicule complet sont :

- leur relative facilité de mise en œuvre ;
- la possibilité de simuler plusieurs motorisations, technologies, dimensionnements, architectures par changement de quelques composants ;
- le prix réduit par rapport à des essais sur véhicule ;
- une meilleure reproductibilité des conditions d'essais en particulier en ce qui concerne les composants simulés et le profil de vitesse suivi.

Rappelons que le groupe motopropulseur hybride étudié ici est issu de l'hybridation d'un groupe motopropulseur thermique conventionnel d'une Renault Clio 1,5 DCI, figure 4.4. Le groupe motopropulseur thermique dont le schéma est donné en figure 5.3 (A) sera appelé : *Clio_conv* ; la version hybride, figure 5.3 (B) étant toujours appelée *Clio-Mild-hybrid-diesel*. Elle est obtenue en ajoutant une machine électrique au groupe motopropulseur *Clio_conv*.



Figure 5.2 : Véhicule de référence Renault Clio

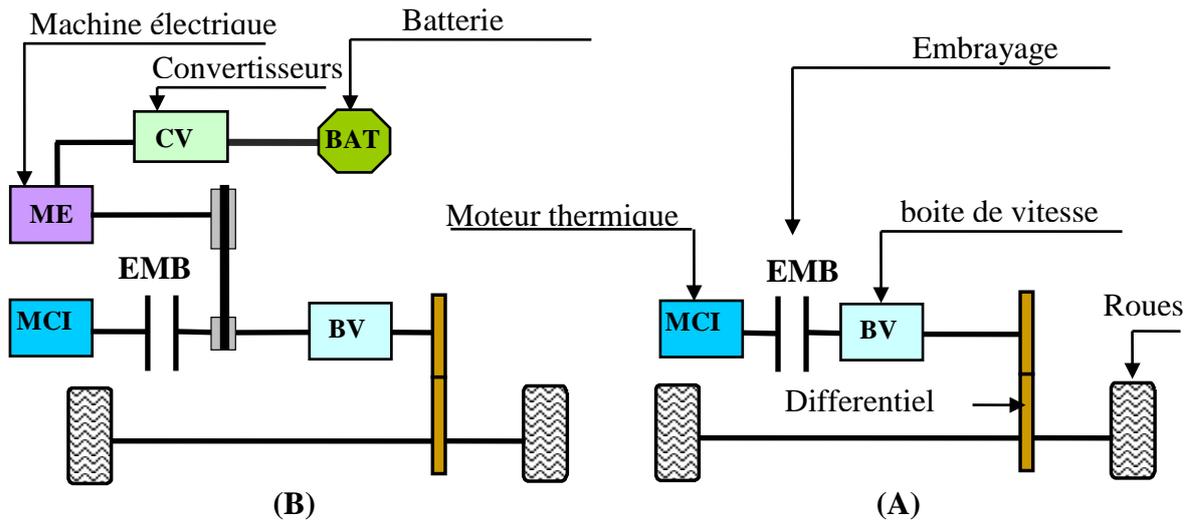


Figure 5.3 : Groupe motopropulseur du véhicule conventionnel (A) ; groupe motopropulseur hybride équivalent (B)

Pour le groupe motopropulseur conventionnel (*Clio_conv*), seul le moteur thermique est présent sur le banc, les autres composants sont simulés. Quant au véhicule hybride (*Clio-Mild-hybrid-diesel*), les différents composants physiques et simulés sont donnés tableau 5.1.

Composants réels	Composants simulés
Moteur thermique	Boîte de vitesse
Machine électrique	Réducteur
Electronique de puissance associée	Véhicule (châssis+efforts)
Pack batterie	Conducteur
Embrayage	Calculateur de gestion d'énergie

Tableau 5.1 : Les composants simulés et les composants réels

Nous décrivons ci-après les différentes parties du principe de la simulation HIL.

5.2.2 Banc moteur dynamique et système d'analyse de pollution de l'INRETS (partie hardware)

▪ Banc moteur dynamique

Le Laboratoire Transport et Environnement (LTE) de l'INRETS dispose d'un banc moteur dynamique permettant d'évaluer des chaînes de tractions conventionnelle ou hybride en termes de consommation de carburant et/ou d'émissions de polluants. Il permet aussi de réaliser des modèles énergétiques de différents composants du groupe motopropulseur (ex : cartographies du moteur thermique /Alix. 2008/, cartographie de la machine électrique, etc.) au travers de mesures réelles recueillies sur les composants existants sur le banc. La figure 5.4 présente une

vue générale du banc moteur de l'INRETS avec la configuration hybride *parallèle simple arbre à un embrayage (Clio-Mild-hybrid-diesel)* choisie pour notre étude. Les caractéristiques physiques des différents composants sont données tableau 5.2.

En plus, du moteur thermique, la machine électrique, l'embrayage et les batteries, le banc moteur dispose d'un frein dynamique AVL¹⁶, figure 5.4. Il s'agit d'une machine (moteur/générateur) électrique asynchrone alimentée par un convertisseur bidirectionnel développant un couple de $\pm 255 Nm$ de 0 à 4500 tr/mn avec des dynamiques très rapides (de l'ordre de la milliseconde) /Trigui & al. 07/. Avec une puissance pouvant aller jusqu'à 120kW, cette machine a pour rôle de simuler le couple de charge appliqué à la sortie du groupe motopropulseur et peut ainsi « simuler » le véhicule.

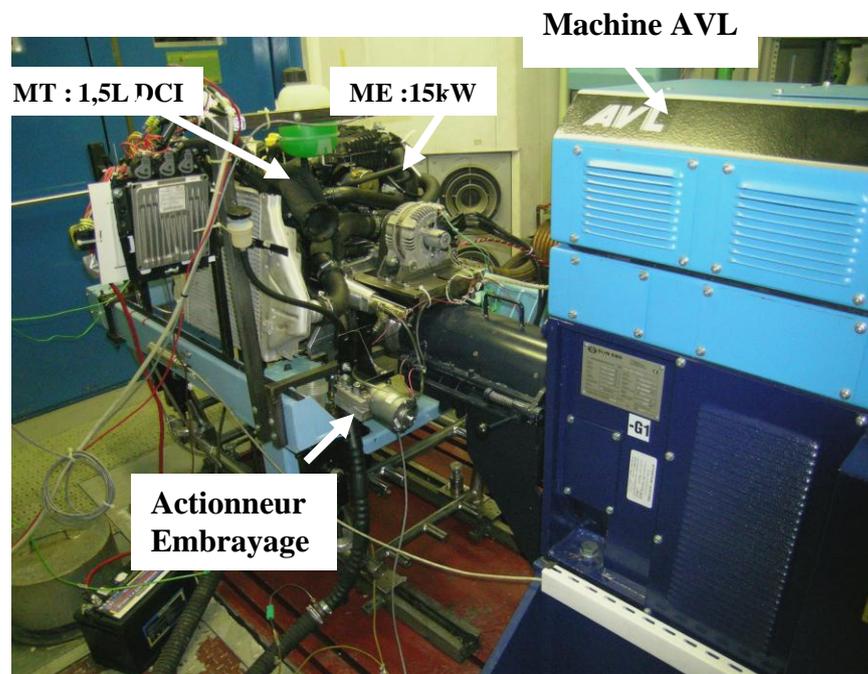


Figure 5.4 : Partie matérielle (banc)

▪ Systèmes de mesure de masse de carburant et d'analyse de pollution

Le banc dynamique du LTE est doté :

- d'une balance AVL : dispositif relié à la pompe à carburant permettant de mesurer sa masse moyenne et son débit instantané ;

¹⁶ Austrian test bench manufacturer

- d'un système d'analyse de polluants, figure 5.5 : système permettant une analyse des émissions de polluants réglementés selon la norme EURO4 (CO , HC , NO_x et particules) selon la technique de dilution à débit constant (CVS : Constant volume sampling). Il permet de calculer la consommation de carburant à partir du bilan carbone (essentiellement le CO_2), et d'effectuer des prélèvements pour l'analyse de polluants non réglementés tels que : HAP et COV ¹⁷ /Trigui & al. 07/.



Figure 5.5 : Vue générale du système d'analyse de polluants de l'INRETS

N.B : Les résultats expérimentaux ont été effectués avec les deux moyens de mesures, néanmoins, en raison d'un problème technique lié à la balance à carburant, nous ne donnons ici que la consommation reconstruite à partir des mesures de CO_2 fournies par le système d'analyse de pollution CVS.

Les mesures faites avec les deux moyens de mesures dans des travaux précédents à l'INRETS /Trigui & al. 2006/ ont montré que les mesures avec le CVS sont un peu plus optimistes que la balance de carburant, néanmoins les gains en consommation apportés par l'hybridation dans les deux cas ont été conservés.

¹⁷ COV (composés organiques volatils), HAP (hydrocarbure polycyclique aromatique).

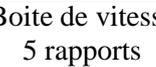
	Véhicule	Type	<i>Clio-Mild-hybrid-diesel</i>	
	Masse à vide/masse totale	780/1073 Kg		
	Forces de résistance banc	F_{Cste} (N)	85	
		F_{vit1} (Ns/m)	1.38	
F_{vit2} (Ns ² / m ²)		0.402		
	Moteur thermique	Type	1.41 DCI	
	Puissance max	60 kW		
	Couple max (régime)	185Nm (à 2000 tr/mn)		
	Machine électrique	Puissance max	15 kW	
	Couple max (min)	84Nm (-70Nm)		
	Boite de vitesse 5 rapports	Rapport	[12.2781, 6.7451, 4.3529, 3.2000, 2.4907]	
	rendement	[0.8730, 0.9409, 0.9506, 0.9506, 0.9506]		
	Batterie	Type	NiMh NHP	
	Tension /Capacité nominale	42V / 34AH		
	Courant max (min)	500A (-350A)		
		masse	33kg	

Tableau 5.2 : Caractéristiques des composants de l'application considérée

5.2.3 Partie Software (VEHIL)

Comme nous l'avons mentionné précédemment, seule une partie du groupe motopropulseur est présente sur le banc, le reste est simulé (voir tableau 5.1). Une version temps réel du modèle de simulation VEHLIB, développé à l'INRETS appelé VEHIL /Jeanneret & al. 2004/, figure 5.6 a été utilisée. Le modèle VEHIL est une interface entre les variables mesurées (entrées) et les commandes fournies par le calculateur (sorties). La figure 5.6 illustre un schéma du modèle temps réel de la configuration hybride *Clio-Mild-hybrid-diesel* sous l'environnement Matlab/Simulink.

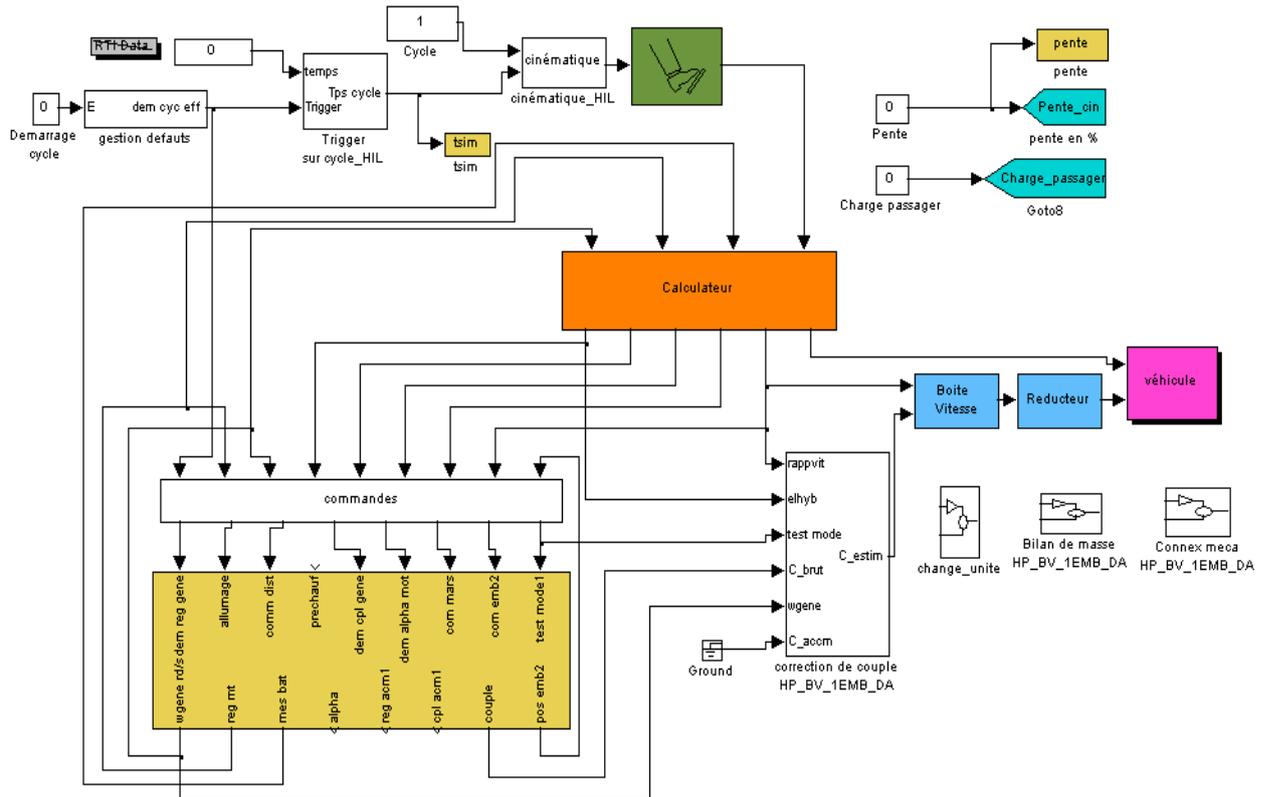


Figure 5.6 : Schéma VEHL de la version hybride Clio-Mild-hybrid-diesel avec une gestion interfacée de la partie physiquement existante sur le banc

5.2.4 Communication logiciel/matériel (Dspace)

Le modèle VEHL communique avec les composants présents sur le banc via une carte d'acquisition Dspace. Les données d'entrées et de sorties sont supervisées et enregistrées sous l'environnement ControlDesk. La figure 5.7 montre une vue générale de l'agencement des composants présents sur le banc, ainsi que le dialogue avec le modèle VEHL pour la configuration Clio-Mild-hybrid-diesel.

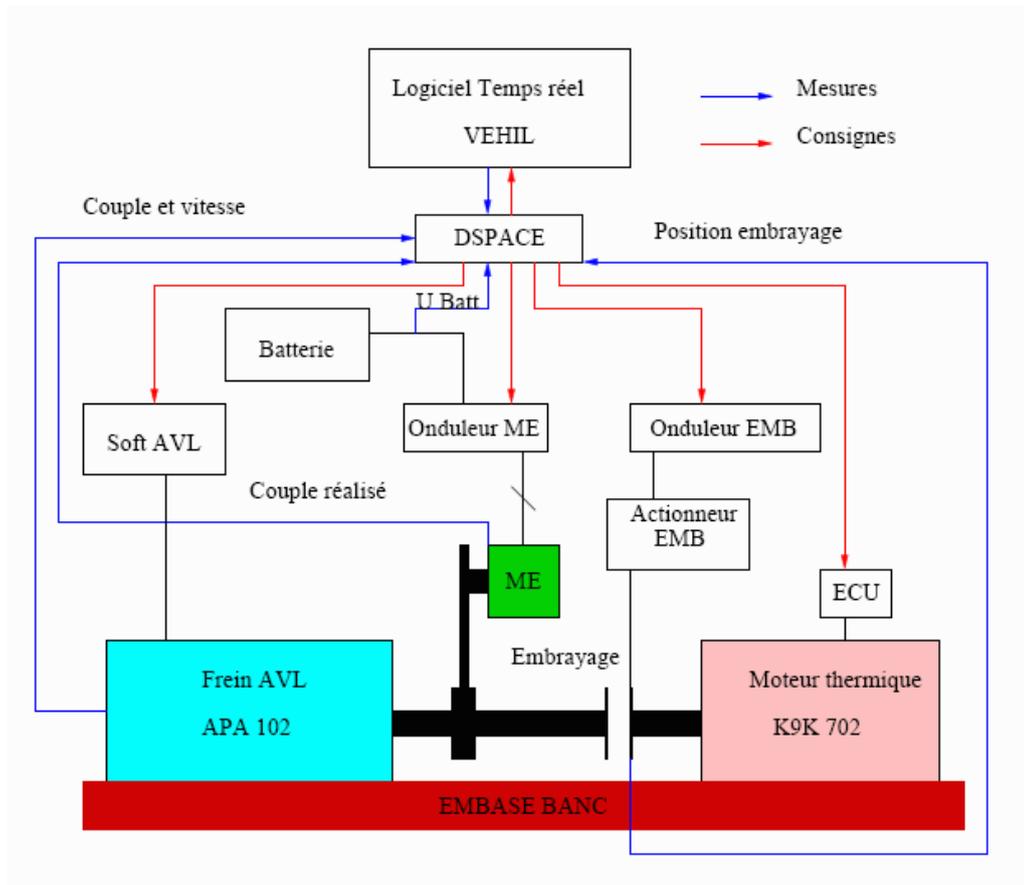


Figure 5.7 : Schéma de fonctionnement du banc avec la configuration hybride Clio-Mild-hybrid-diesel

5.2.5 Fonctionnement du banc moteur

La mise en œuvre des stratégies de gestion d'énergie calculées en temps réel passe par différentes étapes. A chaque instant d'échantillonnage i :

- le modèle du conducteur (régulateur de vitesse de type PI, Figure 5.6) donne une consigne de couple à la roue que doit fournir la chaîne de traction afin de suivre le profil de vitesse choisi ;
- à l'aide d'une loi de gestion d'énergie mise en œuvre dans le calculateur figure 5.6, les consignes de couples moteur thermique et machine électrique sont calculées ;
- le calculateur ne dispose pas à l'origine d'une commande en couple. En se basant sur des cartographies *statiques*, figure 5.8, il est possible de calculer une consigne à envoyer (abusivement appelée « consigne d'injection ») au calculateur moteur pour réaliser la consigne de couple demandé par la stratégie.

- afin de ne pas endommager les batteries (gestion des limites en courant, tension, température, état de charge des batteries) un système de sécurité permet de modifier les bornes de la consigne du couple électrique ;
- la machine AVL reçoit la vitesse de référence correspondante à la vitesse demandée ramenée sur l'arbre primaire de la boîte de vitesse. La machine AVL renvoie en retour une estimation du couple électrique réalisé ;

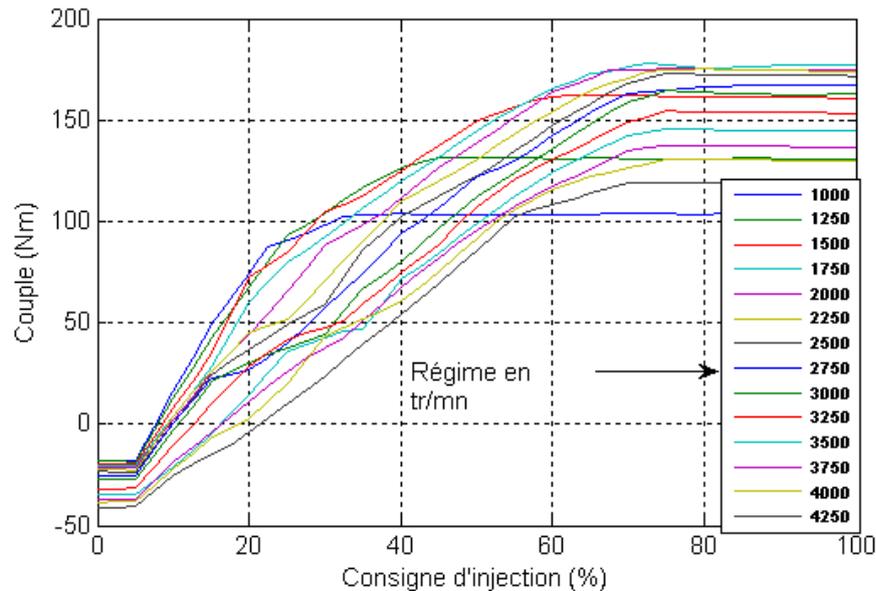


Figure 5.8 : Couple thermique en fonction de la consigne d'injection

5.3 Conditions d'essais :

- Tous les essais ont été faits avec un moteur thermique chaud (température > 75°)
- La consommation des auxiliaires de 150W pour l'alimentation de l'électronique est prise en compte pour la version hybride. Sur le véhicule conventionnel, cette puissance est fournie par l'alternateur avec un rendement de 50% ; 300W sont prélevés sur la puissance fournie par le moteur thermique /Trigui & al. 07/.
- Les rapports de boîte sont imposés par le profil de vitesse, donc ils ne sont pas pris en compte dans le problème d'optimisation.
- Concernant l'estimation de l'état de charge de la batterie, il est difficile, voire impossible de la mesurer avec exactitude. Des estimations sont donc nécessaires. L'approche utilisée ici (dans VEHLIB et VEHL), est basée sur l'intégrale du courant :

$$SOC(i)(\%) = SOC(0) + \frac{1}{C_{B_MAX}} \cdot \left(\int \eta_B(\cdot) \cdot I_B(i) \right) \cdot 100 \quad (5.1)$$

avec : $SOC(0)$ état de charge initial, C_{B_MAX} capacité nominale¹⁸ de la batterie et $\eta_B(\cdot)$ rendement faradique (voir chapitre 2 pour les valeurs numériques).

- Rappelons que la tension de la batterie et sa résistance interne dépendent de son état de charge. Afin d'éviter leur influence en simulation, l'état de charge initial est toujours choisi à 60%. Sur le banc, on distingue deux cas pour l'estimation d'état de charge initial :
 - ✓ Pour le premier essai de la journée, et un après un long repos : l'état de charge initial est estimé par une mesure de tension aux bornes de la batterie, en réalisant une interpolation linéaire dans la courbe : $tension = f(Soc)$.
 - ✓ Pour les autres essais qui se succèdent dans la journée : nous avons effectué des essais de charge et de décharge alternés (avec des variations globales d'état de charge positives et négatives alternées) afin que l'état de charge reste au tour de la valeur nominale (ici 60%), donc la valeur initiale des simulations.
- Il n'y a pas de mesure de couple thermique disponible, mais une estimation est renvoyée par le calculateur.
- Les consommations de carburant annoncées ici sont obtenues avec le système d'analyse de polluants CVS à partir du bilan carbone /Joumard & al. 1999/.

N'ayant pas les mesures de particules et les hydrocarbures imbrûlé (HC) étant négligeables, la consommation de carburant (en l/100km) est calculée ici à partir des émissions de CO_2 et de CO selon l'équation suivante :

$$\text{Consommation}(l/100km) = \frac{0,1155}{\text{densité CVS} \cdot 100} \cdot \left(\frac{12}{44} \cdot \text{masse } CO_2(g) + \frac{12}{28} \cdot \text{masse } CO(g) \right) \cdot \frac{1}{\text{distance parcourue(km)}} \quad (5.2)$$

¹⁸ La valeur donnée par le constructeur

5.4 Cycle de vitesse choisis

Nous avons choisi pour valider les stratégies de commande proposées, deux types des conditions de roulage : urbaine et périurbaine (routière). Les deux profils considérés, figure 5.9, sont issus de mesures réelles sur route effectuées à l'INRETS. Les rapports de boîte correspondants sont calculés a priori par un algorithme empirique, ils sont donc imposés avec le profil de vitesse figure 5.9.

En outre, afin de faciliter l'analyse des résultats, des essais ont été fait avec le cycle NEDC sur le véhicule conventionnel, ainsi que sur la configuration hybride avec la stratégie d'optimisation globale FL.

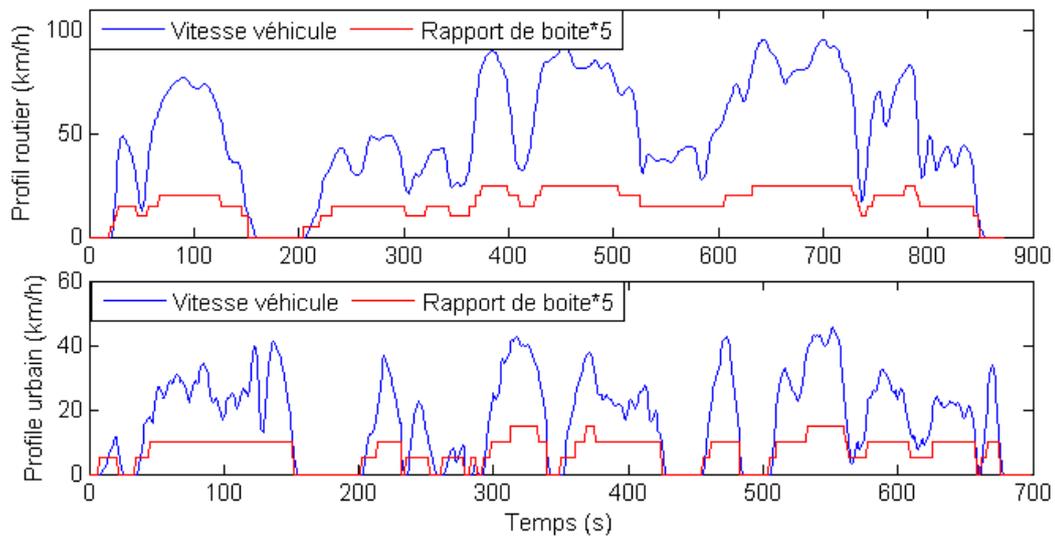


Figure 5.9 : Les deux profils Routier et Urbain utilisés pour la validation sur banc

Le cycle routier a été présenté au chapitre précédent. Le cycle urbain est choisi arbitrairement à partir d'un ensemble de mesures enregistrées sur un parcours de 4 km dont un exemple de 4 profils en fonction de la distance parcourue est donné figure 5.10.

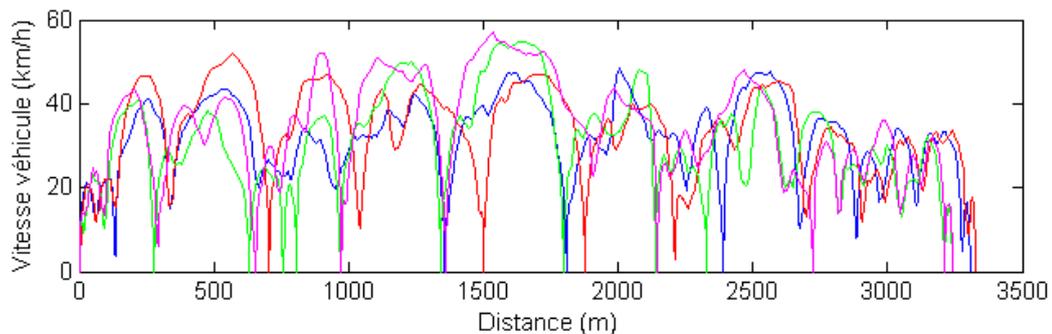


Figure 5.10 : Profils de vitesse en fonction de la distance parcourue sur un parcours urbain

Le cycle urbain choisi a une durée de 700s, une vitesse maximale de 45km/h, et une vitesse moyenne de 17km/h.

Remarque 5.1 :

Nous n'avons pas pu faire des essais sur le cycle mixte (c.f. figure 4.11) La durée de ce cycle étant de 4239s, il n'est pas possible d'évaluer sa consommation de carburant et les émissions de polluants en raison de la capacité limitée du système d'analyse de pollution. Néanmoins, des résultats instantanés obtenus avec la stratégie λ_PRED ont été enregistrés afin de valider la régulation d'état de charge sur un parcours contenant plusieurs types de conduite.

5.5 Validation des résultats expérimentaux

5.5.1 Les composants du banc

Pour valider les réponses de chaque composant présent sur le banc, nous considérons l'algorithme d'optimisation globale FL sur le cycle normalisé NEDC.

▪ Moteur thermique

Le couple réalisé n'étant pas mesuré, seules les estimations effectuées par le calculateur moteur sont disponibles. La figure 5.11 présente la réponse du moteur sur une section du NEDC qui s'avère satisfaisante mais avec un retard d'environ 0.2 secondes.

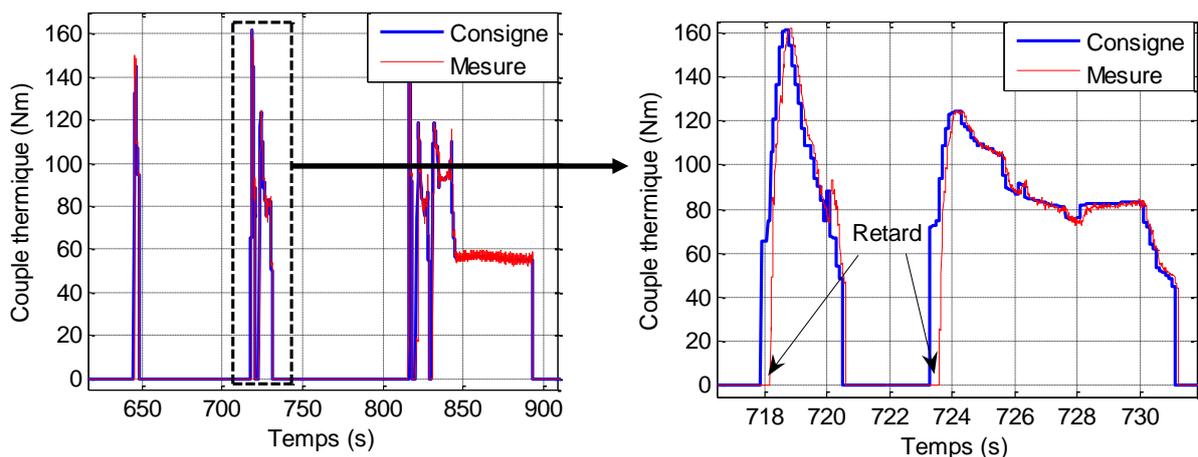


Figure 5.11 : Réponse du moteur thermique à une consigne d'injection sur une séquence du NEDC

- Réponse de la machine électrique

La figure 5.12 et la figure 5.13 présentent la réponse de la machine électrique sur une partie urbaine et extra-urbaine du cycle NEDC respectivement. Nous constatons que la réponse est très satisfaisante sur tout le cycle, sauf sur la dernière décélération du cycle NEDC où on voit une saturation de la mesure par rapport à la consigne. Ce phénomène dit « derating » peut apparaître quand la température de la machine atteint sa limite maximale, ou aussi quand la tension de la batterie atteint son seuil supérieur ou inférieur sur une durée importante.

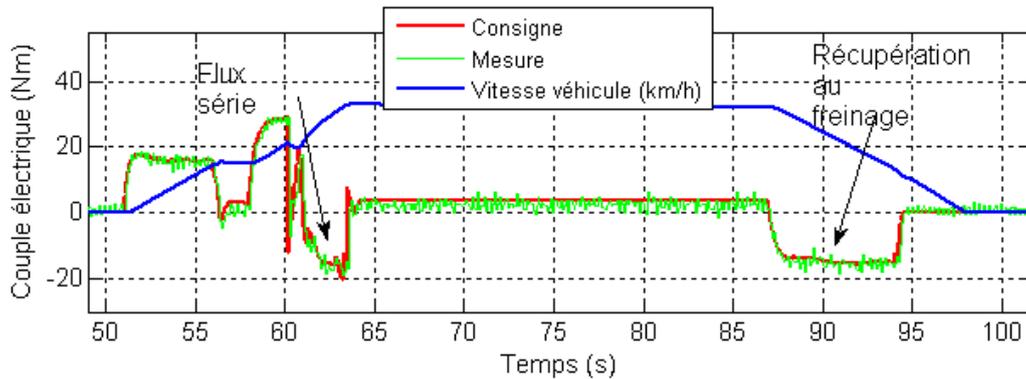


Figure 5.12 : Réponse du couple de la machine électrique sur une séquence urbaine du NEDC

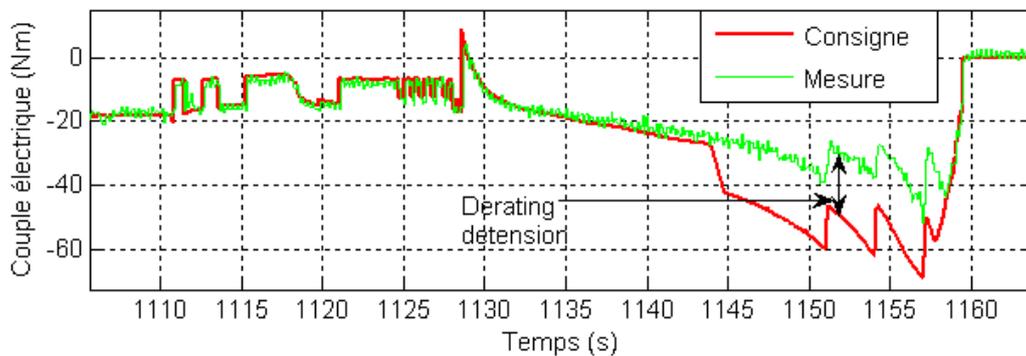


Figure 5.13 : Réponse du couple de la machine électrique sur la dernière décélération du NEDC

La saturation sur la dernière décélération du cycle NEDC ici est due à une limitation de tension lors d'une recharge avec un fort courant : -200A pendant plus de 20s, figure 5.14.

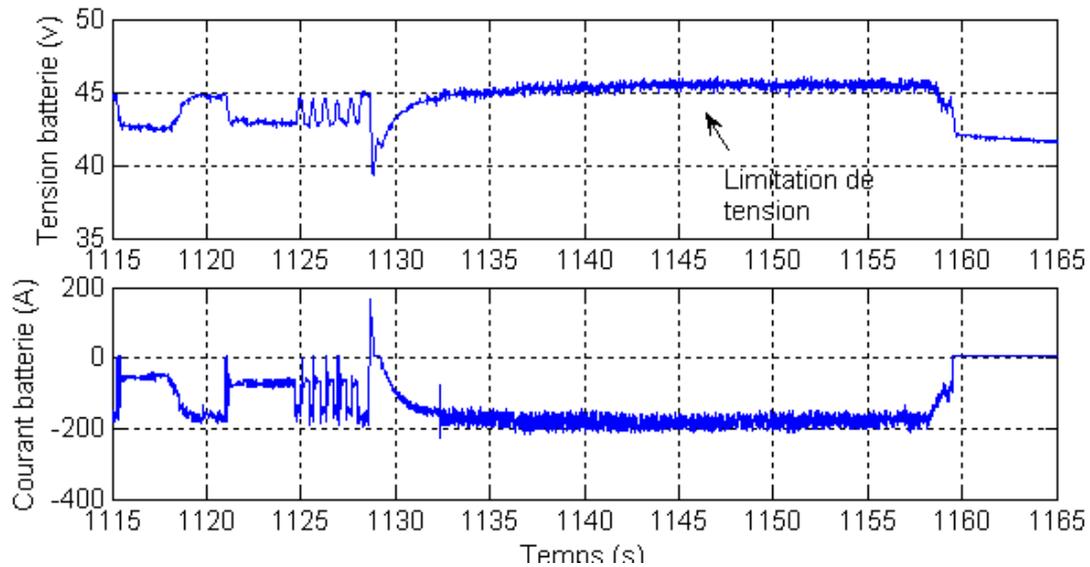


Figure 5.14 : Limitation de tension batterie (derating)

▪ Embrayage

Comme nous l'avons mentionné précédemment, la consigne d'embrayage envoyée par la stratégie est de type tout ou rien. Cependant, une régulation « bas niveau » permet de gérer la transition entre les états ouvert et fermé. L'ouverture et la fermeture de l'embrayage sont réalisées en 0,2s. La figure 5.15 présente la réponse de l'actionneur de l'embrayage sur une séquence du NEDC. Le temps de réponse (de l'ordre de 0.2 s) est négligeable au regard des consignes générées par les stratégies de commande.

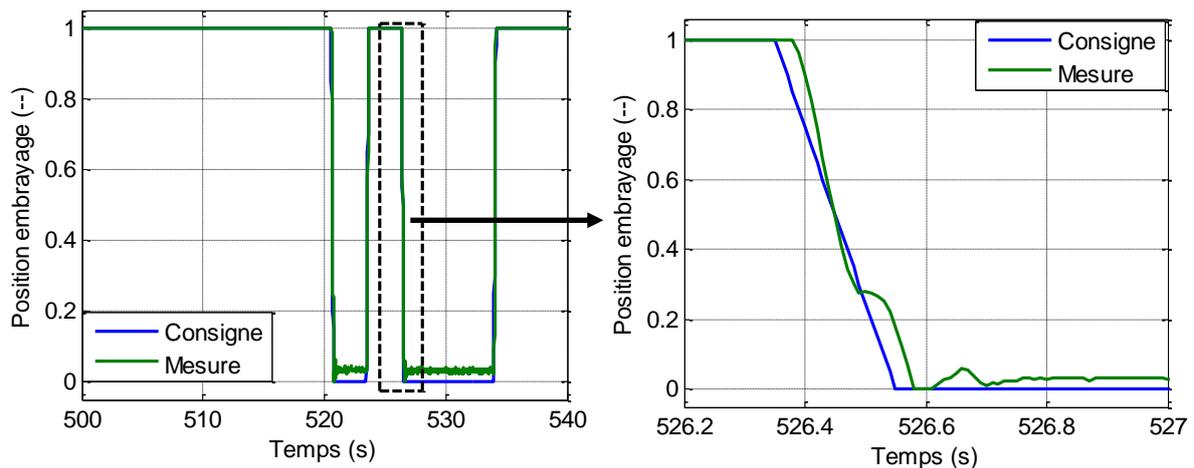


Figure 5.15 : Réponse de l'actionneur de l'embrayage

5.5.2 Comparaison simulation/mesures

Afin de valider le modèle global utilisé en simulation (VEHLIB) les résultats obtenus en simulation et sur le banc sur le cycle NEDC sont comparés en appliquant l'algorithme d'optimisation globale FL.

Le suivi du cycle et la puissance du véhicule sont testés en premier lieu. La figure 5.16 présente une comparaison pour ces deux grandeurs sur une séquence du NEDC. Les grandeurs mesurées et simulées sont très proches notamment en mode électrique. On note quelques différences (décrochage de la vitesse à la roue) lors des démarrages du moteur thermique à $t=328s$ et $t=333s$ pour les essais sur banc.

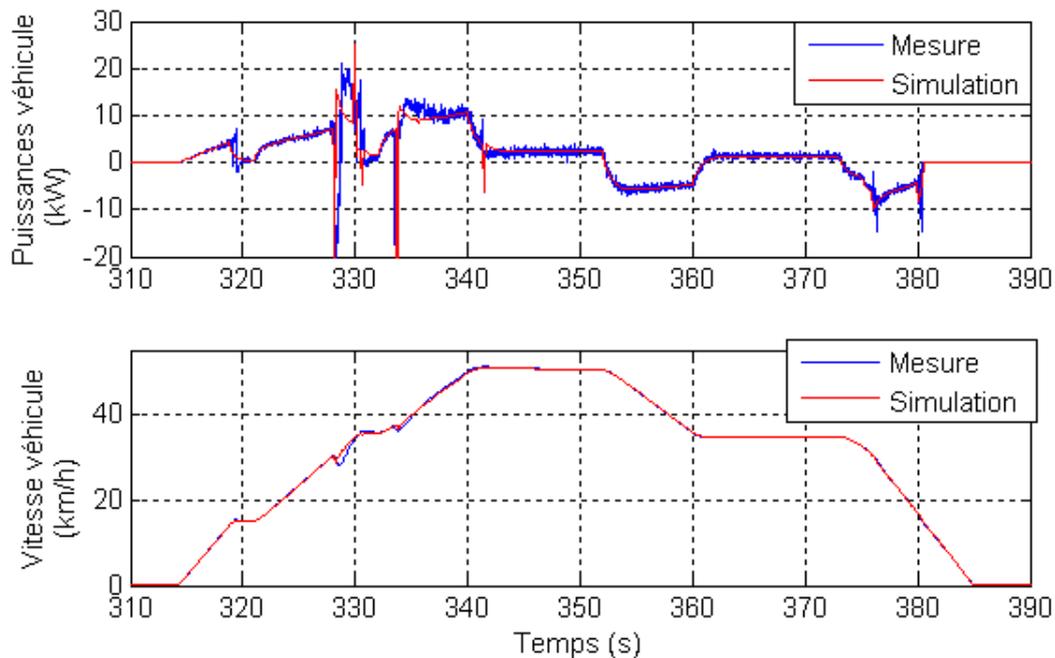


Figure 5.16 : Suivi du cycle et la puissance véhicule simulés et mesurés

Pour l'algorithme FL en simulation, le calcul de la valeur de $\lambda(0)$ permettant de trouver le bilan batterie nul ($\Delta SOC = 0\%$) sur le cycle NEDC est : $\lambda(0) = -6.84 \times 10^{-5}$. Pour cette même valeur, la valeur finale d'état de charge global obtenue sur le banc est $X(N) = 62,11\%$. Pour obtenir le même état de charge final en simulation, on doit choisir : $\lambda(0) = -6,95 \times 10^{-5}$.

La consommation de carburant sur banc est de 3,11 l/100km, en comparaison de 2,7 l/100km en simulation.

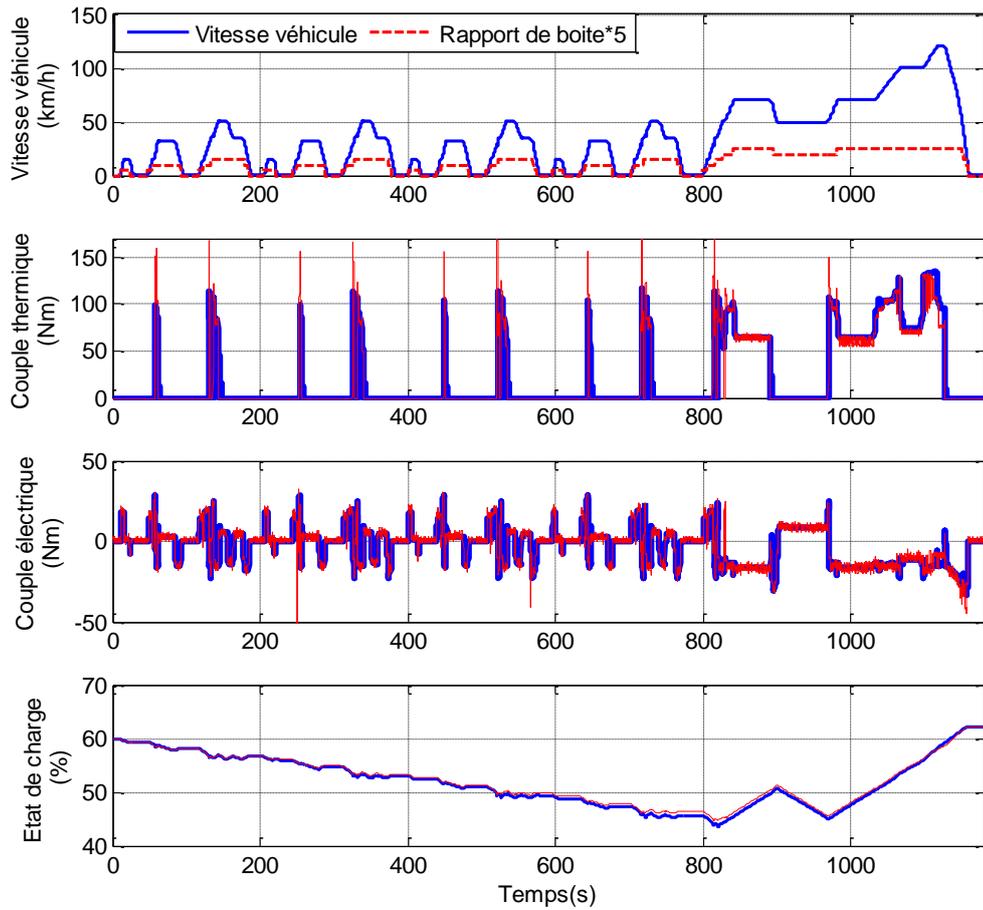


Figure 5.17 : Comparaison des résultats obtenus en simulation et sur banc

D’après la figure 5.18, nous constatons que les mesures sur banc sont très proches de celles trouvées en simulation sur le cycle urbain, cependant nous remarquons une consommation légèrement moindre sur banc par rapport à la simulation dans le cas du cycle routier.

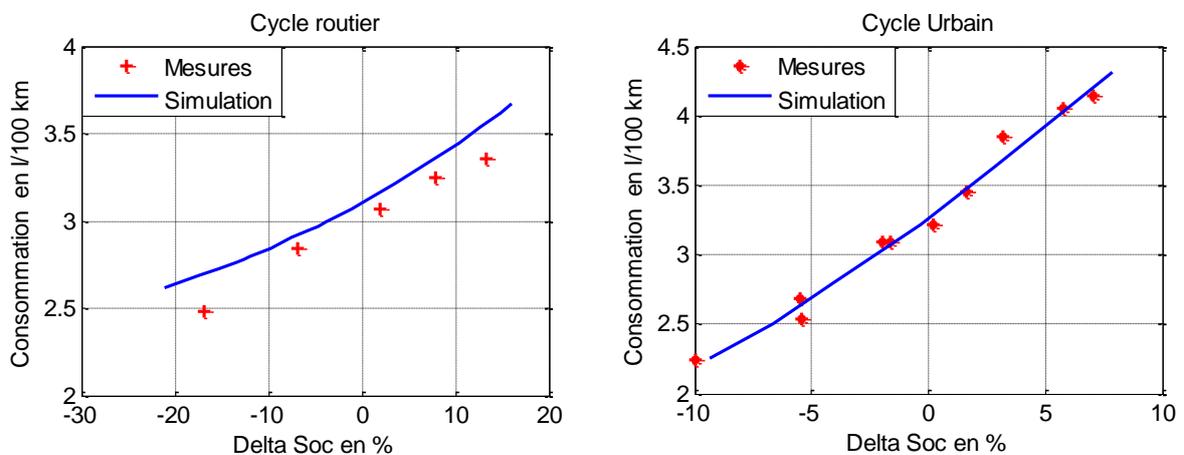


Figure 5.18 : Comparaison des consommations simulées et mesurées

En conclusion, les différents modèles utilisés ont été validés par des essais sur le banc d'essais. Les résultats obtenus sont relativement satisfaisants. La mesure de consommation est corrélée avec les résultats de simulation mais des « écarts » peuvent apparaître dans certaines situations expérimentales. Avant de présenter les résultats avec les stratégies temps réel, nous comparons ci après le véhicule hybride et le véhicule conventionnel de référence.

5.5.3 Comparaison du véhicule hybride optimisé (FL) et le véhicule conventionnel (référence)

Pour estimer l'apport de l'hybridation par rapport à un véhicule thermique équivalent en termes de consommation de carburant, nous comparons ci-après les résultats instantanés et les consommations obtenus sur les deux versions du véhicule *Clio-Mild-hybrid-diesel* et *Clio_conv*.

La figure 5.19 représente les résultats instantanés sur une séquence urbaine du cycle NEDC. Pour que la comparaison ait un sens, la variation d'état de charge final de la batterie (dans le cas du véhicule hybride) est choisie proche de zéro. En analysant les différentes phases du cycle, cf. figure 5.19, nous constatons que :

1. à l'arrêt du véhicule : pendant les instants d'arrêts du véhicule, le moteur thermique du véhicule conventionnel tourne à son régime de ralenti (850tr/mn) et injecte du carburant (consommation de $\approx 0,1\text{g/s}$). Cependant pour le véhicule hybride, le moteur thermique est systématiquement arrêté, ce qui conduit à économiser 0,1 g de carburant pour chaque seconde d'arrêt ;
2. pendant les phases d'accélération du véhicule, notamment à faible vitesse, à même régime, le moteur thermique dans le véhicule hybride injecte plus que dans le véhicule conventionnel, ceci afin de bénéficier des points de fonctionnements avec de meilleurs rendements. Le supplément d'énergie fourni est utilisé pour recharger la batterie ;
3. à vitesse stabilisée, la traction du véhicule hybride se fait en mode tout électrique, évitant ainsi au moteur thermique de fonctionner dans ses zones de faible rendement notamment à faible vitesse comme c'est le cas du véhicule conventionnel ;
4. pendant les phases de freinage, il n'y a pas d'injection pour le moteur thermique dans le véhicule conventionnel, donc pas de consommation additionnelle et le freinage du véhicule se fait avec le frein moteur, ou le frein mécanique. Dans le véhicule hybride il

n'y a pas non plus d'injection, néanmoins le freinage est assuré par la machine électrique ce qui permet de recharger la batterie.

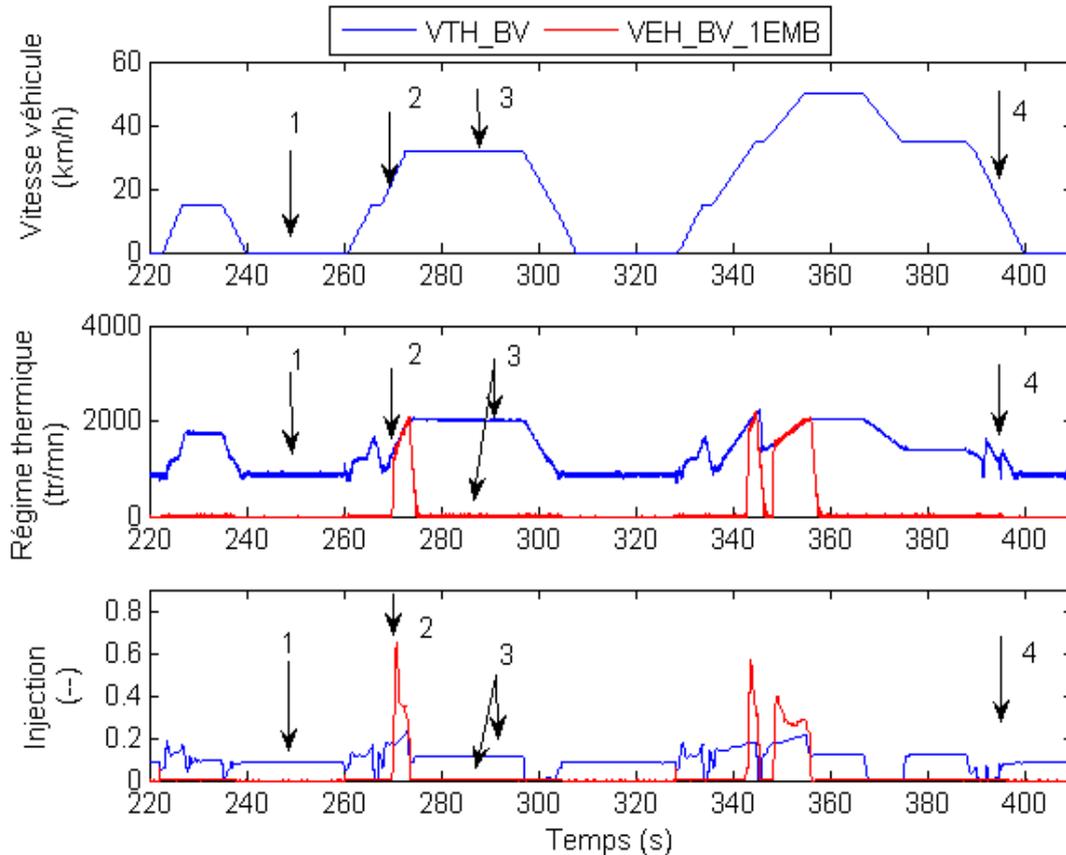


Figure 5.19 : Comparaison véhicule hybride et le véhicule conventionnel équivalent sur une séquence du NEDC

La consommation du véhicule conventionnel obtenue sur le cycle NEDC est de 3,86 l/100km. Pour le véhicule hybride cette consommation vaut 3,02 l/100km, ce qui correspond à un gain de 21,90%. Il est à noter que ce gain dépend du profil de vitesse considéré (voir tableau 5.3).

5.6 Évaluation des stratégies de commande temps réel proposées

5.6.1 Stratégie λ_PRES temps réel

La stratégie de commande λ_PRES est appliquée sur les deux cycles de la figure 5.9. Les cycles de référence sont choisis au hasard parmi les cycles enregistrés sur un même trajet. Les résultats pour cette stratégie vont être exprimés en distance. Le seul paramètre à réguler est

la tolérance sur la déviation de l'état de charge réel de la trajectoire de référence fixé ici à $\zeta_x = 3\%$.

A : Cycle Routier

La figure 5.20 illustre les résultats obtenus en appliquant la stratégie λ_PRES sur un cycle routier. En partant d'un état de charge initial $X(0) = 60\%$, et après quelques réadaptations de $\hat{\lambda}(i)$, l'état de charge final obtenu est $X(N) = 58,16\%$ ($\Delta X = -1,84\%$). La consommation de carburant correspondante est de 3 l/100km.

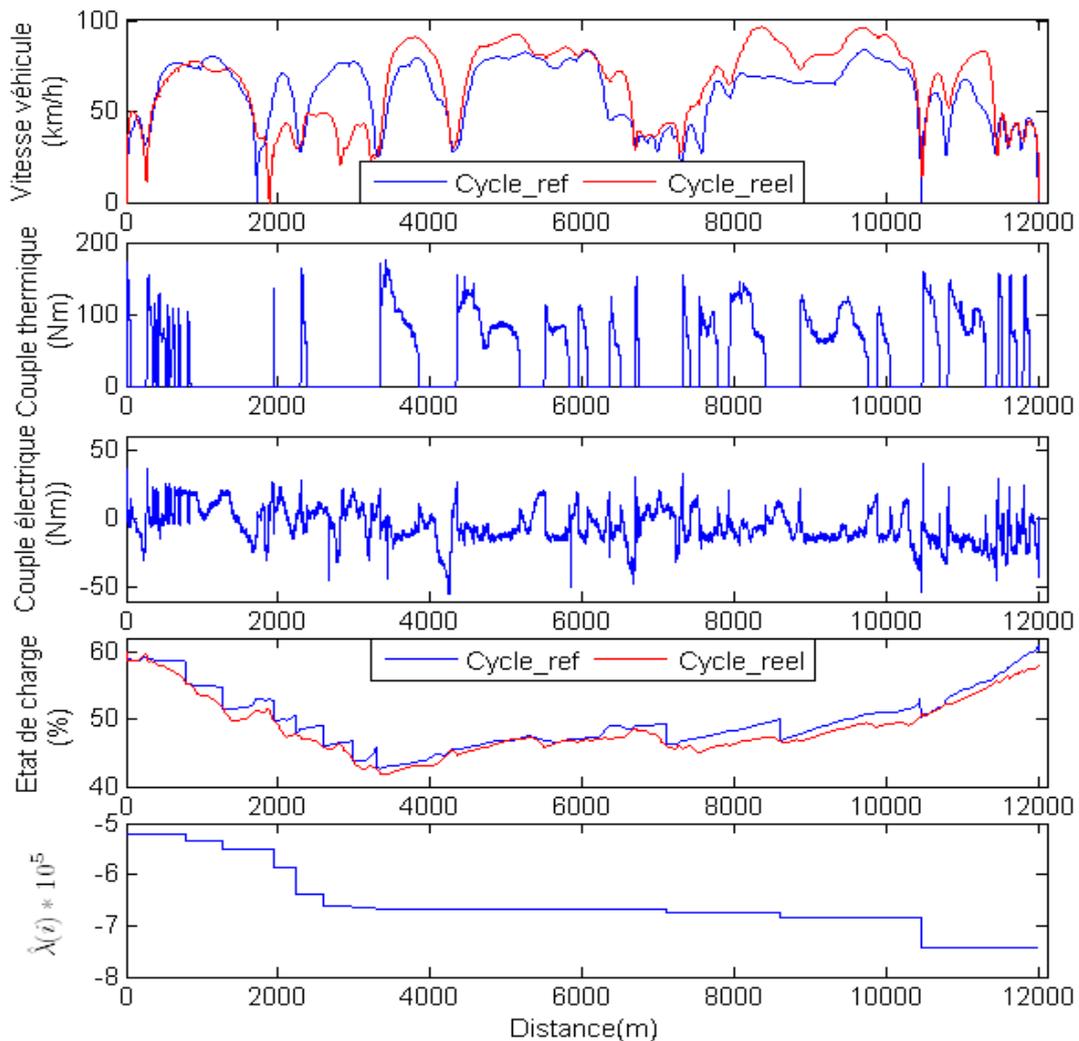


Figure 5.20 : Résultats de la stratégie λ_PRES sur le profil routier

Pour évaluer les performances de la stratégie λ_PRES , les résultats obtenus avec une connaissance a priori du cycle de vitesse (optimisation globale avec l'algorithme FL) sont

donnés. La figure 5.21 présente la variation de la consommation de carburant en fonction de plusieurs variations d'état de charge final dans les deux cas. A bilan batterie quasiment nul ($\Delta SOC = 0,02\%$), la consommation de carburant en temps réel est de 3,07 l/100km. L'algorithme d'optimisation global FL appliqué sur le banc donne une consommation de 3 l/100km. La dégradation des performances en temps réel est donc de seulement 2,33% du minimum atteignable.

Par la suite, toutes les légendes des figures $Consommation = f(\Delta SOC)$ sont données avec :

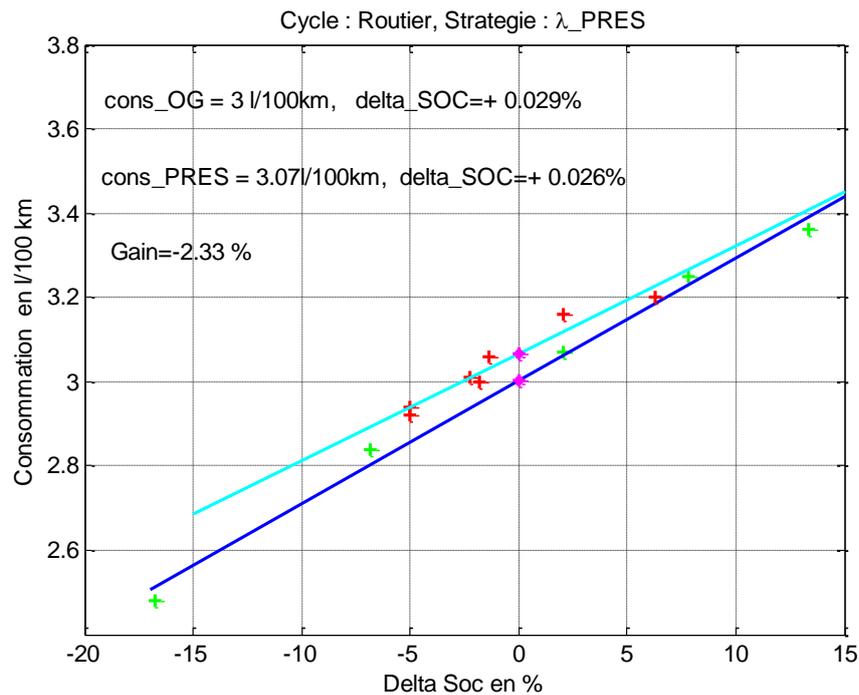
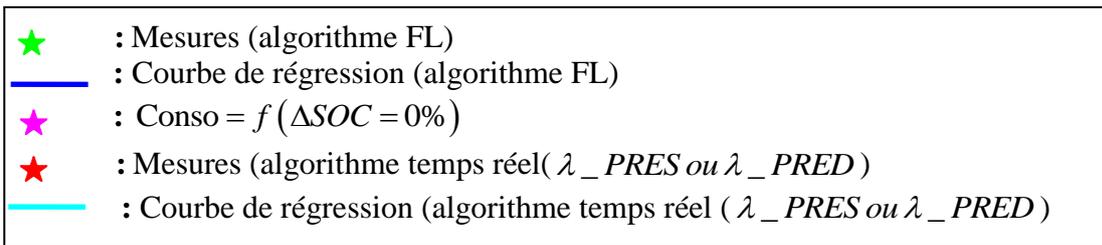


Figure 5.21 : $Consommation = f(\Delta SOC)$ de la stratégie λ_PRES sur le cycle routier

B : Cycle urbain

Les résultats de la stratégie λ_PRES sur le cycle urbain sont donnés figure 5.22. Après cinq adaptations de $\hat{\lambda}(i)$, l'état de charge final est $X(N) = 58,48\%$, ($\Delta X = -1,52\%$) et la consommation de carburant résultante est de 3,16 l/100km.

Comme pour le cycle routier, nous traçons la variation de la consommation de carburant en fonction de la variation d'état de charge final obtenus avec la stratégie λ_PRES . Les résultats obtenus avec l'algorithme d'optimisation globale sont également donnés figure 5.23.

A même état de charge final ($\Delta SOC = 0,12\%$), la consommation temps réel est de 3,36 l/100km, pour 3,28 l/100km obtenu avec la connaissance du cycle à l'avance. Les deux courbes de consommation sont très proches avec un écart moyen autour de 2%.

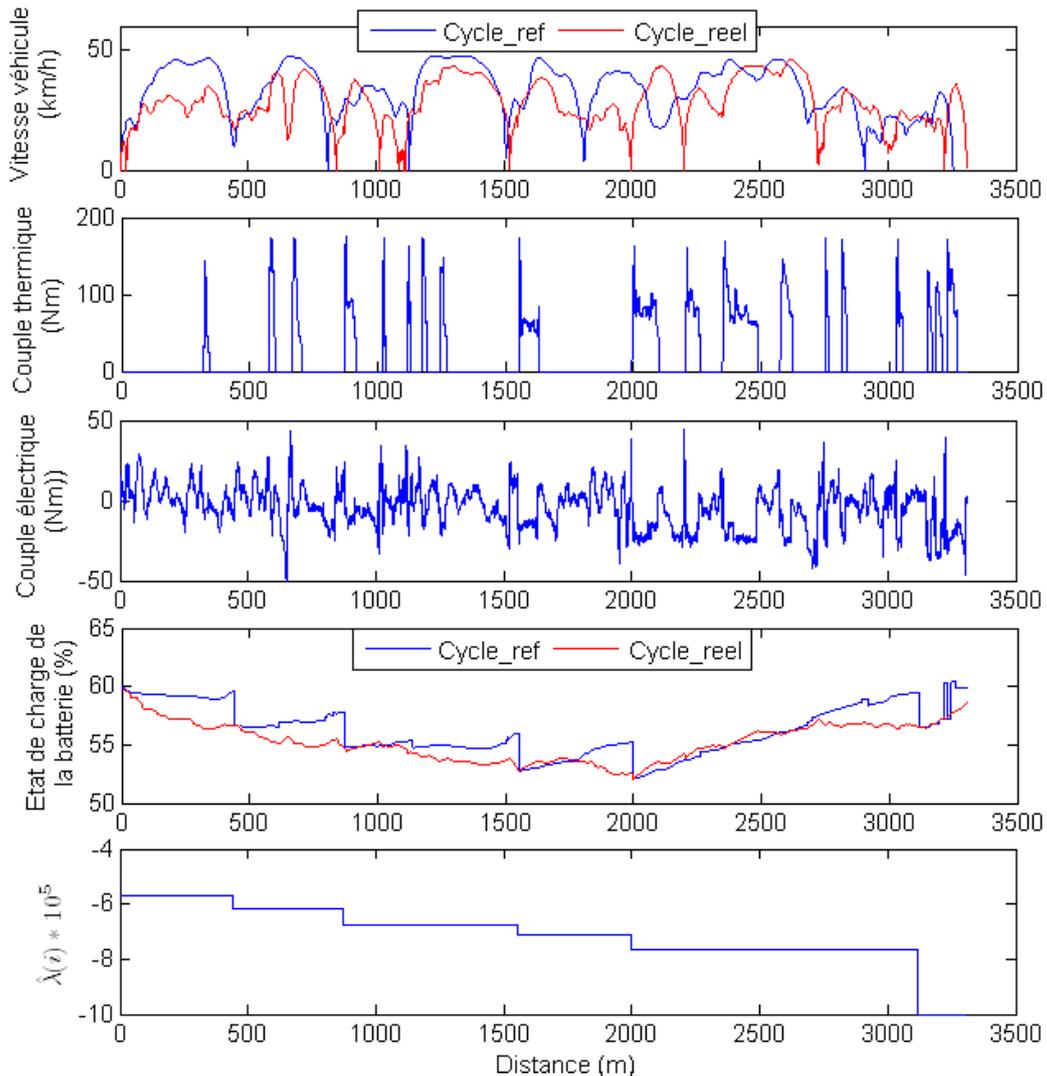


Figure 5.22 : Résultats de la stratégie λ_PRES sur le profil urbain

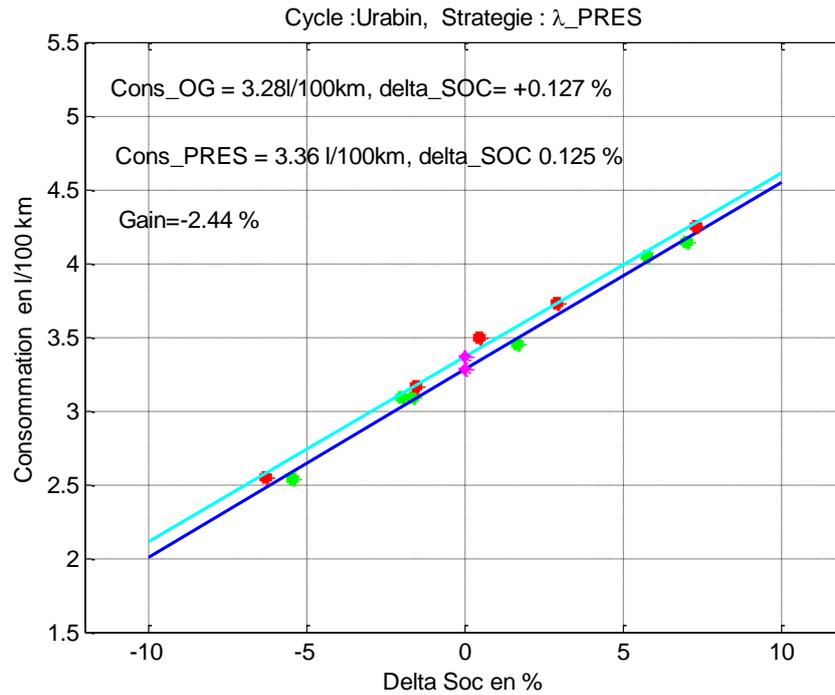


Figure 5.23 : Consommation = $f(\Delta SOC)$ de la stratégie λ_PRES sur le cycle urbain

5.6.2 Stratégie temps réel λ_PRED

Les paramètres nécessaires au réglage de la stratégie λ_PRED sont :

- la valeur initiale du facteur de Lagrange $\hat{\lambda}(0)$: comme mentionné au chapitre précédent, sur un véhicule réel, cette valeur est choisie une seule fois pour un véhicule – lors de sa première utilisation – par contre sur banc, elle est fixée à une valeur arbitraire $\hat{\lambda}(0) = -6.05 \times 10^{-5}$.
- les durées des fenêtres : elles sont choisies : $N_{PREV} = N_{PRED} = 100/T_e$ et $N_\lambda = 10/T_e$.

A : Cycle routier

Les résultats obtenus en appliquant la stratégie temps réel λ_PRED sur le cycle routier sont donnés figure 5.24. Avec l'adaptation du facteur de Lagrange $\hat{\lambda}(i)$ en utilisant les conditions de roulage passées, l'état de charge semble « bien » régulé autour de la valeur cible. L'état de charge final obtenu est $X(N) = 57,41\%$ ($\Delta X = -2,59\%$) ; la consommation de carburant correspondante est de 3,05 l/100km.

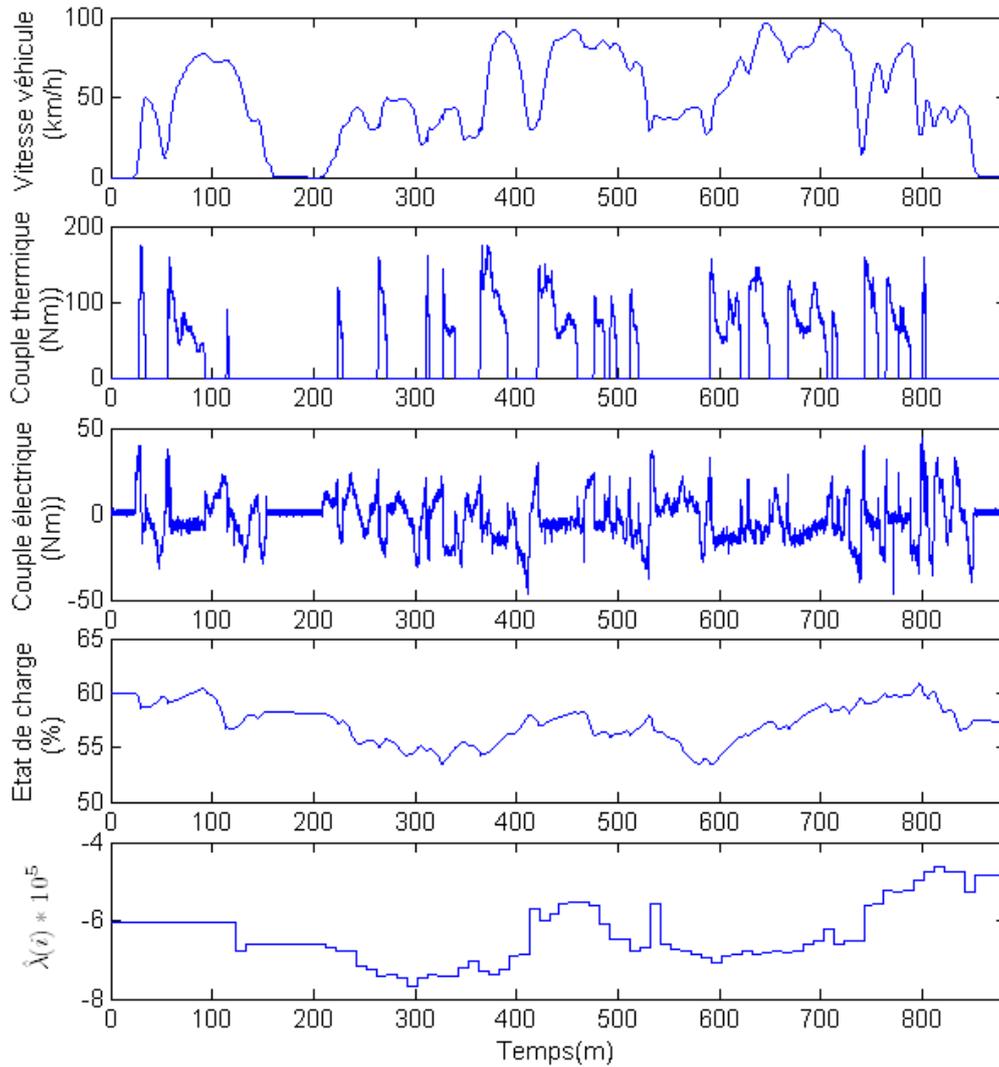


Figure 5.24 : Résultats de la stratégie λ_PRED sur le profil routier

Les résultats de la stratégie λ_PRED sont comparés à ceux obtenus avec l'algorithme FL, figure 5.25. A bilan batterie nul ($\Delta X = 0,02\%$), la consommation de carburant obtenue en temps réel est de 3,1 l/100km, ce qui fait un écart de 3,3% par rapport au minimum atteignable. Pratiquement le même écart est observé sur plusieurs variations d'état de charge, figure 5.25.

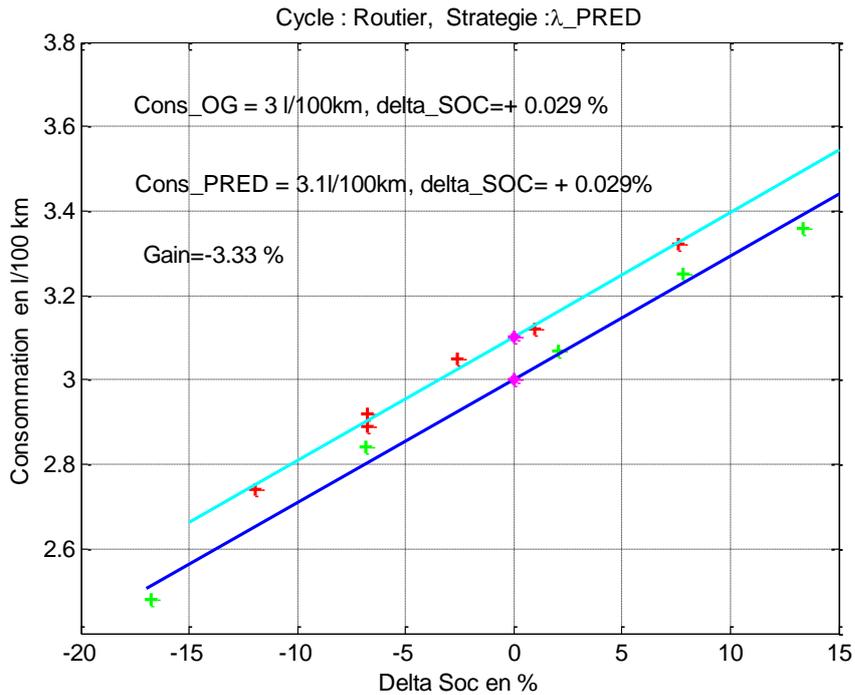


Figure 5.25 : Consommation = $f(\Delta SOC)$ de la stratégie λ_PRED sur le cycle routier

B : Cycle urbain

La stratégie λ_PRED est également appliquée au cycle urbain choisi précédemment. Les résultats sont donnés figure 5.26. La valeur de l'état de charge final est $X(N) = 56,37\%$, ($\Delta X = -3,63\%$) et la consommation de carburant est de 2,89 l/100km.

En traçant la variation de la consommation en fonction de plusieurs variations d'état de charge final, figure 5.27, nous constatons que la courbe en temps réel (λ_PRED) est très proche de celle obtenue avec l'optimisation globale. La déviation de la consommation de la valeur optimale à bilan batterie nul ($\Delta X = 0,12\%$) est seulement de 0,6%.

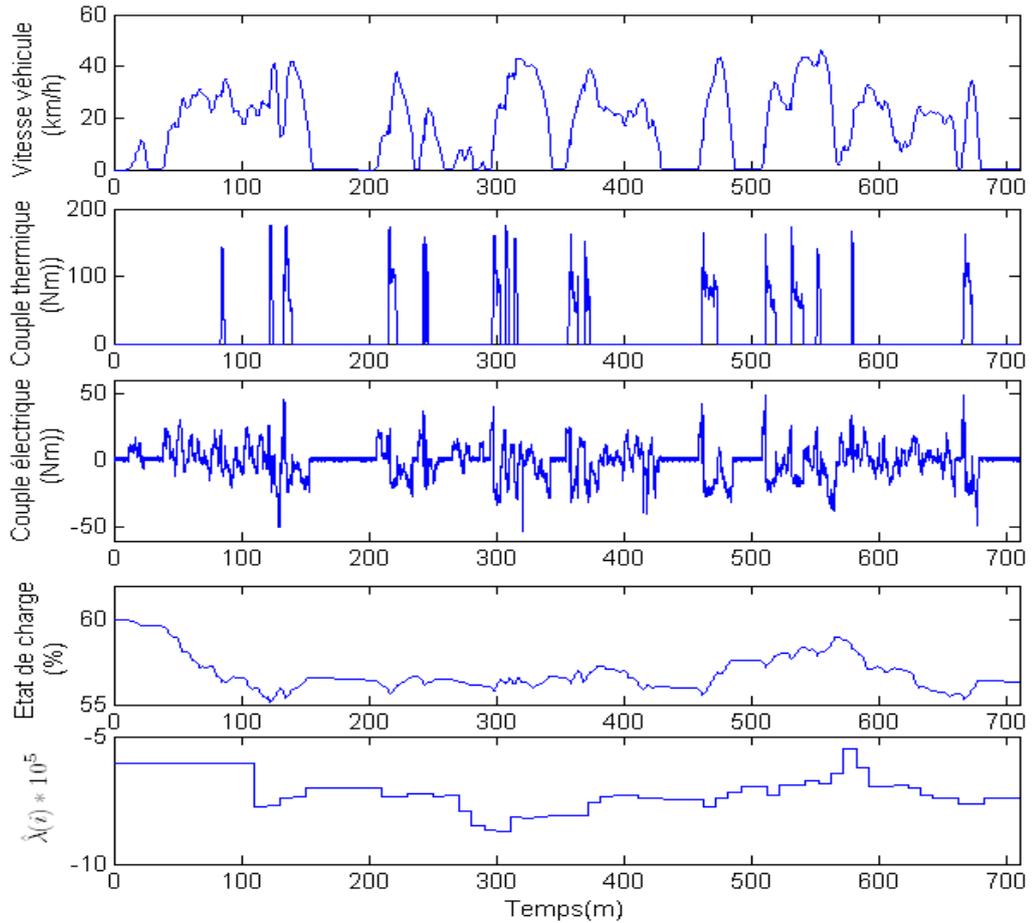


Figure 5.26 : Résultats de la stratégie λ_PRED sur le profil urbain

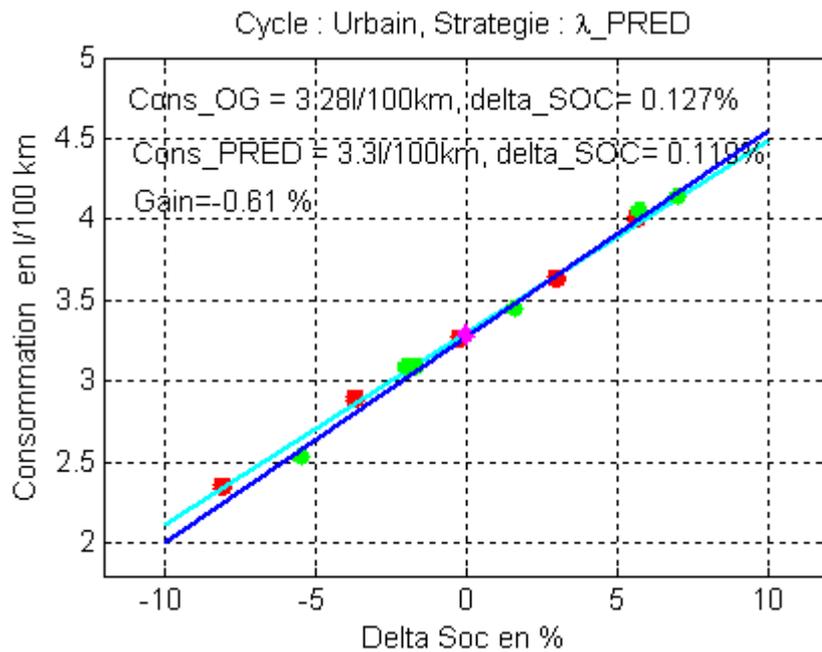


Figure 5.27 : Consommation = $f(\Delta SOC)$ de la stratégie λ_PRED sur le cycle urbain

C : Cycle Mixte

Même si la mesure de consommation de carburant sur le cycle mixte n'était pas réalisable, et sachant que les mesures obtenues sur les cycles urbain et routier ont montré que les gains obtenus sont comparables à la simulation, nous ne nous intéressons dans cette partie qu'à la validation de la régulation de l'état de charge de la batterie en adaptant le facteur de Lagrange $\hat{\lambda}(i)$ dans le cas d'un changement de profil de conduite. Les résultats obtenus avec la stratégie temps réel λ_PRED sur le cycle mixte sont donnés figure 5.28.

Le comportement en régulation de l'état de charge avec l'adaptation de $\hat{\lambda}(i)$ est tout à fait conforme avec ce qui était attendu. L'évolution de l'état de charge de la batterie sur tout le cycle reste dans une plage de variation de $\pm 8\%$ de sa valeur nominale (60%). Et la variation d'état de charge final est de 6%.

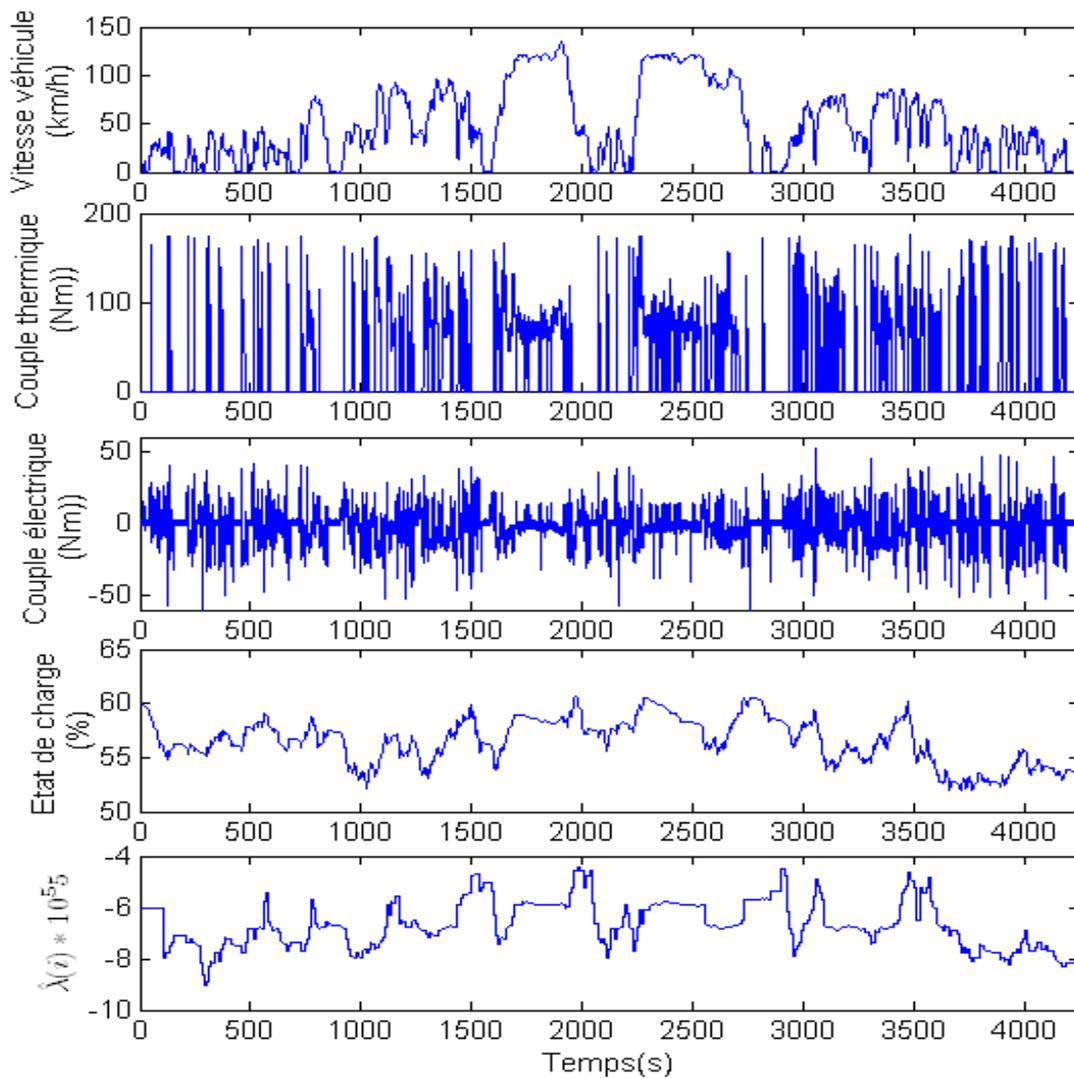


Figure 5.28 : Résultats de la stratégie λ_PRED sur le cycle mixte

Résumé : en prenant le véhicule conventionnel comme référence, les gains en consommation obtenus avec les deux stratégies de commande temps réel proposées (λ_PRES et λ_PRED), ainsi que les résultats de la stratégie d'optimisation globale appliquée au véhicule hybride sont résumés

tableau 5.3. Les résultats équivalents en simulation sont aussi donnés.

Bien entendu, pour des raisons de comparaison avec le véhicule conventionnel, les résultats sur le véhicule hybride doivent être annoncés à bilan batterie nul. Pour cela nous avons réalisé des essais avec plusieurs variations d'état de charge final, puis nous avons calculé la consommation équivalente pour $\Delta SOC = 0\%$ par une interpolation linéaire dans la courbe $consommation = f(\Delta SOC)$.

Remarque 5.2 : Bien que nous n'avons pas les résultats des stratégies λ_PRES et λ_PRED sur le cycle NEDC, nous donnons ici les résultats obtenus avec la stratégie FL afin d'avoir une idée du gain apporté par l'hybride optimisé sur un cycle normalisé. D'après les résultats de simulation et les résultats obtenus sur banc sur le cycle urbain et routier, on peut dire que les consommations temps réel ont le même ordre de grandeur que l'optimisation globale (FL), c'est-à-dire de l'ordre de 3 l/100km.

Véhicule	<i>Clio_conv</i> (Conventionnel)	<i>Clio-Mild-hybrid-diesel</i> (Hybride)						
	----	FL(OG)		λ_PRES		λ_PRED		
Stratégies	Conso (l/100km)	Conso	Gain(%)	Conso	Gain(%)	Conso	Gain(%)	
Profil urbain	5,19	3.28	36.9	3.36	35.3	3.30	35.9	Banc
Profil routier	3,58	3,00	16.	3.07	14.2	3.10	13.3	
Cycle NEDC	3,86	3,02	21,90	---	---	---	---	
Profil urbain	5,21	3.26	37.4	3.36	35.5	3.32	36.3	Simulation
Profil routier	3,74	3,10	17,1	3.20	14.4	3.15	15.8	
Cycle NEDC	3,92	3,18	23	---	---	---	---	

Tableau 5.3 : Résultats de consommation selon la stratégie de commande utilisée et selon le cycle de vitesse choisi (simulation et banc)

Pour mieux analyser les résultats la figure 5.29 donne l'histogramme des gains annoncés au tableau 5.3.

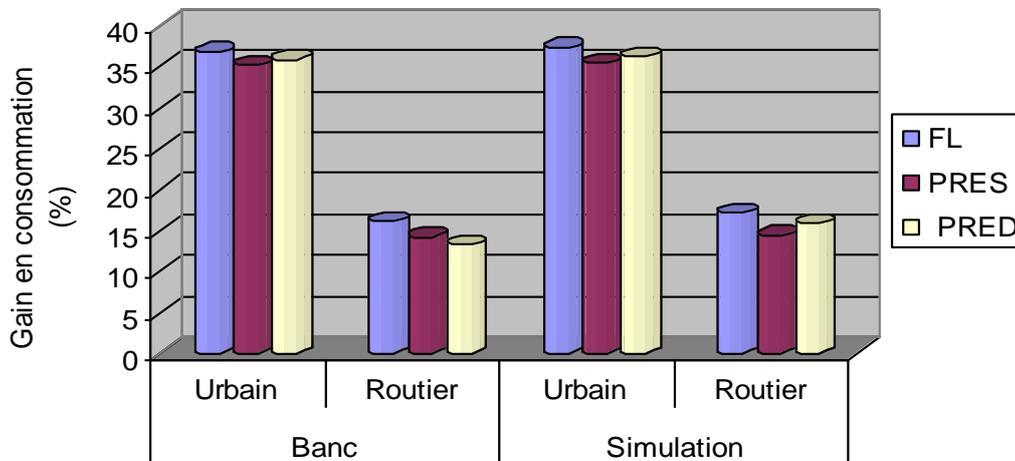


Figure 5.29 : Histogramme des gains en simulation et sur banc des 3 stratégies de commande sur les deux profils de vitesse choisis.

A partir du tableau 5.3 et de la figure 5.29, les principaux résultats de comparaison sont :

- entre simulation et banc : dans l'ensemble, les résultats de simulation sont du même ordre de grandeur que les résultats sur banc notamment pour le cycle urbain. On remarque cependant une consommation absolue plus élevée en simulation mais les gains relatifs restent très proches ;
- entre types de profil de vitesse : les gains en consommation obtenus avec l'hybridation varient d'un type de profil de vitesse à un autre. Le gain sur le cycle urbain est plus important que sur le cycle routier (une moyenne de 35% pour l'urbain devant 13% pour le routier). Ceci est dû à la nature du cycle urbain :
 - ✓ plusieurs arrêts/démarrages du moteur thermique (l'apport du Start and Stop dans l'hybride) ;
 - ✓ le fait que le moteur thermique du véhicule conventionnel travaille à charge partielle (conditions de roulage urbaines), c'est-à-dire dans des zones de rendement médiocres, alors que le véhicule hybride fait travailler le moteur thermique à forte charge (flux série) ;
 - ✓ plusieurs accélérations/décélérations permettant de récupérer plus d'énergie pendant les phases de freinage ;

- entre les différentes stratégies : les performances (en terme de consommation de carburant) des stratégies temps réel sont très proches de l'optimum atteignable (FL). Dans le pire cas pour les cycles testés, la dégradation de performance ne dépasse pas 3,5% sur le cycle routier avec la stratégie λ_PRES . Pour la même stratégie avec le cycle urbain, cet écart se réduit à 0,6%.

Remarque 5.3 : les performances des stratégies temps réel λ_PRES et λ_PRED ont été comparées et il semble difficile de tirer une conclusion définitive, les résultats dépendant des profils de vitesses considérés.

5.6.3 Mesures de polluants

Les polluants n'ont pas été pris en compte dans le problème d'optimisation mais, des mesures de certaines émissions polluantes ont été réalisées, notamment le CO_2 et le NO_x . Les émissions de CO étant très faibles, elles ne seront pas considérées.

A : Emissions de CO_2

Le tableau 5.4 résume les gains en émission de CO_2 obtenus sur le véhicule hybride optimisé (avec les trois stratégies de commande étudiées et sur les cycles de conduite choisis) par rapport au véhicule conventionnel. Comme pour la consommation de carburant, les résultats sont donnés à bilan batterie nul par interpolation linéaire dans les courbes $CO_2 = f(\Delta SOC)$.

A titre d'illustration, la figure 5.31 représente les courbes $CO_2 = f(\Delta SOC)$ obtenues avec les stratégies FL, λ_PRES et λ_PRED pour les différents cycles étudiés. Les gains par rapport au véhicule conventionnel sont aussi donnés.

Véhicule	Clio_conv (Conventionnel)	Clio-Mild-hybrid-diesel (Hybride)					
		FL(OG)		λ_PRES		λ_PRED	
Stratégies	----	CO_2	Gain(%)	CO_2	Gain(%)	CO_2	Gain(%)
Profil urbain	138.7	87.37	36.8%	89.54	35.2%	88.61	35.9%
Profil routier	95.41	80.10	16.10%	81.78	14.3%	82.69	13.3%
Cycle NEDC	102,92	80,49	21,80%	--	--	--	--

Tableau 5.4 : CO_2 Résultats de consommation selon la stratégie de commande utilisée et selon le cycle de vitesse choisi

Les légendes pour les figures qui suivent sont :

	: Mesures (Véhicule hybride)
	: Courbe de régression (Véhicule hybride)
	: CO_2 ou $\text{NO}_x = f(\Delta\text{SOC} = 0\%)$ (Véhicule hybride)
	: Mesures (véhicule conventionnel)
	: Moyenne de mesures (véhicule conventionnel)

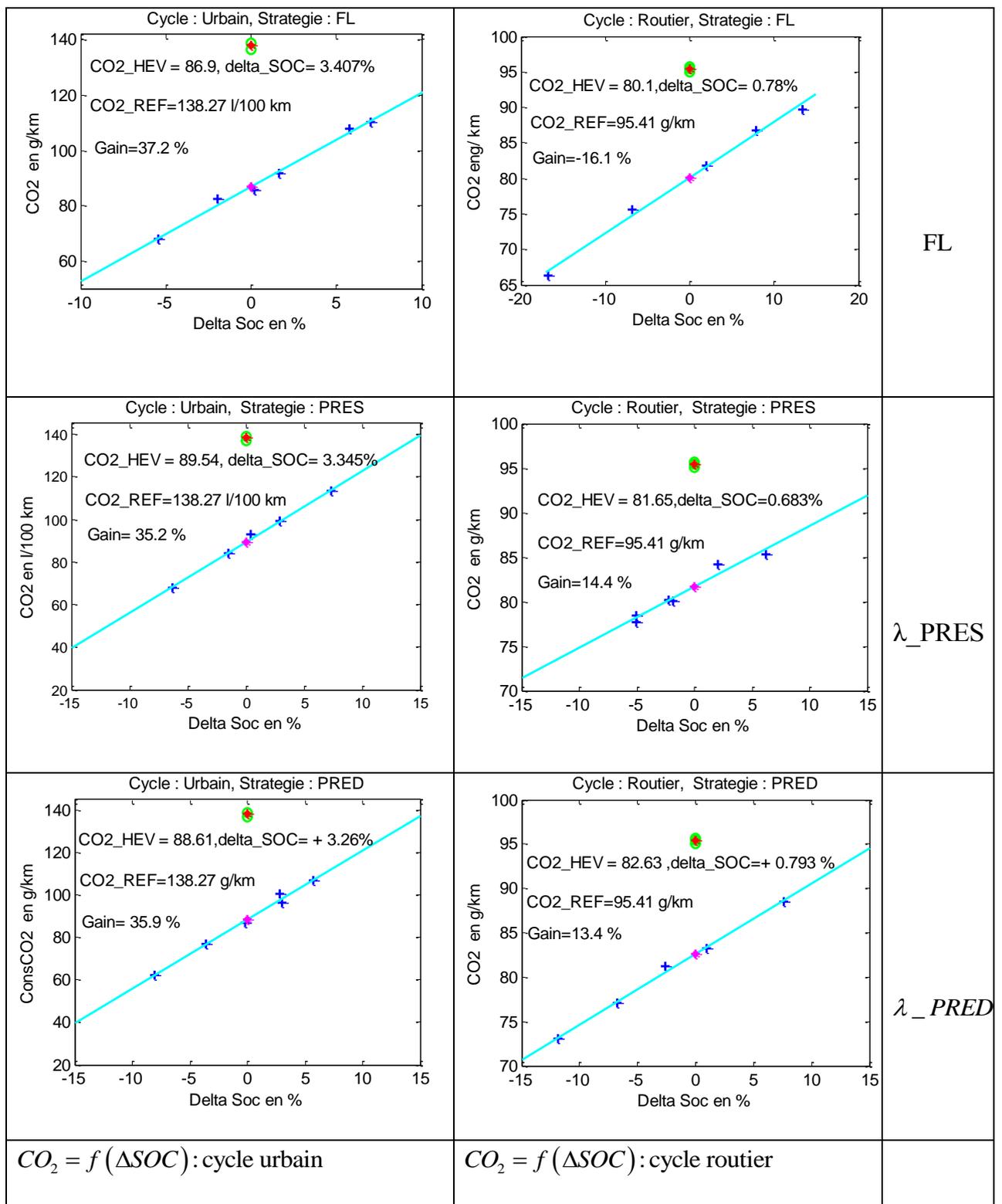


Figure 5.30 : $CO_2 = f(\Delta SOC)$: Cycles urbain et routier

Le cycle NEDC étant le cycle utilisé en Europe pour annoncer les émissions de CO_2 des véhicules, nous donnons en figure 5.31 le gain de la stratégie FL sur ce cycle à titre indicatif. Les résultats de la stratégie λ_PRED sur le cycle NEDC en simulation étant très proches de l'optimum global, on peut dire que le gain en temps réel de cette stratégie sur ce cycle est de même ordre de grandeur c.-à-d. un gain d'environ 20%.

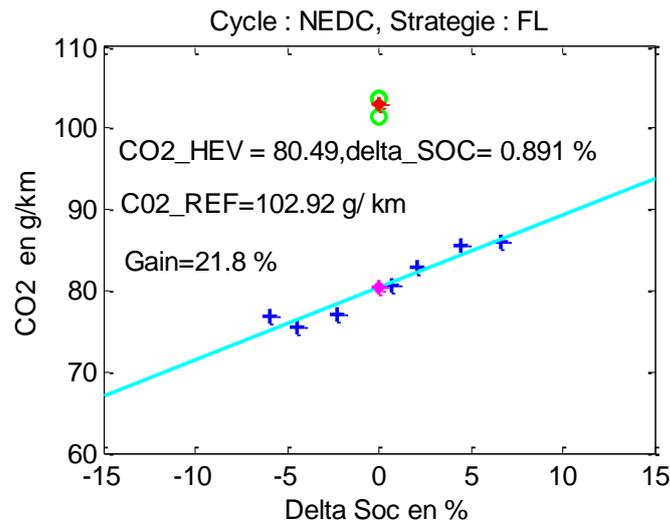


Figure 5.31 : $CO_2 = f(\Delta SOC)$: cycle NEDC

B : Emissions des NO_x

Le tableau 5.5 résume les émissions des oxydes d'azote (NO_x) du véhicule conventionnel et le véhicule hybride optimisé (stratégie d'optimisation globale FL, et les deux stratégies temps réel λ_PRES et λ_PRED). Ceci pour les trois cycles considérés.

Les résultats pour la version *Clio-Mild-hybrid-diesel* sont donnés à bilan batterie nul ($\Delta SOC \approx 0\%$).

Stratégies	Véhicule conventionnel	Véhicule hybride					
	----	FL(OG)		λ_PRES		λ_PRED	
	NO_x (g/km)	NO_x	Gain(%)	NO_x	Gain(%)	NO_x	Gain(%)
Profil urbain	0,85	0,57	32,6%	0,57	33,1%	0,63	25,5%
Profil routier	0,68	0,70	-3,6%	0,74	-9%	0,77	-14,2%
Cycle NEDC	0,69	0,71	-2,5%	--	--	--	--

Tableau 5.5 : Comparaison des émissions de NO_x entre le véhicule Clio_conv et Clio-Mild-hybrid-diesel pour les trois cycles étudiés

Nous constatons que, contrairement aux mesures de consommation et d'émissions de CO_2 , les mesures des NO_x ne vont pas souvent dans le même sens que ce soit en fonction du profil de vitesse ou en fonction de la stratégie de commande.

Nous remarquons par exemple que l'hybridation apporte un gain très favorable (en terme d'émissions des NO_x) sur le cycle urbain, et ceci pour les trois stratégies testées (de l'ordre de 30%). A contrario, sur le cycle routier, les émissions des NO_x du véhicule hybride sont plus élevées que le véhicule conventionnel notamment pour les stratégies temps réel. Cela peut s'expliquer par le fait de faire travailler le moteur thermique dans des zones de rendement maximal (en terme de consommation de carburant) favorise plus les émissions des NO_x . Un compromis entre consommation/émissions des NO_x doit donc être trouvé.

La figure 5.32 représente les courbes $NO_x = f(\Delta SOC)$ pour le véhicule hybride, ainsi que les mesures sur le véhicule conventionnel, ceci afin d'avoir une idée générale sur le comportement des NO_x pour plusieurs points de mesures et plusieurs variations d'état de charge.

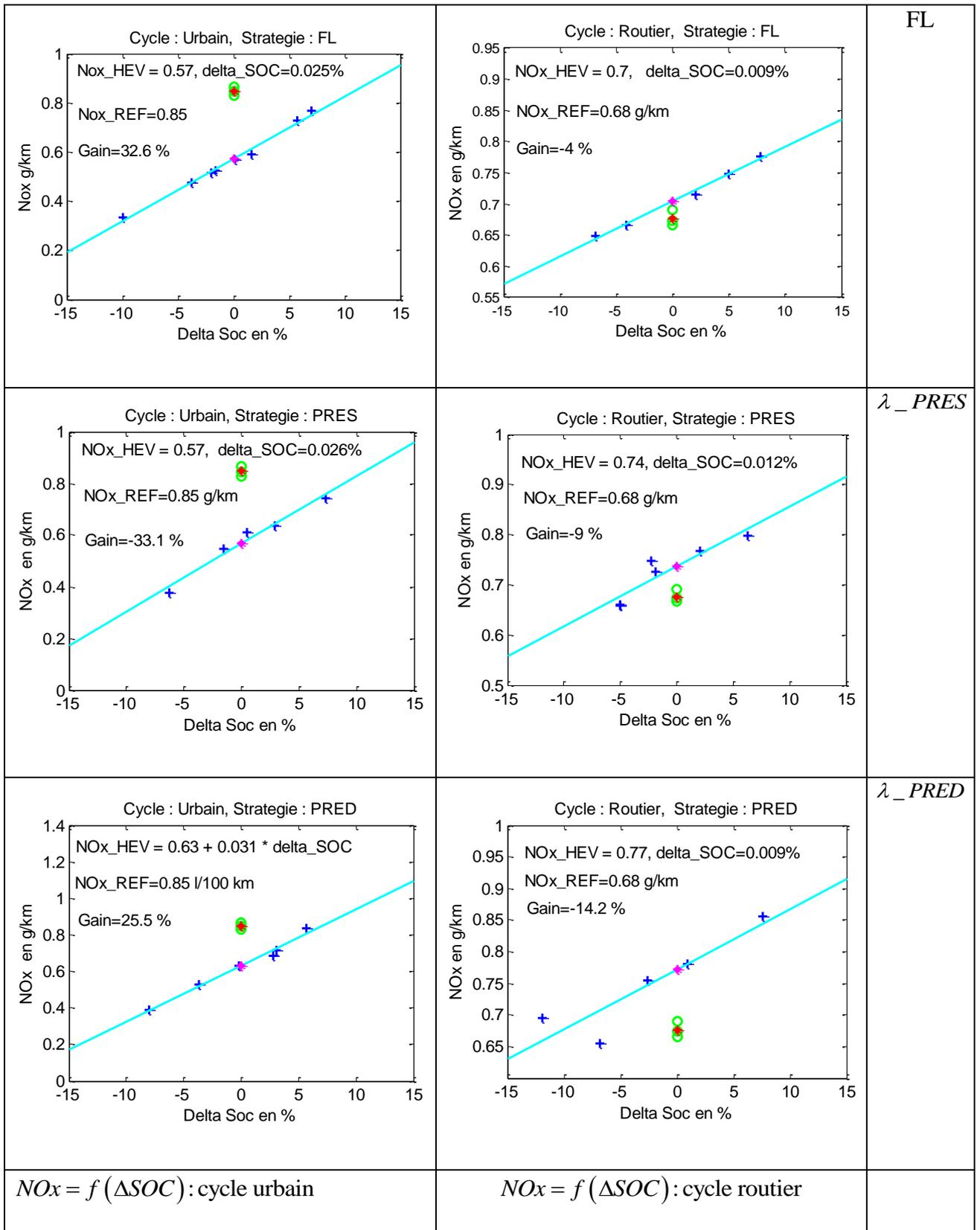


Figure 5.32 : $NOx = f(\Delta SOC)$: cycle urbain et routier, stratégies FL, λ_PRES et λ_PRED

A titre indicatif, les émissions des $NO_x = f(\Delta SOC)$ du cycle NEDC avec la stratégie FL sont données en figure 5.33. On peut noter leur grande dispersion.

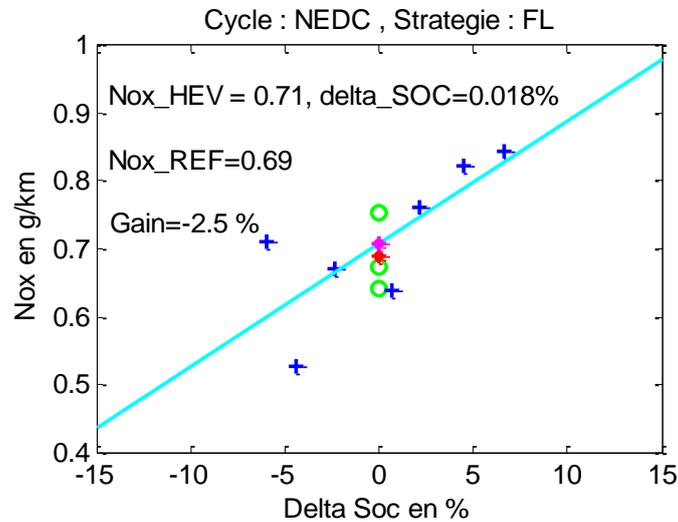


Figure 5.33 : $NO_x = f(\Delta SOC)$: cycle NEDC, stratégie FL

5.7 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la validation des lois de gestion d'énergie en temps réel proposées dans ce document, sur la plateforme dynamique de l'INRETS dédiée à cet effet. Après avoir présenté le banc d'essai dynamique et expliqué son principe de fonctionnement, les principaux résultats expérimentaux ont été analysés. Ils ont été obtenus sur le banc d'essai de l'INRETS avec les stratégies de gestion d'énergie développées et en utilisant deux profils de vitesse : urbain et périurbain. La mise en œuvre de ces stratégies sur le banc dynamique a permis de valider les résultats de simulation et par conséquent le modèle énergétique complet du véhicule.

La synthèse des résultats obtenus montre l'efficacité des algorithmes temps réel proposés (λ_PRES pour le cas particulier d'un véhicule circulant sur le même trajet, et λ_PRED l'algorithme généralisé à tout type de parcours) en termes de consommation de carburant et d'émissions de CO_2 . En outre, ils ont permis de souligner le problème des NO_x dans le diesel, et ont mis en évidence la nécessité de trouver un compromis CO_2 / NO_x en tenant compte des émissions de NO_x dans le problème d'optimisation.

Conclusion générale et perspectives

Au cours de cette dernière décennie, la réduction des émissions polluantes des véhicules, notamment le gaz carbonique CO_2 , est devenue un des plus importants défis à relever par les constructeurs automobiles. Plusieurs solutions ont été proposées à cet effet et l'hybridation s'est avérée une des alternatives prometteuses pour le court et le moyen terme. C'est l'étude de cette dernière qui a fait l'objet de ce document.

La réduction des émissions de polluants et de la consommation de carburant des véhicules hybrides peuvent être obtenues par la réduction de leurs poids, l'amélioration du rendement de leurs composants, mais aussi en utilisant, une « meilleure » répartition de puissance entre les différentes sources d'énergie. Ce dernier point a constitué le thème central de cette thèse.

Les stratégies de commande étudiées et proposées le long de ce document sont classées en deux catégories et avec trois niveaux d'information sur les conditions de roulage futures :

- ***Les conditions de roulage du véhicule données par un profil de vitesse/temps sont a priori connues*** : dans ce cas le problème de la gestion d'énergie a été formulé comme un problème de commande optimale et deux algorithmes d'« optimisation globale » ont été appliqués pour la résolution. Le premier basé sur l'approche de la programmation dynamique, et le second sur la théorie de la commande optimale (algorithme FL). Les deux algorithmes ont abouti à des performances quasiment identiques en termes de consommation de carburant et d'émissions de CO_2 sur différents profils de vitesse. Néanmoins, du point de vue temps de calcul, l'algorithme FL s'est montré plus avantageux. Nécessitant la connaissance du profil de vitesse à l'avance, ces algorithmes sont applicables « hors ligne », cependant ils permettent d'évaluer le minimum de carburant atteignable en temps réel, et de déduire des stratégies applicables en ligne.

- ***Les conditions de roulage du véhicule ne sont pas connues à l'avance*** : ces stratégies étant dédiées à la commande du véhicule en temps réel, deux problèmes ont été soulevés :

- ✓ l'algorithme doit être suffisamment rapide pour une commande temps réel ;

- ✓ être capable de « prédire » les conditions de roulage futures du véhicule

Les deux stratégies de commande temps réel, proposées dans ce document, répondent à ces deux questions. Elles reposent sur l'algorithme d'optimisation globale FL. Après avoir proposé une méthode pour accélérer les temps de calcul de celui-ci, le problème des conditions de roulage futures a été traité dans les deux cas suivants :

- ✓ **le trajet « physique » du véhicule est connu** : le parcours du véhicule étant connu, un profil de vitesse utilisé comme référence peut être enregistré. La stratégie proposée λ_PRES consiste à réactualiser la valeur du facteur de Lagrange λ , de manière à ce que l'état de charge de la batterie reste proche de la trajectoire de référence, évitant ainsi une dérive importante de l'état de charge en présence d'aléas de conduite ;
- ✓ **aucune information sur le profil de vitesse futur, ou sur le trajet « physique » n'est connue a priori** : la stratégie λ_PRED proposée au quatrième chapitre est dédiée à cet effet. Il s'agit d'une commande prédictive sur un horizon de temps glissant. Le facteur de Lagrange λ est réactualisé en résolvant un problème de commande optimale utilisant une estimation de la demande de puissance future du conducteur.

Après avoir testé en simulation les stratégies de commande proposées, ces dernières ont été mises en œuvre sur une plateforme d'essais. Il s'agit d'un banc moteur dynamique permettant de faire des simulations avec des composants réels dans la boucle (HIL) : moteur thermique, machine électrique, batteries et embrayage.

Les résultats de simulation et de la mise en œuvre des stratégies de commande proposées sur un banc moteur ont permis :

- de valider les modèles énergétiques des différents composants constituant le groupe motopropulseur, ainsi que le modèle de simulation dynamique utilisé pour la synthèse des stratégies de commande ;
- d'évaluer l'apport de l'hybridation (avec les stratégies temps réel proposées, et sur deux types de conduite : urbaine et routière) par rapport à un véhicule conventionnel équivalent. Les performances des deux méthodes proposées sont très proches de

l'optimum global, et les gains obtenus par rapport au véhicule conventionnel sont très satisfaisants notamment sur le profil urbain ;

- d'évaluer les émissions de certains polluants : les émissions du CO_2 étant proportionnelles à la consommation, quasiment les mêmes gains ont été enregistrés. Concernant les NO_x , les résultats sont très dispersés entre un profil de vitesse et un autre ;
- de maîtriser l'évolution de l'état de charge de la batterie : en plus des consommations proches de l'optimum, les stratégies de commande présentées ont assuré une bonne régulation de l'état de charge.

Suite aux résultats obtenus, plusieurs perspectives sont envisageables :

- mettre en adéquation les stratégies temps réel avec les informations disponibles sur le trajet, le trafic, communications infrastructure-véhicule, inter véhicules ...
- adapter la régulation de l'état de charge au type d'utilisation et/ou de véhicule hybride : dans le cas d'un véhicule hybride rechargeable (plug-in) par exemple, cela permettrait de gérer l'état de charge de la batterie en fonction de son utilisation dans la journée : ex, maintenir un état de charge autour de sa valeur nominale au début du roulage, puis viser un état de charge minimal de manière à recharger la batterie sur une borne le soir ;
- étudier de façon théorique les propriétés de robustesse des stratégies de commande par rapport à différents types d'incertitudes : de modélisation, paramétriques, sur le trajet futur, conditions de roulage ...
- prendre en compte dès le réglage des algorithmes de commande les contraintes liées à la pollution : utilisation dans les critères et dans un futur plus lointain, utiliser la dynamique des émissions (moteur thermique + ligne d'échappement) ;
- utiliser des modèles de batterie plus élaborés prenant en compte la température. Lors des essais, nous avons constaté que la montée de la température des batteries lors des recharges à fort courant conduit à des limitations, ce qui minimise la récupération au freinage par exemple.

Références

- /Alix. 2008/:** G. Alix, « *Comparaison de concept de moteur diesel en vue de leur hybridation. Bilan des émissions de CO2 suivant l'usage en véhicule* ». Thèse de Doctorat, Ecole centrale de Lyon, 2008.
- /André. 1997/:** M. André, « *Driving pattern analysis and driving cycles European Development of Hybrid Technology approaching Zero Emission Mobility (HYZEM)* ». Technical report N° 9709 INRETS LEN, 1997
- /André. 2002/:** M. André, « *The artemis European driving cycles for measuring car pollutant Emission* ». 7th international symposium, highway and urban pollution. In the science of total environment. Special issue. 2002.
- /Baumann & al. 2000/:** B.M. Baumann, G. Washington, B.C. Glenn, and G. Rizzoni, « *Mechatronic design and control of hybrid electric vehicles* ». IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, Vol. 5, No. 1, March 2000.
- /Beck & al. 2007/:** R. Beck, A. Bollig and D. Abel, « *Comparison of Two Real-Time Predictive Strategies for the Optimal Energy Management of a Hybrid Electric Vehicle* ». Oil & Gas Science and Technology – Rev. IFP, Vol. 62, No. 4, pp. 635-643. 2007
- /Béguery & al. 2001/:** P. Béguery, A. Dubray et S. Gentil, « *Optimisation des lois de gestion d'énergie d'un véhicule hybride série* ». Journées Automatique et Automobile 2001. LAP – ENSEIRB – Université Bordeaux I.
- /Bellman. 1957/:** R. Bellman, « *Dynamic programming* ». Princeton, NJ, USA: Princeton University Press. 1957.
- /Bernard. 2007/:** J. Bernard, « *Véhicules hybrides à pile à combustible : dimensionnement et stratégies de commande* ». Thèse de doctorat, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, 2007.
- /Bertrand & al. 2007/:** E. Bertrand, A. Blondeau, D. Eilstein, J. Fertun, A. Lefranc, and S. Medina, « *Pollution atmosphérique : particules ultrafines et santé* ». N°33, Décembre 2007, disponible en ligne : http://www.invs.sante.fr/publications/extrapol/33/extrapol_33.pdf.
- /Blunier. 2007/:** B. Blunier, « *Modélisation de moto-compresseurs en vue de la gestion de l'air dans les systèmes pile à combustible - simulation et validation expérimental* ». Thèse de doctorat, l'Université de Technologie de Belfort-Montbéliard. 2007.
- /Boland & al. 2001/:** S. Boland, A. Baeza-Squiban, and F. Marano, « *Toxicité respiratoire des particules Diesel : les mécanismes cellulaires et moléculaires* ». Médecine/Sciences, 17 : 596-603. 2001
- /Bonnans. 2004/ :** F. Bonnans, « *Introduction à la commande optimale stochastique* », disponible en ligne : <http://www.cmap.polytechnique.fr/~bonnans/notes/cos.pdf>

- /Borne & al. 1999/:** P. Borne, G. Dauphin-Tanguy, J. P. Richard, F. Rotella and I. Zambettakis. « *Commande et optimisation des processus* ». Technip, 1990
- /Burnett & Borle. 2005/:** B. Burnett, J. Borle, « *A power system combining batteries and supercapacitors in a solar/hydrogenhybrid electric vehicle* ». IEEE Vehicle and Power Propulsion Conference, Chicago, September 2005.
- /Chen & Salman. 2005/:** J.S. Chen, and M. Salman, « *Learning Energy Management Strategy for Hybrid Electric Vehicles* ». IEEE Vehicle and Power Propulsion Conference, Chicago, September 2005.
- /Cheng & al. 2008/:** Y. Cheng, K. Chen, C.C. Chan, A. Bouscayrol and S. Cui. « *Global Modelling and Control Strategy Simulation for a Hybrid Electric Vehicle using Electrical Variable Transmission* ». IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, Harbin, China, 2008.
- /Culioli. 1994/:** J-C Culioli, « *Introduction à l'optimisation* ». Ellipses, 1994.
- /Cho. 2008/:** B. Cho, « *Control of A Hybrid Electric Vehicle with Predictive Journey Estimation* ». Phd Thesis, Cranfield University, 2008.
- /Deguchi & al. 2004/:** Yoshitaka Deguchi, Kouichi Kuroda, Makoto Shouji and Taketoshi Kawabe. « *HEV Charge/Discharge Control System Based on Navigation Information*. In Convergence 2004 Vehicle Electronics to Digital Mobility. Detroit, Michigan, USA, 2004.
- /Delprat. 2002/:** S. Delprat, « *Évaluation de stratégies de commande pour véhicules hybrides parallèle* ». Thèse de doctorat, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, 2002.
- /Delprat & al. 2001/:** S. Delprat, T.M. Guerra, and J. Rimaux, « *Optimal control of a parallel powertrain: from global optimization to real time control strategy* ». IEEE Vehicular Transportation Systems, Atlantic City, USA, October 2001.
- /Delprat & al. 2004/:** S. Delprat, J. Lauber, T.M. Guerra, and J. Rimaux, « *Control of a parallel hybrid powertrain: Optimal Control* », IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 53 (3), pp. 872-881, 2004.
- /Desbois-Renaudin & Badin. 2004/:** M. Desbois-Renaudin et F. Badin, « *Les véhicules hybrides, une alternative viable aux véhicules classiques?* ». Colloque : Energie électrique: besoins, enjeux, technologies et applications ». Belfort UTBM, 18 juin 2004.
- /Desbois-Renaudin & Trigui. 2004/:** M. Desbois-Renaudin, R. Trigui, « *Hybrid powertrain sizing and potential consumption gains*». IEEE Symposium -Vehicle Power and Propulsion Conference, Paris 6, 8 Octobre 2004.
- /Destraz. 2008/:** B. Destraz, « *Assistance énergétique à base de super condensateurs pour véhicules à propulsion électrique et hybride* ». Thèse de doctorat, École polytechnique fédérale de Lausanne.2008.
- /DETEC. 2006/ :** « *Évolution de la législation suisse relative aux gaz d'échappement des véhicules à moteur et des machines* ». Département fédéral de l'environnement, des transports,

de l'énergie et de la communication, Office fédéral de l'environnement OFEV. 3003 Berne, Avril 2006. Disponible en ligne.

/Dörffel. 2003/: D. Dörffel, « *Peace-of-Mind Series Hybrid Electric Vehicle Drivetrain* ». Transfer Thesis (MPhil/PhD). Southampton, UK, University of Southampton, School of Engineering Sciences, 118pp. April 2003.

/Dürr et al. 2006/: M. Dürr, A. Cruden, S. Gair, and J.R. McDonald, « *Dynamic model of a lead acid battery for use in a domestic fuel cell system* ». Journal of Power Sources, Vol. 161, pp.1400–1411, 2006.

/Ehsani & al.1999/: M. Ehsani, Y. Gao, and K.L. Butler, « *Application of Electrically Peaking Hybrid (ELPH) propulsion system to a full-size passenger car with simulated design verification* ». IEE Transaction on Vehicular Technology, Vol. 48, No. 6, November 1999.

/Fasih. 2006/: A. Fasih, « *Modelling and Fault Diagnosis of Automotive Lead-Acid Batteries* ». The Ohio State University, Department of Electrical and Computer Engineering Honors Theses, 2006.

/Forgez & al. 2000/: C. Forgez, G.Friedrich, et G.M. Biedinger, « *Système flou de supervision des modes de fonctionnement d'un véhicule hybride électrique parallèle* ». Colloque National Génie Electrique Vie et Qualité, Marseille, France, Mars 2000.

/Friedman. 2003/: D. Friedman, « *the Technology and potential of hybrid vehicles* ». Technical Report, Union of Concerned Scientists, January 2003.

/Gao & Porandla. 2005/: W. Gao, and S.K. Porandla, « *Design Optimization of a Parallel Hybrid Electric Powertrain* », IEEE Vehicle and Power Propulsion Conference, Chicago, September 2005.

/Guzzella & Sciarretta. 2005/: L. Guzzella and A. Sciarretta, « *Vehicle Propulsion Systems. Introduction to Modeling and Optimization* ». Berlin: Springer-Verlag, 2005, p. 190.

/Guzzella & Sciarretta. 2007/: L. Guzzella, and A. Sciarretta, « *Vehicle Propulsion Systems: Introduction to modelling & optimization* ». Edition: Springer-Verlag Berlin and Heidelberg GmbH & Co. K. 2ème édition. Septembre, 2007.

/Hankache. 2008/: W. Hankache, « *Gestion Optimisée de l'Energie Electrique d'un Groupe Electrogène Hybride à Pile à Combustible* ». Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2008.

/Hemmingsson. 1999/: M. Hemmingsson, « *Minimization of Energy Losses in Hybrid Electric Vehicles, Theory and Practice* ». EVS-16, 16th International Electrical Vehicle Symposium, Beijing, China, October, 1999.

/Jeanneret & al. 2004/ : B .Jeanneret, R .Trigui, B.Malaquin, M.Desbois-Renaudin, F .Badin, C.Plasse, et J.Scordia, « *Mise en œuvre d'une commande temps réel de transmission hybride sur banc d'essai moteur* ». 2ème congrès Européen Alternative Energétiques dans l'Automobile. Poitiers, France, 7-8 Avril 2004.

- /Jeon & al. 2002/:** S. Jeon, S. Jo, Y. Park, and J. Lee, « *Multi-mode driving control of a parallel hybrid electric vehicle using driving pattern recognition* ». *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control* (Transactions of the ASME). Vol. 124, No. 1, pp. 141-149, Mars, 2002.
- /Johannesson. 2005/:** L. Johannesson, « *Development of a Time Invariant Stochastic Model of a Transport Mission* ». Technical Report no R023/2005 Division of Control and Automation. Department of Signals and Systems .Chalmers University of Technology, 2005
- /Johannesson. 2006/:** L. Johannesson, « *On Energy Management Strategies for Hybrid Electric Vehicles* ». Technical Report No R022/2006. Department of Signals and Systems Automatic Control Group Chalmers University of Technology, 2006.
- /Johannesson & al. 2007/:** L. Johannesson, B. Egardt and M. Asbogard, « *Assessing the potential of predictive control for hybrid vehicle powertrains using stochastic dynamic programming* ». *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*. Vol. 8, N° 1, pp. 71-83. 2007.
- /Johnson & al 2001/:** V.H. Johnson, K.B. Wipke and D.J. Rausen, « *HEV Control Strategy for Real-Time Optimization of Fuel Economy and Emissions* ». Futur Car Congress, Avril 2000
- /Joumard & al. 1999/ :** R. Joumard, M. André, R. Vidon, P. Tassel, et C. Pruvost : « *Influence du cycle de conduite sur les émissions unitaires de polluants des voitures particulières* ». Rapport INRETS-LTE N° 9902. Décembre 1999.
- /Kermani & al. 2007/:** S. Kermani, S. Delprat, T. Rochdi and T.M. Guerra, « *A comparison of two global optimization algorithms for hybrid vehicle energy management* ». *IFAC Advances in Vehicle Control and Safety*, Buenos-Aires, Argentina, February 2007.
- /Kessel. 2006/:** J.Kessel, «*Energy Management for Automotive Power Nets*». Phd Thesis, Eindhoven : Technische Universiteit Eindhoven, 2006.
- /Kleimaier & Schröder. 2002/:** A. Kleimaier and D. Schröder, « *An approach for the online optimized control of a hybrid powertrain* ». *7th International Workshop Advanced Motion Control*, pp. 215–220, Maribor, Slovenia, 2002.
- /Koot & al. 2005(a)/:** M. Koot, J.T.B.A. Kessels, and B. de Jager. « *Fuel reduction of parallel hybrid electric vehicles* ». *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, Chicago, 2005.
- /Koot & al. 2005(b)/:** M. Koot, J. Kessels, B. de Jager, W. Heemels, P. van den Bosch, and M. Steinbuch, « *Energy management strategies for vehicular electric power systems* ». *IEEE Transaction in Vehicular Technology*. Vol. 54, No. 3, pp. 1504–1509, 2005.
- /Kuhn & al. 2004/:** E. Kuhn, C. Forgez, and G. Friedrich « *Application of a 42V NiMH battery model to design a control law for a mild hybrid vehicle* ». *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, Paris, October 2004.
- /Lemofouet-Gatsi. 2006/:** S. Lemofouet-Gatsi, « *Investigation and optimisation of hybrid electricity storage systems based on compressed air and supercapacitors*». Thèse de doctorat, École polytechnique fédérale de Lausanne. 2006.

- /Liang & al. 2005/:** C. Liang, W. Qingnian, L. and Minghui, « *Control Algorithm Development for Parallel Hybrid Transit Bus* ». IEEE Vehicle and Power Propulsion Conference, Chicago, September 2005.
- /Lin & al. 2003/:** C.-C. Lin, H. Peng, J.W. Grizzle, and J.-M. Kang, « *Power management strategy for a parallel hybrid electric truck* ». IEEE Trans. Control Syst. Technol., vol. 11, no. 6, pp. 839–849, November 2003.
- /Lin & al. 2004/:** C.-C. Lin, H. Peng, and J.W. Grizzle, « *A stochastic control strategy for hybrid electric vehicle* ». American Control Conf, pp. 4710–4715. Boston, MA, 2004.
- /Meintz & Ferdowsi. 2008/:** A. Meintz and M. Ferdowsi, « *Control Strategy Optimization for a Parallel Hybrid Electric Vehicle* ». IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), Harbin, China, September 2008.
- /Montaru. 2008/:** M. Montaru, and S.Pelessier: « *Frequency and Temporal Identification of a Li-ion Polymer Battery Model Using Fractional Impedance*», Les Rencontres Scientifiques de l'IFP - Advances in Hybrid Powertrains, November 2008.
- /Montazeri-Gh & al. 2006/:** M. Montazeri-Gh, A. Poursamad, and B. Ghalichi, « *Application of genetic algorithm for optimization of control strategy in parallel hybrid electric vehicles* ». Journal of The Franklin Institute, February 2006.
- /Musardo & al. 2005/:** C. Musardo, G. Rizzoni, B. Guezennec, and N. Staccia, « *An Adaptive Algorithm for Hybrid Electric Vehicle Energy Management* ». 44th IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference, Seville, December, 2005.
- /Ould-Bouamama & Dauphin-Tanguy. 2008/ :** B. Ould-Bouamam, et G. Dauphin-Tanguy, « *Modélisation par bond graph : Éléments de base pour l'énergétique* ». Techniques de l'Ingénieur, BE 8280.
- /Paganelli. 1999/:** G. Paganelli, « *Conception et commande d'une chaîne de traction pour véhicule hybride parallèle thermique et électrique* ». Thèse de doctorat, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, 1999.
- /Paganelli & al. 2000/:** G. Paganelli, T.M. Guerra, S. Delprat, J.J. Santin, M. Delhom, E. Combes, « *Simulation and assessment of power control strategies for a parallel hybrid car* ». Journal of automobile engineering , ImechE, IEE, Vol. 214, No. 7, pp 705-717, 2000.
- /Paganelli & al. 2001/:** G. Paganelli, M. Tateno, A.Brahma and G. Rizzoni, and Y. Guezennec, « *Control development for a hybrid-electric sport-utility vehicle: Strategy, implementation and field test results* ». American Control Conference. p. 5064-5069. Arlington, Virginia, USA. 2001.
- /Paladini & al. 2007/:** V. Paladini, T. Donato, A. de Risi and D. Laforgia, « *Super-capacitors fuel-cell hybrid electric vehicle optimization and control strategy development* », Energy Conversion and Management, Vol.48, No.11, 3001-3008, 2007.

- /Passier & al. 2007/:** G. Passier, F-V. Conte, S. Smets, F. Badin, A. Brouwer, M. Alaküla and D. Santini: «*Status Overview of Hybrid and Electric Vehicle technology (2007)* ». Final report Phase III, Annex VII, IAHEV, IEA. Decembre 2007.
- /Piller & al. 2001/:** S. Piller, M. Perrin, A. Jossen, « *Methods for state-of-charge determination and their applications* ». Journal of Power Sources, Vol. 18, pp. 113-120, 2001.
- /Pisu & al. 2003/:** P. Pisu, E. Silani, G. Rizzoni, and S. Savaresi, « *A LMI-based supervisory robust control for hybrid vehicles* ». American Control Conference, Vol. 6. pp. 4681-468. Denver, Colorado, USA. 2003.
- /Pisu & Rizzoni. 2005/:** P. Pisu, and G. Rizzoni, « *A Supervisory Control Strategy for Series Hybrid Electric Vehicles with Two Energy Storage Systems* ». IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, Chicago, 2005.
- /Pisu & Rizzoni. 2007/:** P. Pisu and G. Rizzoni, « *A Comparative Study Of Supervisory Control Strategies for Hybrid Electric Vehicles* ». IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 15, No. 3, MAY 2007.
- /Plett. 2004/:** G-L. Plett, « *Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPb-based HEV battery packs. Part I. Background* ». Journal of Power Sources 134 (2004) 252–261. Vol. 134, No. 2, pp. 252-261, 2004.
- /Pontriaguine & al. 1974/:** L. Pontriaguine, V. Boltianski, G. Gamkrelidze, and E. Michtchenko, «*Théorie Mathématique des Processus Optimaux* », Edition Mir, Moscou 1974.
- /Poursamad & Montazeri. 2008/:** A. Poursamad, and M. Montazeri. « *Design of genetic-fuzzy control strategy for parallel hybrid electric vehicles* ». Control Engineering Practice Vol. 16: 7, pp. 861-87, July 2008.
- /Qin & Badgwell. 2002/:** S.J. Qin, T.A. Badgwell, « *A survey of industrial model predictive control technology* ». Control Engineering Practice, 11: 733-764, August 2002.
- /Rodatz & al. 2005/:** P. Rodatz, G. Paganelli, A. Sciarretta, and L. Guzzella, «*Optimal power management of an experimental fuel cell/supercapacitor-powered hybrid vehicle*». Control Engineering Practice Vol. 13, pp41–53. 2005.
- /Romm & Franck. 2006/:** J.J. Romm, and A.A. Frank, «*Hybrid Vehicles Gain Traction*», Scientific American. Vol. 294, No 4, pp. 72-79, 2006.
- /Rousseau & Pasquier. 2001/:** A. Rousseau and M. Pasquier, « *Validation of a Hybrid Modelling Software (PSAT) Using Its Extension for Prototyping (PSAT-PRO)* ». Global Powertrain, Detroit, June 2001.
- /Rutquist. 2002/:** P. (2002). *Optimal control for the energy storage in a hybrid electric vehicle*, 19th International Battery, Hybrid and Fuel Cell Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS19), pp. 1133-1139., Busan, Korea. October 2002.

- /Sabatier & al. 2006/:** J. Sabatier, M. Aoun, A. Oustaloup, G. Grégoire, F. Ragot, and P. Roy, « *Fractional system identification for lead acid battery state of charge estimation* ». Signal Processing, Vol. 86, pp.2645-2657, 2006.
- /Salman & al. 2005/:** M. Salman, M.F. Chang, and J.S. Chen: « *Predictive Energy Management Strategies for Hybrid Vehicles* ». IEEE Vehicle Power and Propulsion, VPPC, 2005.
- /Schouten & al. 2002/:** N.J. Schouten, M.A. Salman, and N.A. Kheir: « *Fuzzy Logic Control for Parallel Hybrid Vehicles* ». IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 10, No. 3, MAY 2002.
- /Schouten & al. 2003/:** N.J. Schouten, M.A. Salman, and N.A. Kheir, « *Energy management strategies for parallel hybrid vehicles using fuzzy logic* ». Control Engineering Practice, Vol. 11, n^o2, pp. 171-177. 2003.
- /Sciarretta & Guzzella. 2007/:** A. Sciarretta, L. Guzzella, « *Control of Hybrid Electric Vehicles - A Survey of Optimal Energy-Management Strategies* ». IEEE Control Systems Magazine, Vol. 27, No. 2, pp. 60-70, 2007.
- /Scordia. 2004/:** J. Scordia, « *Approche systématique de l'optimisation du dimensionnement et de l'élaboration de lois de gestion d'énergie de véhicules hybrides* ». Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré - Nancy 1, 2004.
- /Scordia & al. 2005(a)/:** J. Scordia, M. Desbois-Renaudin, R. Trigui, B. Jeanneret and F. Badin, « *Global optimization of energy management laws in hybrid vehicles using dynamic programming*». International Journal of Vehicle Design. Vol. 39, No.4 pp. 349 –367, 2005.
- /Scordia & al. 2005(b)/:** J. Scordia, R.Trigui, B.Jeanneret, F.Badin and B.Malaquin, « *Systematic elaboration of online energy management laws for hybrid vehicles* ». EVS21, Monaco, April 2005.
- /Seiler & Schröder. 1998/:** J. Seiler, D. Schröder, « *Hybrid vehicle operating strategies* », Electric Vehicle Symposium EVS15, Bruxelles (Belgium), October 1998.
- /Serrao & al. 2005/:** L. Serrao, Z. Chehab, Y. Guezennec, and G. Rizzoni, « *An Aging Model of Ni-MH Batteries for Hybrid Electric Vehicles* ». IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, Chicago, 2005.
- /Spotnitz. 2005/:** R. Spotnitz, «*Advanced EV and HEV Batteries*», IEEE Vehicle and Power Propulsion Conference, Chicago, September 2005.
- /Sundström & al. 2008/:** O. Sundström , L. Guzzella, and P. Soltic, « *Optimal Hybridization in Two Parallel Hybrid Electric Vehicles using Dynamic Programming* ». The 17th IFAC World Congress. Seoul, Korea, July 6-11, 2008.
- /Shabashevich & al. 2007/:** A. Shabashevich, D.Saucedo, T. Williams, C. Reif, C. Lattoraca, B. Jungers, B. Wietzel, A.Frank and Team Fate University of California, Davis, « *Consumer Ready Plug-in Hybrid Electric Vehicle* ». SAE International, 2007.

/Sundström & al. 2008/: O. Sundström, L. Guzzella, and P. Soltic, « *Optimal Hybridization in Two Parallel Hybrid Electric Vehicles using Dynamic Programming* ». The 17th IFAC World Congress. Seoul, Korea, July 6-11, 2008.

/Toyota.2003/: Toyota Motor Corporation. «*Toyota hybrid system THSII* ». *Technical report*, May 2003. Disponible en ligne : <http://www.toyota.co.jp>.

/Trélat. 2005/: E. Trélat, « *Commande Optimale : Théorie et Applications* », Edition Vuibert, Collection Mathématiques Concrètes, ISBN 2-7117-7175-X, 2005.

/Trigui & al. 2004/: R. Trigui, B. Jeanneret, et F. Badin, « *Modélisation systémique de véhicules hybrides en vue de la prédiction de leurs performances énergétiques et dynamiques - Construction de la bibliothèque de modèles VEHLIB* ». Recherche Transports Sécurité, (83), 129-150. ISSN 0761-8980, 2004.

/Trigui & al. 2006/: R .Trigui, B .Jeanneret, B.Malaquin, J. Scordia, and F .Badin, « *Simulation et implémentation sur banc moteur dune architecture hybride parallèle à 2 embrayages : phase 1* ». *Rapport INRETS-LTE N° 0604.Février 2006*.

/Trigui & al. 2007/: R .Trigui, B .Jeanneret, B.Malaquin, and F .Badin, « *Simulation et implémentation sur banc moteur de trois configurations hybrides parallèles à 2 embrayages* ». *Rapport INRETS-LTE N° 0725.Décembre 2007*.

/Turki & Soriano. 2007/: S. Turki, et T. Soriano : « *Un profile Bond Graphs Blocks pour SysML : Extension de SysML pour l'analyse des transferts énergétiques* ». 5ème Colloque International Conception et Production Intégrées. Rabat, Maroc. Octobre 2007.

/Ung. 2003/: A. Ung, « *Cartographie de la pollution atmosphérique en milieu urbain a l'aide de données multi sources* ». Thèse de doctorat, université Paris 7, Denis Diderot. Novembre 2003.

/Vangraefschep & Menegazzi. 2004/: F. Vangraefschep, et P. Menegazzi: « *Véhicules hybrides, quel avenir ?* », IFP, panorama-2005:disponible sur :<http://www.ifp.fr/information-publications/notes-de-synthese-panorama/panorama-2005>.

/Vinot & al. 2008/: E.Vinot, J. Scordia, R. Trigui, B. Jeanner et F. Badin, « *Model simulation, validation and case study of the 2004 THS of Toyota Prius* ». *Int. J. Vehicle Systems Modelling and Testing*, Vol. 3, No. 3, 2008

/Werfel & al. 2007/: F. N.Werfel, U. Flogel, T. Rieder, R. Rothfeld, D. Wippich, B. Goebel, G. Reiner and N. Wehlau, « *250 kW flywheel with HTS magnetic bearing for industrial use* ». 8th European Conference on Applied Superconductivity, EUCAS, 2007.

/Wicke. 2001/: V. Wicke, « *Driveability and Control Aspects of Vehicles with Continuously Variable Transmissions* », PhD Thesis, Department of Mechanical Engineering, University of Bath, 2001.

/Williamson & al. 2005/: S. S. Williamson, A. Khaligh, S. C. Oh, and A. Emadi, « *Impact of Energy Storage Device Selection on the Overall Drive Train Efficiency and Performance of*

Heavy-Duty Hybrid Vehicles». IEEE Vehicle and Power Propulsion Conference, Chicago, September 2005.

/Xiaoming & al. 2006/: W. Xiaoming, C. Xi, Z. Chunming, and W. Zhixin, « *Development and research on Hardware-in-the loop Simulation System for HEV Powertrain* », Automotive Engineering, Vol. 3, pp.221-224. 2006

/Zhang & Chen. 2001/: R. Zhang and Y. Chen, « *Control of hybrid dynamical systems for electric vehicles* », American Control Conference, pp. 2884–2889, Arlington, VA, 2001.

/Zhu & al. 2004/: Y. Zhu, Y. Chen, G. Tian, H. Wu, and Q. Chen, « *A four-step method to design an energy management strategy for hybrid vehicles* ». American Control Conference ,Boston, MA, pp. 156–161, 2004.

/Zhu & Chan. 2008/: Z. Q. Zhu, C. C. Chan, « *Electrical Machine Topologies and Technologies for Electric, Hybrid, and Fuel Cell Vehicles* ». IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, Harbin, China, 2008.

Sites internet:

/Alstom. 2006/: « *Le volant d'inertie, Système d'énergie environnemental* ». www.alstom.fr, 2006.

/Bosch. 2007/: Disponible en ligne :
[http://ecologie.caradisiac.com/Bosch-son-systeme-Start-Stop-fait-baisser consommation-de-carburant-et-emissions-de-CO2-372](http://ecologie.caradisiac.com/Bosch-son-systeme-Start-Stop-fait-baisser_consommation-de-carburant-et-emissions-de-CO2-372).

/Cta .2008/: U.S. Department of Energy, «*Transportation Energy Data Book*». Edition 27-2008. Téléchargeable en ligne sur: <http://cta.ornl.gov/data/download27.shtml>

/Hermann. 2002/: J-P Hermann, «*La gestion de l'énergie dans les transports terrestres*»
 Disponible en ligne :
http://www.enseignement.polytechnique.fr/physique/colloques/pdf/2002/Conf_JPH_2.pdf

/MDI. 2008/: «*The OneCAT Model*». MDI Moteur Developpment International, www.theaircar.com/onecatsEN.html, Jan. 2008.

/Mpoweruk/: <http://www.mpoweruk.com/leadacid.htm>

/Porsche. 1899/: F. Porsche, «*The First Hybrid Vehicle*» [Online]. Disponible en ligne:
<http://www.hybrid-vehicle.org>

/Renault/: <http://www.renault.com/fr/capeco2/construire-le-futur/>

/Rühl. 2008/: C. Rühl, «*BP Statistical Review of World Energy Juin 2008*». Disponible sur :
www.bp.com/statisticalreview.

/Toyota/: http://www.toyota.fr/about/news_and_events/un_million_hybrides.aspx

Références personnelles

- Conférence internationale avec actes et comité de lecture (5) :
 - « *A comparison of two global optimization algorithms for hybrid vehicle energy management* ». S. Kermani, S. Delprat, T. Rochdi, T.M. Guerra, IFAC Advances in Vehicle Control and Safety, Buenos-Aires, Argentina, February 2007.
 - « *Real time control of hybrid electric vehicle on a prescribed road* ». S. Kermani, S. Delprat, T. Rochdi, T.M. Guerra, IFAC IFAC World Congress: Automotive control and estimation using look-ahead road information, Seoul, South Korea, July 2008.
 - « *Commande prédictive d'un véhicule hybride* ». S. Kermani, S. Delprat, T. Rochdi, T.M. Guerra, IEEE CIFA, Bucarest (Roumanie), septembre.2008
 - « *Predictive energy management of hybrid vehicle* ». S. Kermani, S. Delprat, R. Trigui, T.M. Guerra. IEEE Vehicle and Power Propulsion Conference, September 3-5, Harbin, China, 2008.
 - « *Predictive control for HEV energy management: experimental results* »: S. Kermani, S. Delprat, R. Trigui, T.M. Guerra. IEEE Vehicle and Power Propulsion Conference, September 7-11, Dearborn. 2009

- Séminaire et autres communications (2)
 - « *Gestion énergétique des véhicules hybrides : de l'optimisation globale au temps réel comparaison entre deux approches* ». INRETS, Rencontre doctorale, Lille, Novembre 2007
 - « *Comparaison entre deux algorithmes d'optimisation globale et leurs applications temps réel appliqués à un véhicule hybride parallèle* » : Journée Automatique et Automobile GT GDR CNRS, Bourges-Orléans, février 2007.

Annexe A : Equation de conservation de la puissance électrique

1. Equation de conservation de la puissance électrique

La figure 6.0.1 présente le cheminement de la puissance fournie par la batterie jusqu'à l'arbre secondaire de la machine électrique.

Pour que la machine électrique produise une puissance mécanique $C_{ME} \cdot \omega_{ME}$, la batterie doit fournir une puissance P_B composée de la puissance mécanique $C_{ME} \cdot \omega_{ME}$, des pertes résistives dans la batterie $R_B \cdot I_B^2$, ainsi que les pertes dans la machine et les convertisseurs associés données par la cartographie $P_E(C_{EL}, \omega_{EL})$.

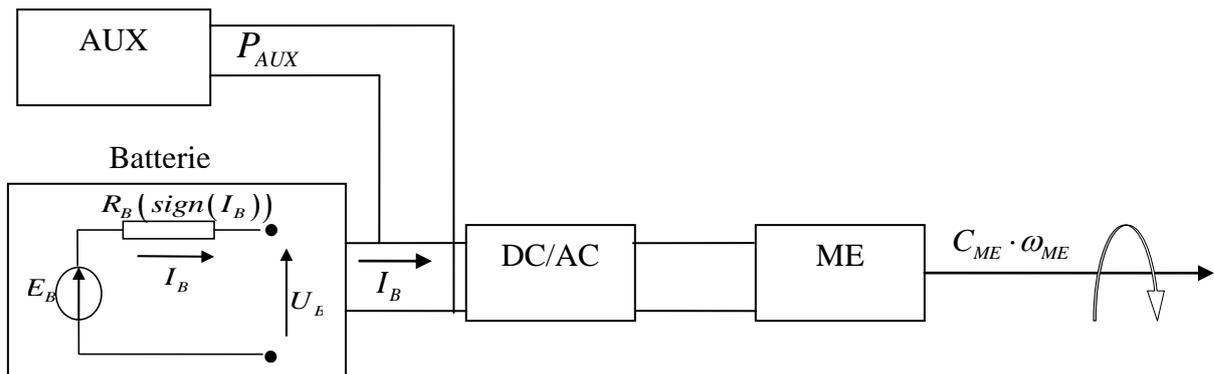


Figure 6.0.1 Cheminement de la puissance électrique de la batterie jusqu'à l'arbre secondaire de la machine électrique

L'équation de conservation de puissance électrique est alors donnée par :

$$E_B \cdot I_B = (R_B \cdot I_B) \cdot I_B + C_{EL} \cdot \omega_{EL} + P_E(C_{EL}, \omega_{EL}) + P_{AUX} \quad (6.1)$$

$$\text{Avec : } P_B = E_B \cdot I_B \quad (6.2)$$

En utilisant l'équation de conservation de puissance électrique donnée par (6.1), le courant batterie peut être calculé en résolvant l'équation de second degré en I_B suivante :

$$R_B \cdot I_B^2 - E_B \cdot I_B - C_{EL} \cdot \omega_{EL} - P_E(C_{EL}, \omega_{EL}) - P_{AUX} = 0 \quad (6.3)$$

Pour simplifier les écritures, le rendement faradique et la résistance en charge et en décharge n'apparaissent pas dans l'équation (6.3) mais la cartographie P_B a bien été calculée en en tenant compte.

Bien évidemment, la résolution de l'équation (6.3) mène soit à zéro solution quand la puissance batterie P_B est supérieure à $P_{B_max} = \frac{E_B}{2 \cdot R_B}$, soit à deux solutions I_{B1} et I_{B2} , figure 6.0.2. On voit bien que le courant I_{B2} produit la même puissance que I_{B1} , mais avec des pertes joules en plus. Il est donc clair que l'en choisisse la solution possédant le meilleur rendement, c'est-à-dire I_{B1} .

Ainsi la puissance batterie totale est donnée par :

$$P_B = (R_B \cdot I_B) \cdot I_B + C_{EL} \cdot \omega_{EL} + P_E(C_{EL}, \omega_{EL}) + P_{Aux} \quad (6.4)$$

A l'image de la convention sur le courant, une puissance batterie positive engendre une décharge de la batterie, et une puissance négative une recharge.

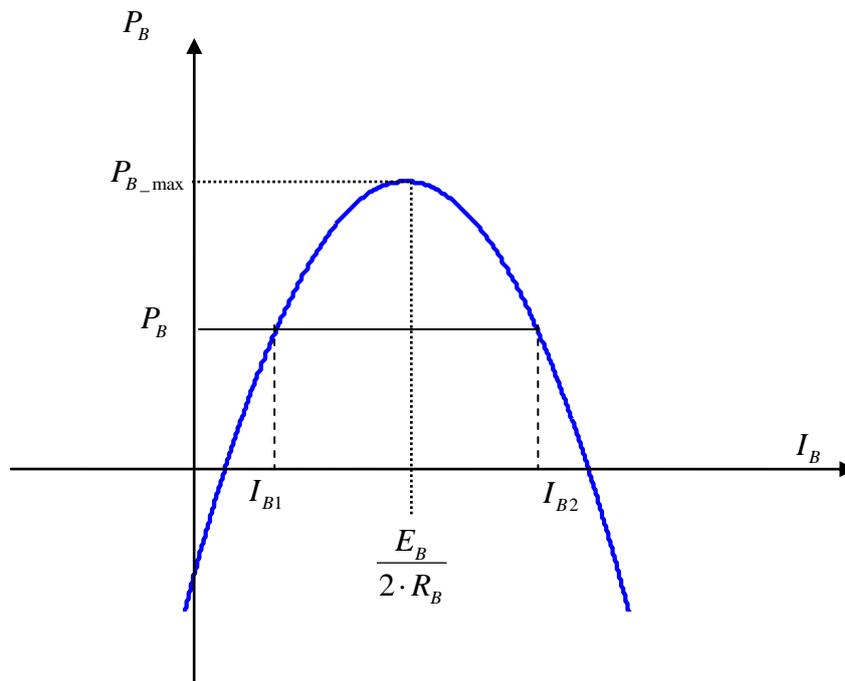


Figure 6.0.2 Puissance batterie en fonction du courant batterie

2. Notion du SOC et du SOE : Comparaison :

Rappelons que l'état de charge de la batterie est donné par :

$$X(i+1) = X(i) - P_B(C_{EL}(i), \omega_{EL}(i)) \quad (6.5)$$

La variable $X(i)$ telle que définie en équation (6.5) représente le niveau d'énergie à l'instant i exprimé en Joule. L'état d'énergie *SOE* (State Of Energy /Kessel. 2006/) de la batterie est donc donné par :

$$SOE(i) = \frac{X(i)}{X_{MAX}} \cdot 100(\%) \quad (6.6)$$

Avec $X_{MAX} = C_{B_MAX} \cdot E_B$ la quantité d'énergie maximale que peut stocker la batterie.

L'équation (6.5) peut s'écrire sous la forme :

$$X(i) = X(0) - \sum_{i=0}^{N-1} P_B(C_{EL}(i), \omega_{EL}(i)) \cdot T_e \quad (6.7)$$

En remplaçant $X(i)$ donné par l'équation dans(2.33), on trouve :

$$SOE(i) = \frac{X(0) - \sum_{i=0}^{N-1} P_B(C_{EL}(i), \omega_{EL}(i)) \cdot T_e}{C_{B_MAX} \cdot E_B} \cdot 100(\%) \quad (6.8)$$

$$(6.8) \Leftrightarrow SOE(i) = \frac{1}{C_{B_MAX}} \cdot \left[\frac{X(0)}{E_B} - \frac{\sum_{i=0}^{N-1} P_B(C_{EL}(i), \omega_{EL}(i)) \cdot T_e}{E_B} \right] \cdot 100(\%) \quad (6.9)$$

En remplaçant la puissance batterie P_B telle que définie en (6.2) dans l'équation (6.9) :

$$\Leftrightarrow SOE(i) = \frac{1}{C_{B_MAX}} \cdot \left[C(0) - \sum_{i=0}^{N-1} I_B(i) \right] \cdot 100(\%) \quad (6.10)$$

$$(6.10) \Rightarrow SOE(i) = \frac{C(i)}{C_{B_MAX}} \cdot 100(\%) \quad (6.11)$$

La quantité $\frac{C(i)}{C_{B_MAX}} \cdot 100(\%)$ n'est d'autre que la définition de l'état de charge de la batterie donné au chapitre 2. Les deux quantités *SOE* et *SOC* sont donc mathématiquement identiques, pour le modèle de batterie considéré.

Liste des Figures

Figure 1.1 : Répartition de la consommation de pétrole (à gauche) et d'énergie (à droite) par secteur d'activité en 2007	14
Figure 1.2 : Classement de quelques sources d'énergie en fonction de leur énergie massique ; Source : www.petro-pic.org.uk	15
Figure 1.3 : Premier véhicule hybride (Porche)	18
Figure 1.4 : Plan de Ragonne de quelques types d'énergie utilisés dans l'automobile.....	21
Figure 1.5 : Principaux modes de fonctionnement d'un véhicule hybride.....	35
Figure 2.1 : Architecture hybride parallèle un embrayage	39
Figure 2.2 : Prototype hybride du LAMIH, et Banc moteur de l'INRETS	40
Figure 2.3 : Cycle de vitesse Européen Normalisé (NEDC).....	42
Figure 2.4 : Cycle Hyzem Urbain, cycle Hyzem Routier, cycle Hyzem Autoroutier	43
Figure 2.5 : Exemple de modélisation dans Vehlib.....	44
Figure 2.6 : Schéma complet du véhicule hybride considéré – parallèle un embrayage – pour la simulation	45
Figure 2.7 : Débit de carburant en fonction du couple thermique pour chaque régime moteur..	46
Figure 2.8 : Exemple d'une cartographie d'un moteur thermique	46
Figure 2.9 : Exemple d'une cartographie de rendement d'une machine électrique	47
Figure 2.10 : Circuit équivalent de la batterie	48
Figure 2.11 : Tension à vide en fonction de l'état de charge	50
Figure 2.12 : Résistance interne (en charge et en décharge) en fonction de l'état de charge	50
Figure 2.13 : Schéma des forces agissant sur le véhicule en mouvement.....	53
Figure 2.14 : Architecture hybride parallèle	58
Figure 2.15 : Echanges énergétiques entre MCI, ME et roues	58
Figure 2.16 : Délimitation de l'espace d'état admissible pour un cycle de vitesse donné	70
Figure 2.17 : Maillage de la zone atteignable de la limite minimale à la limite maximale.....	71
Figure 2.18 : Schéma du calcul du coût de carburant de tous les arcs et le chemin optimal	72
Figure 2.19 : Vitesse véhicule et couple roues demandé correspondant.....	74
Figure 2.20 : Variables de commande optimale et évolution de l'état de charge de la batterie obtenus avec Koala (version Clio-Mild-hybrid-diesel).....	74
Figure 2.21 : Répartition optimale du couple sur la partie urbaine ECE15	75
Figure 2.22 : Couple thermique et électrique optimal sur la partie EUDC du NEDC	75

Figure 2.23 : Points de fonctionnement du moteur thermique	77
Figure 2.24 : Points de fonctionnement de la machine électrique.....	77
Figure 2.25 : Variables de commande optimale et l'évolution de l'état de charge de la batterie obtenus avec Koala : version Berlingo-Full-hybride-Essence	78
Figure 2.26 : Résultats obtenus sur le cycle NEDC avec $\lambda(0) = -7 \cdot 10^{-5}$	84
Figure 2.27 : Résultats obtenus sur le cycle NEDC avec $\lambda(0) = -5,17 \cdot 10^{-5}$	84
Figure 2.28 : Variation d'état de charge de la batterie en fonction de $\lambda(0)$ et la consommation de carburant correspondante.....	85
Figure 2.29 : Algorithme de résolution du problème d'optimisation avec le formalisme de Lagrange.....	86
Figure 2.30 : Variables de commande optimale et l'évolution de l'état de charge	87
Figure 2.31 : Comparaison de la variable de commande continue et l'état de charge de la batterie Lagrange/Koala	89
Figure 2.32 : Causes des écarts en SOC entre Koala et FL.....	89
Figure 2.33 : Variation de consommation en fonction de la variation de $\Delta X = X(N) - X(0)$.	91
Figure 2.34 : Evolution d'état de charge dans Vehlib en utilisant le $\lambda(0)$ calculé avec le modèle2	93
Figure 2.35 : Ecart d'évolution d'état de charge entre Vehlib (modèle1) et le modèle2 à bilan batterie nul.....	94
Figure 2.36 : Implémentation des résultats de Koala (modèle2) dans Vehlib (modèle1)	95
Figure 3.1 : Architecture Parcours routier étudié	101
Figure 3.2 : Profils vitesse en fonction du temps sur le parcours routier	101
Figure 3.3 : Cycles vitesse en fonction de la distance parcourue sur un parcours routier	101
Figure 3.4 : Cycle de référence et le cycle réellement suivi en fonction du temps	103
Figure 3.5 : Evolution de l'état de charge réel de la batterie et celui obtenu sur le profil de référence	103
Figure 3.6 : Schéma de principe de la stratégie de commande proposée λ_PRES dans le cas d'une tournée de véhicule.....	105
Figure 3.7 : Cartographie $M_{BAT}(\widehat{W}, \widehat{\lambda})$ pour $\lambda = -5,24 \times 10^{-1}$	109
Figure 3.8 : Influence de la cartographie $M(\widehat{C}_R, \widehat{\omega}_R, \widehat{\lambda})$ sur le calcul de $\Delta \widehat{X}(\widehat{\lambda}(i))$	111
Figure 3.9 : Algorithme de la stratégie λ_PRES	112

Figure 3.10 : Résultats obtenus avec la stratégie λ_PRES sur la version Clio-Mild-hybrid-diesel.....	114
Figure 3.11 : Variables de commandes obtenues avec la stratégie λ_PRES sur la version Clio-Mild-hybrid-diesel.....	114
Figure 3.12 : Ecart de consommation de carburant entre la stratégie proposée (λ_PRES) et l'optimisation globale.....	115
Figure 3.13 : Ecart de suivi d'état de charge visé	116
Figure 3.14 : Résultats obtenus avec la stratégie λ_PRES sur la version Berlingo-Full-hybride-Essence.....	117
Figure 3.15 : Variables de commande.....	117
Figure 3.16 : Ecart de consommation de carburant entre la stratégie temps réel proposée et l'algorithme d'optimisation globale	118
Figure 3.17 : Actualisation de $\hat{\lambda}(i)$ obtenue avec filtrage d'état moteur et rapports de boîte imposés.....	120
Figure 3.18 : Variables de commandes obtenues en utilisant la stratégie λ_PRES avec filtrage des états moteur et rapports de boîte imposés	121
Figure 3.19 : Ecart relatif de consommation de carburant entre λ_PRES et l'algorithme d'OG avec filtrage des états moteur et rapports de boîte imposés	121
Figure 4.1 : Principe de la loi de commande de type thermostat	125
Figure 4.2 : Schéma de principe de la stratégie λ_PRED	131
Figure 4.3 : Deux profils de vitesse ayant la même distribution de conditions de roulage.....	134
Figure 4.4 : « Prédiction » des conditions de roulage futures du véhicule.....	135
Figure 4.5 : Algorithme de la stratégie λ_PRED	137
Figure 4.6 : Exemple illustratif de la stratégie λ_PRED sur un cycle répétitif.....	138
Figure 4.7 : Résultats obtenus avec la stratégie λ_PRED sur la version Berlingo-Full- hybride-Essence	139
Figure 4.8 : Variables de commandes obtenues avec la stratégie λ_PRED sur la version Berlingo-Full-hybride-Essence	140
Figure 4.9 : Résultats obtenus avec la stratégie λ_PRED sur la version Clio-Mild-hybrid-diesel.....	141
Figure 4.10 : Variables de commandes obtenues avec la stratégie λ_PRED sur la version Clio-Mild-hybrid-diesel.....	141

Figure 4.11 : Résultats de la stratégie λ_PRED sur le cycle mixte : version Berlingo-Full-hybride-Essence.....	143
Figure 4.12 : Résultats obtenus avec la stratégie λ_PRED sur la version Clio-Mild-hybrid-diesel avec filtrage d'état moteur et rapports de boite imposés	144
Figure 4.13 : Variables de commandes obtenues en utilisant la stratégie λ_PRED avec filtrage des états moteur et rapports de boite imposés	144
Figure 4.14 : Ecart relatif de consommation de carburant entre λ_PRED et l'algorithme d'OG avec filtrage des états moteur et rapports de boite imposés	145
Figure 4.15 : Régulation de l'état de charge visé	149
Figure 4.16 : Comparaison des deux régulateurs	150
Figure 5.1 : Démarche simulation/banc	154
Figure 5.2 : Véhicule de référence Renault Clio	155
Figure 5.3 : Groupe motopropulseur du véhicule conventionnel (A) ; groupe motopropulseur hybride équivalent (B).....	156
Figure 5.4 : Partie matérielle (banc).....	157
Figure 5.5 : Vue générale du système d'analyse de polluants de l'INRETS	158
Figure 5.6 : Schéma VEHIL de la version hybride Clio-Mild-hybrid-diesel avec une gestion interfacée de la partie physiquement existante sur le banc	160
Figure 5.7 : Schéma de fonctionnement du banc avec la configuration hybride Clio-Mild-hybrid-diesel.....	161
Figure 5.8 : Couple thermique en fonction de la consigne d'injection	162
Figure 5.9 : Les deux profils Routier et Urbain utilisés pour la validation sur banc	164
Figure 5.10 : Profils de vitesse en fonction de la distance parcourue sur un parcours urbain ..	164
Figure 5.11 : Réponse du moteur thermique à une consigne d'injection sur une séquence du NEDC	165
Figure 5.12 : Réponse du couple de la machine électrique sur une séquence urbaine du NEDC	166
Figure 5.13 : Réponse du couple de la machine électrique sur la dernière décélération du NEDC	166
Figure 5.14 : Limitation de tension batterie (derating)	167
Figure 5.15 : Réponse de l'actionneur de l'embrayage.....	167
Figure 5.16 : Suivi du cycle et la puissance véhicule simulés et mesurés	168
Figure 5.17 : Comparaison des résultats obtenus en simulation et sur banc	169

Figure 5.18 : Comparaison des consommations simulées et mesurées.....	169
Figure 5.19 : Comparaison véhicule hybride et le véhicule conventionnel équivalent sur une séquence du NEDC	171
Figure 5.20 : Résultats de la stratégie λ_PRES sur le profil routier	172
Figure 5.21 : Consommation = $f(\Delta SOC)$ de la stratégie λ_PRES sur le cycle routier.....	173
Figure 5.22 : Résultats de la stratégie λ_PRES sur le profil urbain.....	174
Figure 5.23 : Consommation = $f(\Delta SOC)$ de la stratégie λ_PRES sur le cycle urbain	175
Figure 5.24 : Résultats de la stratégie λ_PRED sur le profil routier.....	176
Figure 5.25 : Consommation = $f(\Delta SOC)$ de la stratégie λ_PRED sur le cycle routier.....	177
Figure 5.26 : Résultats de la stratégie λ_PRED sur le profil urbain	178
Figure 5.27 : Consommation = $f(\Delta SOC)$ de la stratégie λ_PRED sur le cycle urbain	178
Figure 5.28 : Résultats de la stratégie λ_PRED sur le cycle mixte.....	179
Figure 5.29 : Histogramme des gains en simulation et sur banc des 3 stratégies de commande sur les deux profils de vitesse choisis.....	181
Figure 5.30 : $CO_2 = f(\Delta SOC)$: Cycles urbain et routier	184
Figure 5.31 : $CO_2 = f(\Delta SOC)$: cycle NEDC.....	185
Figure 5.32 : $NO_x = f(\Delta SOC)$: cycle urbain et routier, stratégies FL, λ_PRES et λ_PRED	187
Figure 5.33 : $NO_x = f(\Delta SOC)$: cycle NEDC, stratégie FL	188
Figure 6.1 Cheminement de la puissance électrique de la batterie jusqu'à l'arbre secondaire de la machine électrique.....	202
Figure 6.2 Puissance batterie en fonction du courant batterie.....	203

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Exemples de quelques véhicules hybrides commercialisés	19
Tableau 1.2 : Propriétés de quelques technologies batterie utilisées dans l'automobile /Passier & al. 2007/.....	23
Tableau 1.3 : Efficacité énergétique du « puits à la roue » d'un VC, un VHTE, et VHPAC	25
Tableau 1.4 : Caractéristiques générales de machines électriques asynchrone et synchrone à aimant	27
Tableau 1.5 : Les trois principales architectures d'un véhicule hybride	30
Tableau 1.6 : Fonctionnalités des véhicules hybrides	31
Tableau 2.1 : Caractéristiques des composants des deux applications considérées	41
Tableau 2.2 : Données et caractéristiques physiques des véhicules hybrides considérés.	57
Tableau 2.3 : Comparaison des consommations et des émissions de CO ₂ obtenus avec Koala et l'algorithme FL (dans le cas 1 et le cas 2) sur plusieurs cycles de conduite.....	90
Tableau 2.4 : Résumé de la comparaison entre le formalisme de Lagrange et la programmation dynamique.	92
Tableau 5.1 : Les composants simulés et les composants réels	156
Tableau 5.2 : Caractéristiques des composants de l'application considérée.....	159
Tableau 5.3 : Résultats de consommation selon la stratégie de commande utilisée et selon le cycle de vitesse choisi (simulation et banc)	180
Tableau 5.4 : Co ₂ Résultats de consommation selon la stratégie de commande utilisée et selon le cycle de vitesse choisi	182
Tableau 5.5 : Comparaison des émissions de No_x entre le véhicule Clio_conv et Clio-Mild-hybrid-diesel pour les trois cycles étudiés.....	186

Gestion énergétique des véhicules hybrides : de la simulation à la commande temps réel

Le problème de la gestion énergétique des véhicules hybrides consiste essentiellement à développer des algorithmes appelés : stratégies de commande, dont le rôle est de choisir à chaque instant la meilleure répartition de puissance entre les différentes sources d'énergie d'une manière à minimiser la consommation de carburant et/ou les émissions de polluants. Le problème est formulé comme un problème de commande optimale qui, en connaissant a priori le profil de vitesse du véhicule, vise à trouver la répartition optimale de puissance en minimisant la consommation de carburant, sous contraintes. Il s'agit ici des algorithmes dits *d'optimisation globale*. Bien que ces derniers soient limités à la simulation, ils permettent, néanmoins de déduire des stratégies de commande « sous-optimales » applicables *en ligne*.

L'objectif de la thèse est d'élaborer des lois de gestion d'énergie applicable en ligne. Ceci revient à « prédire » le profil de vitesse du véhicule permettant d'estimer la demande de puissance du conducteur. A cette fin, Deux stratégies de commande temps réel basées sur l'algorithme d'optimisation globale ont été proposées. La première concerne le cas particulier d'un véhicule circulant sur le même trajet physique, et la seconde est une généralisation à tout types de parcours. Enfin, une mise en œuvre des stratégies temps réel proposées sur un banc moteur a permis de valider les résultats de simulation obtenus et d'évaluer le gain d'hybridation par rapport à un véhicule conventionnel équivalent.

Hybrid-electric vehicles energy management: from simulation to real-time control

The energy management issue in hybrid vehicles consists on determining a power split between different sources of energy in order to minimise the fuel consumption and/or pollutant emissions. This objective is achieved by designing a control strategy. Using a prior knowledge of vehicle driving cycle, the problem is formulated as an optimal control problem aiming to minimize fuel consumption under constraints. Global optimisation algorithms are then applied. The latter are limited to simulation; nevertheless, they allow designing real time control strategies.

The objective of the thesis is to develop energy management laws which can control the vehicle on line. The problem is therefore to forecast a driving cycle profile, allowing predicting the driver power demand. To this end, two on line strategies based on a global optimisation algorithm are proposed. The first one, concerns a vehicle following a prescribed route, and the second is applied when any information about future driving conditions is available. A validation of the proposed algorithms on a test bench was done, and the results in terms of fuel consumption and pollutant emissions are compared to the conventional vehicle.