



HAL
open science

Prédiction énergétique d'un véhicule hybride rechargeable pour la réduction de consommation de carburant

Abdel-Djalil Ourabah

► **To cite this version:**

Abdel-Djalil Ourabah. Prédiction énergétique d'un véhicule hybride rechargeable pour la réduction de consommation de carburant. Systèmes embarqués. Université de Technologie de Compiègne, 2017. Français. NNT : 2017COMP2408 . tel-04795860

HAL Id: tel-04795860

<https://theses.hal.science/tel-04795860v1>

Submitted on 21 Nov 2024

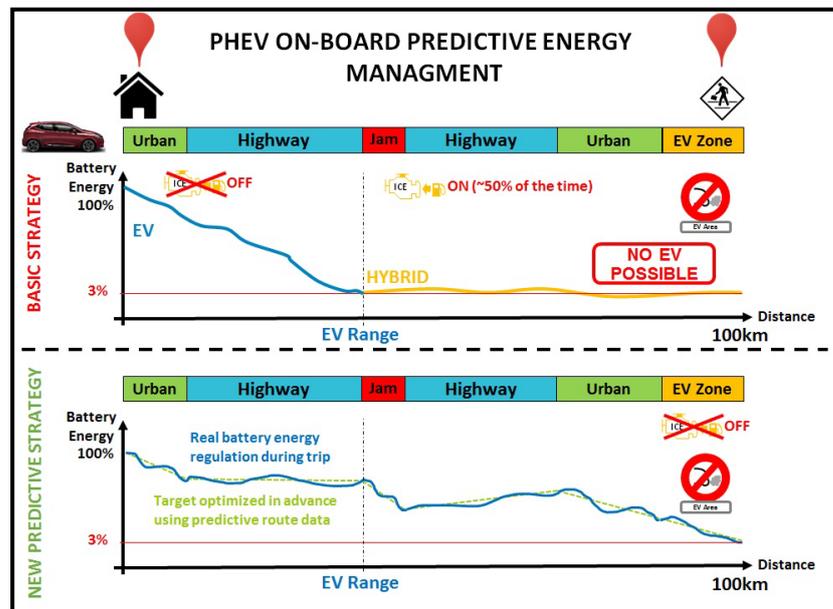
HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

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

Par Abdel-Djalil OURABAH

Prédiction énergétique d'un véhicule hybride rechargeable pour la réduction de consommation de carburant

Thèse présentée
pour l'obtention du grade
de Docteur de l'UTC



Soutenu le 15 novembre 2017
Spécialité : Sciences et Technologies de l'Information et des Systèmes & Automatique : Unité de recherche Heudyasic D2408

Université de Technologie de Compiègne

Département du Génie Informatique
Laboratoire Heudiasyc (UMR CNRS 7253)

Prédiction énergétique d'un véhicule hybride rechargeable pour la réduction de consommation de carburant

Thèse présentée par :

Abdel-Djalil OURABAH

Pour obtenir le grade de :
Docteur de l'Université de Technologie de Compiègne

Spécialité :
Sciences et Technologies de l'Information et des Systèmes & Automatique

Soutenue le 15 novembre 2017 devant le jury composé de :

Dirigée par :

Thierry DENŒUX Professeur, UTC.
Benjamin QUOST Maître de Conférences, UTC.

Rapporteurs :

Latifa OUKHELLOU Directrice de Recherche, IFSTTAR.
David MERCIER Maître de Conférences (HDR), Univ. Artois.

Jury :

Véronique CHERFAOUI Professeur, UTC.
Ahmed KETFI-CHERIF Docteur, Renault s.a.s.

À ma mère.

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Monsieur Thierry Denœux, Professeur à l'Université de Technologie de Compiègne, d'avoir dirigé les travaux de ma thèse. Je tiens aussi à remercier Monsieur Benjamin Quost, Maître de Conférence à l'Université de Technologie de Compiègne et co-encadrant de ma thèse, de son soutien, de ses conseils, de sa disponibilité, et pour tout ce qu'il m'a apporté tout au long de mes travaux.

Je remercie Madame Latifa Oukhellou, Directrice de Recherche à l'IFST-TAR et Monsieur David Mercier, Maître de Conférences (HDR) à l'Université d'Artois, d'avoir accepté d'être rapporteurs sur ce travail. Je remercie aussi Madame Véronique Cherfaoui d'avoir accepté de présider le jury de ma soutenance.

Je veux aussi exprimer ma gratitude à mes responsables industriels chez Renault. Je remercie Monsieur Ahmed Ketfi-Cherif de m'avoir accueilli dans son équipe. Je remercie aussi Monsieur Atef Gayed d'avoir encadrer la majeure partie de mes travaux de thèse. Je remercie aussi Monsieur Maxime Debert de sa confiance et de son encadrement pendant mon stage de fin d'étude et pendant les premiers mois de ma thèse. Je remercie aussi Monsieur Pierre De-Baudus et Monsieur Abdelmalek Maloum.

Je souhaite également remercier mes collègues chez Renault qui ont toujours étaient présents pour répondre à mes questions relatives au domaine de l'automobile. Monsieur Jean-Marie Vespasien qui m'a aidé à prendre en main les outils de prototypage rapide. Monsieur Xavier Jaffrezic qui m'a aidé à me familiariser avec les systèmes cartographiques et avec qui j'ai collaboré pour la mise en place de la démonstration de mon système d'optimisation sur un prototype de véhicule. Monsieur Ludovic Merienne pour ces éclairages dans le domaine de l'automatique. Et Madame Manoela Ferreira-de-Araujo avec qui j'ai travaillé pour interfacier mon système avec le reste du logiciel embarqué Renault.

Je remercie particulièrement Monsieur Thomas Miro-Padovani pour notre

collaboration durant nos thèses respectives. Ses connaissances dans le domaine des motorisations automobile m'ont été d'une aide précieuse. Notre passion pour l'automobile et les systèmes intelligents nous a amené à collaborer à plusieurs reprises pour développer des stratégies prédictives pour les véhicules hybrides.

En dernier lieu, je tiens à remercier ma famille : mon père, ma sœur, ma grand-mère, mes oncles et mes tantes pour leur soutien et leur aide durant toutes ces années, et toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à ma thèse.

Résumé

Les véhicules hybrides électriques rechargeables représentent le type d'hybridation qui permet de réduire le plus la consommation de carburant et les émissions de dioxyde de carbone et de particules nocives. L'architecture du groupe moto-propulseur de ce type de véhicule inclut un moteur à combustion interne et une ou plusieurs machines électriques. Pour pouvoir fonctionner correctement, un système embarqué de gestion des flux de puissance est nécessaire. Celui-ci se charge de déterminer à chaque instant les points de fonctionnement des organes de traction. Lorsque la longueur du trajet excède l'autonomie électrique du véhicule, le moteur thermique doit impérativement être sollicité pour compenser le manque d'énergie électrique. Seule la connaissance précise du trajet dans son intégralité permet d'optimiser la consommation de carburant. Une telle précision est impossible à obtenir en conditions réelles. La démocratisation des systèmes de navigation embarqués dans les véhicules permet cependant d'avoir une description moyenne des conditions de roulage sur le trajet à effectuer. Dans cette thèse, un système de gestion des énergies du véhicule hybride rechargeable a été développé pour piloter le système de gestion des flux de puissance. Il exploite les données de la route fournies par le système de navigation ainsi que les données du véhicule pour calculer une gestion efficace de l'énergie de la batterie sur l'intégralité du trajet, permettant de réduire la consommation globale de carburant. Pour ce faire, un problème d'optimisation a été formulé sur la base d'une modélisation simplifiée de la consommation énergétique pour chaque tronçon de la route. Celui-ci est résolu, en temps réel, à l'aide d'un algorithme d'optimisation A* spécifique. Ces travaux montrent qu'il est possible d'approcher la consommation de carburant minimale théorique à l'aide des données disponibles dans le véhicule.

Mot-clés : Gestion d'énergie, véhicule hybride, optimisation, programmation dynamique, A*, ECMS, Principe du minimum de Pontryagin, exploitation de données, systèmes de navigation, anticipation de la route.

Abstract

Plug-in hybrid electric vehicles represent the hybridization type that has the greatest potential in terms of both fuel consumption, carbon dioxide and particle emission reduction. The powertrain architecture of such vehicles include an internal combustion engine as well as one or several electrical machines. A power management system is required to operate the powertrain. It computes at each instant the operating points of the power conversion organs. When the trip length exceeds the all-electric range of the vehicle, the engine must be used to compensate the lack of electrical energy. Optimal fuel consumption can only be achieved if the entire travel is perfectly known. Such precision is impossible to get in real driving conditions. The availability of on-board navigation systems in vehicles can meanwhile provide a description of average driving conditions along the planned travel. In this thesis, an energy management system for plug-in hybrid vehicles has been developed to drive the power management system. It uses road data provided by the navigation system, and vehicle data to compute an efficient management of the battery's electrical resources over the entire travel, so as to reduce the global fuel consumption. For this purpose, an optimization problem has been formulated based on a simplified model of vehicle's energy consumption for each road segment. This problem is solved, in real time, by a specifically designed A* algorithm. This work proves that it is possible to achieve a near-optimal fuel economy for a plug-in hybrid vehicle with the data provided by the vehicle and the navigation system.

Keywords : energy management, plug-in hybrid vehicle, optimization, dynamic programming, A*, ECMS, Pontryagin's minimum principle, data mining, navigation systems, route preview.

Abréviations

4WD	Four wheel drive
A*	Algorithme A-étoile
AC	Courant alternatif
ACP	Analyse en composantes principales
BEV	Battery Electric Vehicle
CAN	Controller Area Network
CCE	Courbe de consommation énergétique
CO	Monoxyde de carbone
CO₂	Dioxyde de carbone
COP21	21 ^{ème} conférence des parties
CVT	Continuously Variable Transmission
DC	Courant continu
DC-DC	Convertisseur de tension continu-continu
DP	Programmation dynamique
ECMS	Equivalent Consumption Minimization Strategy
GMP	Groupe moto-propulseur
GPL	Gaz propane liquéfié
HEV	Hybrid Electric Vehicle
ICEV	Internal Combustion Engine Vehicle
KERS	Kinetic Energy Recuperation System
LDR	Loi de route
MT	Micro-trajet
NEDC	New European Driving Cycle
NO_x	Oxydes d'azote
NVH	Noise Vibration and Harshness
PHEV	Plug-in Hybrid Electric Vehicle

PI Régulateur de type proportionnel-intégral
PMP Principe du minimum de Pontryagin
QP Programmation quadratique
REEV Range Extended Electric Vehicles
D-M Stratégie de décharge suivie de maintien de l'état d'énergie
SGEE Système de gestion de l'énergie électrique
SGFP Système de gestion des flux de puissance
SoC State of charge
SoE State of energy
WLTC Worldwide-harmonized Light vehicles Test Cycle
WLTP Worldwide-harmonized Light vehicles Test Procedure

Table des matières

Remerciements	v
Résumé	vii
Abstract	ix
Abréviations	xi
1 Introduction générale	1
2 Le véhicule hybride	9
2.1 Consommation énergétique d'un véhicule	10
2.1.1 Description	10
2.1.2 Réduction de la consommation énergétique des véhicules	13
2.2 Le véhicule hybride	14
2.2.1 L'hybridation électrique	14
2.2.2 Niveaux d'hybridation	15
2.2.3 Architectures des GMP hybrides	16
2.2.4 Mode de traction des GMP hybrides	19
2.3 Modélisation du véhicule	20
2.3.1 Le modèle inverse	20
2.3.2 Le modèle dynamique	21
2.4 Stratégies de gestion de l'énergie d'un véhicule hybride	22
2.4.1 Stratégie HEV	22
2.4.2 Stratégie PHEV	22
2.5 Modélisation des composants d'un GMP hybride	25
2.5.1 Le moteur thermique	25
2.5.2 La machine électrique	27
2.5.3 La batterie	28
2.5.4 La transmission	32
2.5.5 Le réseau basse tension	33

2.5.6	L'électronique de puissance	33
2.6	Conclusion	34
3	Optimisation énergétique d'un véhicule hybride	35
3.1	Introduction	36
3.2	Motivations	37
3.2.1	Formalisation	37
3.2.2	Contraintes intégrales	38
3.2.3	Contraintes locales	39
3.3	Résolution du problème d'optimisation énergétique	39
3.4	Optimisation globale	41
3.4.1	La programmation dynamique	42
3.4.2	L'optimisation convexe	45
3.5	Optimisation instantanée	46
3.5.1	Le stratégie PMP	47
3.5.2	La stratégie ECMS	48
3.6	Le cas particulier du PHEV	50
3.6.1	Réduction de la consommation de carburant	51
3.6.2	Anticipation des zones urbaines	54
3.7	Le projet <i>Z.E. Hybrid</i>	56
3.8	Suivi d'une trajectoire optimale de <i>SoE</i>	57
3.9	Conclusion	59
4	Gestion d'énergie optimisée d'un PHEV sur son trajet	61
4.1	Motivations	62
4.2	Segmentation du trajet	63
4.3	Modélisation simplifiée de la consommation énergétique	65
4.3.1	Approche U_{cst}	66
4.3.2	Approche U_{dp}	68
4.4	Formulation du prédicteur	72
4.5	Estimation des paramètres	72
4.5.1	Analyse de corrélation	74
4.5.2	Analyse en composante principale	77
4.6	Prédiction des CCE	79
4.6.1	Estimation de ψ_0	79
4.6.2	Estimation de ψ_1	82
4.6.3	Estimation de $\Delta E_{b,min}$	84
4.6.4	Estimation de $\Delta E_{b,max}$	84
4.7	Optimisation de la consommation	85
4.7.1	Programmation Quadratique	86
4.7.2	Programmation Dynamique	87
4.7.3	Approche Heuristique	88

4.8	Résultats de l'optimisation macroscopique globale	92
4.8.1	Dispositif expérimental	92
4.8.2	Précision du modèle simplifié	93
4.8.3	Cas d'étude n° 1 : autoroute vers centre-ville	95
4.8.4	Cas d'étude n° 2 : route de montagne	99
4.8.5	Cas d'étude n° 3 : variation de la consommation auxiliaire	101
4.8.6	Performances de l'algorithme	104
4.9	Conclusion	106
5	Conclusion générale et perspectives	109
A	Les cycles de roulage	115
A.1	Cycles ARTEMIS	116
A.2	Cycles WLTC	117
A.3	Cycles NEDC	118
B	Liste des variables de la base de caractéristiques	119

Chapitre 1

Introduction générale

L'effet de serre est un phénomène planétaire naturel qui décrit l'influence de l'atmosphère terrestre sur la température observée au sol. L'atmosphère isole la terre du vide spatial tout en lui permettant d'absorber et de contenir une partie du rayonnement solaire. Elle est composée de différents gaz, principalement d'azote, d'oxygène, d'argon et de dioxyde de carbone (CO_2). Le CO_2 fait partie des composés gazeux qui participent à l'effet de serre, son origine étant soit naturelle (activité volcanique, respiration animale) soit anthropique (activité humaine).

La révolution industrielle a engendré une transformation des énergies utilisées par l'homme, les sources d'énergies fossiles (pétrole, charbon et gaz naturel) ayant supplanté les sources renouvelables primaires. Depuis, le volume des émissions anthropiques de CO_2 a augmenté de manière constante [37]. Le secteur des transports émet environ un quart (23%) de ces émissions [33]. En plus de générer du CO_2 , la combustion de carburants fossiles produit des particules en suspension et des gaz polluants, principalement du monoxyde de carbone (CO) et des oxydes d'azote (NO_x). Le contrôle de ces émissions polluantes est un enjeu de santé publique. Des normes anti-pollution sont mises en place par les gouvernements pour limiter les émissions nocives. De récentes polémiques, aux États-Unis et en Europe, ont mis en évidence d'importants écarts entre les scores obtenus durant l'homologation des véhicules et ceux mesurés en conditions de roulage réel. Pour remédier à cela, en Europe, la nouvelle norme EURO 6c, en vigueur depuis le 1^{er} septembre 2017, amènera un nouveau cycle de test WLTC (Worldwide harmonized Light vehicles Test Cycle) et inclura une procédure de roulage en condition réelle dans le flux de circulation.

Conscients du dérèglement climatique engendré par l'augmentation des émissions anthropique de CO_2 , de nombreux pays mettent en place des politiques internationales pour les réduire. Le dernier accord en date, celui de la COP21 de Paris de 2015, qui entrera en vigueur en 2020, a pour objectif de contenir le réchauffement climatique sous la barre des 2°C d'ici 2050 [75]. La tenue de ces objectifs ne peut être réalisée que grâce à un effort de réduction des émissions qui impactent les secteurs de l'énergie, de l'industrie et du transport.

Impacté par les réglementations visant à réduire les émissions de CO_2 , le secteur de l'automobile ne cesse de proposer des solutions innovantes pour réduire la consommation de carburant des véhicules. L'électrification du groupe moto-propulseur (GMP) est l'une des solutions les plus prometteuses. Les véhicules électriques (en anglais *Battery Electric Vehicle* ou BEV) représentent le niveau maximal d'électrification : ils ne disposent que d'une source d'éner-

gie électrique stockée dans la batterie (entre 20 et 80kWh de capacité) et sont rechargés depuis le réseau de distribution électrique. Le niveau intermédiaire d'électrification, qui se situe entre les véhicules thermiques conventionnels (en anglais *Internal Combustion Engine Vehicle* ou ICEV) et les BEV, correspond aux véhicules hybrides électriques, qui combinent les deux technologies au sein d'un même GMP en permettant la récupération d'énergie au freinage et la recharge des batteries depuis le réseau de distribution. Il existe deux types de véhicules hybrides : les véhicules hybrides non rechargeables (en anglais *Hybrid Electric Vehicle* ou HEV) et les véhicules hybrides rechargeables (en anglais *Plug-in Hybrid Electric Vehicle* ou PHEV). La technologie PHEV est intéressante car elle a le potentiel de réduire davantage les émissions de CO₂, tout en permettant de longues phases de roulage en mode « zéro émission » entre deux recharges depuis le réseau grâce à une batterie capable de décharge profonde et environ dix fois plus capacitaire que celle d'un HEV. Tout cela en conservant l'autonomie d'un véhicule ICEV grâce à son réservoir de carburant. Les technologies BEV et PHEV sont capables de réduire les émissions locales et les nuisances sonores dans les zones urbaines fortement exposées. Certaines grandes villes ont déjà mis en place des protocoles de restriction de circulation visant les véhicules les plus polluants.

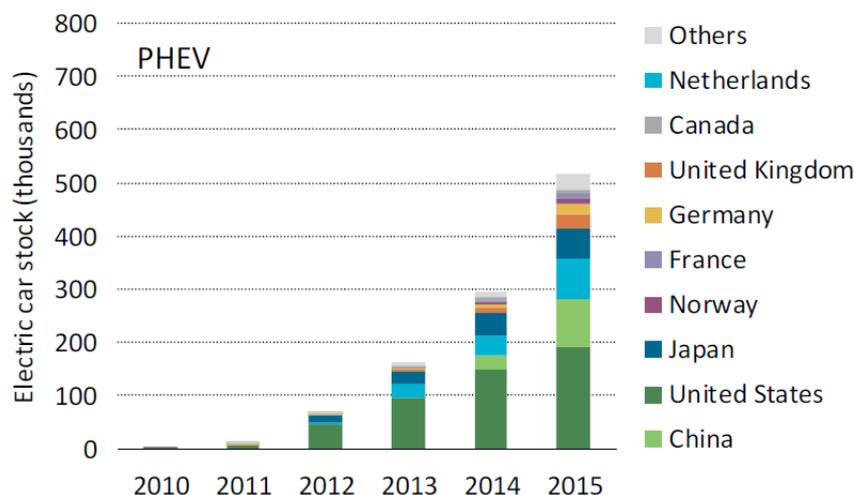


FIGURE 1.1 – Évolution mondiale du parc automobile PHEV entre 2010 et 2015 [34]

La Toyota Prius commercialisée en 1997 au Japon représente le premier succès commercial d'un HEV. La technologie PHEV ne fut commercialisée que plus tard, grâce notamment à la baisse du coût des batteries, avec la Chevrolet Volt en décembre 2010. Depuis, le parc automobile PHEV mondial n'a

cessé de grandir (voir figure 1.1). En effet, le coût des batteries PHEV a été divisé par quatre durant cette décennie pour atteindre environ 250\$/kWh en 2015 (voir figure 1.2). Cela a permis d'augmenter l'autonomie électrique des dernières itérations, entre 20 et 80km selon les modèles. En Europe, la distance moyenne parcourue quotidiennement en voiture varie entre 40 et 80km selon les pays [57], alors qu'aux États-Unis 40% des trajets quotidiens font plus de 50km [36]. Cela montre que les PHEV sont capables d'assurer une partie des trajets quotidiens en utilisant uniquement de l'énergie électrique sans émettre de CO₂, si leur batterie est suffisamment rechargée. Cela montre aussi qu'une autre partie, non négligeable, de ces trajets ne sont pas couverts par l'autonomie électrique. Pour ces derniers, le moteur thermique du GMP hybride devra être utilisé pour combler le déficit d'énergie électrique.

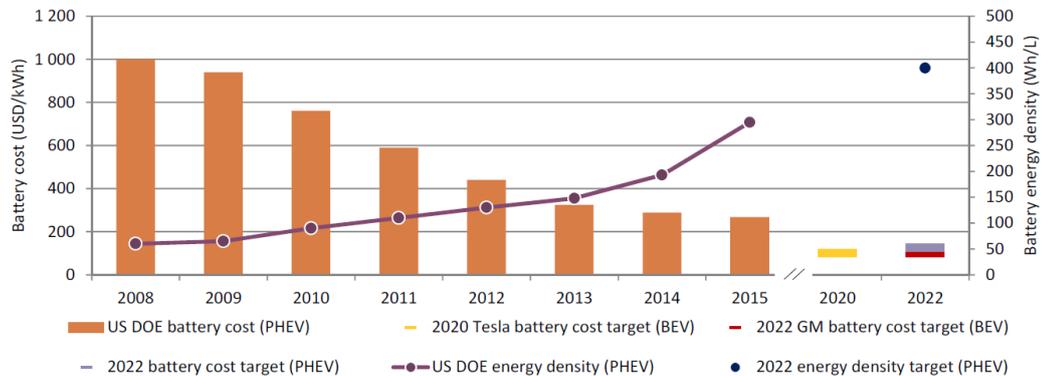


FIGURE 1.2 – Évolution du coût et de la densité énergétique des batteries PHEV entre 2008 et 2015 [34]

Afin de soutenir l'adoption de la technologie PHEV, il est important de développer des solutions qui renforcent son attractivité tant au niveau environnemental qu'au niveau du coût d'utilisation. Cette thèse s'inscrit dans cet élan. Nous y proposons une solution qui permet d'améliorer l'efficacité d'un PHEV sur un trajet défini à l'aide d'un algorithme permettant de réduire, en conditions de roulage réel, la consommation de carburant et donc les émissions de CO₂, et ce pour une distance à parcourir supérieure à l'autonomie électrique, quand le moteur thermique doit être obligatoirement sollicité pour compenser le déficit d'énergie électrique. Pour arriver à ce résultat, il faut garantir que le carburant soit exploité de manière judicieuse durant le trajet que le véhicule effectue. C'est pourquoi nous avons développé un système d'optimisation en trois phases. La première phase consiste à récupérer la description du contexte de roulage. Cette description combine les caractéristiques du trajet fournies par le système de navigation (distance totale, vitesse limite et moyenne

par tronçon, élévation, ...) et les données de conduite mesurées sur le véhicule (consommation énergétique, style de conduite, ...). La seconde phase consiste à estimer le coût énergétique de chaque tronçon de la route. Ce coût est formalisé à l'aide d'une relation entre la consommation de carburant et la consommation d'énergie électrique. La relation proposée est convexe et permet une résolution du problème d'optimisation par un large éventail d'algorithmes d'optimisation. La troisième et dernière phase consiste alors à optimiser l'utilisation des ressources énergétiques disponibles du véhicule pour réduire la consommation de carburant sur le trajet. Elle est réalisée à l'aide d'un algorithme qui calcule une trajectoire d'utilisation de la batterie de traction tout au long du trajet, permettant de minimiser la consommation de carburant. Cette trajectoire, produite par notre système, est alors utilisée comme consigne pour les systèmes existants de commande du GMP. L'intégralité du système d'optimisation proposé a été pensé pour réduire au maximum le besoin en ressources de calcul (mémoire et processeur) tout en assurant de bons résultats. Cette contrainte supplémentaire a été imposée pour garantir l'embarquabilité de ces algorithmes dans un calculateur de contrôle moteur. Cette approche permet de rendre le véhicule autonome dans sa gestion d'énergie sans avoir à dépendre d'un serveur de calcul distant et d'une connectivité souvent onéreuse et parfois indisponible ou de mauvaise qualité.

Cette thèse est structurée de la manière suivante. Le chapitre 2 explique le fonctionnement d'un véhicule hybride électrique et présente les modèles utilisés pour réaliser les calculs énergétiques. Il permet de montrer l'intérêt de l'hybridation électrique avec ces différentes architectures. Il présente aussi le degré de liberté supplémentaire apporté par l'hybridation du GMP pour réaliser la puissance demandée à la roue par le conducteur. Le chapitre 3 pose le problème d'optimisation énergétique permettant d'exploiter ce degré de liberté. Il énumère par la suite les différentes méthodes de résolution existantes tout en mettant en évidence leurs limitations pour une application embarquée dans un PHEV sur un trajet de plusieurs dizaines de kilomètres. Le chapitre 4 est consacré à la présentation de la solution proposée. Il détaille les différentes étapes qui nous ont permis de poser un nouveau problème d'optimisation simplifié. Il présente par la suite l'algorithme d'optimisation développé. Les résultats obtenus par cette nouvelle approche sont alors présentés pour plusieurs simulations réalisées à l'aide de roulages mesurés en conditions réelles avec de vraies données cartographiques issues d'une base dédiée à la navigation automobile. Ce manuscrit sera clos par une conclusion générale et des perspectives de développements futurs.

Les recherches menées durant cette thèse ont donné lieu à plusieurs publications :

- Ourabah A-D, Quost B, Gayed A, & Dencœux T. (2015). *Estimating energy consumption of a PHEV using vehicle and on-board navigation data*. In 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV) (Vol. 2015, pp. 755–760). IEEE.
- Ourabah A-D, Jaffrezic X, Gayed A, Quost B, Dencœux T. *Method For Calculating A Setpoint For Managing The Fuel And Electricity Consumption Of A Hybrid Motor Vehicle*. Brevet n° WO2017001740 (A1), déposé le 05-01-2017.
- Miro-Padovani T, Ourabah A-D. *Method For Managing The Charge State Of A Traction Battery Of A Hybrid Vehicle*. Brevet n° WO2016071615 (A1), déposé le 12-05-2016.
- Ourabah A-D, Miro-Padovani T. *Method For Energy Management In A Hybrid Motor Vehicle*. Brevet n° WO2017042447 (A1), déposé le 16-03-2017.
- Ourabah A-D, Gayed A, Quost B, Dencœux T. *Procédé d’optimisation de la consommation énergétique d’un véhicule hybride*. Demande de brevet n° 1750109, déposée le 05-01-2017.
- Ourabah A-D, Quost B, Dencœux T. *Procédé de calcul d’une consigne de gestion de la consommation en carburant et en courant électrique d’un véhicule automobile hybride*. Demande de brevet n° 1750110, déposée le 05-01-2017.

Le premier document est un article de conférence. Il présente une approche de simplification des modèles permettant d’estimer la consommation énergétique d’un PHEV sur un tronçon de route. L’estimation combine des données fournies par le système de navigation et mesurées durant le roulage sur le véhicule. Le modèle proposé a l’avantage de lier les consommations d’énergies électrique et thermique et de tenir compte des principales sources de consommation d’énergie à savoir la pente et la consommation électrique du réseau de bord et des systèmes auxiliaires. Sa formulation basée sur des fonctions quadratiques permet une résolution du problème d’optimisation avec un large éventail d’algorithmes.

Le second document est un brevet. C’est le brevet principal de cette thèse. Il décrit une approche globale permettant de réduire la consommation de carburant d’un PHEV sur le trajet programmé par le système de navigation. Il décrit toutes les étapes de traitement et de transmission des données, de prédiction de la consommation énergétique sur chaque tronçon de la route, de calcul d’une trajectoire de décharge batterie optimisée et de pilotage des algorithmes de contrôle du GMP du véhicule.

Le troisième document est aussi un brevet. Il décrit une méthode de détection de situations de roulages critiques durant laquelle le GMP d’un véhicule hybride électrique n’est pas capable d’assurer le maintien de la charge de sa batterie sans dégrader les prestations du véhicule (dynamique et confort ther-

mique). Une détection anticipée permet de déclencher une charge forcée qui peut suffire pour passer la portion de roulage critique, ou bien de retarder la mise en place d'un mode de roulage dégradé.

Le quatrième document est également un brevet. Il décrit une méthode de réduction des changements de rapport indésirables pour un PHEV. Il se base sur une détection des variations importantes de la demande de puissance à la roue basée sur les données du système de navigation et des capteurs du véhicule (forte accélération, forte décélération, montée et descente) pour pénaliser les modes de traction indésirables et éviter des changements de rapport inutiles.

Le cinquième document est une demande de brevet. Il décrit une variante de l'approche décrite dans le brevet principal de cette thèse dans laquelle la trajectoire de décharge de la batterie est optimisée pour minimiser son vieillissement durant de longs trajets sans recharge intermédiaire.

Le sixième et dernier document est aussi une demande de brevet. Il décrit une amélioration de l'approche décrite dans le brevet principal de cette thèse. Celle-ci permet de recalibrer le modèle d'estimation de la consommation énergétique du PHEV en fonction de la consommation d'énergie réelle mesurée. Il permet de tenir compte de phénomènes non modélisés tels que la variation de la masse du véhicule, les forces de résistance à l'avancement et le vieillissement du GMP.

Chapitre 2

Le véhicule hybride

Contents

2.1	Consommation énergétique d'un véhicule	10
2.1.1	Description	10
2.1.2	Réduction de la consommation énergétique des véhicules	13
2.2	Le véhicule hybride	14
2.2.1	L'hybridation électrique	14
2.2.2	Niveaux d'hybridation	15
2.2.3	Architectures des GMP hybrides	16
2.2.4	Mode de traction des GMP hybrides	19
2.3	Modélisation du véhicule	20
2.3.1	Le modèle inverse	20
2.3.2	Le modèle dynamique	21
2.4	Stratégies de gestion de l'énergie d'un véhicule hybride	22
2.4.1	Stratégie HEV	22
2.4.2	Stratégie PHEV	22
2.5	Modélisation des composants d'un GMP hybride	25
2.5.1	Le moteur thermique	25
2.5.2	La machine électrique	27
2.5.3	La batterie	28
2.5.4	La transmission	32
2.5.5	Le réseau basse tension	33
2.5.6	L'électronique de puissance	33
2.6	Conclusion	34

Ce chapitre présente les prérequis nécessaires à l'étude de la gestion de l'énergie des véhicules hybrides électriques, et plus particulièrement des véhicules hybrides électriques rechargeables. L'objectif principal est d'expliquer le fonctionnement de cette catégorie de véhicule et de regrouper les différentes approches de modélisation utilisées dans cette thèse pour les calculs de consommation énergétique.

Il s'articule de la manière suivante. Premièrement, nous rappelons quelques éléments de la physique du véhicule et du bilan énergétique qui en résulte. Ensuite, nous feront un bref état de l'art des techniques de réduction de la consommation de carburant d'un véhicule, et en particulier de l'hybridation électrique. Le véhicule hybride électrique est alors présenté, ainsi que ses différentes variantes classées par niveau d'hybridation et par architecture du groupe motopropulseur. Les différents modèles des organes composant le groupe motopropulseur hybride sont alors détaillés. Ce chapitre se conclut sur une présentation des différentes stratégies de gestion d'énergie existantes dans la littérature.

2.1 Consommation énergétique d'un véhicule

2.1.1 Description

La consommation énergétique d'un véhicule peut être classée en deux catégories selon qu'elle soit nécessaire ou non à son déplacement. La consommation d'énergie nécessaire au déplacement d'un véhicule le long d'un parcours permet aux organes de traction de produire la puissance mécanique requise à la roue. Cette énergie prend deux formes :

- l'énergie cinétique due à la vitesse du véhicule ;
- l'énergie potentielle due à son altitude.

Pour se déplacer, le véhicule doit vaincre l'ensemble des forces résistives auquel il est soumis. L'équation élémentaire qui régit la dynamique longitudinale d'un véhicule, issue de l'application du principe fondamental de la dynamique, est la suivante :

$$M_v \frac{d}{dt} v(t) = F_t(t) - F_r(t), \quad (2.1)$$

avec la somme des forces résistives F_r donnée par

$$F_r(t) = F_a(t) + F_f(t) + F_g(t) + F_d(t). \quad (2.2)$$

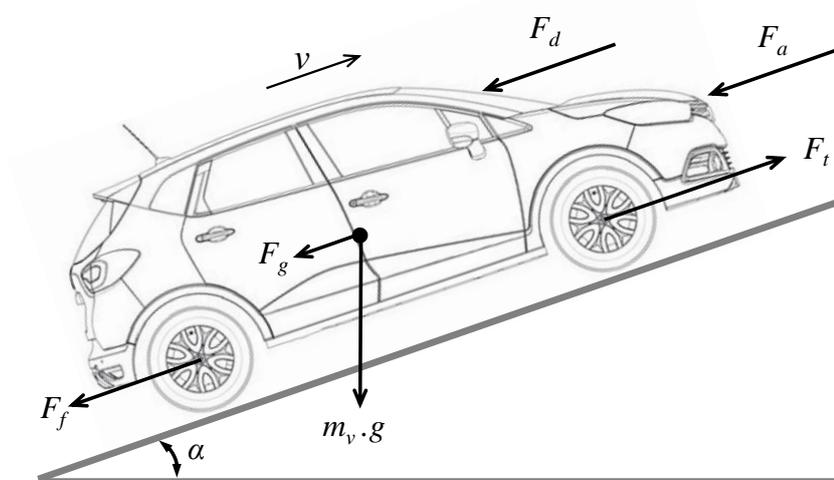


FIGURE 2.1 – Représentation des forces qui agissent sur un véhicule en mouvement

Dans la première relation, M_v représente la masse du véhicule et v sa vitesse. Dans la seconde :

- F_t la force de traction fournie aux roues par le GMP après soustraction de ses pertes liés aux parties rotatives et aux frictions internes. Cette force est appliquée aux roues à travers un couple T_t . On a :

$$F_t = \frac{T_t}{r_{roue}},$$

où r_{roue} représente le rayon sous charge de la roue.

- F_a représente la force résistive due aux frottements aérodynamiques définie par la relation :

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

où ρ représente la masse volumique de l'air, C_x le coefficient de pénétration, S la section frontale du véhicule et v_{rel} la vitesse relative du véhicule par rapport à celle du vent. Lorsque la vitesse du vent n'est pas connue seule la vitesse du véhicule est considérée.

- F_g est la force résistive de la gravité qui s'applique au véhicule quand celui-ci n'est pas sur un parcours horizontal. Sa valeur est donnée par la relation :

$$F_g = m_v g \sin(\alpha),$$

où α représente la pente de la route.

- F_f représente la force de friction des pneus. Elle est donnée par la relation :

$$F_f = C_f m_v g \cos(\alpha),$$

où C_f est le coefficient de friction. Il dépend principalement de la vitesse du véhicule, de sa masse et de la pression des pneus. Les conditions d'adhérence de la chaussée peuvent aussi influencer sur le niveau de résistance : Une route mouillée peut augmenter de 20% la valeur du coefficient de friction.

- F_d représente le reste des forces résistives non détaillées ici. Elle inclut notamment le couple de léchage des plaquettes de frein.

Une représentation schématique de l'interaction entre ces forces est donnée sur la figure 2.1.

Lors de la procédure d'homologation des véhicules sur un banc à rouleau, la somme des forces résistives appliquées aux roues par ce dispositif est modélisée par une fonction polynomiale de la vitesse obtenue de manière empirique, appelée loi de route (LDR). Elle est de la forme :

$$F_{LDR}(t) = a + bv(t) + cv^2(t) \quad (2.3)$$

où a , b et c représente les coefficients de la loi de route.

Il est important de noter que la consommation énergétique du véhicule peut être significativement impactée par une augmentation des forces résistives dues aux conditions d'utilisation. Dans [72] il est montré que rouler les fenêtres ouvertes peut augmenter la consommation de carburant d'une berline de 5%, une pression des pneus réduite de moitié provoque une augmentation de 6% et transporter un porte bagage sur le toit du véhicule augmente la consommation de 17% sur l'autoroute.

En plus de l'énergie nécessaire pour déplacer le véhicule, celui-ci comporte un certain nombre de systèmes qui, pour fonctionner, consomment aussi de l'énergie. Cette énergie peut être d'origine électrique ou mécanique en fonction des technologies employées. Ces consommateurs sont communément appelés auxiliaires. Certains systèmes auxiliaires sont indispensables au fonctionnement du moteur comme l'alternateur ou les pompes à eau et huile. D'autres équipements sont obligatoires au regard de la loi comme les dispositifs d'éclairage, de signalisation, de dégivrage, et le tableau de bord avec un indicateur de vitesse. Des systèmes optionnels équipent aussi les véhicules : certains, comme le chauffage et la climatisation, sont considérés comme de gros consommateurs d'énergie. La climatisation, à elle seule, peut entraîner une augmentation de 20% en moyenne de la consommation de carburant [6].

2.1.2 Réduction de la consommation énergétique des véhicules

Pour un véhicule thermique conventionnel seul un cinquième de l'énergie contenu dans un litre d'essence sert à propulser le véhicule [71]. Ce constat suggère qu'il existe un fort potentiel d'amélioration de l'efficacité énergétique du transport automobile.

Les pertes énergétiques au sein d'un véhicule peuvent être classées en fonction de leur source de la manière suivante :

Moteur : Environ 70% des pertes énergétiques proviennent du moteur thermique. Elles sont dues principalement au dégagement de chaleur lors de la combustion mais aussi et dans une moindre mesure à la friction, à la température et à des défauts de combustion. De plus, le fonctionnement au ralenti du moteur thermique est aussi considéré comme une source pouvant occasionner environ 3% de pertes en fonction des conditions de roulage.

Transmission : Les pertes engendrées par le système de transmission dépendent des organes qui la compose, comme l'embrayage ; ces pertes sont d'environ 5% pour une boîte manuelle.

Résistance à l'avancement : Les pertes dépendent du type de roulage (urbain ou autoroutier) ; Elle peuvent représenter jusqu'à 25% du total (voir paragraphe 2.1.1).

Systèmes auxiliaires : Les systèmes additionnels, tels que la direction assistée, consomment de l'énergie produite par le moteur et ajoutent leurs pertes au bilan énergétique global.

Plusieurs technologies permettant d'améliorer le rendement énergétique d'un ICEV ont été développées depuis que le moteur à combustion interne existe. Ces technologies ciblent à la fois les systèmes dédiés à la propulsion et les systèmes auxiliaires. Les leviers d'amélioration du moteur sont nombreux : la réduction de la friction (conception des pistons, lubrifiants de synthèse, électrification des systèmes auxiliaires), la gestion thermique intelligente, la suralimentation et la déconnexion des cylindres en sont des exemples. L'amélioration du rendement du véhicule passe aussi par la réduction de l'effort des forces résistives ; Les travaux se concentrent sur trois axes : les réductions de masse, du coefficient de traînée aérodynamique et de la friction des pneus. Il existe une large documentation sur les différentes techniques de réduction de la consommation. Notre objectif n'étant pas de produire une description détaillée de ces techniques, nous invitons le lecteur à se référer à [5] ainsi qu'aux sources qui y sont citées pour plus de détails.

Bien que l'introduction de ces innovations ait permis d'améliorer l'efficacité des ICEV, il devient de plus en plus difficile et coûteux de perfectionner ce type de GMP. Afin de respecter les contraintes de plus en plus strictes imposées par les gouvernements, il est devenu nécessaire de développer des architectures de GMP alternatives en rupture avec l'existant. L'hybridation électrique des véhicules, qui fait l'objet de cette étude, compte parmi ces nouvelles solutions.

2.2 Le véhicule hybride

2.2.1 L'hybridation électrique

En langage courant, le terme « véhicule hybride » désigne un véhicule qui combine un moteur à combustion interne et une machine électrique pour se déplacer. Cependant, cette définition n'est pas suffisamment précise pour décrire les différentes technologies d'hybridation qui existent de nos jours. En effet, plusieurs types d'hybridation (mécanique, pneumatique, hydraulique et pile à combustible) sont possibles. Selon la directive européenne [21], un véhicule hybride est un véhicule qui utilise au moins deux réservoirs d'énergie différents et deux convertisseurs d'énergie différents pour se déplacer. De manière plus spécifique, un véhicule hybride électrique (HEV), puise son énergie d'une source de combustible fossile et d'une source électrique. Un véhicule hybride électrique est dit rechargeable (PHEV), s'il dispose d'un chargeur lui permettant de régénérer son énergie électrique à partir d'un réseau de distribution électrique.

En général, un HEV utilise un moteur à combustion interne pour convertir l'énergie fossile et une, voire deux, machines électriques (selon l'architecture choisie) pour convertir ou régénérer l'énergie électrique de la batterie. Le moteur peut être soit un moteur à explosion (moteur essence, GPL, ...), soit un moteur à allumage par compression (moteur diesel). Pour réaliser la conversion de l'énergie électrique, différentes technologies de machines peuvent être utilisées : les machines à courant continu ou les machines à courant alternatif. Le stockage de l'énergie électrique se fait grâce à une batterie électrochimique ou à des supercondensateurs. Le réservoir d'énergie électrique dans un véhicule hybride électrique est considéré comme réversible par opposition au réservoir de carburant, le véhicule étant capable de régénérer de l'énergie électrique sans avoir à s'arrêter.

L'hybridation électrique permet de combiner les avantages d'une chaîne de traction électrique, comme la possibilité de rouler uniquement grâce à l'énergie

électrique sans aucune émission, à ceux d'une chaîne de traction thermique, comme la grande autonomie et la rapidité de recharge du réservoir de carburant. L'introduction d'une chaîne de traction électrique dans le véhicule permet en plus, en fonction de l'architecture du GMP, de disposer d'un certain nombre de leviers permettant de baisser la consommation énergétique comme : la réduction de la cylindrée du moteur (*downsizing* en anglais) qui permet d'améliorer le rendement tout en conservant le même niveau de puissance qu'un GMP thermique de puissance équivalente ; le freinage régénératif qui permet une récupération partielle de l'énergie cinétique lors des phases de décélération et une réduction de l'utilisation des plaquettes de freins dont l'usure est considérée comme une source d'émission de particules fines [25] ; l'optimisation de la répartition énergétique entre les différents organes de traction du GMP qui permet de réduire la dépense énergétique et donc les émissions de CO₂ ; l'extinction systématique du moteur thermique pendant les phases de ralenti ou de décélération lorsque aucune puissance n'est demandée à la roue (fonction « stop & start ») ; la réduction des pertes de l'embrayage en engageant le moteur uniquement quand les régimes sont synchronisés ; l'amélioration de l'agrément de conduite grâce à la machine électrique en réduisant le temps de réponse du GMP en faisant de l'assistance électrique lors de l'accélération et en gommant les effets d'à-coups lors des changements de rapports ; la réduction des émissions locales (de NO_x, de particules et sonores) grâce à la capacité de roulage purement électrique.

L'hybridation électrique présente un certain nombre d'inconvénients inhérents à la mise sur le marché de GMP hybrides existants. Les trois principaux sont le coût, qui est généralement plus élevé que celui d'un véhicule conventionnel : cela est dû à l'ajout de composants supplémentaires comme la batterie de traction et les machines électriques ; la sécurité de fonctionnement accrue due à l'introduction de composants haute tension ; et une complexité plus importante du GMP qui impacte les activités de design, de production et de contrôle du système de traction.

2.2.2 Niveaux d'hybridation

La définition d'un véhicule hybride donnée précédemment permet uniquement de le situer entre un véhicule thermique conventionnel et un véhicule électrique. Or, il existe une grande diversité de technologies d'hybridation dans la famille de véhicules hybrides. Nous présentons ci-dessous une brève typologie.

Dans une approche globale il est possible de classer les différents types de véhicules hybrides selon la quantité d'énergie électrique embarquée et le taux

d'hybridation, défini comme le rapport entre la puissance de la chaîne de traction électrique et de la puissance totale du GMP (figure 2.2). Nous incluons dans ce classement les véhicules micro-hybrides (μ HEV), pour lesquels seule la fonction *stop & start* est disponible, et les véhicules électriques avec prolongateur d'autonomie (en anglais Range Extended Electric Vehicles soit REEV), qui sont par conception des véhicules électriques comportant un petit moteur thermique permettant d'en prolonger l'autonomie d'environ une centaine de kilomètres.

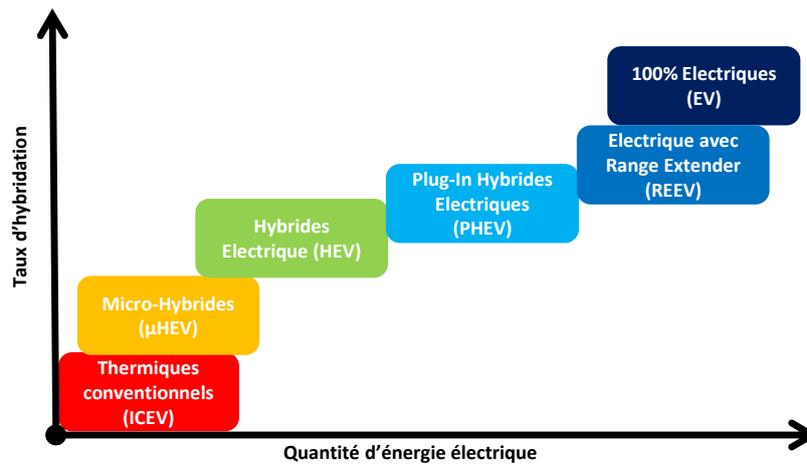


FIGURE 2.2 – Les différents niveaux d'hybridation classés par ordre croissant de capacité de stockage électrique.

2.2.3 Architectures des GMP hybrides

Il est nécessaire de faire la distinction entre les différentes architectures de GMP. Plusieurs combinaisons sont possibles, en fonction des flux mécaniques et électriques on distingue principalement les architectures série, parallèle et série-parallèle (appelée aussi à dérivation de puissance) [28].

Hybride série

Dans l'architecture hybride série (figure 2.3), le couple à la roue, aussi appelé « volonté conducteur », est fourni uniquement par la machine électrique de traction à travers une transmission directe. La machine doit être dimensionnée de manière à pouvoir assurer l'intégralité de la propulsion. Le moteur

thermique est relié mécaniquement à un générateur électrique, l'ensemble fonctionnant comme un groupe électrogène. La puissance électrique fournie par le générateur est utilisée soit pour recharger la batterie soit pour alimenter directement la machine électrique de traction. Cette architecture est souvent utilisée pour les véhicules électriques à prolongateur d'autonomie, à l'image de la BMW i3 REx ou de l'Opel Ampera.

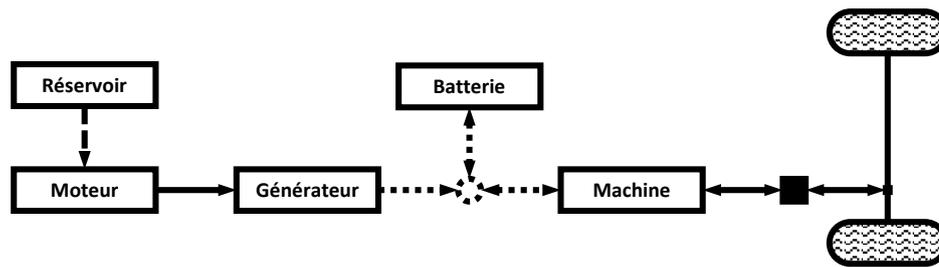


FIGURE 2.3 – Architecture d'un GMP hybride série. Les liaisons mécaniques sont représentées en traits pleins.

Cette architecture permet de simplifier les lois de commandes en dissociant le fonctionnement du moteur thermique de celui de la machine électrique de traction. Le moteur peut alors être systématiquement positionné sur ses points de fonctionnement les plus favorables, et ce indépendamment des conditions de roulage. L'inconvénient majeur de cette architecture réside dans les faibles valeurs de rendement du GMP : cela s'explique par la cascade de rendement engendrée par le flux d'énergie qui traverse dans l'ordre le moteur thermique, le générateur électrique, la batterie et pour finir la machine électrique de traction pour entraîner les roues.

Hybride parallèle

Dans une architecture hybride parallèle, le moteur thermique et la machine électrique sont tous les deux reliés directement aux roues par une liaison mécanique. Ils peuvent alors fournir du couple mécanique séparément ou conjointement. Le moteur thermique peut être désolidarisé de la chaîne de traction à l'aide d'un embrayage. Contrairement à l'architecture hybride série, l'architecture hybride parallèle ne nécessite qu'une seule machine électrique, qui peut être placée en amont ou en aval de la transmission. Cependant il est aussi possible de séparer les organes de propulsion entre les essieux avant et arrière du véhicule dans une architecture parallèle « double arbre », cette dernière donnant une configuration 4WD (quatre roues motrices) qui permet d'améliorer le comportement dynamique du véhicule. La figure 2.4 montre une architecture

parallèle « simple arbre ».

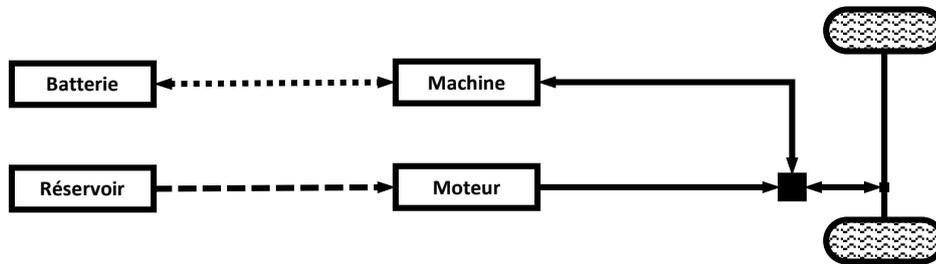


FIGURE 2.4 – Architecture d’un GMP hybride parallèle. Les liaisons mécaniques sont représentées en traits pleins.

Avec cette architecture, il est possible de réaliser la volonté conducteur, de différentes manières en fonction de la consigne appliquée par le système de commande du GMP à chaque organe de traction. Ce degré de liberté peut être exploité dans une approche d’optimisation de la consommation énergétique du véhicule, au prix d’une augmentation de la complexité des algorithmes de commandes. L’architecture hybride parallèle est très répandue sur le marché des véhicules hybrides. Elle est utilisée notamment sur les BMW activehybrid x7 et activehybrid x6 ; les Honda IMA, CR-Z, Insight et Jazz ; le Peugeot 3008 hybride avec un moteur diesel et un moteur électrique sur l’essieu arrière ; le Porsche Cayenne II hybride ; les formules 1 qui utilisent la technologie appelé KERS (Kinetic Energy Recuperation System).

Hybride série-parallèle

L’architecture hybride série-parallèle combine les deux architectures précédemment décrites. Elle inclut un moteur thermique et deux machines électriques, toutes deux capables de fonctionner en mode moteur et générateur (voir figure 2.5). L’une (machine 1), située entre la batterie et la transmission, peut fournir du couple à la roue et récupérer de l’énergie lors du freinage régénératif. L’autre (machine 2), couplée au moteur, peut : en mode générateur, fournir de l’énergie électrique pour recharger la batterie ou pour alimenter en puissance électrique l’autre machine ; en mode moteur, elle joue le rôle du démarreur ou permet de synchroniser le régime du moteur lors de changements de rapports.

Cette architecture combine les avantages des architectures hybrides série et parallèle. Elle ouvre la voie à une optimisation du rendement énergétique du GMP. Cependant, elle peut s’avérer onéreuse et peut comporter des liaisons

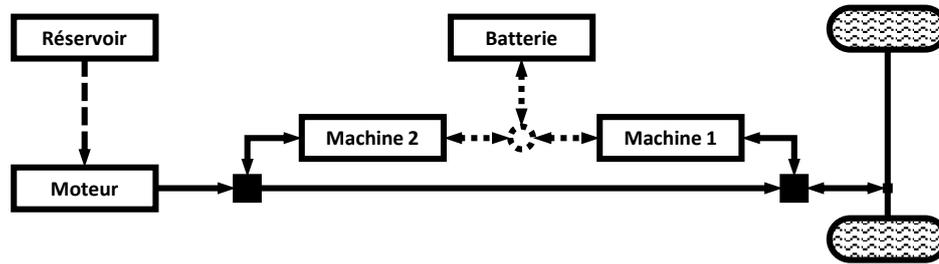


FIGURE 2.5 – Architecture d'un GMP hybride série-parallèle. Les liaisons mécaniques sont représentées en traits pleins.

mécaniques complexes difficiles à commander. On retrouve cette architecture sur les Toyota Prius, Yaris HSD et Auris HSD, Nissan Altima Hybrid, Lexus Rx400h, GS450h, LS600h.

2.2.4 Mode de traction des GMP hybrides

Le roulage d'un véhicule hybride peut se faire selon différents modes de propulsion déterminés par l'état des organes de traction du GMP. La disponibilité de ces modes dépend de l'architecture du GMP. Ces modes sont les suivants :

Le mode thermique pur (mode TH) : Dans ce mode, la propulsion du véhicule se fait uniquement grâce au moteur thermique. Le freinage se fait par dissipation de chaleur par les plaquettes de frein. Ce mode peut tout de même disposer du freinage régénératif si l'architecture le permet.

Le mode électrique pur (mode VE) : Ici, la machine électrique fournit tout le couple demandé à la roue. Le freinage régénératif est alors disponible.

Le mode hybride (mode HYB) : Dans celui-ci, le moteur et la machine électrique sont mis à contribution simultanément pour propulser le véhicule. Il inclut aussi le mode hybride avec recharge (mode HYB-R) où le moteur thermique fournit de la puissance pour recharger la batterie via la machine électrique en plus de la puissance demandée à la roue. Le freinage régénératif est disponible.

2.3 Modélisation du véhicule

L'analyse des performances énergétiques globales d'un GMP hybride nécessite d'agréger dans un modèle de simulation les différentes briques présentées précédemment. On distingue deux types de modèles de simulation : le modèle inverse et le modèle dynamique.

Pour reproduire la volonté conjointeur durant la simulation du modèle, un profil de mission, aussi appelé cycle, doit être utilisé. Celui-ci permet d'analyser la consommation énergétique d'un véhicule. Il est généralement représenté par une trajectoire de vitesse en fonction temps (voir annexe A). Il peut aussi inclure un profil de pente. Il existe plusieurs catégories de cycles dont font partie les cycles normatifs servant à l'homologation des véhicules (voir exemple figure 2.6).

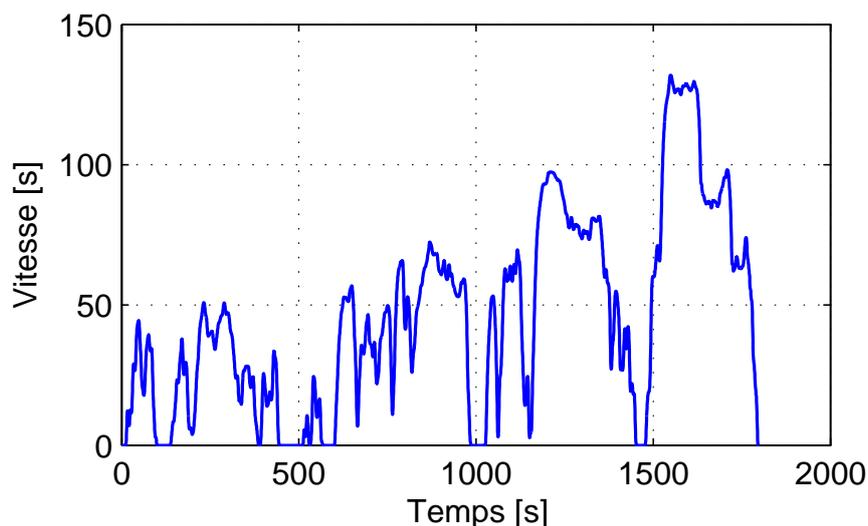


FIGURE 2.6 – Profil de vitesse du cycle d'homologation WLTC.

2.3.1 Le modèle inverse

Le modèle inverse, illustré par la figure 2.7, est couramment utilisé dans les problèmes d'optimisation énergétique. Les sous-systèmes représentant les organes du GMP y sont assemblés. Ils se basent sur des modèles énergétiques quasi-statiques souvent sous la forme de cartographies de consommation ou de rendement. Les dynamiques transitoires y sont ainsi négligées et il n'inclut pas non plus de modèle du conducteur. Le profil de vitesse de référence est directement utilisé comme entrée du modèle, la dynamique du véhicule étant

considérée comme déjà incluse. Le couple demandé à la roue est directement déduit du modèle longitudinal du véhicule. Sa vitesse est donc connue à chaque instant et ne dépend pas des commandes déjà appliquées. Cette particularité permet d'utiliser ce modèle avec un algorithme d'optimisation globale lourd en calcul, comme la programmation dynamique qui implémente une approche itérative rétrograde pour trouver l'ensemble des solutions optimales du problème (voir chapitre 3).

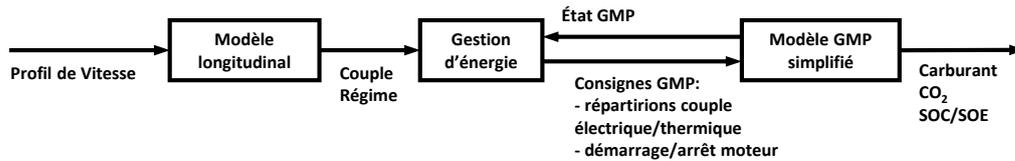


FIGURE 2.7 – Le modèle de simulation inverse.

2.3.2 Le modèle dynamique

Le modèle dynamique est utilisé pour évaluer les performances de la stratégie de commande développée. Il est basé sur une représentation mathématique plus fidèle à la physique d'un véhicule. La dynamique de chaque sous-système est modélisée. Le profil de vitesse de référence est utilisé comme entrée d'un modèle conducteur, généralement un régulateur de type PI, qui génère les commandes des pédales d'accélération et de frein. La demande de couple à la roue est alors déduite de la même façon que dans un véhicule. Pour la réaliser, la système de commande fixe les points de fonctionnement (valeur du couple et du régime) des organes de traction du GMP. La complexité de ce modèle ne laisse pas beaucoup de ressources aux algorithmes d'optimisation. C'est pourquoi il est utilisé avec des stratégies orientées temps-réel déjà optimisées en terme de temps de calcul. Le modèle dynamique est illustré sur la figure 2.8.

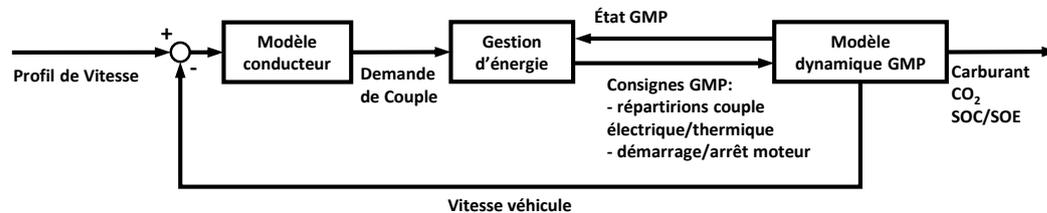


FIGURE 2.8 – Le modèle de simulation dynamique.

2.4 Stratégies de gestion de l'énergie d'un véhicule hybride

L'hybridation électrique d'un véhicule ne suffit pas à garantir des économies de carburant. Les performances énergétiques d'un véhicule hybride électrique dépendent fortement du système de gestion d'énergie employée [63]. Si la gestion du degré de liberté du GMP, c'est-à-dire la répartition de la puissance entre la chaîne de traction électrique et la chaîne de traction thermique, est mal faite, la consommation de carburant peut être plus importante que sur un véhicule thermique conventionnel équivalent.

Le rôle du système de gestion d'énergie est de réaliser la volonté du conducteur en répartissant les flux de puissance au sein du GMP hybride. Une répartition judicieuse permet de minimiser le coût global de fonctionnement du véhicule. Il doit tenir compte des limitations des organes de propulsion et de stockage du GMP, et maintenir la batterie dans un intervalle de charge prédéfini. L'allure de la trajectoire d'état d'énergie (SoE) de la batterie qui résulte de la stratégie employée par le système de gestion d'énergie permet de distinguer trois types de stratégies : le maintien d'état de charge, la décharge suivie du maintien d'état de charge et la décharge mixte. Elles seront détaillées dans ce qui suit. L'emploi de ces stratégies dépend du niveau d'hybridation HEV ou PHEV. Un HEV ne dispose que de la stratégie de maintien d'état de charge. Un PHEV peut quant à lui exploiter les trois.

2.4.1 Stratégie HEV

Un HEV dispose d'une batterie de faible capacité (environ 1kWh) qui ne peut pas être rechargée à partir du réseau de distribution électrique. De plus, ce type de batterie ne supporte généralement pas une décharge profonde. Elle est donc constamment maintenue dans un intervalle de SoE prédéterminé. Dans cet intervalle, la batterie est principalement utilisée pour récupérer de l'énergie pendant les phases de freinage régénératif pour la restituer lors des accélérations afin d'optimiser les points de fonctionnement du moteur thermique. C'est la stratégie de maintien d'état de charge. Elle est illustrée sur la figure 2.9.

2.4.2 Stratégie PHEV

Contrairement à un HEV, un PHEV dispose d'une batterie d'une capacité plus grande (environ 10kWh) capable de décharge profonde et d'un chargeur permettant de la recharger à partir du réseau de distribution électrique. Pour minimiser la consommation de carburant, le système de gestion d'énergie doit

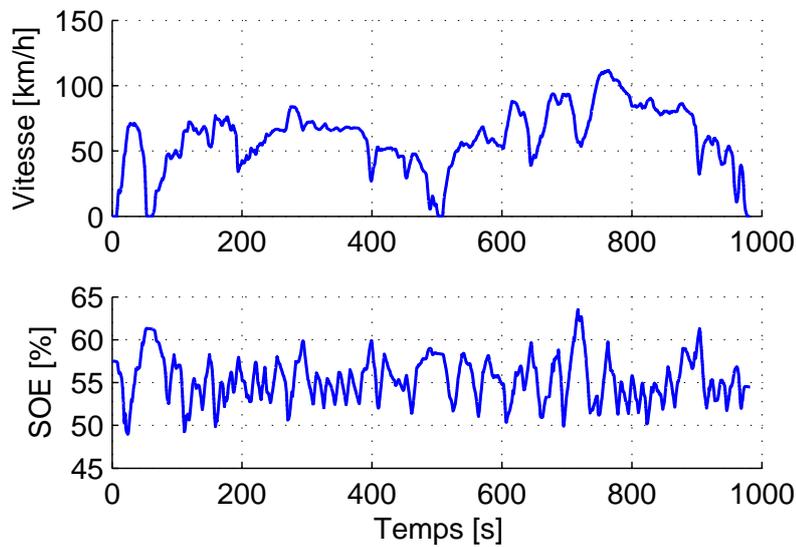


FIGURE 2.9 – Exemple de réalisation de la stratégie de maintien d'état de charge d'un HEV sur le cycle ARTEMIS extra urbain.

donc utiliser toute l'énergie électrique disponible dans le véhicule entre deux recharges. Cette plus grande capacité d'énergie électrique du PHEV lui permet d'alterner entre les modes de fonctionnement HYB, HYB-R et VE. Les trajectoires de décharge de la batterie obtenues dépendent de l'enchaînement qui est fait de ces différents modes.

La stratégie Décharge-Maintien

La stratégie décharge-maintien (charge depleting-charge sustaining en anglais), notée D-M, représente la stratégie de gestion d'énergie par défaut utilisée dans un PHEV. Son principe est de commencer par décharger la batterie du véhicule, en favorisant un roulage un mode VE (ou en mode HYB si la demande de puissance à la roue dépasse la capacité de la chaîne de traction électrique), jusqu'à ce que le SoE atteigne une valeur minimale prédéfinie à partir de laquelle la phase de maintien de l'état de d'énergie est déclenchée. Cette dernière utilise principalement les modes de traction HYB et HYB-R (voir figure 2.10). La stratégie D-M est indépendante du trajet et n'exploite aucune connaissance à priori des futures conditions de roulage. Elle ne garantit pas une consommation minimale mais permet tout de même de maximiser l'utilisation de l'énergie électrique disponible. À chaque recharge du véhicule à partir du réseau électrique, la stratégie est de nouveau mise en œuvre.

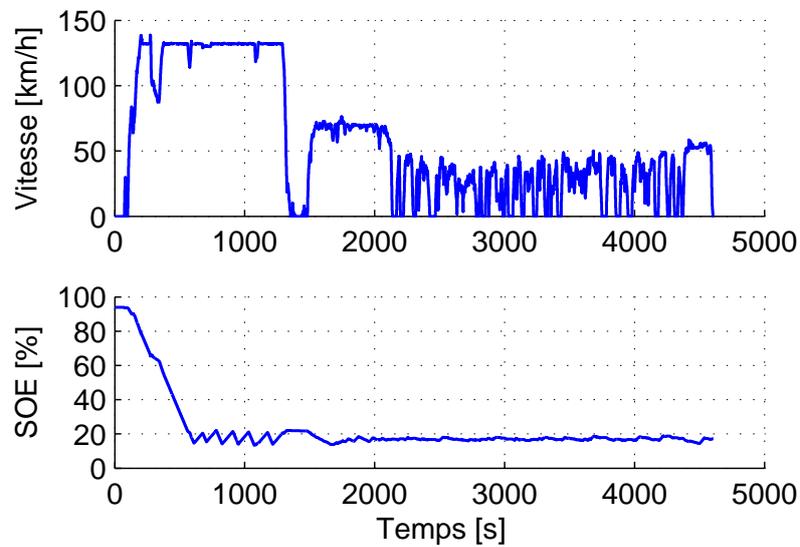


FIGURE 2.10 – Exemple de réalisation de la stratégie D-M sur un trajet mixte autoroute et urbain.

La stratégie Mixte

Contrairement à la stratégie D-M, la stratégie mixte (en anglais *Blended*), exploite tout l'éventail des modes de traction disponibles sur un PHEV (i.e. modes VE, HYB et HYB-R) tout au long du trajet effectué par le véhicule. Le résultat est une décharge progressive de la batterie jusqu'à atteindre la valeur minimale de SoE à la fin du trajet (voir figure 2.11), ou idéalement juste avant la prochaine recharge à partir du réseau de distribution. Souvent appelée stratégie optimale quand elle est issue d'un calcul d'optimisation global, elle nécessite de connaître à l'avance les futures conditions de roulage pour faire le meilleur choix des modes de traction. Cette stratégie est généralement obtenue en simulation sur des profils de mission parfaitement connus et sert comme référence de comparaison pour les autres stratégies.

L'objectif des travaux de cette thèse est de permettre de calculer une stratégie mixte sur un ordinateur embarqué dans un PHEV, qui soit la plus proche possible de la stratégie optimale. Pour ce faire, le système d'optimisation devra exploiter les données prédictives disponibles qui décrivent le trajet du véhicule. Ces données peuvent être fournies par le système de navigation du véhicule.

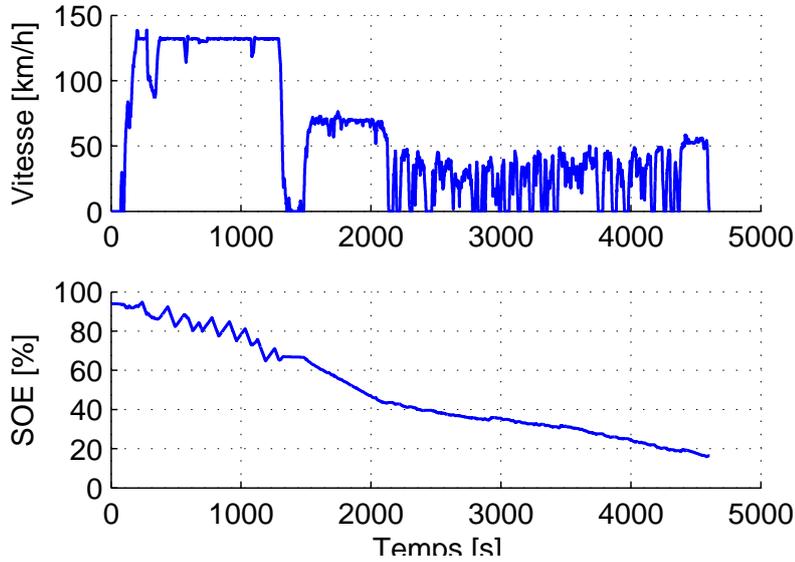


FIGURE 2.11 – Exemple de réalisation de la stratégie mixte sur un trajet mixte autoroute et urbain.

2.5 Modélisation des composants d'un GMP hybride

2.5.1 Le moteur thermique

Le moteur à combustion interne, ou moteur thermique, est une machine thermique qui produit de la puissance mécanique en convertissant par combustion l'énergie potentielle chimique d'un carburant. Cette puissance mécanique instantanée P_{mi} est transmise à travers l'arbre moteur (ou arbre primaire) :

$$P_{mi} = \omega_i T_i, \quad (2.4)$$

où T_{mi} représente le couple au vilebrequin et ω_{mi} le régime du moteur. Les plages de variation du couple et du régime diffèrent selon les modèles de motorisation. Pour un véhicule de type « citadine » le couple maximum est de l'ordre 200N.m et le régime varie entre 1000 et 6000tr/min. À l'extrême, une formule 1 récente peut atteindre un régime de 15000tr/min.

D'un point de vue énergétique un moteur thermique est modélisé par son rendement thermodynamique η_{mi} , qui dépend principalement de son point de fonctionnement (i.e. la valeur du couple et du régime). η_{mi} est donné par :

$$\eta_{mi} = \frac{\omega_i T_i}{P_f}, \quad (2.5)$$

où P_f représente la puissance thermodynamique associée au débit de carburant :

$$P_f = \dot{m}_f H_{PCI}, \quad (2.6)$$

avec H_{PCI} le pouvoir calorifique inférieur du carburant. D'autres paramètres peuvent dégrader le rendement thermodynamique d'un moteur thermique comme la température et l'altitude. Pour une description précise des phénomènes intrinsèques au fonctionnement d'un moteur thermique le lecteur est invité à se référer à [27, 30].

Les performances énergétiques d'un moteur thermique sont souvent représentées à l'aide d'une cartographie de consommation spécifique sur un plan couple-régime (voir exemple figure 2.12). Cette cartographie représente la consommation en carburant relative à la puissance mécanique produite, c'est est une image directe du rendement thermodynamique du moteur. On notera que les meilleurs rendements correspondent à des points de forte charge du moteur. Cette cartographie est obtenue de manière empirique à l'aide d'un banc d'essai moteur sur des points de fonctionnement stabilisés en régime et en couple. Cette représentation permet une modélisation énergétique fidèle du moteur mais elle ne tient pas compte de sa dynamique.

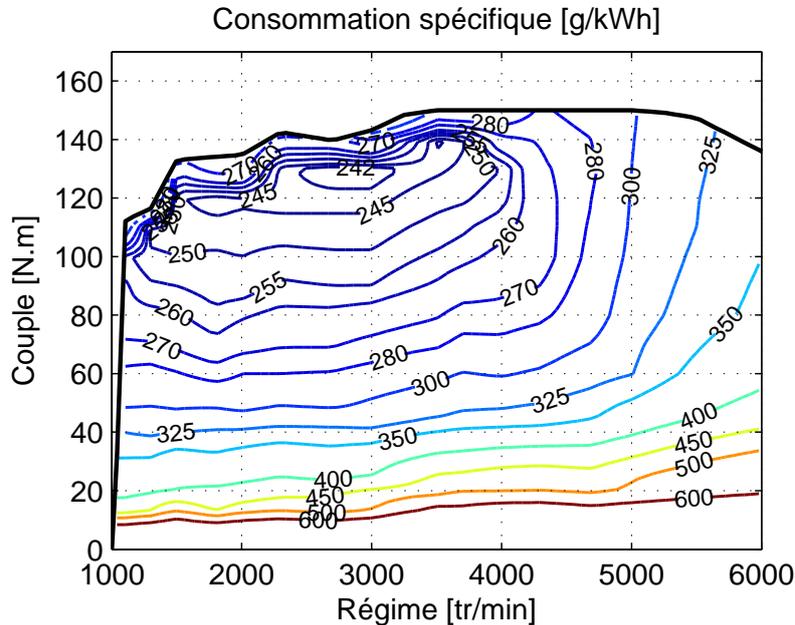


FIGURE 2.12 – Cartographie de consommation spécifique d'un moteur essence. La courbe noire définit l'enveloppe de couple maximal

Souvent, il est possible de simplifier davantage le modèle énergétique d'un

moteur thermique. Pour une valeur de régime donnée le débit carburant peut être approché par une fonction affine ou quadratique du couple. Cette approche est connue sous le nom d'approximation de Willans [28]. Par exemple, l'approximation affine du débit de carburant est alors donnée par :

$$\dot{m}_f \approx a_1(\omega_{mi})T_{mi} + a_0(\omega_{mi}), \quad (2.7)$$

où les coefficients a_0 et a_1 sont calculés à partir de la cartographie de consommation spécifique par la méthode des moindres carrés.

2.5.2 La machine électrique

L'introduction d'une machine électrique dans un véhicule n'est pas une spécificité des véhicules hybrides. En effet, un véhicule thermique conventionnel comporte nécessairement deux machines électriques : un démarreur et un alternateur. Le démarreur comme son nom l'indique sert à amener le moteur depuis l'arrêt à un régime de ralenti, à partir duquel le moteur peut fournir du couple. L'alternateur a pour fonction de charger la batterie 12V et d'alimenter les systèmes auxiliaires électriques. Des machines électriques sont aussi utilisées pour d'autres fonctions, comme la direction assistée.

Dans un véhicule hybride, comme dans un véhicule électrique, au moins une machine électrique est utilisée pour propulser le véhicule. Pour un GMP électrifié, on favorisera les machines ayant une forte densité de puissance, un rendement élevé, un faible coût et qui soit peu bruyantes. Selon sa conception et la consigne appliquée par les systèmes de commandes du GMP, la machine peut fonctionner soit en mode moteur, en produisant une puissance mécanique à partir de la puissance électrique fournie par la batterie de traction, soit en mode générateur, en convertissant une puissance mécanique pour générer une puissance électrique permettant de recharger la batterie de traction. La puissance mécanique peut alors provenir du moteur thermique ou du train roulant (c'est le freinage régénératif).

Les machines électriques sont classées en deux catégories : les machines à courant alternatif (AC) et les machines à courant continu (DC). Toutes partagent entre elles deux caractéristiques communes, à savoir qu'elles disposent toutes d'une partie fixe, le stator, et d'une partie tournante, le rotor. Seul cinq interactions possibles permettent de générer une force ou un couple magnétique :

- interaction « aimant » - « matériaux ferromagnétique »,
- interaction « aimant » - « aimant »,
- interaction « aimant » - « courant »,
- interaction « courant » - « courant »,

— interaction « courant » - « matériaux ferromagnétique ».

Seules les trois dernières interactions sont commandables par un courant et peuvent être exploitées dans une machine électrique : on parle alors de couple électromagnétique. Une machine électrique exploite l'une de ces trois interactions selon la composition de son rotor et de son stator. On distingue les technologies suivantes : les machines synchrones à aimant permanent, les machines synchrones à inducteur bobinés, les machines à courant continu, les machines asynchrones et les machines à réluctance variable.

Une modélisation précise des machines électriques existe [13] : cependant, elle est trop complexe pour être intégrée dans une approche d'optimisation énergétique, car elle nécessite de grandes capacités de calculs. De manière analogue au moteur thermique, il est possible de modéliser fidèlement la consommation énergétique d'une machine électrique par une cartographie du rendement η_{me} de conversion entre la puissance mécanique P_{me} et la puissance électrique P_e (voir figure 2.13), obtenue de manière empirique. Le rendement de la machine dépend principalement de son point de fonctionnement en couple T_e et en régime ω_e , mais aussi, à moindre mesure, de la tension à ses bornes. Selon que la machine fonctionne en mode moteur ou générateur, on a :

$$\eta_{me} = \frac{\omega_e T_e}{P_e}, \quad \text{si } \omega_e T_e > 0 \text{ (mode moteur),} \quad (2.8)$$

$$\eta_{me} = \frac{P_e}{\omega_e T_e}, \quad \text{si } \omega_e T_e < 0 \text{ (mode générateur).} \quad (2.9)$$

Il est aussi possible d'appliquer l'approximation de Willans à la machine électrique. L'approximation quadratique est la plus souvent utilisée :

$$P_e \approx e_2(\omega_{me})T_{me}^2 + e_1(\omega_{me})T_{me} + e_0(\omega_{me}), \quad (2.10)$$

où les coefficients e_0 , e_1 et e_2 sont calculés à partir de la cartographie de rendement de la machine.

2.5.3 La batterie

Une batterie d'accumulateurs électriques (ou cellules) est un système qui permet de convertir de manière réversible de l'énergie électrique en énergie électrochimique. Elle représente un composant clé dans les GMP des véhicules électriques et hybrides. Pour atteindre les capacités requises, il est nécessaire de connecter, en série ou en parallèle, plusieurs cellules. Chaque cellule est composée de trois éléments : une électrode positive, une électrode négative et un électrolyte. Afin d'éviter la détérioration de la batterie, il est important de veiller à ne pas trop charger ou décharger les cellules, et à limiter les courants

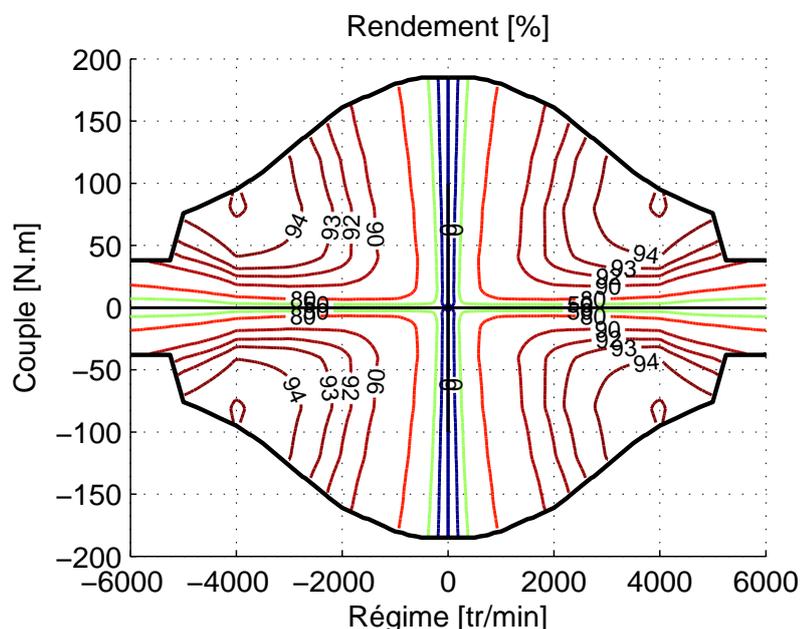


FIGURE 2.13 – Cartographie de rendement d’une machine électrique. Les courbes noires définissent les enveloppes de couple minimal et maximal.

de forte intensité.

Les batteries destinées aux véhicules hybrides et électriques doivent avoir certaines caractéristiques : densité d’énergie élevée, puissance spécifique élevée, faible coût et durée de vie acceptable. Plusieurs technologies sont employées dans l’automobile : les batteries acide-plomb, nickel-cadmium, nickel-métal hydrure, lithium-polymère et lithium-ion. La technologie acide-plomb, qui est utilisée sur le réseau basse tension des véhicules conventionnels dispose d’une densité d’énergie de 30Wh/kg, tandis que les batteries lithium-ion disposent d’une densité d’énergie pouvant aller jusqu’à 200Wh/kg. La technologie lithium-ion, actuellement la plus utilisée pour les batteries de traction des véhicules hybrides et électriques, représente un bon compromis entre énergie et puissance (voir figure 2.14). Elle est utilisée comme référence dans les travaux présentés dans ce document.

La capacité de stockage d’une batterie, généralement exprimée en Ah, représente l’intégrale du courant pouvant être délivré en une heure. L’état de la batterie est généralement exprimé par son état de charge (en anglais State of Charge), noté SoC, qui est une grandeur adimensionnelle représentant la quantité de charge restante dans la batterie par rapport à sa capacité nominale. Pour une batterie lithium-ion, la valeur du SoC dépend de la tension à

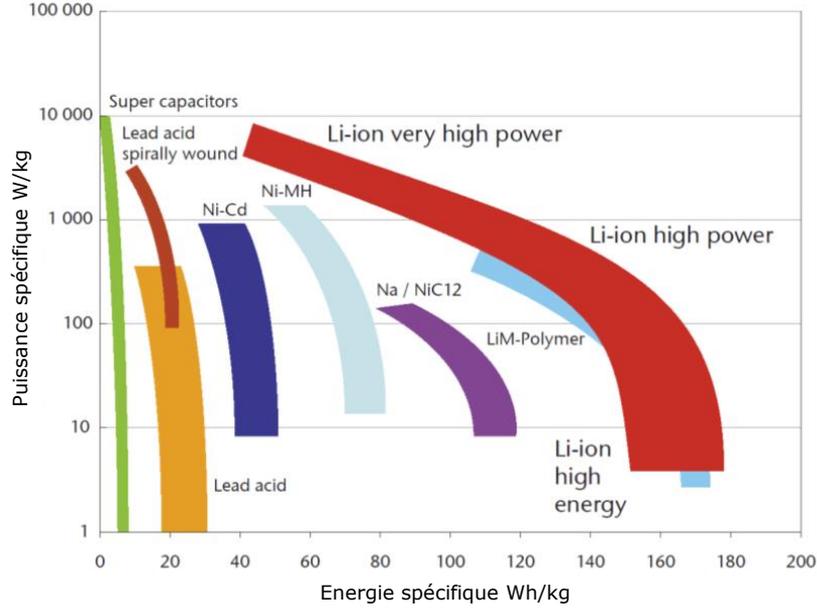


FIGURE 2.14 – Comparaison de l'énergie spécifique et de la puissances spécifiques de différentes technologies de batteries [35].

vide de la batterie V_{ocv} (figure 2.15). Sa valeur est calculée par intégration du courant I_b^* qui traverse la batterie :

$$SoC(t) = SoC(t_0) + \frac{1}{Q_{nom} N_{cell}} \int_{t_0}^t -I_b^*(t) dt, \quad (2.11)$$

où Q_{nom} représente la charge nominale de la batterie et N_{cell} le nombre de cellules en parallèle. Dans le cas de la charge, l'estimation du SoC doit tenir compte du fait qu'une fraction du courant n'est pas effectivement stockée dans la batterie : ces pertes sont modélisées par le rendement de charge (ou rendement de Coulomb) η_C . On a alors :

$$I_b^*(t) = \begin{cases} I_b(t) & \text{si } I_b \geq 0 \\ \eta_C I_b(t) & \text{si } I_b < 0. \end{cases} \quad (2.12)$$

Une modélisation électrochimique du comportement d'une batterie lithium-ion a été proposée [23] ; elle est cependant trop complexe pour être intégrée dans une approche embarquée d'optimisation énergétique. Il est possible de modéliser fidèlement la dynamique de la batterie par un circuit équivalent avec une source de tension à vide V_{ocv} (qui modélise la source d'énergie) en série avec une résistance interne R_i (qui modélise les pertes) [31]. En pratique

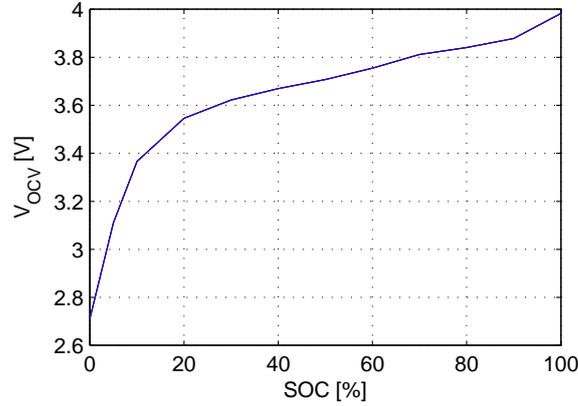


FIGURE 2.15 – Relation entre la tension à vide et le SoC d'une batterie lithium-ion ($LiMn_2O_4$) à $25^\circ C$.

la valeur de R_i dépend du SoC et du sens du courant qui parcourt la batterie. Le courant I_b et la tension V_b de la batterie sont obtenus en appliquant les lois de Kirchhoff au modèle simplifié illustré sur la figure 2.16 :

$$V_b = \frac{V_{ocv}(SoC)}{2} + \frac{\sqrt{V_{ocv}(SoC)^2 - 4R_i(SoC, sign(I_b))P_b}}{2}, \quad (2.13)$$

$$I_b = \frac{V_{ocv}(SoC)}{2R_{int}(SoC, sign(I_b))} - \sqrt{\frac{V_{ocv}^2(SoC) - 4R_i(SoC, sign(I_b))P_b}{4R_i^2(SoC, sign(I_b))}}, \quad (2.14)$$

où P_b est la puissance délivrée par la batterie.

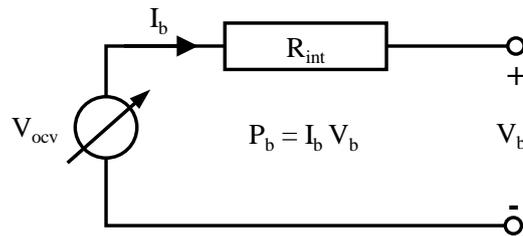


FIGURE 2.16 – Circuit équivalent du modèle simplifié de la batterie.

Dans les approches de gestion d'énergie d'un HEV, le SoC est souvent utilisé comme une approximation de l'état d'énergie de la batterie. La faible capacité de la batterie d'un HEV et sa plage d'utilisation restreinte (généralement entre 40% et 80% de SoC) permettent de négliger la variation de la tension de la

batterie, rendant cette approximation valable. Un PHEV dispose d'une batterie de plus grande capacité (environ 10kWh) avec une plage d'utilisation plus étendue (généralement entre 10% et 95% de SoC), la variation de la tension batterie y est importante. En effet, 1% de SoC d'une cellule à 4V contient plus d'énergie qu'une cellule à 3.5V. Par conséquent, le SoC n'est pas une mesure fidèle de la quantité d'énergie restante dans la batterie. En tenant compte de la caractéristique $SoC = f(V_{OCV})$ il est possible de représenter l'état d'énergie (State of Energy en anglais ou SoE) d'une batterie par le rapport entre l'énergie restante E_b et la quantité d'énergie nominale E_{max} :

$$SoE(t) = \frac{E_b(t)}{E_{max}} \quad (2.15)$$

2.5.4 La transmission

La transmission (ou boîte de vitesse) est un système mécanique permettant le transfert de la puissance entre l'arbre primaire, relié aux organes de traction du GMP (moteur et machine), et l'arbre secondaire, relié aux roues motrices. Elle permet aussi la démultiplication en augmentant le couple moteur et en réduisant la vitesse de rotation. L'étagement des rapports de réduction permet de garder le régime des organes du GMP dans des plages acceptables quel que soit la vitesse du véhicule. On peut classer les systèmes par :

Système de commande : manuel, automatique ou séquentiel.

Technologie des réducteurs : par engrenages classiques (boîte de vitesse manuelles et robotisés), à train épicycloïdal ou à courroie (pour une CVT).

Synchronisation : par un embrayage (pour les boîtes manuelles et robotisés), un convertisseur hydraulique (pour les boîtes automatiques) ou sans synchronisation (pour les boîtes à crabots).

Le rendement énergétique d'un système de transmission dépend des organes qui la compose. Les pertes de la transmission peuvent être mesurées de manière empirique. Pour ne pas augmenter la complexité du problème d'optimisation énergétique, nous modélisons le rendement de la transmission comme une force résistive qui s'ajoute à celle des roues sur l'arbre secondaire :

$$\omega_{sec} = \frac{\omega_{prim}}{r_k}, \quad (2.16)$$

$$T_{sec} = \begin{cases} \eta_t T_{prim} & \text{si } T_{prim} \geq 0 \\ r_k T_{prim} / \eta_t & \text{si } T_{prim} < 0, \end{cases} \quad (2.17)$$

où :

- ω_{prim} et ω_{sec} sont les régimes de l'arbre primaire et secondaire, respectivement ;
- T_{prim} et T_{sec} sont les couples de l'arbre primaire et secondaire, respectivement ;
- r_k est le rapport de réduction du rapport de boîte engagé avec k l'indice du rapport,
- η_t est le rendement de la transmission.

Dans un GMP hybride, le couple est fourni par le moteur thermique et la machine électrique. C'est le rôle de la transmission de coupler mécaniquement ces organes. Dans le cas où la machine est placée avant la boîte, on a la relation suivante :

$$T_{prim} = T_{mi} + T_{me}. \quad (2.18)$$

Les algorithmes de contrôle de la répartition des flux de puissance entre les deux chaîne de traction manipule généralement une variable de commande $u = T_{mi}/T_{prim}$. La valeur $u = 0$ est réservée au mode VE ; une valeur de u comprise entre 0 et 1 représente le mode HYB ; et une valeur $u \geq 1$ représente le mode HYB-R.

2.5.5 Le réseau basse tension

Le réseau basse tension d'un véhicule est composé d'un bus électrique 14V connecté à une batterie 12V et à un alternateur couplé au moteur thermique. Il sert généralement à alimenter le système d'allumage, l'éclairage et le démarrage, ainsi que les systèmes auxiliaires. Le moteur thermique d'un véhicule hybride peut ne pas être constamment allumé, pour cela le réseau 14V peut être alimenté par la batterie principale de traction à travers un convertisseur de tension continu-continu (DC-DC). Le rendement du DC-DC est généralement considéré comme constant ; notons qu'il peut aussi dépendre à moindre mesure de la tension en entrée (tension au bornes de la batterie de traction). Pour notre problème d'optimisation énergétique la consommation du réseau 14V est considérée comme connue du système.

2.5.6 L'électronique de puissance

Afin d'exploiter l'énergie électrique fournie par la batterie de traction haute tension, il est nécessaire d'utiliser des systèmes d'électronique de puissance pour mettre en forme les signaux électriques, de manière à les rendre compatibles avec la technologie des machines électriques composant le GMP. Le rendement du système d'électronique de puissance peut être directement inclus dans la cartographie de rendement de la machine électrique qu'il alimente.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté ce qu'est un véhicule hybride, les niveaux d'hybridation et les architectures possibles de GMP. Nous avons aussi présenté les modèles des organes qui composent un GMP hybride. Cela nous a permis d'introduire le degré de liberté permis par l'hybridation électrique. En effet, il est possible de répartir la puissance demandée à la roue entre la chaîne de traction électrique et la chaîne de traction thermique. Un système de gestion de cette répartition des flux de puissance est alors nécessaire. Plusieurs stratégies de gestion d'énergie existent ; cependant une gestion d'énergie optimale nécessite la connaissance des futures conditions de roulages.

Dans la suite du manuscrit nous allons présenter, dans le chapitre 3, les différents algorithmes d'optimisation qui permettent de résoudre le problème de gestion d'énergie d'un véhicule hybride et puis, dans le chapitre 4, proposer une nouvelle approche embarquée de calcul d'une stratégie de décharge mixte qui exploite les données de la route fournies par le système de navigation conjointement avec des données internes au véhicule.

Chapitre 3

Optimisation énergétique d'un véhicule hybride

Contents

3.1	Introduction	36
3.2	Motivations	37
3.2.1	Formalisation	37
3.2.2	Contraintes intégrales	38
3.2.3	Contraintes locales	39
3.3	Résolution du problème d'optimisation énergétique	39
3.4	Optimisation globale	41
3.4.1	La programmation dynamique	42
3.4.2	L'optimisation convexe	45
3.5	Optimisation instantanée	46
3.5.1	Le stratégie PMP	47
3.5.2	La stratégie ECMS	48
3.6	Le cas particulier du PHEV	50
3.6.1	Réduction de la consommation de carburant	51
3.6.2	Anticipation des zones urbaines	54
3.7	Le projet <i>Z.E. Hybrid</i>	56
3.8	Suivi d'une trajectoire optimale de <i>SoE</i>	57
3.9	Conclusion	59

Ce chapitre a pour objectif de mettre en exergue l'intérêt et la faisabilité d'utiliser une gestion d'énergie optimisée pour le cas particulier du PHEV. Nous nous attacherons à la formulation mathématique du problème d'optimisation énergétique et aux techniques qui permettent sa résolution. Nous évoquerons aussi les contraintes inhérentes à l'embarquabilité d'une telle stratégie dans un calculateur de contrôle moteur.

Il s'articule de la manière suivante : Nous commencerons par la formulation mathématique du problème d'optimisation pour lequel nous présenterons les méthodes de résolution couramment employées dans la littérature. Les algorithmes existants seront classés et, ceux utilisés dans cette thèse, seront détaillés. Par la suite, le cas particulier de la gestion d'énergie d'un PHEV sera présenté à l'aide d'un exemple illustratif basé sur un enregistrement de roulage en conditions réelles. Cela nous permettra de montrer tout l'intérêt d'une stratégie de gestion d'énergie optimale sur un PHEV en terme de consommation de carburant et de vieillissement batterie. Nous finirons par la présentation du système d'optimisation embarqué que nous détaillerons dans le chapitre 4 avec la description des fonctions de chaque sous-système.

3.1 Introduction

L'optimisation énergétique des véhicules hybrides est un vaste domaine d'étude pour lequel le nombre de publications scientifiques est en constante augmentation depuis une vingtaine d'années [63]. Il est possible de classer les travaux dans ce domaine dans trois grands axes [28] :

l'optimisation structurelle : dont l'objectif est de trouver la meilleure architecture du GMP ;

l'optimisation paramétrique : qui cherche à optimiser le dimensionnement des organes d'une architecture donnée ;

l'optimisation de la commande : qui vise à optimiser le fonctionnement du système une fois l'architecture et ses paramètres connus.

En règle générale, il est nécessaire de trouver un compromis entre ces différents axes d'optimisation. Notons que le choix de l'architecture et du dimensionnement des organes dépend principalement du coût et de la classe du véhicule (citadine, routière, utilitaire, tout-chemins, ...), du profil de roulage ciblé (urbain, autoroute, ...), des normes antipollution en vigueur ; et des objectifs fixés en terme de performances dynamiques du véhicule (souvent appelé brio).

Dans cette thèse, nous nous sommes exclusivement concentrés sur l'optimisation de la commande. Ainsi, par souci de simplicité, nous appellerons optimisation énergétique, l'optimisation de la commande dans le but de minimiser un critère énergétique lié au fonctionnement du véhicule hybride. Ce critère est en général la consommation de carburant, mais il peut aussi inclure les émissions de gaz polluants et de particules nocives.

Selon l'architecture de son GMP, un véhicule hybride électrique peut disposer d'un ou plusieurs degrés de liberté pour réaliser la puissance demandée à la roue (voir chapitre 2 §2.2.4). L'objectif de l'optimisation énergétique est de tirer parti de ce degré de liberté pour minimiser la consommation énergétique globale. Elle doit à tout moment tenir compte de diverses contraintes pouvant être dues aux limitations physiques des organes ou à l'agrément de conduite.

3.2 Motivations

Afin de minimiser la consommation énergétique globale d'un PHEV sur l'intégralité de son trajet, nous allons employer des outils mathématiques d'optimisation. Nous allons commencer par formuler le problème d'optimisation énergétique. Ce dernier peut être formulé de la façon suivante : trouver la séquence optimale de commande des organes du GMP du véhicule hybride électrique de telle sorte que l'intégrale de la consommation de carburant sur tout le profil de mission soit minimisée. Cette séquence doit tenir compte des limitations physiques des organes qui composent le GMP. Elle doit aussi garantir que l'état de charge de la batterie reste dans la plage de fonctionnement définie.

3.2.1 Formalisation

Le système dynamique considéré dans le problème d'optimisation énergétique est la batterie. On utilise le SoE, noté x , comme variable d'état de ce problème. La dynamique du SoE dépend de sa valeur et de la commande, noté u , qui est la puissance électrique qui traverse la batterie. Cette dynamique est donnée par :

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t)), \quad (3.1)$$

où f représente la dérivée de l'équation de l'état de charge de la batterie (2.11).

La fonction objectif que nous utilisons dans notre approche consiste à mi-

minimiser la consommation totale de carburant. Elle s'écrit :

$$J = \int_{t_0}^{t_f} \dot{m}_f(x(t), u(t), t) dt, \quad (3.2)$$

où \dot{m}_f représente la consommation instantanée de carburant. Ce critère peut être généralisé en y incluant les émissions de polluants et les critères d'agréments de conduite.

Les formules précédente nous permettent de poser le problème d'optimisation comme un problème de minimisation à horizon fini, sous contraintes statiques et dynamiques, de la manière suivante :

$$\begin{aligned} \min_u \quad J &= \Phi(x(t_f), x_f) + \int_{t_0}^{t_f} L(x(t), u(t), t) dt \\ \text{sujet à :} \\ x(t_0) &= x_0 \\ \dot{x}(t) &= f(x(t), u(t)) \\ x(t) &\in \mathcal{X}(t), \quad \forall t > 0 \\ u(t) &\in \mathcal{U}(t), \quad \forall t > 0 \end{aligned} \quad (3.3)$$

où Φ , \mathcal{X} et \mathcal{U} correspondent respectivement à la pénalité sur la valeur finale de l'état x , l'espace des états et des commandes admissibles. Ces trois notions sont présentées ci-après. Aussi, $x(t_f)$ qui représente la valeur finale de SoE obtenue et x_f la valeur finale ciblée.

3.2.2 Contraintes intégrales

Il est clair que la solution optimale qui minimiserait le critère (3.2) serait un roulage purement électrique où la puissance fournie à la roue proviendrait uniquement de la batterie. Cependant, ce mode de fonctionnement peut provoquer la décharge complète de la batterie avant même la fin du profil de mission si la distance à parcourir est supérieure à l'autonomie électrique du véhicule. Or, l'énergie récupérée par le freinage régénératif ne permet généralement pas de maintenir l'état de charge de la batterie de traction. De plus, une décharge trop profonde peut endommager de manière irréversible la batterie. Le système de gestion d'énergie d'un véhicule hybride doit maintenir à tout moment la batterie dans une plage de fonctionnement définie.

La contrainte sur la valeur finale du SoE de la batterie est généralement intégrée à la fonction objectif à l'aide d'une fonction de pénalité, noté Φ . Cette

pénalité peut être stricte (*hard constraint* en anglais) : dans ce cas, la valeur finale du SoE doit être égale à une valeur désirée. Elle peut également être préférentielle (*soft constraint* en anglais) auquel cas c'est l'écart entre la valeur finale de SoE et la valeur désirée qui sera pénalisé.

3.2.3 Contraintes locales

L'optimisation énergétique doit également tenir compte des limitations des organes du GMP. Ces limitations sont généralement physiques et décrivent les limites de fonctionnement imposées à chaque organe. Elles sont intégrées au problème d'optimisation sous forme de contraintes. On en distingue deux catégories : les contraintes sur la commande u et les contraintes sur la variable d'état x .

Les contraintes sur la commande sont généralement issues des limitations physiques des organes de la chaîne de traction. Elles se traduisent par des limites du couple et du régime du moteur thermique, des machines électriques et de la transmission. Les limitations de puissance électrique de la batterie et DC-DC sont aussi prises en compte au niveau de la commande. Ces contraintes définissent un espace de commande admissible \mathcal{U} .

L'état d'énergie de la batterie est lui aussi limité. Ces limites sont généralement fournies par le constructeur de la batterie et dépendent de la technologie employée. Elles sont prises en compte sous forme d'une contrainte sur la variable d'état et donne l'espace des états admissible \mathcal{X} .

À ces contraintes physiques peuvent s'ajouter des contraintes NVH¹ et d'agrément de conduite qui peuvent dans certaines conditions restreindre davantage les espaces \mathcal{X} et \mathcal{U} .

3.3 Résolution du problème d'optimisation énergétique

Le problème d'optimisation énergétique décrit par le système (3.3) représente un problème d'optimisation non linéaire sous contrainte avec variable de décision entière. De plus, le profil de mission n'est généralement pas donné par

1. NVH : Noise, Vibration and Harshness en anglais, soit bruit, vibration et rugosité. Ce domaine regroupe l'expertise liée à la qualité de la prestation de conduite ressentie par le conducteur.

une fonction explicite. Il est donné sous forme de vecteurs (vitesse du véhicule et pente de la route) dont les valeurs sont connues à différents instants du temps. Il est donc nécessaire d'avoir recours à des techniques de résolution numérique pour traiter ce problème.

Les approches de résolution du problème d'optimisation énergétique peuvent être classées selon plusieurs critères. Ainsi, une première typologie consiste à distinguer les approches d'optimisation des approches heuristiques (à base de règles). Une seconde sépare les approches d'optimisation globales des approches d'optimisation temps-réel (voir la figure 3.1).

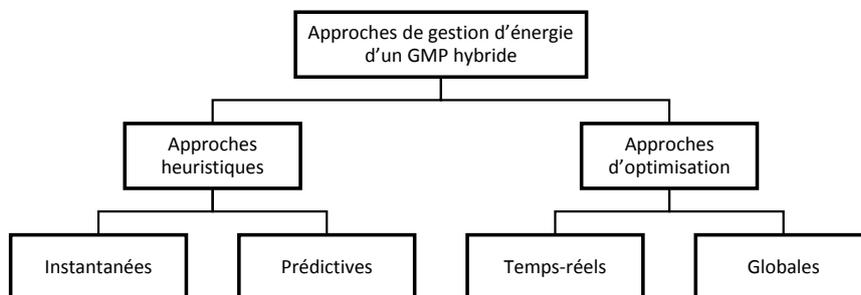


FIGURE 3.1 – Classification des approches de résolution du problème d'optimisation énergétiques sur véhicule hybride

Les approches heuristiques sont développées sur la base d'un processus systématique défini à partir de l'expertise de leurs développeurs du système à contrôler. Elles sont fondées sur un ensemble de règles de type « si-alors ». Le fonctionnement des organes du GMP y est décrit par des fonctions d'appartenance. On distingue les stratégies instantanées, dans lesquelles la commande se base uniquement sur l'état courant du véhicule [1, 11, 61, 67, 77], des stratégies prédictives, dans lesquelles la commande est choisie à partir d'une évaluation d'une série de commandes sur un horizon futur [17]. On retrouve aussi des approches heuristiques dans lesquelles les règles sont déduites d'une analyse des résultats de la commande optimale [47, 73]. Malheureusement, ces stratégies sont souvent sous-optimales et dépendent fortement des paramètres du GMP et des conditions de roulage. De plus, pour qu'elles soient opérationnelles dans toutes les situations, elles nécessitent une énumération exhaustive des différents cas d'usage. Dans le cas d'une stratégie prédictive destinée à une utilisation en conditions réelles de conduite, cette exhaustivité est très difficile à obtenir.

Dans le domaine automobile, les approches basées sur l'optimisation offrent un certain nombre d'avantages. Contrairement aux approches heuristiques, elles ne nécessitent pas une énumération exhaustive des différents cas d'usage pour être opérationnelle. De plus, elles ne nécessitent généralement que d'ajuster un petit nombre de paramètres, ce qui facilite grandement le déploiement sur des véhicules différents dans le cadre d'une production en série.

3.4 Optimisation globale

Les approches d'optimisation globale nécessitent de connaître avec exactitude l'intégralité du profil de mission que le véhicule va effectuer. En pratique, ces informations ne sont pas connues à l'avance, elles peuvent cependant être enregistrées lors d'un roulage ou bien générées de toutes pièces. L'optimisation globale utilise l'intégralité des données pour calculer la série de commandes qui permet de réduire la consommation de carburant en gérant le plus efficacement possible le GMP hybride. Le résultat de l'optimisation globale est très utile pour évaluer de manière objective les performances d'une autre stratégie de contrôle sous-optimale. Deux méthodes sont principalement utilisées : la programmation dynamique et l'optimisation convexe.

Les approches d'optimisation globales sont souvent qualifiées comme étant « hors ligne » car leur utilisation est généralement limitée à la phase de simulation sur ordinateur. En effet, il est d'une part très difficile de connaître avec exactitude le futur profil de mission, contrairement à un environnement de simulation où toutes les variables sont connues ; par ailleurs, les limitations matérielles des calculateurs embarqués en automobile, qui sont d'environ 500ko de mémoire vive et 2Mo de mémoire permanente pour un calculateur véhicule de moyenne gamme [22], rendent difficiles l'intégration de ces algorithmes souvent très consommateurs de ressources.

De récents travaux proposent de contourner ces limitations matérielles en débarquant le calcul d'optimisation globale sur des serveurs dédiés [24, 46]. Pour que cette stratégie soit applicable, le véhicule doit absolument disposer d'une connectivité bidirectionnelle avec son infrastructure. Pour l'instant, seuls certains véhicules haut-de-gamme disposent d'une telle fonctionnalité (par ex. BMW ConnectedDrive et Volvo On Call). De plus, dès lors que la connexion avec le serveur serait rompue, un tel système serait mis à défaut.

3.4.1 La programmation dynamique

Le programmation dynamique (en anglais Dynamic Programming, noté DP) est une méthode numérique d'optimisation très utile pour résoudre les problèmes complexes qui peuvent être décomposés en une série de sous-problèmes plus simples. Elle est basée sur le principe d'optimalité de Bellman qui stipule qu' « *une stratégie optimale a pour propriété que, quel que soit l'état initial et la décision initiale, la suite des décisions doit constituer une stratégie optimale partant de l'état résultant de la décision initiale.* » [8]. La DP peut être appliquée à une vaste catégorie de problèmes (non-linéaire, variable de décision binaire, ...) et n'impose aucune simplification du modèle [7].

La DP permet d'obtenir l'optimum global du problème (3.3) quand le profil de mission est parfaitement connu. Elle est communément utilisée pour l'optimisation énergétique d'un véhicule hybride [16, 40, 41, 45, 54, 55, 69]. Les principales étapes de résolution du problème d'optimisation énergétique avec cette méthode sont de discrétiser le problème (par instant, par état et par commande), de le diviser en sous-problèmes pouvant être résolus de manière récursive et de résoudre chaque sous-problème itérativement de manière rétrograde en partant de l'instant final vers l'instant initial. Un modèle quasi-statique du véhicule hybride est donc nécessaire (voir chapitre 2). Chaque point dans l'espace temps×état représente un sous-problème de la DP. Pour chaque sous-problème, il faut minimiser la somme du coût de transition et du coût restant. Le coût de transition représente le coût de la commande appliquée à un état à un instant donné. Le coût restant représente celui de la trajectoire optimale, déjà calculée, pour atteindre l'état final à partir de l'état courant.

Il est nécessaire de discrétiser le problème continu (3.3) pour utiliser la DP. Par conséquent, le problème est divisé en K instants et P états de SoE pour obtenir un espace de taille $K \times P$. La dynamique de la variable d'état, représentée par l'équation (3.1), devient alors :

$$x_{k+1} = F(x_k, u_k), \quad k = 0, \dots, K - 1, \quad (3.4)$$

où F représente la dynamique de l'état d'énergie de la batterie, qui est dans notre cas la puissance électrique puisée ou restituée à la batterie de traction, $x_k \in \mathcal{X}_k$ et $u_k \in \mathcal{U}_k$ représentent respectivement la variable d'état de la batterie et la commande du GMP à l'instant k .

A chaque itération, le coût optimal de chaque commande est stocké cumulativement dans la matrice de coût restant $\mathbf{J} \in \mathbb{R}^{K \times P}$. Elle est initialisée pour l'instant final avec les valeurs issues de la fonction de pénalité sur la valeur de l'état final Φ . Elle est par la suite complétée itérativement en résolvant chaque

sous-problème d'optimisation. Ces étapes sont résumées par l'algorithme 1. Chaque sous-problème en DP est défini par :

$$J_k(x^p) \equiv \min_{u \in \mathcal{U}} \{l_k(x^p, u) + J_{k+1}(x^p + F(x^p, u))\}, \quad (3.5)$$

où la fonction objectif $l_k(x^p, u)$ donne le coût de la commande u appliquée à l'état x^p et $J_k(x^p)$ représente le coût de la trajectoire optimale à partir de l'état x^p à l'instant k .

La fonction J_k n'est pas analytique. Elle doit être évaluée à chaque point de l'espace discrétisé défini. Pour résoudre l'équation (3.5), il est nécessaire de discrétiser la variable de commande continue u (la répartition de puissance électrique thermique) en N valeurs. La commande optimale u^* qui minimise J_k est alors donnée par :

$$u_k^*(x^p) = \arg \min_{u_n \in \mathcal{U}} \{l(x^p, u_n) + J_{k+1}(x^p + F(x^p, u_n))\}. \quad (3.6)$$

Toutes les valeurs obtenues sont stockées dans la matrice des commandes optimales \mathbf{U} (qui est de la même dimension que \mathbf{J}).

La discrétisation de l'espace d'état et de la variable de commande u a pour conséquence de faire que la valeur de la variable d'état $x_{k+1}^p = x_k^p + F(x^p, u_k)$ peut ne pas correspondre exactement à l'une des valeurs du maillage. Il faut donc prendre soin de bien évaluer le terme $J_{k+1}(x^p + F(x^p, u_k))$ pour minimiser les erreurs. Il existe différentes méthodes pour obtenir une valeur appropriée de ce terme aux états obtenus comme une approximation par plus proche voisin ou une interpolation linéaire [69]. Nous avons utilisé dans cette thèse l'interpolation linéaire pour tenir compte du problème de discrétisation.

À l'issue de la phase d'itération rétrograde de l'algorithme 1, la solution globale se présente sous la forme d'une cartographie des commandes optimales. Elle contient la séquence de commandes optimales pour tout les état atteignable de l'espace de recherche. La figure 3.2 montre un exemple de calcul en DP avec, comme cible, une valeur de SoE final $x_f = 50\%$. Cette cartographie est par la suite utilisée lors d'une phase de simulation directe (de l'instant initial à l'instant final) pour évaluer la consommation optimisée d'un scénario en fixant l'état de initial SoE. Un autre résultat intéressant, issue aussi de la phase d'itération rétrograde de la DP, est la cartographie de coût cumulé qui représente le contenu final de la matrice \mathbf{J} . Elle contient le coût en termes de carburant consommé de toutes les trajectoires optimales possibles. L'exploitation de cette matrice pour simplifier le problème d'optimisation énergétique sera détaillé dans le chapitre 4.

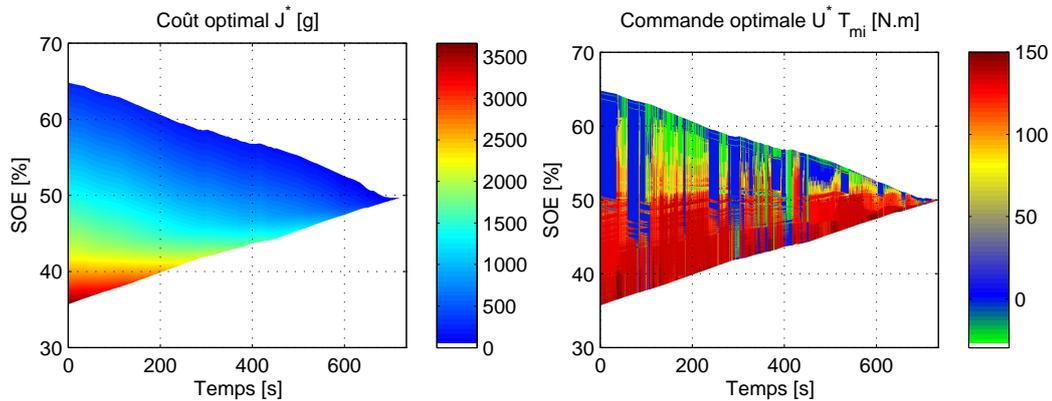


FIGURE 3.2 – Exemple de résultats de l’optimisation en DP : à gauche la matrice de coût restant des trajectoires optimales et à droite la matrice des commandes optimales

La quantité de calculs nécessaire pour résoudre un sous problème en DP est relativement élevée car il faut évaluer la fonction J à chaque point de l’espace d’état pour chaque valeur de la variable de commande. La DP permet de résoudre le problème d’optimisation énergétique avec une complexité de $O(K.P^p.N^n)$, où p et N sont respectivement les nombres d’états et de commandes possible. L’une des particularités intéressantes de la DP est que la complexité de calcul croît linéairement avec le nombre d’échantillons temporels K : cela permet de résoudre des problèmes sur un horizon temporel relativement long. A contrario, la complexité croît exponentiellement avec la dimension du vecteur d’état p et du vecteur de commande n . La DP est aussi très consommatrice de mémoire car il faut stocker les deux matrices \mathbf{J} et \mathbf{U} qui sont de taille $K \times P$.

Algorithme 1 L’algorithme de la Programmation Dynamique

```

Discrétiser le problème en temps et état
Initialiser la matrice de coût restant  $\mathbf{J}$  à la valeur de l’état final
pour instant  $k$  faire
    Calculer, à partir de la vitesse, les forces de résistance à l’avancement.
    Calculer, à partir de l’accélération, la demande de couple à la roue.
    Déduire les contraintes
    pour valeur de l’état  $x$  faire
        pour valeur de la commande  $u$  faire
            Trouver  $U_k^*(x^p) = \arg \min_{u_n \in \mathcal{U}} \{l(x^p, u_n) + J_{k+1}(x^p + F(x^p, u_n))\}$ 
            Compléter  $J_k(x^p)$ 
        fin pour
    fin pour
fin pour
    
```

Différentes techniques existent pour réduire la charge de calcul de la DP. L'une des principales techniques consiste à limiter le calcul uniquement à l'espace d'état atteignable. Dans notre cas, cet espace représente l'ensemble des états SoE que la stratégie peut atteindre compte tenu de la cible de SoE finale, de la dynamique de la variables d'état et des limitations de puissance du GMP. Pour ce faire, il est nécessaire de pré-calculer les frontières de l'espace d'état atteignable. Aussi, une approche de résolution analytique du sous-problème (3.5) basée sur l'utilisation d'un modèle simplifié du GMP hybride a été proposée dans [44]; cette approche réduit grandement la quantité de calcul mais donne une solution sous-optimale.

3.4.2 L'optimisation convexe

Il existe de nos jours des algorithmes très performants permettant de résoudre différentes classes de problèmes d'optimisation convexe avec un grand nombre de variables. La programmation linéaire et la programmation quadratique font partie de la famille des techniques d'optimisation convexe. L'un de ces principaux avantages est que la charge de calcul n'augmente pas exponentiellement avec le nombre de variables d'états du système. L'optimisation convexe est souvent utilisée pour réaliser des calculs déportés sur des serveurs car elle permet des temps de réponse très courts. Cependant, l'espace mémoire nécessaire pour faire ces calculs, qui dépend du nombre de variables de la fonction objectif et du nombre de contraintes, doit être pris en compte dans le cadre d'une application embarquée dans le calculateur de contrôle moteur d'un véhicule.

L'utilisation d'un algorithme d'optimisation convexe pour résoudre le problème d'optimisation énergétique d'un GMP hybride nécessite de le rendre les modèles convexe. Dans sa forme standard, un tel problème doit s'écrire de la manière suivante :

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}) \\ \text{sujet à :} & \\ & g_i(\mathbf{x}) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m \\ & h_i(\mathbf{x}) = 0, \quad i = 1, \dots, p. \end{aligned} \tag{3.7}$$

où les fonctions f et g_i sont des fonctions convexes et où h_i sont des fonctions affines.

De précédents travaux proposent d'utiliser l'optimisation convexe pour optimiser la consommation énergétique d'un véhicule hybride [2, 42, 70]. Pour être

applicable, il est toutefois nécessaire de réécrire le problème d'optimisation de manière à : supprimer les variables de décision entières (comme le rapport de boîte et l'arrêt/démarrage du moteur thermique), négliger la dépendance des paramètres internes de la batterie de traction vis-à-vis du SoC et utiliser l'approche de Willans pour approximer les cartographies du moteur thermique et des machines électriques par des fonctions continues et convexes.

D'autres travaux présentés dans [45] proposent d'utiliser l'optimisation convexe de manière déportée sur des serveurs connectés au véhicule pour calculer la trajectoire de décharge optimale de la batterie du trajet. Le calcul y est fait avec une granularité moins fine que pour l'optimisation du point de fonctionnement. Le trajet y est découpé en segments de route en fonction du contexte de roulage (type de segment, vitesse limite, ...). Le résultat est alors transmis au véhicule pour servir de référence aux algorithmes embarqués.

Dès lors que le temps d'exécution n'est pas une contrainte forte, l'optimisation convexe perd de son intérêt, il devient préférable d'utiliser la DP car elle ne nécessite aucune simplification du modèle. A contrario, pour une application embarquée temps réel, l'optimisation convexe conserve un intérêt certain en terme de temps d'exécution, à condition que la taille de la mémoire de stockage du calculateur soit suffisante.

3.5 Optimisation instantanée

La capacité de calcul limitée des calculateurs de contrôle moteur et l'absence d'une connaissance exacte du futur profil de mission rend difficile d'embarquer dans un véhicule hybride l'une des approches classiques d'optimisation énergétique globale. C'est pourquoi les approches d'optimisation instantanée sont plus intéressantes pour application pratique. Elles se basent sur la réduction du critère de minimisation global à un critère local. Ainsi, à chaque pas de temps, ces approches minimisent une fonction de coût qui ne considère que les paramètres courants du système. Leur nature instantanée leur permet de se passer de la connaissance des futures conditions de roulage. Elles sont également moins consommatrices de ressources de calcul.

Les stratégies d'optimisation instantanée sont souvent qualifiées comme « en ligne » car elles sont en pratique implémentées dans les calculateurs des GMP hybrides. À chaque pas de temps, le système d'optimisation temps réel définit les points de fonctionnement des différents organes du GMP. L'une des particularités intéressantes de ces stratégies est qu'elles permettent d'exploiter des données prédictives, si celles-ci sont disponibles, sans augmentation de la complexité d'optimisation.

3.5.1 Le stratégie PMP

La stratégie PMP tire son nom du fait qu'elle soit basée sur le principe du minimum de Pontryagin. Ce principe a été formulé en 1956 par le mathématicien russe Lev Semenovich Pontryagin et ses collaborateurs. Repris dans [58], il représente un cas particulier de l'équation d'Euler-Lagrange qui traite du calcul des variations et ne considère l'optimalité que d'une seule trajectoire de la variable d'état du système étudié.

Appliqué au problème d'optimisation (3.3), le principe stipule que si $u^*(t)$ est la solution optimale du problème, alors elle doit à chaque instant minimiser l'hamiltonien H du système :

$$H(x(t), u(t), \lambda(t), t) \geq H(x(t), u^*(t), \lambda(t), t), \quad \forall u \neq u^*, t \in [t_0, t_f], \quad (3.8)$$

où H est défini par :

$$H(x(t), u(t), \lambda(t), t) = L(x(t), u(t), t) + \lambda^T(t)f(x(t), u(t)), \quad (3.9)$$

avec $\lambda(t)$ le vecteur des multiplicateurs de Lagrange du système. Il a la même dimension que le vecteur d'état. L'hamiltonien, qui est un scalaire dans notre cas, peut être interprété comme étant la somme de la consommation thermique $L(x(t), u(t), t)$ et d'un terme, de même unité, lié à la consommation d'énergie électrique $f(x(t), u(t))$. Ce terme additionnel représente une consommation virtuelle de carburant associée à l'utilisation de la batterie [56]. Notons que λ doit satisfaire l'équation dynamique :

$$\dot{\lambda}(t) = -\frac{\partial}{\partial x}H(x(t), u(t), \lambda(t), t). \quad (3.10)$$

La commande optimale à chaque instant t est déterminée par la minimisation instantanée de l'hamiltonien du système :

$$u^*(t) = \arg \min_u \{H(x(t), u(t), \lambda(t), t)\}. \quad (3.11)$$

Les extrema peuvent être obtenus en calculant les solutions satisfaisant les conditions d'optimalité. Si l'horizon t_f est fixé et l'hamiltonien est convexe par rapport à la commande u , alors l'extremum obtenue par l'application du principe du minimum est la solution optimale globale du problème.

La résolution du problème d'optimisation par la stratégie PMP revient à trouver la valeur initiale du multiplicateur de Lagrange λ_0 qui permet de respecter la contrainte sur la valeur finale de l'état $x(t_f) = x_f$. En pratique, λ_0 dépend du profil de mission et des contraintes du GMP. Un algorithme de tir ou une résolution du problème en DP [26] peuvent être utilisés pour ce faire.

Notons que la valeur finale du SoE est très sensible à la valeur de λ_0 [66].

La stratégie PMP montre qu'il est possible de traiter les problème d'optimisation énergétique sur un véhicule hybride par une approche instantanée de minimisation de l'hamiltonien. Ce dernier peut ne pas être une fonction explicite. Ce qui autorise l'utilisation des cartographies de consommation énergétique des organes du GMP du modèle quasi-statique. Cependant, la forte dépendance entre la valeur finale du SoE $x(t_f)$ et la valeur initiale du multiplicateur de Lagrange λ_0 , qui elle-même dépend des futures conditions de roulage, rend l'implémentation en conditions réelles de cette formulation difficile. Des approches d'adaptation en ligne du multiplicateur de Lagrange existent : L'une de ces approches, dite de minimisation de la consommation équivalente, est présentée ci-après.

3.5.2 La stratégie ECMS

La stratégie ECMS (Equivalent Consumption Minimization Strategy) a été initialement proposée dans [56] comme une approche de réduction de la consommation d'un HEV à architecture parallèle (voir chapitre 2). Son principe est de minimiser une consommation équivalente, qui inclut la consommation thermique et la consommation électrique, tout en assurant le maintien de l'état d'énergie de la batterie. L'idée, basée sur l'analyse des flux énergétiques du GMP hybride, est de compenser respectivement chaque décharge ou recharge de la batterie de traction par une future dépense ou économie de carburant. Cette stratégie est très utilisée dans le domaine de l'optimisation énergétique surtout lorsqu'il est question de développer une solution embarquée.

Le terme de consommation équivalente H_{eq} de la stratégie ECMS inclue la puissance issue de la consommation de carburant et la puissance électrique fournie par la batterie de traction. Il est généralement exprimé de la manière suivante :

$$H_{eq}(x, u, s, t) = P_f(u, t) + s(t)P_e(x, u, t), \quad (3.12)$$

où $P_f = H_{PCI}\dot{m}_f$ représente la puissance équivalente à la quantité de carburant consommée \dot{m}_f (H_{PCI} étant le pouvoir calorifique inférieur du carburant) et $P_e = V_{oc} \cdot Q_{nom} \cdot f(x, u, t)$ la puissance électrique. Le paramètre sans dimension s est généralement appelé facteur d'équivalence : il peut être interprété comme le compromis entre les sources d'énergie thermique et électrique, c'est-à-dire comme le coût de conversion de l'une à l'autre. Sa valeur dépend directement des rendements des organes du GMP.

Il a été montré dans [65] que la stratégie ECMS est un cas particulier de

la stratégie PMP. Le facteur d'équivalence s est une approximation du multiplicateur de Lagrange λ , la valeur de ce dernier étant en pratique difficile à trouver ; H_{eq} est donc considéré comme l'hamiltonien du système. L'application du principe du minimum pour optimiser la consommation de carburant implique la minimisation instantanée de H_{eq} pour calculer la commande optimale u^* :

$$u^*(t) = \arg \min_u \{H_{eq}(x, u, s, t)\}. \quad (3.13)$$

Dans la stratégie ECMS, le problème d'optimisation revient à trouver la valeur du facteur d'équivalence s qui permet le maintien de SoE de la batterie proche d'une valeur cible x_{ref} . La valeur de s dépend des points de fonctionnement du GMP, qui eux-mêmes dépendent du profil de mission. Une technique fréquemment employée est l'utilisation d'une boucle de régulation du facteur d'équivalence autour d'une valeur de x_{ref} [2, 12, 51, 54]. Un régulateur de type PI judicieusement calibré permet de réaliser cette fonction. On a alors :

$$s(x(t_{i+1})) = s_0 + K_p(x_{ref}(t_i) - x(t_i)) + K_i \int_0^t (x_{ref}(t_i) - x(t_i))dt, \quad (3.14)$$

où K_p et K_i sont respectivement les coefficients proportionnel et intégral du régulateur. Le terme s_0 est une valeur d'initialisation du facteur d'équivalence. Une façon simple de la choisir est de prendre la valeur moyenne obtenue à partir de différents profils de mission issues de situation de roulage variés. Une autre approche consiste à détecter les conditions de roulage en analysant l'historique immédiat de conduite, et à choisir en conséquence la valeur de s_0 la plus adaptée à la situation [38, 54].

En l'absence d'informations prédictives, la valeur de x_{ref} est maintenue constante à une valeur prédéfinie. Cette valeur dépend du type de véhicule HEV ou PHEV. Dans le cas d'un HEV, cette valeur est fixée à environ 50% de SoE : le véhicule cherchant constamment à maintenir l'état d'énergie de la batterie de traction, le dimensionnement de son GMP n'autorisant aucun autre mode fonctionnement. Pour un PHEV, cette valeur se situe plutôt aux environs de 10% de SoE. À batterie pleinement chargée, c'est la stratégie D-M qui entre en jeu, le PHEV fonctionne en mode purement électrique jusqu'à ce que la batterie atteigne la valeur de SoE minimale, puis la stratégie typée HEV de maintien de l'état de charge est alors appliquée.

Des variantes prédictives de la stratégie ECMS existent. Dans celles-ci, le facteur d'équivalence est mis à jour en fonction des données du futur profil de mission. Dans [74], les auteurs proposent une version modifiée de l'ECMS appliquée au cas PHEV. Ils exploitent uniquement la connaissance de la longueur totale du profil de mission pour mettre à jour le facteur d'équivalence

à l'aide d'une trajectoire de décharge linéaire de la batterie. La stratégie T-ECMS, proposée dans [64] pour une application HEV, utilise des informations télémétriques couplées à une description statique de la pente et de la vitesse limite le long de la route ; cette description est supposée fournie par le système embarqué de navigation. Le facteur d'équivalence dépend de la probabilité que la valeur finale de SoE soit supérieure ou inférieure à la cible. Le calcul de la commande instantanée nécessite néanmoins à chaque instant de mettre à jour cette probabilité en évaluant l'intégralité du parcours restant. Pour une application PHEV, qui dispose d'une plus grande autonomie électrique et où l'horizon de prédiction énergétique peut être très long (au-delà de 50km), cela représente un sérieux inconvénient en terme de quantité de calculs.

Nous avons choisi, dans nos travaux, d'utiliser la stratégie ECMS comme approche d'optimisation temps réel. Ce choix a été motivé par quatre caractéristiques : son lien étroit avec la théorie de l'optimisation ; le fait qu'elle soit une stratégie non prédictive, les décisions n'étant basées que sur le passé et le présent ; la nécessité de n'estimer qu'une seule inconnue (le facteur d'équivalence) pour le cas d'un PHEV à architecture parallèle ; et le fait qu'elle dispose d'une boucle de rétroaction lui permettant de suivre une trajectoire de SoE de référence. Cette dernière caractéristique est exploitée dans les travaux présentés dans le chapitre 4 dans lequel nous ajoutons un étage prédictif au système embarqué d'optimisation énergétique.

3.6 Le cas particulier du PHEV

Un véhicule hybride de type HEV dispose d'une réserve d'énergie électrique relativement faible (environ 1kWh) qui ne lui permet que de fonctionner qu'en maintien d'état de d'énergie, les phases de roulage purement électrique (moteur thermique éteint) étant de courte durée et ne pouvant s'étendre que sur quelques centaines de mètres. À l'opposé, un PHEV dispose d'une réserve d'énergie électrique plus importante (environ 10kWh) pouvant être rechargée à moindre coût à partir du réseau de distribution électrique. Cette réserve permet d'alterner longuement entre les modes hybrides (HYB et HYB-R) et le mode VE. L'autonomie électrique représente la distance que le véhicule hybride peut parcourir sans avoir à démarrer son moteur thermique. Pour un PHEV, elle peut être de plusieurs dizaines de kilomètres. Il est donc possible de maintenir le mode VE sur de plus grandes distances, ce qui permet par exemple de traverser des zones urbaines sans consommer de carburant et sans émettre des polluants et des particules nocives.

Nous allons nous appuyer sur un exemple de profil de mission afin d'illustrer les spécificités d'une gestion d'énergie optimale appliquée à un PHEV. Nous

souhaitons mettre l'accent sur une utilisation en conditions réelles du véhicule. Ce profil de mission est donc issu d'un enregistrement d'environ 70km en région parisienne. Il contient différents types de roulage : une première phase sur autoroute, suivie d'une phase périurbaine, puis d'une dernière phase urbaine (voir figure 3.3). Les différentes stratégies de gestion d'énergie qui seront calculées dans ce chapitre seront évaluées sur la base de cet exemple.

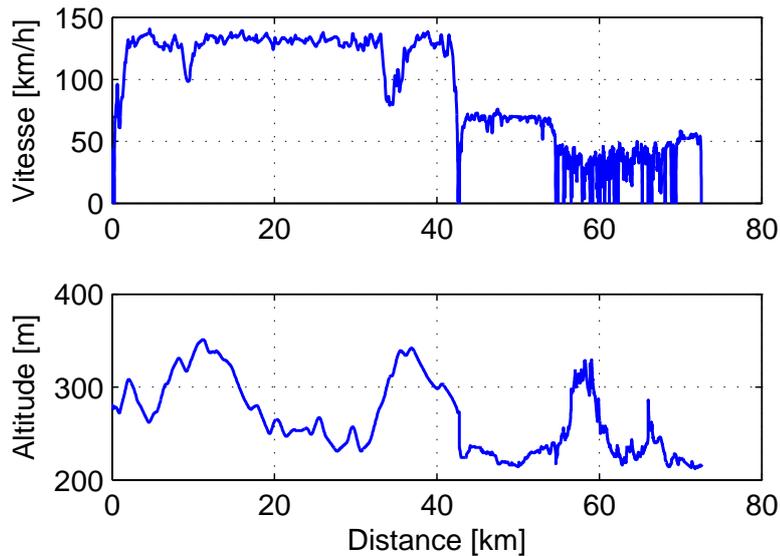


FIGURE 3.3 – Profil de mission étudié. Il est composé d'une partie autoroutière suivie d'une partie périurbaine et urbaine.

3.6.1 Réduction de la consommation de carburant

Comme nous l'avons vu dans le chapitre 2, pour un trajet d'une longueur inférieure à l'autonomie électrique du PHEV, la stratégie qui minimise la consommation de carburant consiste évidemment à rouler intégralement en mode VE. Pour un trajet qui va au-delà de cette distance, la stratégie optimale consiste à décharger progressivement la batterie en alternant entre les différents modes traction (modes VE, HYB et HYB-R) en fonction des conditions de roulage. La valeur ciblée de SoE n'est atteinte qu'à la destination. Cette stratégie optimale pourrait être obtenue en utilisant la DP si les conditions de roulage sur chaque élément du trajet étaient parfaitement connues. Cependant, en l'absence d'information sur ces conditions de roulage, c'est la stratégie par défaut D-M qui est classiquement employée. Elle peut être obtenue en embarqué avec une stratégie ECMS qui n'est déclenchée que lorsque le SoE passe sous une valeur minimale définie.

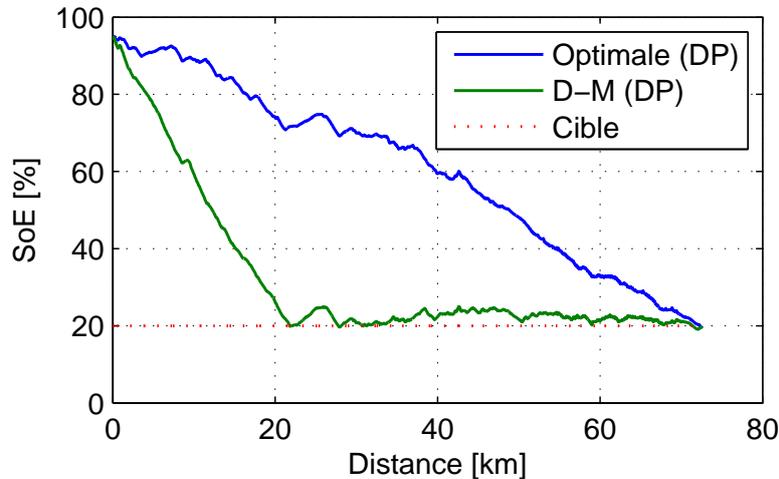


FIGURE 3.4 – Stratégies de décharge mixte optimale vs stratégie D-M obtenues en DP.

Afin de montrer l'intérêt d'utiliser une stratégie de gestion d'énergie optimale dans une application PHEV, nous allons utiliser l'exemple du profil de mission définie pour opposer la stratégie optimale à la stratégie D-M. Afin de permettre la comparaison des deux résultats, ces deux stratégies sont toutes deux calculées en DP (à l'exception de la phase initiale de décharge de la stratégie D-M). On remarque que la stratégie optimale provisionne un état d'énergie d'environ 60% au kilomètre 40 sur le trajet avant d'aborder le reste du parcours en zone urbaine. La stratégie D-M ne peut reproduire ce comportement car la phase de décharge s'achève dès le 20^{ème} kilomètre pendant le roulage sur autoroute. L'examen des courbes de consommation cumulée de ces deux stratégies (figure 3.5) montre que la stratégie optimale permet de réduire la consommation de carburant et d'obtenir un gain de 3.5%. Par ailleurs, la stratégie D-M sollicite beaucoup le moteur thermique durant la phase urbaine pour maintenir l'état d'énergie de la batterie pendant que la stratégie optimale réalise quant à elle cette même partie urbaine presque exclusivement en mode VE avec très peu de consommation de carburant. Il est important de souligner que maximiser le roulage tout électrique en zone urbaine est une prestation très recherchée : En plus de permettre le respect d'éventuelles réglementations liées aux émissions, l'agrément de conduite qui résulte d'un roulage en mode VE en ville représente une valeur ajoutée certaine du point de vue des clients d'un constructeur automobile. L'objectif de cette thèse est de se rapprocher au maximum, en conditions réelles, des résultats obtenus en DP.

L'économie de carburant réalisée par la stratégie optimale dans cet exemple s'explique par une utilisation judicieuse des chaînes de traction thermique et

TABLE 3.1 – Comparaison des résultats de la stratégie optimale vs stratégie D-M obtenues en DP

Stratégie	Optimale	Décharge-Maintien
m_f [l]	2.69	2.79 (+3.5%)
η_{th} [%]	33.19	32.96 (-0.23%)
η_{me_mot} [%]	92.87	93.78 (+0.91%)
η_{me_gen} [%]	91.17	87.51 (-3.66%)

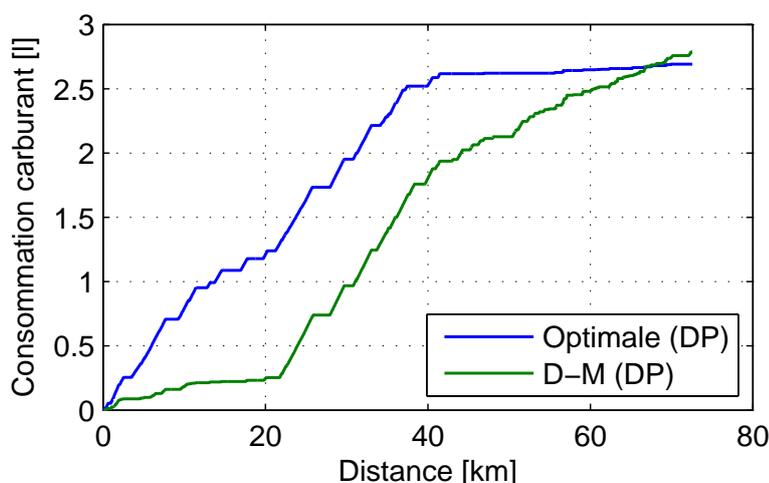


FIGURE 3.5 – Comparaison des courbes de consommation de carburant cumulée des stratégies optimale et D-M.

électrique du GMP hybride (voir tableau 3.1). Avec cette stratégie, le moteur thermique est plus sollicité pendant la phase autoroutière sur des points de fonctionnement à forte charge, et beaucoup moins pendant la phase urbaine. Son rendement moyen η_{th} sur l'intégralité du trajet est de 33.19% pour la stratégie optimale contre 32.96% pour la stratégie D-M. La chaîne de traction électrique est elle aussi optimisée. Son rendement en mode moteur η_{me_mot} est légèrement dégradé de -0.91% tandis que celui du mode générateur η_{me_gen} est amélioré de 3.66%.

L'amélioration du rendement de la chaîne de traction électrique s'explique en partie par le fait que la stratégie optimale réduit les pertes par effet Joule (exprimés en I^2) dans les circuits électriques de la batterie de traction et de la machine. Cette réduction se traduit par une plus faible occurrence des courants d'intensité élevée (voir figure 3.6). Cela permet également de prolonger la durée de vie de la batterie, même si ce besoin n'est pas explicitement formulé dans le problème d'optimisation résolu.

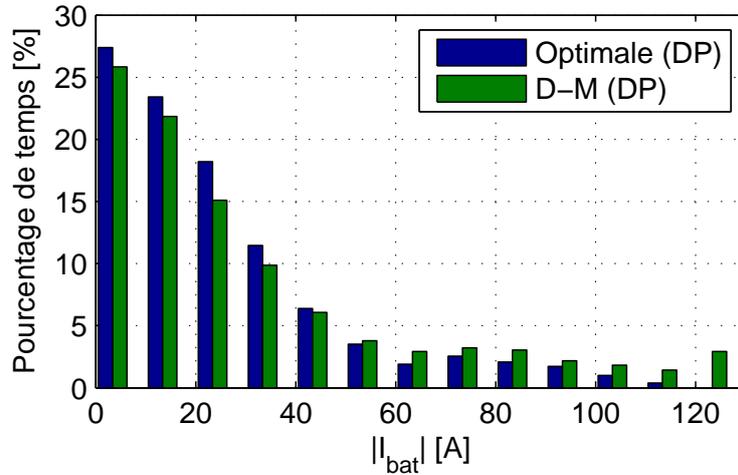


FIGURE 3.6 – Comparaison des distributions courbes de consommation de carburant cumulée des stratégie optimale et D-M.

3.6.2 Anticipation des zones urbaines

La traversée en véhicule de zones urbaines ou de centres villes est soumise, pour certaine villes très exposés, à des contraintes de plus en plus strictes en termes d'émission de polluants et d'émissions sonores. De nouvelles réglementations visant à interdire la circulation de véhicules polluants dans le centre-ville des grandes métropoles européennes sont actuellement à l'étude, certaines moins strictes, comme la circulation alternée à Paris ou à Pekin, sont déjà en application lors de pics de pollution. Si de telles réglementations entrent en vigueur, seuls les véhicules « propres » seraient autorisés à traverser les zones impactées. Un PHEV disposant d'une réserve d'énergie électrique suffisante pourrait respecter cette réglementation en traversant la zone urbaine sans démarrer son moteur thermique à condition qu'il dispose, à l'entrée la zone, d'une autonomie électrique suffisante. Le respect de cette contrainte sur le mode roulage nécessite l'emploi d'une stratégie d'optimisation globale qui anticipe les zones de roulage réglementées. L'identification, sur le trajet du véhicule, des tronçons de route qui font partie d'une zone urbaine peut être en pratique réalisée en exploitant certains attributs descriptifs présents sur la cartographie du système embarqué de navigation (voir annexe B pour la liste des variables fournies par le système de navigation).

Une fois les tronçons de route comportant une contrainte de roulage en mode VE identifiés, il est possible de contraindre la stratégie optimale à employer les bon modes de traction là où cela nécessaire. Pour ce faire, l'espace des commandes admissibles est restreint à la seule commande $u(t)^* = u_{ve} = 1$, correspondant à une répartition du couple électrique-thermique qui dirige 100%

de la demande de puissance sur la chaîne de traction électrique, tant que la contrainte de roulage en mode VE est active.

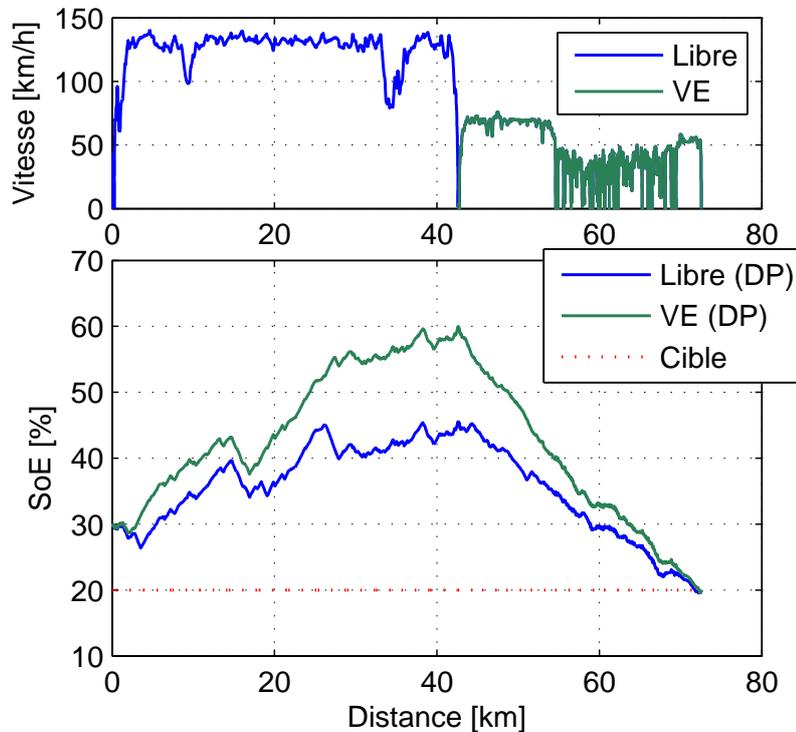


FIGURE 3.7 – Impact de la contrainte de roulage en mode VE sur la stratégie optimale.

Le résultat de l'application d'une telle contrainte est une déviation de la trajectoire de SoE de la batterie de traction. Dans le cas où la réserve d'énergie électrique est insuffisante, la stratégie optimale utilisera le moteur thermique en amont la zone urbaine réglementée, de manière à recharger la batterie, assurant ainsi la traversée en mode VE de chaque portion de route où il est imposé. La figure 3.7, qui reprends le profil de mission étudié dans lequel la partie urbaine est considérée comme une zone réglementée, illustre bien ce cas avec une valeur initiale de SoE assez basse à 30% et une valeur ciblée en fin de trajet à 20%.

L'utilisation d'un algorithme prédictif pour traiter ce cas de figure permet d'assurer le respect de la contrainte de roulage en mode VE par anticipation. En effet, il est clair que la stratégie classique de D-M est d'emblée exclue car elle ne garantit pas d'arriver sur la zone réglementée avec suffisamment d'énergie électrique. De plus, l'utilisation d'une stratégie d'optimisation permet de minimiser la dépense énergétique induite par l'augmentation de la valeur de SoE

avant la zone réglementée, en évitant de surestimer la quantité d'énergie électrique nécessaire à sa traversée. Une surestimation aurait deux conséquences indésirables : une consommation de carburant plus élevée due à la phase de recharge par le moteur thermique ; et, une valeur de SoE finale potentiellement supérieure à la valeur ciblée, ce qui empêche d'exploiter pleinement la réserve d'énergie électrique et donc dégrade l'efficacité énergétique du GMP.

3.7 Le projet *Z.E. Hybrid*

Le prototype Eolab, présenté par Renault au mondial de l'automobile de Paris de 2014, préfigure le futur véhicule hybride rechargeable de la marque. La technologie hybride qu'il embarque, baptisée *Z.E. Hybrid*, a pour objectif d'abaisser considérablement le coût du véhicule. Son GMP est composé d'un moteur essence trois cylindres d'une puissance d'environ 80ch, d'une machine électrique d'une puissance d'environ 50kW, d'une batterie avec une capacité d'environ 8kWh (soit 50km d'autonomie en mode VE) et d'une boîte de vitesse à trois rapports discrets dépourvue d'embrayage (voir figure 3.8). Cette transmission simplifiée permet de réduire le volume et la masse du GMP, l'absence d'embrayage permet aussi d'améliorer son rendement. Cependant, cela impose au système de contrôle de piloter la synchronisation du moteur et de la machine pour réaliser les changements de rapport.

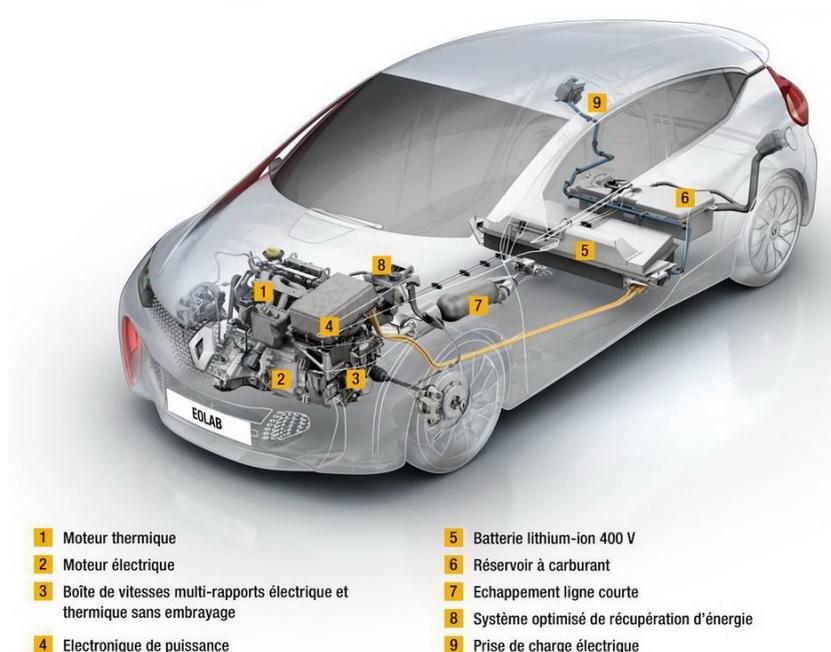


FIGURE 3.8 – Le véhicule hybride rechargeable Renault Eolab.

Cette motorisation Z.E. Hybrid a été utilisée comme base de travail durant cette thèse. Les modèles de consommation obtenus sont issus des cartographies de rendement des organes de ce GMP. La dynamique du véhicule a quant à elle été basée sur le modèle d'une citadine quatre places de 1500kg.

3.8 Suivi d'une trajectoire optimale de *SoE*

Pour le développement de notre système embarqué d'optimisation énergétique d'un PHEV, il est crucial d'évaluer les performances d'une stratégie d'optimisation instantanée dans le cas où elle est pilotée par une valeur de *SoE* qui varie durant le trajet, et non pas par une cible de *SoE* fixe. Cette trajectoire de *SoE* peut donc être pré-calculée pour une partie ou l'intégralité du trajet et être utilisée comme entrée des algorithmes temps réels. La stratégie ECMS est souvent employée dans cette configuration, que ce soit dans des applications HEV [2, 39] ou bien PHEV [45, 50, 74]. Le pré-calcul de la trajectoire de *SoE* représente le cœur de cette thèse et sera présenté dans le chapitre 4. Dans cette partie, nous considérons qu'une trajectoire pertinente existe et est disponible en entrée du système d'optimisation ECMS.

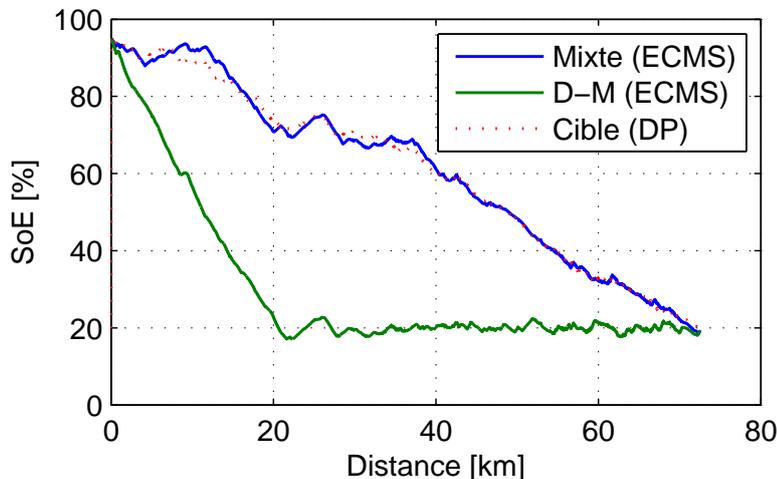


FIGURE 3.9 – Stratégie de décharge mixte en ECMS avec une trajectoire de référence obtenue en DP.

Le résultat pour l'exemple étudié, présenté sur la figure 3.9, montre la stratégie classique D-M et la stratégie de décharge pilotée, appelée décharge mixte. On voit que pour la stratégie mixte (ECMS + trajectoire de référence en DP), la régulation du *SoE* permet de suivre de manière satisfaisante la trajectoire optimale malgré les changements de situation de roulage (autoroute, péri-urbain

et urbain) : les deux courbes se confondent sur la quasi-totalité de la partie de roulage urbain. L'économie théorique de carburant réalisée avec la stratégie mixte comparée à la stratégie D-M, toutes deux obtenues avec l'algorithme ECMS, est de 6.4%.

Ce résultat montre qu'il est possible d'améliorer significativement performances énergétiques optimales du GMP d'un PHEV avec un algorithme temps-réel piloté par une trajectoire de décharge pré-calculée. L'algorithme ECMS dans sa formulation classique permet de réaliser efficacement la régulation du SoE.

Dans cette thèse, nous proposons de développer un système embarqué d'optimisation énergétique qui est composé de deux modules : un module prédictif d'optimisation globale de la dépense énergétique, et un module temps-réel d'optimisation instantanée du point de fonctionnement. L'architecture du système est représentée sur la figure 3.10.

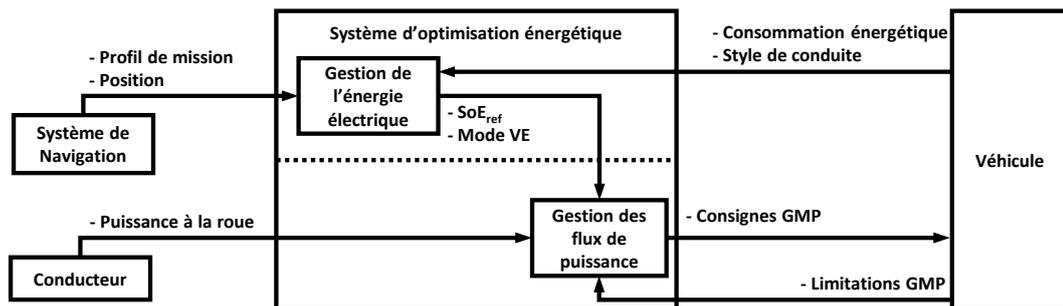


FIGURE 3.10 – Représentation généralisée d'un système de gestion d'énergie d'un véhicule hybride.

L'étage prédictif d'optimisation globale a pour fonction le calcul de la trajectoire optimale de décharge de la batterie. Pour ce faire, il tient compte du profil de mission décrivant le roulage, qui lui est transmis par le système embarqué de navigation. Il définit la quantité d'énergie électrique allouée à chaque tronçon de la route sous la forme d'une trajectoire de SoE à suivre. Afin de rendre l'estimation de la consommation énergétique plus robuste, il reboucle sur la mesure de la consommation énergétique mesurée (carburant et électrique) et sur une mesure indiquant le style de conduite courant. Ce système sera appelé système de gestion de l'énergie électrique (SGEE). Le modèle énergétique et l'algorithme d'optimisation pour ce système seront présentés dans le chapitre 4.

Le module d'optimisation instantanée élabore les consignes des organes de traction du GMP hybride. Ces consignes agissent sur l'état de la chaîne cinématique (ou le rapport de boîte dans le cas d'une boîte de vitesse classique), la répartition de couple thermique-électrique et la consigne d'arrêt/démarrage du moteur thermique. Pour cette raison, il sera appelé système de gestion des flux de puissance (SGFP). À chaque instant, le choix des consignes optimales permettant de répondre à la volonté du conducteur est basé sur la valeur de SoE_{ref} fournie par le SGEE. Le SGFP prend en compte les limitations statiques et dynamiques de tous les organes de la chaîne de traction dans l'élaboration des consignes.

3.9 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de formaliser le problème d'optimisation énergétique d'un véhicule hybride, et plus particulièrement d'un véhicule hybride rechargeable. L'étude des algorithmes employés pour la résolution de ce problème a permis de montrer la frontière qui existe entre les approches d'optimisation globale hors ligne et les approches d'optimisation instantanée. Les limitations matérielles des calculateurs embarqués des véhicules empêchent l'implémentation des approches globales dans leur forme classique. Cependant, lorsque une trajectoire de décharge optimisée est disponible, l'algorithme temps réel ECMS permet, en la suivant, d'améliorer les performances énergétiques du véhicule PHEV.

Pour un trajet qui va au-delà de l'autonomie électrique du PHEV, l'utilisation de la stratégie temps-réel ECMS avec une trajectoire de décharge optimisée permet de réduire la consommation de carburant par rapport à la stratégie classique D-M (6% pour l'exemple présenté). De plus, la stratégie optimale réduit l'occurrence des courants de forte intensité circulant sur le réseau haute tension, réduisant ainsi les pertes par effet Joules et le vieillissement de la batterie.

Le système embarqué d'optimisation que nous proposons inclut l'optimisation globale de la trajectoire de décharge et l'optimisation temps-réel du point de fonctionnement du GMP hybride par l'algorithme ECMS. Tout l'enjeu réside dans la réalisation de la phase d'optimisation globale en embarqué dans le véhicule. Pour cela, il est impératif de tenir compte des contraintes matérielles, de mémoire et de puissance de calcul, du calculateur de contrôle moteur. Il est aussi important que l'algorithme d'optimisation globale s'exécute en temps raisonnablement court compte tenue de la nature de notre application. Le volet d'optimisation globale embarquée est présenté dans le chapitre 4.

CHAPITRE 3. OPTIMISATION ÉNERGÉTIQUE D'UN VÉHICULE HYBRIDE

Chapitre 4

Gestion d'énergie optimisée d'un PHEV sur son trajet

Contents

4.1	Motivations	62
4.2	Segmentation du trajet	63
4.3	Modélisation simplifiée de la consommation éner-	
	gique	65
4.3.1	Approche U_{cst}	66
4.3.2	Approche U_{dp}	68
4.4	Formulation du prédicteur	72
4.5	Estimation des paramètres	72
4.5.1	Analyse de corrélation	74
4.5.2	Analyse en composante principale	77
4.6	Prédiction des CCE	79
4.6.1	Estimation de ψ_0	79
4.6.2	Estimation de ψ_1	82
4.6.3	Estimation de $\Delta E_{b,min}$	84
4.6.4	Estimation de $\Delta E_{b,max}$	84
4.7	Optimisation de la consommation	85
4.7.1	Programmation Quadratique	86
4.7.2	Programmation Dynamique	87
4.7.3	Approche Heuristique	88
4.8	Résultats de l'optimisation macroscopique globale .	92
4.8.1	Dispositif expérimental	92
4.8.2	Précision du modèle simplifié	93
4.8.3	Cas d'étude n° 1 : autoroute vers centre-ville	95
4.8.4	Cas d'étude n° 2 : route de montagne	99
4.8.5	Cas d'étude n° 3 : variation de la consommation auxiliaire	101
4.8.6	Performances de l'algorithme	104
4.9	Conclusion	106

Dans les chapitres précédents, nous avons détaillé le cas particulier de la gestion d'énergie d'un PHEV et nous avons montré l'intérêt, en terme de réduction de la consommation de carburant, d'avoir une gestion d'énergie qui prend en compte l'intégralité du trajet. Cet ultime chapitre a pour objectif de présenter l'approche prédictive d'optimisation énergétique développée durant cette thèse. La solution proposée est adaptée au cas du PHEV et dispose d'une implémentation permettant une application en temps réel dans un calculateur de contrôle moteur. Elle se base sur une connaissance a priori de la route fournie par le système embarqué de navigation. Cette nouvelle méthode est innovante dans le sens où elle permet de tenir compte des principaux consommateurs d'énergie dans le véhicule. Elle permet aussi de respecter d'éventuelles contraintes locales de roulage en mode électrique imposées par des restrictions sur les émissions polluantes.

Celui-ci s'articule de la manière suivante. Après un rappel des motivations qui ont orientées ces travaux, la simplification du problème d'optimisation est présentée en deux étapes. La première étape qui consiste en la simplification de la description de la route fournie par le système embarqué de navigation est d'abord détaillée. Elle sera suivie par la simplification du modèle d'estimation de la consommation énergétique du PHEV pour un tronçon de route. Une approche statistique permettant d'estimer les paramètres de ce modèle à l'aide des données disponibles dans le véhicule y est détaillée. Par la suite, c'est le problème d'optimisation simplifié qui est posé. L'algorithme permettant sa résolution est alors présenté. Pour finir, la stratégie est testée sur différents profils de roulage avec, pour chacun, les chiffres d'économies de carburant.

4.1 Motivations

L'hybridation des véhicules conventionnels par l'adjonction d'une chaîne de propulsion électrique ne suffit pas en elle-même pour obtenir les meilleures performances énergétiques. Il a été montré dans la littérature que les performances énergétiques d'un véhicule hybride dépendent grandement de la gestion des flux de puissances entre les deux chaînes électrique et thermique [63,66,74]. Nous avons montré dans le chapitre précédent qu'il était possible de se rapprocher des performances optimales du GMP en combinant l'approche classique d'optimisation instantanée de son point de fonctionnement avec l'utilisation d'une trajectoire optimale de SoE pré-calculée.

Actuellement, la majorité des véhicules hybrides rechargeables embarquent uniquement un système de gestion des flux de puissances instantanées, nécessaire au bon fonctionnement du véhicule, ils ne disposent donc pas d'une supervision de la gestion d'énergie. Seuls quelques véhicules haut de gamme, comme la Mercedes Class E PHEV [53], la BMW ActiveHybrid [10, 59] et dernièrement la Mini Countryman PHEV [49] communiquent sur des systèmes connectés d'anticipation des conditions de roulage. Cette catégorie de véhicules, qui disposent d'un matériel embarqué performant et souvent de systèmes connectés à des serveurs de calcul distants, ne représente qu'un faible pourcentage des PHEV actuellement vendus. Pour les véhicules hybrides dépourvus d'un tel système, le conducteur est laissé seul maître dans la gestion de l'état d'énergie de la batterie de traction à l'aide des commandes lui permettant de changer de mode de traction (mode VE, HYB, HYB-R). Il reste cependant fort improbable que le conducteur connaisse exactement l'enchaînement des modes de traction qui lui fera réduire sa consommation sur un trajet donné.

Il existe donc un potentiel d'économie d'énergie inexploité au sein des PHEV, notamment de moyenne gamme. Ces derniers, en règle générale, embarquent des calculateurs moins performant que ceux de la gamme supérieure et s'il disposent de connectivité, ce qui reste rare, celle-ci est souvent limitée. C'est pourquoi, pour pouvoir y embarquer un système d'optimisation énergétique globale, il est nécessaire de prendre en compte ces contraintes matérielles. Pour cela, il faut maîtriser la complexité des algorithmes employés et simplifier la modélisation de consommation énergétique du PHEV. C'est dans cette optique que les travaux présentés ci-dessous ont été réalisés.

4.2 Segmentation du trajet

L'optimisation globale de la trajectoire de SoE d'un PHEV amène à travailler sur des trajets qui vont au-delà de son autonomie électrique (actuellement de l'ordre de 50km). Si l'on considère une modélisation classique du profil de mission (mesures échantillonnées à 1Hz), la quantité de données nécessaire pour traiter le problème (3.3) dans sa globalité, incluant les vecteurs de temps, de vitesse, de pente, et les vecteurs des commandes optimales, serait très grande. Cette complexité calculatoire peut être un point bloquant pour un système automobile embarqué. Pour abaisser ce niveau de complexité, il est nécessaire de simplifier le problème d'optimisation. La première étape de cette simplification est liée à la représentation du profil de mission.

La génération de profils de roulage (aussi appelés cycles) a été le premier domaine de recherche qui s'est intéressé à l'analyse de la conduite automobile

CHAPITRE 4. GESTION D'ÉNERGIE OPTIMISÉE D'UN PHEV SUR SON TRAJET

dans les années 70 [43]. L'objectif ici est double. Le premier est de générer un cycle suffisamment court (environ 1000s) pour être utilisé sur un banc à rouleau durant la procédure de test qui peut être répétée plusieurs fois. Le second est de faire que ce cycle soit le plus représentatif possible d'un échantillon mesuré en conditions réelles. Il est possible de classer les cycles générés en trois catégories [4, 78] : Les cycles modaux (NEDC, JPN 10-15 Modes), les cycles réels (WLTC, ARTEMIS, FTP-75) et les cycles stochastiques (voir annexe A pour une description de ces cycles). On distingue deux principales approches d'analyse. La première utilise une analyse fine des échantillons où chaque variation instantanée de vitesse est modélisée dans un processus de Markov [9, 14, 48, 68], elle est utilisée pour la génération de cycles stochastiques. La seconde, plus répandue, utilise une segmentation des roulages en micro-trajet (MT) [52] où chacun représente une séquence plus ou moins longue [3, 32], la segmentation peut être basée sur un critère de vitesse (par exemple entre deux phases d'arrêt), de distance ou de durée. Cette dernière approche a été retenue pour le développement des nouveaux cycles normatifs dans le cadre de la nouvelle procédure d'homologation harmonisée des véhicules WLTP (Worldwide-harmonised Light Vehicle Test Procedure). Pour notre approche, nous nous sommes inspirés des travaux [2, 15] où une segmentation en MT du profil de mission étudié y est faite en se basant sur le contexte de roulage.

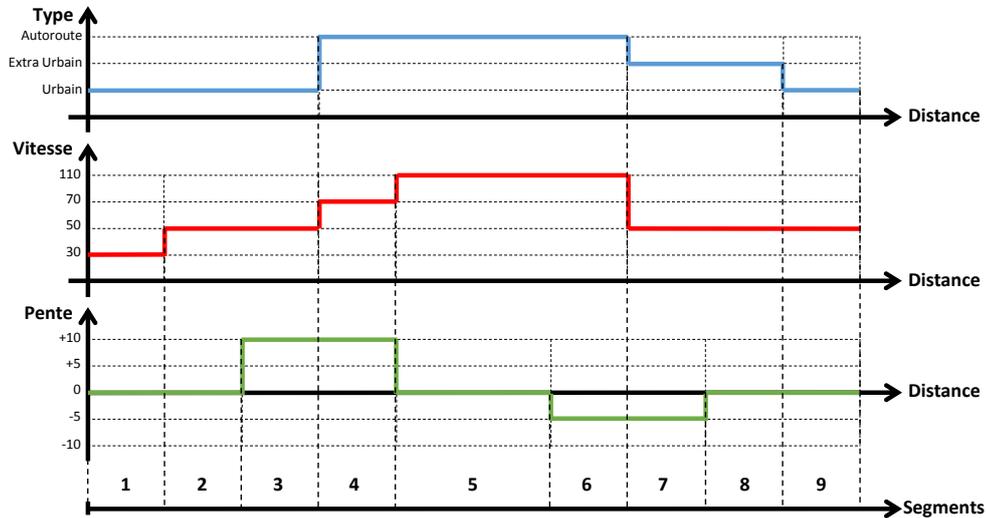


FIGURE 4.1 – Représentation schématique du processus de segmentation d'un trajet en micro-trajets à partir d'une description globale de la route.

L'objectif est d'obtenir une série de segments de route, que nous appellerons micro-trajets (MT), avec des caractéristiques relativement constantes.

Le choix de ces caractéristiques doit se faire en considérant leur impact sur la consommation énergétique. La figure 4.1 montre l'exemple d'une segmentation dans laquelle le type du tronçon de route, la vitesse et la pente ont été retenus pour segmenter le trajet. Chaque changement significatif de ces caractéristiques entraîne la génération d'un nouveau segment. Plusieurs de ces caractéristiques sont continues (vitesse moyenne, pente, rayon de courbure). Pour éviter une segmentation trop fine, il est donc nécessaire de définir un intervalle de tolérance au-delà duquel un changement de valeur est considéré comme significatif. Un segment peut être associé à un ensemble de valeurs caractéristiques, on pourra le caractériser par la moyenne des valeurs caractéristiques qui lui sont associées. Cette approche de segmentation est compatible avec la représentation de la route d'un système de navigation automobile.

Compte tenu des données issues du système de navigation auxquelles nous avons accès, les critères suivants ont été retenus pour segmenter le trajet décrit par le système embarqué de navigation : le type de tronçon de route, la vitesse limite, la vitesse moyenne statistiques, la vitesse de l'info trafic et la pente.

Cette procédure de segmentation est appliquée à une base de données, développée durant cette thèse, contenant 1800km d'enregistrement de roulage. Elle a été construite en deux phases. La première phase a consisté à recueillir des enregistrements de roulage en conditions réelles, chacun contenant la vitesse instantanée du véhicule et sa position géographique. Cette géolocalisation a permis durant la seconde phase, à l'aide d'un processus de *Map Matching*¹, d'enrichir la base avec des données issues de la cartographie HERE Maps dédiée à la navigation automobile [29]. C'est grâce à ces données contextuelles que la base a été segmentée en MT.

4.3 Modélisation simplifiée de la consommation énergétique

Afin de construire un système d'optimisation énergétique globale, il est nécessaire d'avoir, pour chaque élément de route à parcourir, une estimation de la consommation énergétique (thermique et électrique dans notre cas) qui soit compatible avec les différentes stratégies de décharge réalisables. Plus précisément, nous cherchons à déterminer une relation entre le type de tronçon et la consommation de carburant pour chaque variation de SoE possible, permettant ainsi d'évaluer le coût de chaque couplage thermique-électrique envisageable.

1. Processus permettant de recalculer une trajectoire de coordonnées géographiques à un modèle numérique d'une cartographie du monde réel.

Comme nous l'avons montré dans le chapitre 2, la consommation énergétique d'un véhicule dépend à la fois de ses caractéristiques intrinsèques (rendement des organes du GMP, masse, coefficient de pénétration dans l'air, ...) et du profil de mission (vitesse du véhicule, pente, vent, ...). De plus, pour une stratégie d'optimisation prédictive, la consommation d'énergie courante dépend aussi du reste de la route à parcourir. Pour un véhicule disposant d'une seule source d'énergie (thermique ou électrique), il est possible de calculer de manière directe sa dépense énergétique globale en intégrant les puissances instantanées à chaque instant sur le trajet, le point de fonctionnement d'un tel GMP pouvant être directement déduit de la demande de couple à la roue et du rapport de boîte engagé. Pour un véhicule hybride, la consommation énergétique de chacune des sources (thermique et électrique) dépend aussi de la manière dont le système de contrôle sollicite chaque organe des chaînes de traction.

Pour déterminer la relation entre la consommation thermique et électrique correspondant à une séquence de roulage, il est nécessaire de connaître la répartition des flux de puissance entre les deux chaînes de traction à chaque instant, et ce pour différentes stratégies de décharge et de charge de la batterie de traction. Une approche simple permettant d'obtenir cette relation est d'appliquer une répartition de puissance u constante entre les chaînes thermique et électrique durant tout le profil de roulage étudié : nous noterons cette approche U_{cst} . Pour avoir une relation plus proche de la réalité, dans laquelle un système de gestion des flux de puissance optimise le point de fonctionnement du GMP, il est nécessaire de résoudre le problème d'optimisation pour obtenir la séquence optimale des commandes de répartition de puissance. Ce besoin d'optimalité et d'exhaustivité peut être assuré par la programmation dynamique : c'est l'approche U_{dp} . Ces deux approches sont décrites et comparées dans ce qui suit.

4.3.1 Approche U_{cst}

Cette première approche, basée sur l'utilisation d'une valeur constante de la répartition de couple électrique-thermique u tout au long du profil de roulage, a été initialement proposée dans [62]. Ici, le roulage est simulé plusieurs fois avec des valeurs différentes de u pour balayer tous les modes de roulage, du mode VE ($u = 0$) au mode HYB-R ($u > 1$) lorsque la batterie est complètement rechargée. Cela permet d'obtenir une relation fonctionnelle liant la consommation de carburant E_f à la variation d'énergie électrique de la batterie de traction E_b pour le profil simulé. Comme le montre la figure 4.2, la relation obtenue est formée de deux portions linéaires avec deux valeurs différentes de coefficients directeurs, le point d'inflexion représentant un roulage uniquement en mode TH ($u = 1$) où seule la récupération de l'énergie au freinage permet

de recharger la batterie.

Cette approche a l'avantage de proposer une implémentation simple. Elle comporte néanmoins deux points discutables. Le premier est que l'utilisation d'une valeur constante de la répartition de couple durant chaque simulation ne soit pas une gestion d'énergie optimale. En effet, il n'est pas forcément judicieux de charger la batterie à rythme constant pour atteindre une valeur désirée à la fin du roulage, il peut-être parfois plus efficace d'alterner entre des phases où le moteur thermique est démarré et mis sur son meilleur point de fonctionnement, et des phases où celui-ci est éteint. La consommation de carburant obtenue avec cette approche est donc souvent surestimée comme le montre la comparaison effectuée sur la figure 4.2 avec la méthode U_{dp} qui sera présentée ci-dessous. Le second point critiquable réside dans le fait que la prédiction de la position du point d'inflexion complique le modèle et nécessite d'estimer avec précision tous les événements de freinage régénératif du roulage évalué. Cette prédiction sur un horizon lointain s'avère compliquée à réaliser car les événements de décélération sont souvent causés par les conditions du trafic. Seul un équipement de perception sur le véhicule permettrait cette prédiction in situ, mais cela semble contradictoire avec le fait de l'intégrer à un processus prédictif.

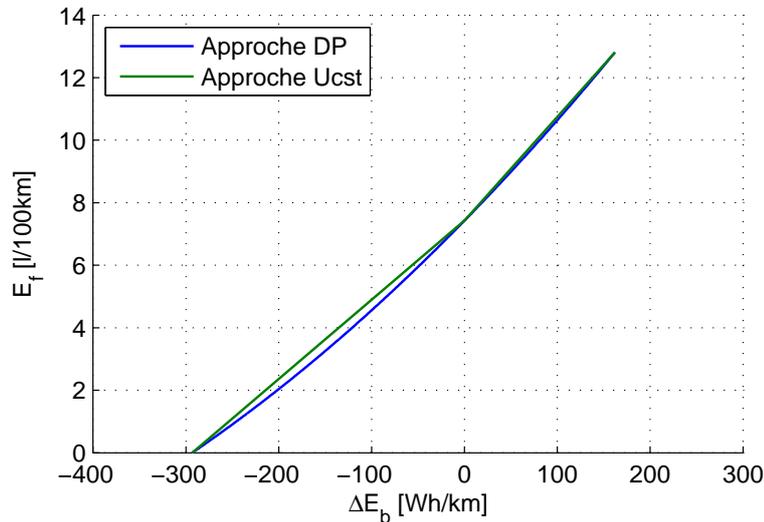


FIGURE 4.2 – Caractéristiques de la consommation énergétique obtenue avec la méthode U_{cst} pour le cycle ARTEMIS autoroute vs approche U_{dp} .

4.3.2 Approche U_{dp}

Cette approche se base sur l'utilisation de la DP pour calculer la caractéristique de consommation énergétique (notée CCE) $E_f = f(\Delta E_b)$ d'un véhicule hybride sur un profil de mission parfaitement connu [15]. Contrairement à l'utilisation classique de la DP permettant de générer une trajectoire optimale de SoE, c'est ici la matrice de coût optimal \mathbf{J}^* (présentée dans le chapitre 3) qui est exploitée. Lorsque la fonction objectif du problème d'optimisation considère uniquement la consommation de carburant et que la valeur de SoE ciblé est fixée autour de 50%, un seul calcul en DP permet de stocker dans cette matrice les valeurs de consommation de carburant à chaque instant pour toutes les stratégies énergétiques (charge et décharge) réalisables par la batterie de traction sur le profil de roulage simulé (voir exemple figure 4.3).

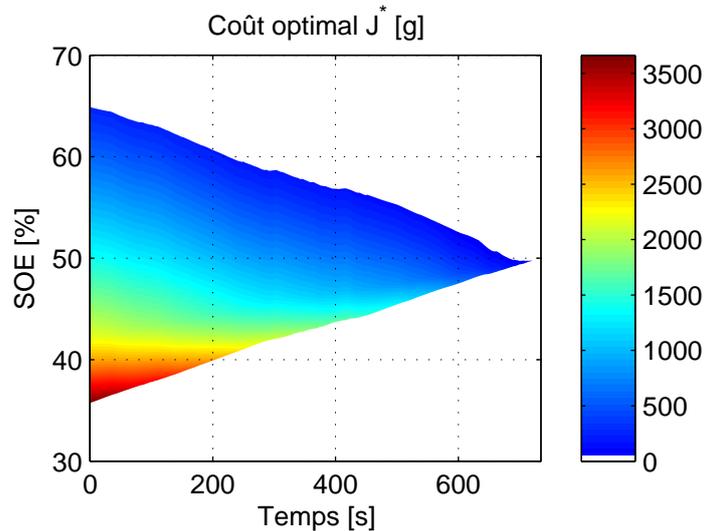


FIGURE 4.3 – Exemple d'une matrice de coût obtenue en programmation dynamique.

La première colonne de la matrice \mathbf{J}^* représente l'instant initial $t = 0$ de toutes les trajectoires optimales obtenues. Chacun de ces éléments contient deux informations : la valeur initiale de SoE de la trajectoire et sa consommation de carburant globale. Connaissant la valeur finale de SoE fixée et la distance totale parcourue, il devient possible d'obtenir la caractéristique $E_f = f(\Delta E_b)$. Nous avons retenu cette méthode dans cette thèse car elle permet de calculer, en une seule passe, toutes les trajectoires optimales réalisables par le GMP sur un profil de mission. De plus, elle permet d'obtenir une valeur de consommation de carburant plus représentative d'un véhicule doté d'un système de gestion des flux de puissance efficace, les commandes instantanées

4.3. MODÉLISATION SIMPLIFIÉE DE LA CONSOMMATION ÉNERGÉTIQUE

appliquées dans chaque trajectoire provenant d'un calcul de commande optimale.

La figure 4.4 montre une CCE obtenue par l'approche U_{dp} pour le cycle de tests ARTEMIS Autoroute. Celle-ci a une forme convexe et présente trois points caractéristiques. Le premier, aux coordonnées $(-300\text{Wh/km}, 0\text{l}/100\text{km})$, représente le point de fonctionnement en mode EV sur tout le micro-trajet, c'est-à-dire la quantité d'énergie nécessaire pour effectuer tout le roulage sans utiliser le moteur thermique. Le second, aux coordonnées $(0\text{Wh/km}, 7\text{l}/100\text{km})$ représente le point de fonctionnement du mode de maintien d'état de charge, c'est-à-dire la quantité de carburant nécessaire pour assurer un bilan batterie nul à la fin du micro-trajet. Le dernier, aux coordonnées $(150\text{Wh/km}, 12\text{l}/100\text{km})$, représente la quantité de carburant consommée pour recharger au maximum la batterie de traction tout en assurant la demande énergétique du micro-trajet.

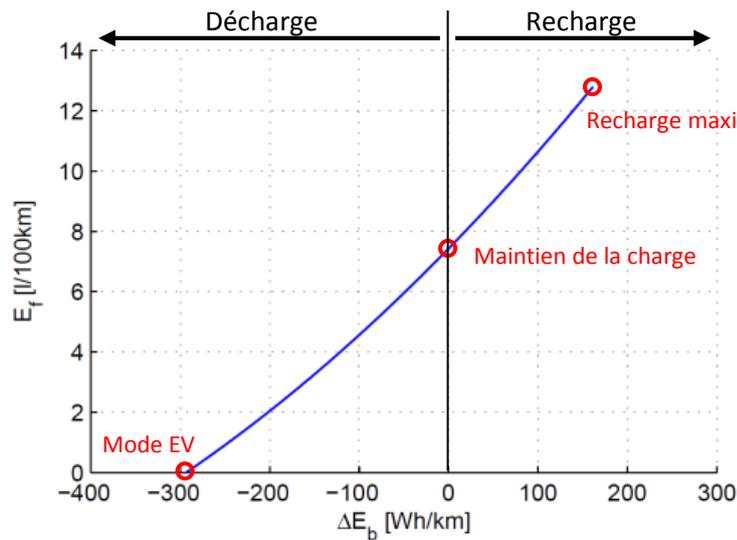


FIGURE 4.4 – Représentation schématique d'une CCE obtenue en programmation dynamique.

La modélisation de chaque CCE peut donc être faite par une fonction quadratique de la variation d'énergie électrique de la batterie de traction ΔE_b , bornée entre les valeurs limites de charge et décharge :

$$E_f(\Delta E_b) = \psi_2 \Delta E_b^2 + \psi_1 \Delta E_b + \psi_0, \quad (4.1)$$

avec : $\Delta E_{b,min} \leq \Delta E_b \leq \Delta E_{b,max}$.

Les trois coefficients ψ_0 , ψ_1 et ψ_2 sont spécifiques à chaque profil de roulage.

Toutes les grandeurs de consommation énergétique de ce modèle sont normalisées en distance : la consommation de carburant est exprimée en L/km et la consommation électrique en Wh/km. Cela permet de comparer entre eux des profils de roulage de longueurs différentes.

La figure 4.5 montre les CCE des quatre cycles ARTEMIS (urbain, extra-urbain, autoroute et embouteillage). Toutes les courbes sont convexes et diffèrent par leur ordonnée à l'origine, leur coefficient directeur et leur deux bornes min et max en abscisse.

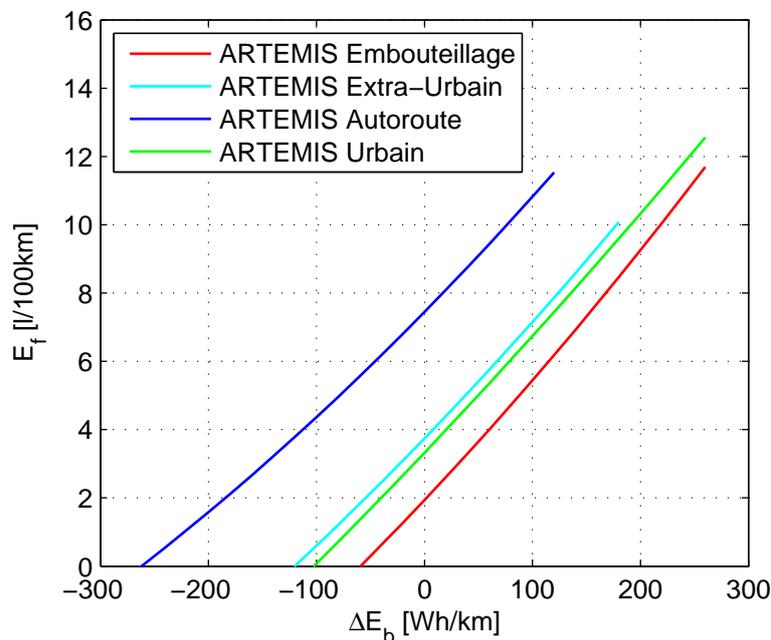


FIGURE 4.5 – Illustration des quatre courbes CCE des principaux cycles ARTEMIS

Coefficient ψ_0

L'ordonnée à l'origine ψ_0 d'une CCE représente la quantité de carburant consommée durant le profil de roulage pour fournir la puissance à la roue et garantir le maintien de l'état d'énergie de la batterie (bilan batterie nul). C'est une grandeur directement liée à la demande énergétique du profil de roulage. La hiérarchie observée sur la figure 4.5 correspond au classement des cycles ARTEMIS en termes de demande énergétique (voir tableau 4.1).

TABLE 4.1 – Demande énergétique des cycles ARTEMIS

Cycles ARTEMIS	Demande énergétique [Wh/km]
Embouteillage	106
Urbain	120
Extra-Urbain	168
Autoroute	200

Coefficient ψ_1

Le multiplicateur de Lagrange optimal λ^* , aussi appelé facteur d'équivalence dans l'approche ECMS, doit satisfaire à chaque instant de la trajectoire optimale la contrainte $(\partial H / \partial P_b)^* = 0$. Comme démontré dans [26] on a alors :

$$\lambda^* = \left(\frac{\partial P_f}{\partial P_b} \right)^* \tag{4.2}$$

qui est le coefficient directeur au voisinage d'un point de fonctionnement d'une CCE. Le fait que le coefficient ψ_1 est le coefficient directeur global de l'intégralité de la courbe peut permettre de le considérer comme un facteur d'équivalence approché (voir paragraphe 3.5.1) pour le profil de roulage étudié. Il indique en moyenne le coût d'un litre de carburant par Watt-heure d'énergie électrique.

Coefficient ψ_2

Le coefficient quadratique ψ_2 modélise le rendement des deux chaînes de traction du GMP. Il est une conséquence directe de la nature quadratique des modèles énergétiques des organes de traction (moteur thermique et machine électrique). C'est donc une grandeur qui est spécifique aux performances énergétiques du GMP.

Bornes $\Delta E_{b,min}$ et $\Delta E_{b,max}$

Chaque CCE est bornée entre deux valeurs de $\Delta E_{b,min}$ et $\Delta E_{b,max}$. La première correspond à la valeur de la décharge maximale de la batterie sur le profil de roulage. C'est la quantité d'énergie électrique nécessaire pour effectuer le parcours intégralement en mode VE. La seconde représente la valeur de recharge maximale de la batterie durant le roulage. Cette recharge est assurée en grande partie par le moteur thermique, qui dans ce cas assure aussi la propulsion du véhicule, et par la récupération d'énergie au freinage. C'est donc la différence entre la quantité d'énergie électrique maximale produite par le GMP

et l'énergie consommée par le déplacement du véhicule. Ce constat est illustré sur la figure 4.5 avec une valeur de $\Delta E_{b,max}$ qui baisse avec l'augmentation de la demande énergétique des cycles ARTEMIS.

Dans [15], l'étude de ce modèle s'est limitée aux quatre profils ARTEMIS. Or, ces quatre profils ne rendent compte que d'un comportement de conduite moyen. Pour une application embarquée dans un véhicule, il est nécessaire d'avoir un modèle capable de s'adapter aux spécificités de chaque conducteur et aux conditions de roulage. Pour obtenir un tel modèle, nous allons exploiter notre base de roulages en analysant les résultats obtenus par la modélisation quadratique de la consommation énergétique du PHEV.

4.4 Formulation du prédicteur

L'algorithme embarqué devra, pour chaque segment de la route calculée par le système de navigation, estimer les paramètres de la CCE associée. Chaque CCE du modèle énergétique simplifié 4.1 peut être exprimée à l'aide de son vecteur de caractéristiques :

$$\overline{cce} = [\psi_0, \psi_1, \psi_2, \Delta E_{b,min}, \Delta E_{b,max}]^T. \quad (4.3)$$

Ces cinq paramètres doivent être estimés à partir des informations disponibles dans le véhicule, informations fournies soit par le système de navigation, soit calculées pendant le roulage à partir des données fournies par le véhicule. Les deux principaux paramètres du modèle sont ψ_0 et ψ_1 car ils représentent respectivement le coût du roulage et le coût de l'énergie électrique par rapport à l'énergie fossile.

4.5 Estimation des paramètres

Le système d'optimisation énergétique globale que nous proposons devra estimer, en conditions de roulage réelles, les valeurs des coefficients du modèle défini par l'équation (4.1) pour chaque tronçon de la route. Pour ce faire, il est nécessaire d'exploiter les données fournies par le véhicule et par le système embarqué de navigation. Ces données ne sont généralement pas directement accessibles. En effet, les différents systèmes logiciels dans un véhicule sont généralement répartis sur plusieurs calculateurs et communiquent entre eux à travers un réseau de connexions filaires (dans notre cas c'est le réseau CAN²

2. *Controller Area Network*

du véhicule). Il est crucial de limiter les données transmises au strict nécessaire pour réduire la charge sur ce réseau sans nuire aux performances des algorithmes d'optimisation énergétique.

La simplification du modèle de consommation énergétique d'un PHEV passe, dans notre approche, par une analyse des portions de roulage homogènes du véhicule. Cela permet de résumer un MT, pouvant représenter plusieurs centaines de secondes de roulage, par un ensemble de caractéristiques qui décrivent le profil de mission et l'environnement de conduite. En parallèle, pour chaque MT, nous calculons aussi les coefficients du modèle énergétique simplifié (équation (4.1)) à l'aide de l'approche U_{dp} . Cela correspond à une démarche de sélection de variables permettant d'identifier les caractéristiques du MT les plus pertinentes pour estimer les coefficients du modèle énergétique simplifié.

Pour réaliser cette étude, nous disposons d'une base de roulage de 1800km réalisés par un conducteur professionnel. Plusieurs styles de conduite ont été utilisés (éco, normal et dynamique) et des routes de différents types ont été empruntées (urbain, extra-urbain, autoroute et montagne). L'application de notre processus de segmentation a permis de séparer notre base en 665 MT. Pour chacun, les caractéristiques issues du système embarqué de navigation, des données véhicule et de l'optimisation énergétique sont calculées (voir Annexe B pour une description détaillée des variables disponibles).

Des outils statistiques ont été utilisés dans des approches similaires appliquées à la génération de cycle de test et à l'analyse de la consommation de carburant des véhicules conventionnels. On retrouve notamment l'utilisation de l'analyse en composantes principales dans [20, 52], de l'analyse de corrélation dans [19] et de l'analyse factorielle des correspondances dans [3]. Nous avons mis en place un processus de sélection en deux étapes inspiré de ces études.

La première étape de notre processus consiste à utiliser l'analyse de corrélation sur les 50 variables disponibles de notre base pour identifier les estimateurs les plus corrélés avec les coefficients du modèle énergétique simplifié (équation (4.1)). La deuxième étape utilise les estimateurs retenus dans l'étape précédente pour faire une analyse en composante principale permettant de visualiser les relations entre ces estimateurs.

L'analyse que nous décrivons ici porte sur les paramètres du modèle énergétique simplifié (équation (4.1)) qui varie de la manière la plus significative à savoir : les deux coefficients ψ_0 et ψ_1 ainsi que la borne $\Delta E_{b,max}$. En effet, la va-

leur de ψ_2 reste relativement constante à travers les différents MT et la valeur de $\Delta E_{b,min}$ n'est autre que l'intersection de la CCE avec l'axe des abscisses. Cette dernière peut être directement obtenue en calculant la racine supérieure du modèle quadratique.

Il est important de noter que nous souhaitons obtenir un modèle de prédiction lisible. C'est pour cela que nous conserverons les variables dans leur expression la plus simple plutôt que de générer des combinaisons de variables hétérogènes.

4.5.1 Analyse de corrélation

La corrélation est une relation statistique qui décrit la dépendance qui peut exister entre deux variables. Elle peut indiquer l'existence d'une relation prédictive qui peut être exploitée en pratique. Pour l'exploiter, on recourt aux coefficients de corrélation. Il en existe différents types, l'un des plus fréquemment utilisés étant le coefficient de corrélation de Pearson qui traduit l'existence d'une relation linéaire. Le coefficient de corrélation de Spearman, quant à lui, permet d'étudier des relations de dépendance qui ne sont pas forcément linéaires car il se base sur le rang des variables et non sur leur valeurs.

Appliquée à notre problématique d'estimation de la consommation énergétique d'un véhicule hybride, l'analyse de corrélation permet de faire ressortir de l'ensemble des macro-caractéristiques de notre base, celles qui sont le plus liées aux coefficients des CCE. Il est important de noter que ces relations ne sont pas forcément linéaires [3] et cela peut s'expliquer en grande partie par les formules présentées dans le chapitre 2. Le coefficient de corrélation de Spearman sera donc utilisé dans notre analyse. Les résultats de cette analyse sont résumés dans le tableau 4.2, dans lequel uniquement les variables les plus corrélées sont présentées.

L'analyse montre que ce sont les valeurs de vitesse moyenne mesurées sur le MT qui sont les plus corrélées avec le coefficient ψ_0 . Plus particulièrement c'est la vitesse moyenne hors période d'arrêt MT_VR_AVG qui a le score le plus élevé (voir l'annexe B pour une description détaillée des variables disponibles). Ce résultat s'explique par le fait que sur le PHEV que nous étudions le moteur thermique est systématiquement éteint lors des phases de décélération et d'arrêt pour économiser du carburant (exclure les périodes d'arrêts dans le calcul de la vitesse moyenne rend l'estimateur plus pertinent).

L'analyse montre aussi que les valeurs de vitesse issues du système de navigation (préfixe $SEG_$) sont aussi très corrélées avec ψ_0 . La vitesse limite

SEG_SL et les vitesses moyennes SEG_ATS et SEG_GAS fournies par le système de navigation ont un coefficient de corrélation très proche de celui des vitesses mesurées sur le véhicule. Ce résultat est très important car ces variables peuvent être mises à disposition du calculateur de contrôle moteur dès qu'une route aura été générée par le système de navigation. Elles peuvent donc être substituées aux valeurs de vitesse mesurées dans le cadre de notre approche prédictive d'optimisation énergétique.

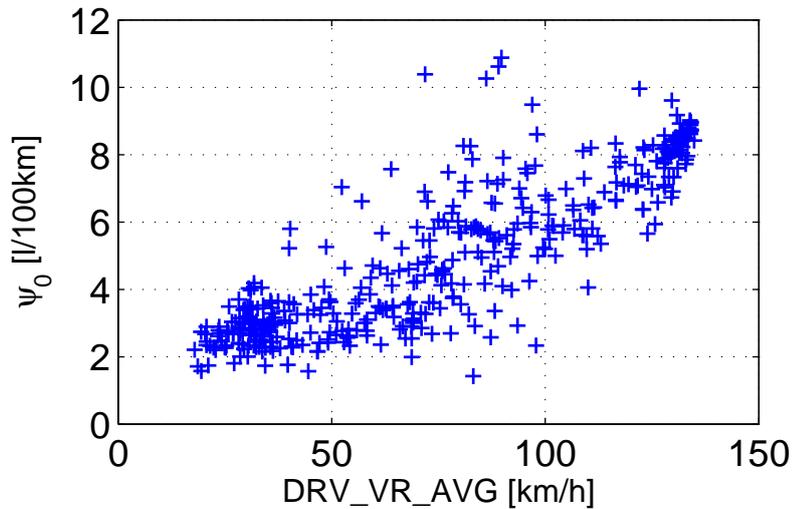


FIGURE 4.6 – Nuage de points représentant les valeurs de ψ_0 en fonction des valeurs de MT_VR_AVG .

Lorsqu'on examine la relation entre ψ_0 et MT_VR_AVG (figure 4.6), la corrélation entre les deux variables est bien apparente. Cependant, on peut remarquer une plus grande dispersion de ψ_0 pour les MT caractérisés par une vitesse moyenne comprise entre 50 et 100km/h (e.g. figure 4.7). Seule, la vitesse moyenne ne suffit pas à expliquer l'intégralité des variations de ψ_0 . Or, les travaux de [76] soulignent le fait que c'est sur cet intervalle de vitesse que le style de conduite du conducteur a le plus de chance d'être prépondérant. En effet, en ville où la vitesse limite est de 50km/h (voire 30km/h sur certaines voies) le conducteur est très vite limité dans ses accélérations. De même, sur autoroute, où la vitesse est souvent supérieure à 100km/h, les fortes variations de vitesse sont assez rares car limitées par les performances du GMP.

Afin d'analyser davantage cette dispersion, nous avons ajouté une variable à notre base de caractéristiques :

$$\delta\psi_0(\bar{v}) = \psi_0(\bar{v}) - \bar{\psi}_0|_{\bar{v}}, \quad (4.4)$$

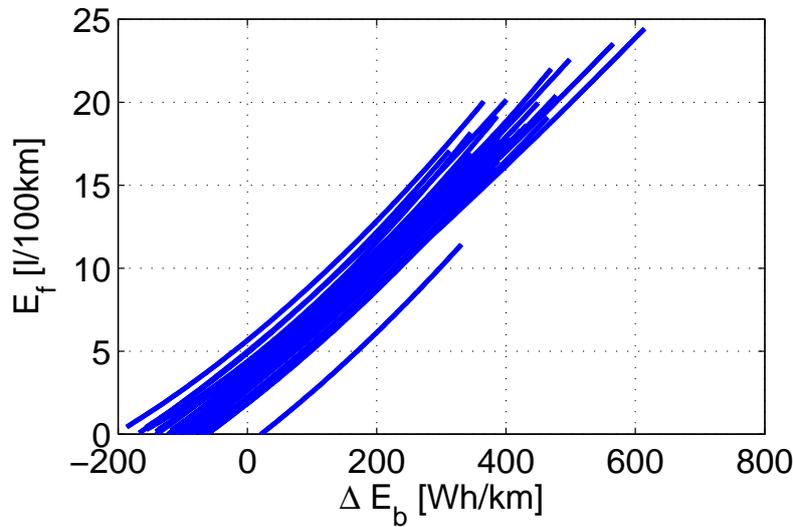


FIGURE 4.7 – Ensemble des CCE de la base de roulage segmentée pour des segments urbains avec une vitesse égale à 50km/h.

qui mesure, pour un MT de vitesse moyenne \bar{v} , l'écart entre sa valeur de ψ_0 et la valeur moyenne calculée au voisinage de \bar{v} , notée $\bar{\psi}_0$. Cette nouvelle variable permet de comparer la valeur de ψ_0 de deux MT parcourus avec la même vitesse moyenne. Les résultats de l'analyse de corrélation pour $\delta\psi_0$ (colonne 2 du tableau 4.2) montrent que les variables les plus corrélées caractérisent l'accélération du véhicule, et donc le style de conduite. Les variables *SEG_RPA* (pour Relative Positive Acceleration) et *SEG_PKE* (pour Positive Kinetic Energy) sont les plus liées à notre nouvelle variable $\delta\psi_0$, et doivent donc être prises en compte pour estimer la valeur de ψ_0 .

Pour le coefficient ψ_1 , les résultats montrent une corrélation inverse par rapport à la vitesse. Cela implique que, plus la vitesse augmente, plus la balance entre thermique et électrique penche en faveur du thermique. C'est un résultat cohérent. En effet, comme le montre les cartographies de rendement des organes du GMP (voir chapitre 2), le moteur thermique a un meilleur rendement sur des points de fonctionnement fortement chargés. Cela correspond à un roulage à haute vitesse sur autoroute. Inversement, la machine électrique verra son rendement baisser à forte puissance à cause principalement des pertes par effet Joule.

Les coefficients de corrélation obtenus pour le paramètre $\Delta E_{b,max}$ confirment la hiérarchie établie par les quatre profils ARTEMIS. La corrélation négative indique que la valeur de $\Delta E_{b,max}$ est inversement liée à la vitesse moyenne du

MT. Plus la demande énergétique du cycle est élevée, plus il est difficile pour le GMP de générer un excédent d'énergie électrique.

TABLE 4.2 – Résultats de l'analyse de corrélation avec les paramètres du modèle énergétique simplifiés

	Paramètres	ψ_0	$\delta\psi_0$	ψ_1	$\Delta E_{b,max}$
Estimateurs					
MT_VR_AVG		0,9		-0,39	-0,71
MT_V_MAX		0,89		-0,38	-0,79
MT_V_AVG		0,89		-0,39	-0,71
SEG_ATS		0,83			-0,64
SEG_GAS		0,8			-0,64
SEG_SL		0,75			-0,55
MT_PKE			0,83		
MT_RPA			0,83		
MT_ACC_MED			0,68		
MT_ACC_AVG			0,67		

4.5.2 Analyse en composante principale

Afin de finaliser le choix des variables descriptives de la consommation d'énergie d'un PHEV, qui nous permettrons de mieux estimer les coefficients des CCE de chaque tronçon de la route, il est important de vérifier deux choses. La première étant que les descripteurs retenus soit indépendants. La seconde étant que, si des descripteurs sont dépendants, alors ils doivent nous permettre de pallier à d'éventuelles données manquantes en conditions réelles. Pour vérifier cela, nous avons eu recours à une analyse géométrique à l'aide de l'analyse en composantes principales (ACP) pour les huit premières variables du tableau 4.2.

L'ACP montre que les deux premiers axes factoriels permettent d'expliquer 90% de la variance observée sur les données (voir figure 4.8). La projection des données sur les deux axes principaux (voir figure 4.9) montre que nous disposons de deux jeux d'information complémentaires : les données de vitesse (vitesse moyenne, vitesse limite, etc.) et les données d'accélération (accélération relative et variation d'énergie cinétique). Ces résultats montrent, sur le premier axe principal, une forte corrélation entre les données de vitesse mesurées (au préfixe *DRV_*) et les données fournies par le système embarqué de navigation (au préfixe *NAV_*). Sur le deuxième axe principal, les deux mesures

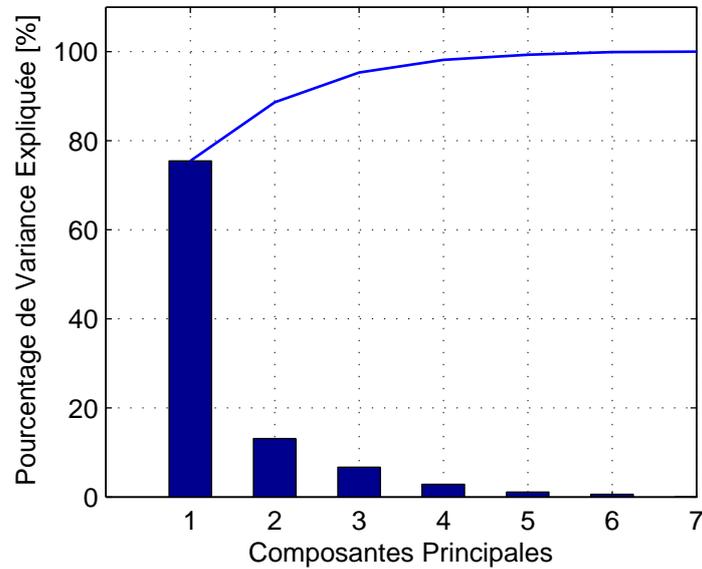


FIGURE 4.8 – Pourcentage de variance expliquée par les axes principaux de l'ACP.

d'accélération moyenne retenues sont aussi bien corrélées.

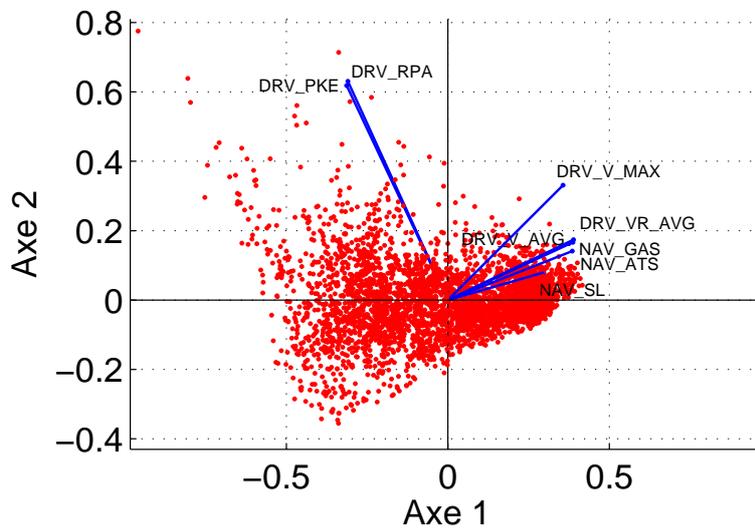


FIGURE 4.9 – Axes principaux de l'ACP.

Nous avons adopté deux approches différentes compte tenu de la nature des données disponibles. Pour les données liées au style de conduite (i.e. les

mesures d'accélération), qui sont mesurées en temps réel pendant le roulage, nous n'avons retenu qu'une seule grandeur : l'accélération relative DRV_RPA car la redondance est dans ce cas inutile. Pour les données de vitesse, qui peuvent être obtenues dès le début du trajet grâce au système embarqué de navigation, nous avons gardé toutes les informations disponibles car il peut y avoir des données manquantes sur la carte. Si une données de vitesse est non disponible il est important de pouvoir en exploiter une autre. Pour cela, nous avons hiérarchisé les données de vitesse provenant du système embarqué de navigation en fonction de leur degré de corrélation avec la consommation énergétique : la vitesse temps réel issue de l'info trafic, la vitesse moyenne statistique incluse dans la carte et la vitesse limite sur le segment. En dernier recours, il est possible de reconstruire l'information de vitesse à l'aide du type du segment : par exemple, un segment de type *urbain* a de fortes chances d'être caractérisé par une vitesse limite de 50km/h en France.

4.6 Prédiction des CCE

A l'aide des résultats des analyses précédentes, nous proposons dans ce qui suit une méthode spécifique d'estimation pour chaque paramètre des CCE. Le paramètre ψ_2 , étant constant, ne nécessite pas de méthode d'estimation.

4.6.1 Estimation de ψ_0

L'estimation du paramètre ψ_0 , qui décrit le niveau de consommation moyen sur le segment de route considéré, se fait en deux étapes. Une première étape consiste à estimer la consommation énergétique moyenne sur le segment en fonction de la vitesse moyenne et du style de conduite mesuré. La seconde étape permet de corriger cette estimation initiale pour tenir compte de la pente du segment de route et de la consommation électrique des systèmes auxiliaires.

La première estimation nécessite de connaître la vitesse moyenne et la valeur de l'accélération relative sur le segment. La vitesse moyenne est fournie par le système embarqué de navigation à travers plusieurs valeurs : vitesse limite, moyenne statistique et issue de l'info trafic. Toutes ces valeurs ne sont pas forcément disponibles (absence de connectivité, carte non mise à jour, ...). Il est donc nécessaire de choisir judicieusement la valeur de vitesse moyenne la plus appropriée, notée v^* , à partir de celles qui sont disponibles et de la hiérarchie précédemment établie (paragraphe 4.5.2). L'accélération relative, notée rpa , est quant à elle calculée en temps réel à partir de l'historique des T dernières

secondes de conduite :

$$rpa(t) = \frac{1}{d} \int_{t-T}^t a(\tau)^+ v(\tau) d\tau, \quad (4.5)$$

où d représente la distance parcourue durant l'horizon de mesure, v la vitesse instantanée et a^+ l'accélération positive.

Nous proposons d'approcher la relations entre ψ_0 et ses deux descripteurs, la vitesse moyenne v^* et l'accélération relative rpa , à l'aide d'une régression polynomiale. La relation obtenue $\psi_0 = f(v^*, rpa)$ est basée sur les données de la base de roulage segmentée. Cet apprentissage utilise une valeur de ψ_0 calculée à partir d'une simulation en DP calibrée avec une pente nulle et une 0W de consommation électrique des systèmes auxiliaires. Le modèle, représenté sur la figure 4.10, est obtenu avec un coefficient de détermination $R^2 = 0.82$ et une précision par rapport aux données d'apprentissage de 0.6L/100km (erreur moyenne quadratique). Cette relation s'écrit alors :

$$\psi_0(v^*, rpa) = \sum_{\substack{0 < i < N \\ 0 < j < M}} p_{i,j} (v^*)^i (rpa)^j \quad (4.6)$$

où $p_{i,j}$ sont les coefficients du polynôme de régression obtenu.

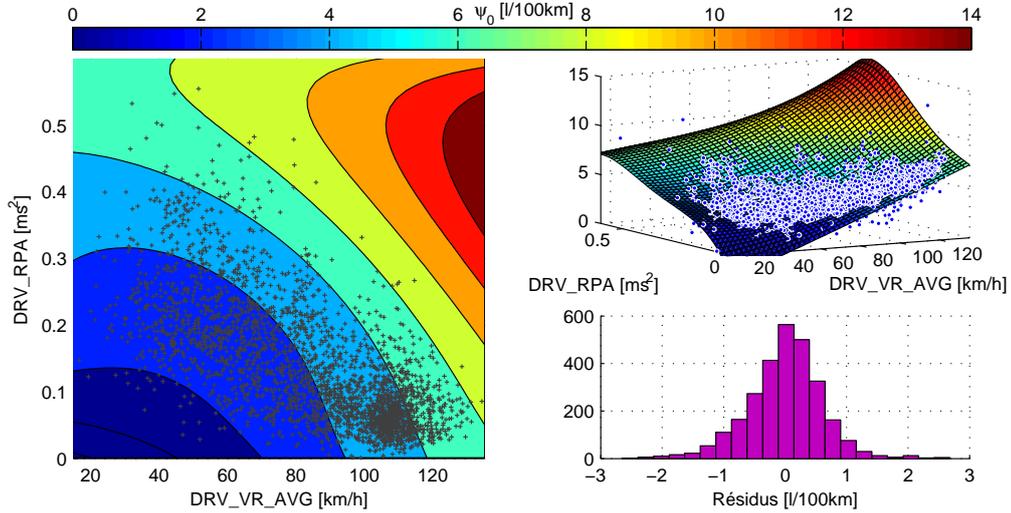


FIGURE 4.10 – Résultats de la régression polynomiale de ψ_0 avec : Le graphique de gauche et le graphique supérieur droit qui montrent les données d'apprentissage superposées à la surface approchée; le graphique inférieur droit qui montre la distribution des résidus.

Il peut être nécessaire de corriger la première estimation de ψ_0 en fonction de l'impact de la pente et de la consommation des systèmes auxiliaires, qui peuvent en effet varier selon l'usage que fait le conducteur des options de son véhicule (climatisation, chauffage, système multimédia, ...).

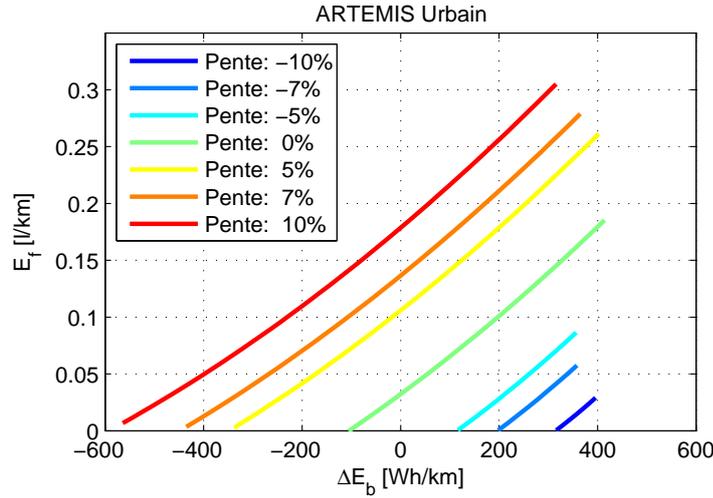


FIGURE 4.11 – Impact de la pente sur la forme des CCE du cycle ARTEMIS Urbain

L'impact de la pente sur les CCE d'un PHEV sur un cycle ARTEMIS urbain est illustré sur la figure 4.11. On y voit clairement que la pente décale le coefficient ψ_0 . En simulant chaque MT de notre base de données segmentées avec et sans pente, il est possible de tracer la déviation de ψ_0 en fonction de la pente (voir figure 4.12). Celle-ci peut être modélisée par une relation linéaire avec un coefficient de déviation K_g calculé à l'aide d'un modèle de premier ordre approché sur les données expérimentales. Le coefficient corrigé, noté ψ_0^g s'écrit :

$$\psi_0^g = \psi_0 + K_g \cdot G \quad (4.7)$$

où G représente la pente en pourcentage d'élévation.

La consommation électrique des systèmes auxiliaires du véhicule peut atteindre un niveau non négligeable (quelques kilowatts). Elle dépend des conditions de roulage et des préférences de réglage du conducteur. Dans le modèle PHEV que nous étudions, cette puissance est fournie par la batterie principale de traction. Il est important de prendre en compte ce facteur dans notre modèle énergétique. Pour ce faire, nous avons étudié son impact sur les CCE avec différentes valeurs de puissance dans nos simulation en DP. Comme le montre la figure 4.13, l'impact de la puissance consommée par les systèmes auxiliaires

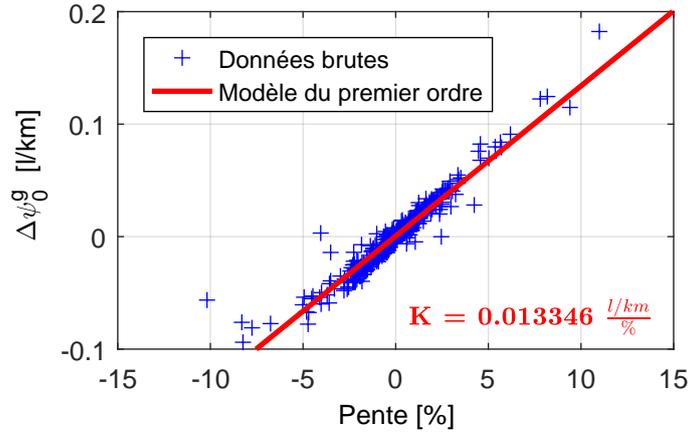


FIGURE 4.12 – Impact de la pente sur ψ_0

est caractérisé par une translation des CCE sur l'axe des abscisses, qui est l'axe portant la variation d'énergie dans la batterie. Ce résultat est cohérent et peut être directement pris en compte par une correction de la valeur de ψ_0 par l'énergie électrique consommée par les systèmes auxiliaires sur le tronçon de route :

$$E_{aux} = \frac{\overline{P_{aux}}}{v^*} \quad (4.8)$$

où $\overline{P_{aux}}$ représente la puissance moyenne consommée par les systèmes auxiliaires. Cette dernière pouvant varier rapidement en fonction des modes de fonctionnement des consommateurs, il est préférable de l'estimer par une moyenne glissante sur un horizon temporel court. La correction de ψ_0 s'écrit :

$$\psi_0^a = \psi_0 + \psi_1 E_{aux} + \psi_2 E_{aux}^2. \quad (4.9)$$

4.6.2 Estimation de ψ_1

A partir des résultats de l'analyse de corrélation, qui a montré une relation inverse entre le coefficient ψ_1 et la vitesse moyenne sur le segment, nous avons opté pour une modélisation de la relation $\psi_1 = f_1(v^*)$ à l'aide d'une fonction f_1 affine par morceaux (voir figure 4.14). Cette relation montre que le coût du litre de carburant par Watt-heure d'énergie électrique est plus élevée pour les segments avec une vitesse moyenne faible (urbains) que pour les segments à vitesse moyenne élevée (autoroutiers). Ce résultat montre que notre modèle, sans ajout de contraintes supplémentaires, favorisera l'énergie électrique à basse vitesse et l'énergie fossile à haute vitesse.

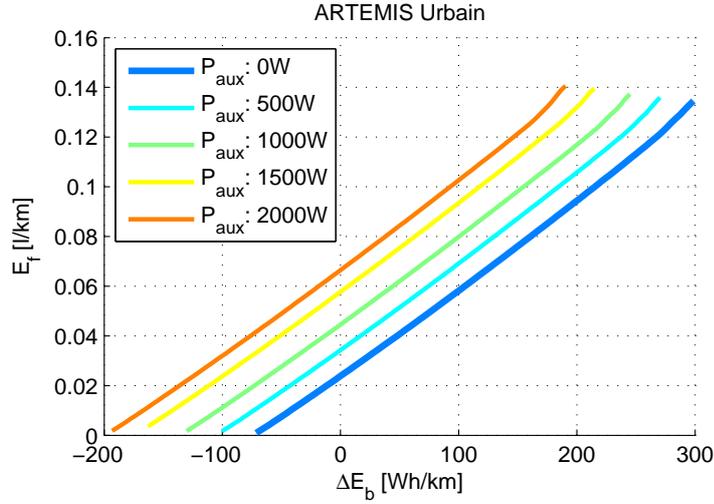


FIGURE 4.13 – Impact de la puissance des auxiliaires sur la forme des CCE du cycle ARTEMIS Urbain

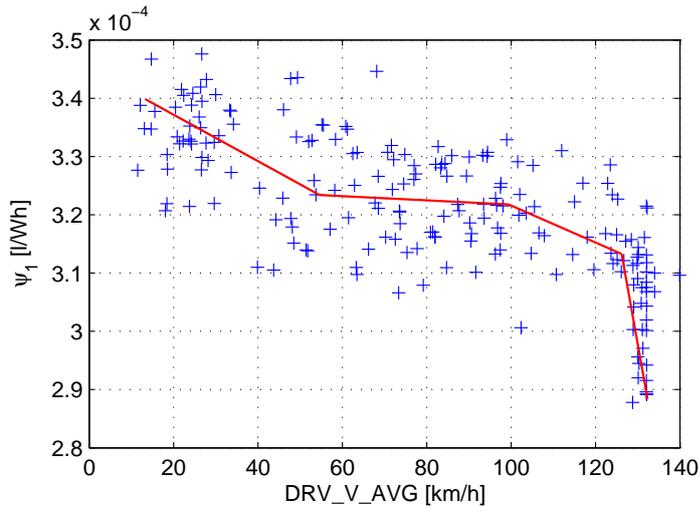


FIGURE 4.14 – Valeur du coefficient ψ_1 en fonction de la vitesse et sa modélisation linéaire par morceaux (ligne rouge)

Le coefficient ψ_1 est lui aussi impacté par la translation des CCE due à l'impact des consommateurs auxiliaires. Celle-ci est prise en compte par la relation :

$$\psi_1^a = \psi_1 + \psi_1 E_{aux} + 2\psi_2 E_{aux}. \quad (4.10)$$

4.6.3 Estimation de $\Delta E_{b,min}$

Après avoir calculé la valeur des coefficients de la CCE du segment de route, il est nécessaire de déterminer ses bornes. La borne minimale $\Delta E_{b,min}$ représente la consommation électrique moyenne du roulage en mode VE. Graphiquement, elle correspond à l'intersection de la CCE avec l'axe des abscisses, où la consommation de carburant est nulle. Elle peut donc être calculée directement en trouvant les racines du polynôme de la CCE de (4.1) :

$$\Delta E_{b,min} = f_{min}(\psi_0, \psi_1, \psi_2) = \frac{-\psi_1 + \sqrt{\psi_1^2 - 4\psi_2\psi_0}}{2\psi_2}. \quad (4.11)$$

La consommation électrique des systèmes auxiliaires impacte aussi l'autonomie de roulage en mode VE. La borne $\Delta E_{b,min}$ est corrigée en conséquence comme suit :

$$\Delta E_{b,min}^a = \Delta E_{b,min} - E_{aux}. \quad (4.12)$$

4.6.4 Estimation de $\Delta E_{b,max}$

L'analyse de corrélation a montré que le potentiel de recharge maximale, modélisé par la borne $\Delta E_{b,max}$, est fortement corrélé à la vitesse moyenne du véhicule. Comme le montre la figure 4.15, le potentiel de recharge est limité à basse vitesse et à haute vitesse. La limitation du régime du moteur thermique à faible vitesse entraîne une limitation de la puissance qu'il peut fournir pour recharger la batterie. A haute vitesse ce sont les forces résistives qui réduisent ce potentiel de recharge.

Nous proposons de modéliser la relation $\Delta E_{b,max} = f_{max}(v^*)$, comme nous l'avons fait pour ψ_1 , à l'aide d'une fonction f_{max} affine par morceaux (voir figure 4.15).

De manière analogue à la borne $\Delta E_{b,min}$, $\Delta E_{b,max}$ doit être corrigé en fonction de la consommation des systèmes auxiliaires :

$$\Delta E_{b,max}^a = \Delta E_{b,max} - E_{aux}. \quad (4.13)$$

Les valeurs affichées ici représentent le potentiel de recharge maximal du GMP. Cependant, il est possible que, durant le projet de développement du véhicule, des limitations de puissance soient imposées pour des raisons d'agrément de conduite (NVH) ou d'acoustique. L'avantage d'une telle modélisation est qu'elle permet d'être calibrée durant la phase de mise au point du véhicule pour prendre en compte toutes ces limitations.

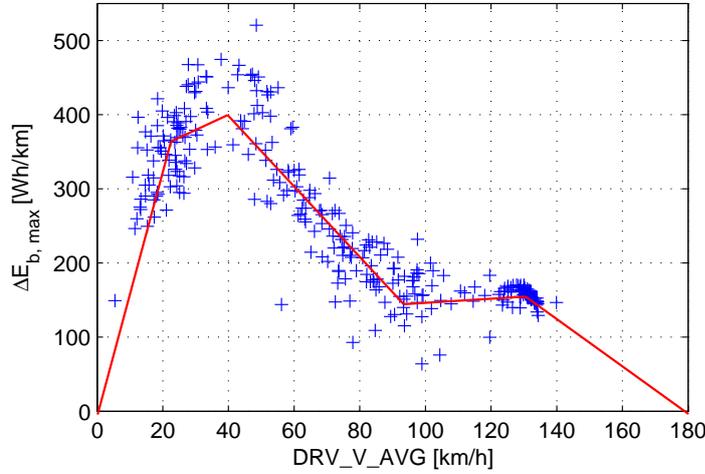


FIGURE 4.15 – Valeur de la borne $\Delta E_{b,max}$ en fonction de la vitesse et sa modélisation affine par morceau (ligne rouge)

4.7 Optimisation de la consommation

Maintenant que nous disposons d'un modèle de consommation énergétique simplifié qui permet d'estimer le coût énergétique des tronçons qui composent la route que le véhicule va parcourir, il est possible de poser un nouveau problème d'optimisation basé sur cette simplification. Le critère à minimiser reste la consommation de carburant globale, modélisée par la famille de CCE associées aux tronçons composant le trajet. Nous avons donc le critère simplifié suivant :

$$J_{sim} = \sum_{i=1}^{N_t} l_i E_f(\Delta E_b^i)$$

sous contraintes :

$$\Delta E_{b,max}^i \leq \Delta E_b^i \leq \Delta E_{b,max}^i \quad (4.14)$$

$$E_{b,max} \leq E_b^i \leq E_{b,max}$$

pour $i = 1, \dots, N_t$,

où $E_f(\Delta E_b^i)$ est donné par le modèle quadratique (4.1), N_t le nombre total de tronçons composant la route, i l'indice du tronçon et l_i sa longueur. La première contrainte sur ΔE_b^i permet de respecter les limitations de puissance de charge et de décharge maximale de la batterie. La seconde assure que la trajectoire obtenue reste dans l'intervalle de SoE autorisé de la batterie.

Il est possible d'inclure au critère simplifié (4.14) une contrainte de roulage purement électrique (en mode VE), sur certains tronçons de la route, à l'aide

d'une pénalité multiplicative $\alpha_i \geq 1$ appliquée à la valeur de E_f . Le critère devient alors :

$$J_{gen} = \sum_{i=1}^{N_t} \alpha_i l_i E_f(\Delta E_b^i) \quad (4.15)$$

où α_i prend une valeur strictement supérieure à 1 (3 par exemple) si le $i^{\text{ème}}$ tronçon de route a une contrainte de roulage en mode VE, la valeur 1 sinon. Elle permet de pénaliser toutes les trajectoires de SoE qui provoquent une consommation de carburant dans les tronçons se trouvant dans une zone réglementée. Seule la stratégie de roulage en mode VE, pour laquelle $E_f(\Delta E_{b,min})^i = 0$, n'est pas pénalisée.

4.7.1 Programmation Quadratique

Le problème d'optimisation (4.14) avec la fonction de coût (4.1) peut naturellement s'écrire sous forme canonique suivante :

$$\begin{aligned} \text{minimiser : } f(\mathbf{x}) &= \frac{1}{2} \mathbf{x}^T Q \mathbf{x} + \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \text{sous contrainte : } & \mathbf{A} \mathbf{x} \leq \mathbf{b} \end{aligned} \quad (4.16)$$

où chaque élément du vecteur \mathbf{x} représente la variation de SoE du segment. La matrice Q est une matrice diagonale avec $h_{i,i} = 2 * \psi_{2,i}$ et le vecteur \mathbf{c} contient les coefficients directeurs $c_i = \psi_{1,i}$.

Deux types de contraintes permettent de construire la matrice A et le vecteur \mathbf{b} : la limitation de puissance batterie P_b qui limite la variation ΔSoE ; et les bornes de l'énergie batterie E_b qui limite la valeur de SoE dans la plage de fonctionnement nominale. On obtient alors :

$$A = \begin{bmatrix} +1 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & & & \\ +1 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 0 & \cdots & 0 \\ \hline l_1 & 0 & \cdots & 0 \\ -l_1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & & & \\ -l_1 & l_2 & \cdots & l_N \\ -l_1 & -l_2 & \cdots & -l_N \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} x_{1,max} \\ -x_{1,min} \\ \vdots \\ x_{N,max} \\ -x_{N,min} \\ y_{max} - y_0 \\ -y_{min} + y_0 \\ \vdots \\ y_{max} - y_0 \\ -y_{min} + y_0 \end{bmatrix}, \quad (4.17)$$

où l_i représente la longueur de chaque segment de route, $x_{i,max}$ et $x_{i,min}$ sont les limitations $\Delta E_{b,max}$ et $\Delta E_{b,min}$ des CCE du $i^{\text{ème}}$ segment, y_{max} et y_{min} sont

les bornes de l'état d'énergie de la batterie et y_0 l'état d'énergie initial de la batterie.

Le domaine de la programmation convexe est largement développé et il existe de nombreux solveurs permettant de traiter ce genre de problèmes. L'avantage principal de la programmation quadratique (QP) est la rapidité du calcul, crucial pour des applications nécessitant une grande réactivité. L'utilisation de la QP peut devenir problématique pour une application embarquée du fait de la consommation de ressources mémoire. Avec un nombre de segments $N = 100$ nos estimations avec deux algorithmes (QP_Solve de SciLab³ et CPLEX d'IBM⁴) nous obtenons respectivement 25 et 500ko (notre calculateur ne dispose que de 100ko pour l'intégralité du logiciel embarqué). De plus, certaines opérations matricielles complexes peuvent ne pas être implémentables sur un ordinateur véhicule. C'est pour cela que cet algorithme est souvent proposé comme une solution débarquée sur un serveur distant, où les ressources mémoire ne sont pas un point bloquant.

4.7.2 Programmation Dynamique

Le problème d'optimisation (4.14) peut être résolu en DP avec une variable d'état et une variable de commande, la variable d'état étant la valeur de SoE à la fin de chaque segment de route et la variable de commande étant la variation ΔSoE entre chaque segment. Pour N segments et P valeurs de SoE sur l'espace de recherche, l'algorithme doit stocker les deux matrices de taille $N \times P$: \mathbf{J}^* , la matrice de coût, et \mathbf{U}^* , la matrice de commandes optimales.

L'avantage principal d'un SGEE basé sur un algorithme en DP sera de disposer des trajectoires optimales pour tous les états possibles de SoE sur tout le trajet. Cette information est contenue dans les deux matrices \mathbf{J}^* et \mathbf{U}^* à l'issue du calcul. Ainsi, dans le cas où la valeur courante de SoE s'écarte trop de la valeur cible fournie par le SGEE, le système peut immédiatement estimer une nouvelle trajectoire optimisée à partir de l'état courant du véhicule sans avoir à relancer le calcul d'optimisation. Ce niveau de réactivité est appréciable dans une configuration où le SoE peut varier très vite dans un laps de temps court et où le temps de recalcul d'une nouvelle stratégie est critique. C'est typiquement le cas d'un HEV mais pas celui d'un PHEV où la capacité de la batterie est plus grande.

La DP a deux inconvénients. Le premier est le temps de calcul plus important. Il est dû au fait que l'algorithme calcule toutes les trajectoires possibles.

3. https://help.scilab.org/doc/5.3.3/en_US/qp_solve.html

4. <http://www-01.ibm.com/support/docview.wss?uid=swg21399933>

Et le second, majeur dans notre cas, est celui du besoin élevé de mémoire vive. Pour résoudre notre problème d'optimisation simplifié (4.14) pour un nombre de segments $N = 100$, une discrétisation du SoE à 1% entre 0 et 100% (soit $P = 101$), et le codage des éléments matrices sur 4 octets, l'algorithme DP requiert 80ko de mémoire vive. Ceci représente environ 3/4 des ressources du micro-processeur qui devrait être embarqué le système SGEE. Ce constat rend la solution DP impossible à implémenter en l'état sans avoir à investir sur un ordinateur avec plus de ressources, ce qui pour un constructeur automobile visant une production à grande échelle peut signifier l'abandon de la fonction.

4.7.3 Approche Heuristique

L'algorithme A* (ou A-étoile) est un algorithme informé de recherche de chemin optimal dans un graphe d'état. Il est une extension de l'algorithme proposé par Edsger Dijkstra en 1959 dans [18]. Cet algorithme est simple à implémenter et nécessite peu de ressources de calcul. Il reste très utilisé pour résoudre des problèmes de planification en intelligence artificielle comme le calcul de routage dans les systèmes embarqués de navigation automobile.

Pour trouver le chemin optimal, l'algorithme A* parcourt l'espace de recherche d'état en état (voir algorithme 2). Chaque état est généralement appelé nœud. Le nœud initial et le nœud final doivent être préalablement connus. L'ordre de parcours des nœuds est déterminé par l'évaluation d'une fonction objectif f^* en chaque nœud ν_n telle que :

$$f(\nu_n) = g(\nu_n) + h(\nu_n), \quad (4.18)$$

où $g(\nu_n)$ représente le coût pour atteindre le nœud ν_n et $h(\nu_n)$ la valeur de l'heuristique du nœud ν_n .

L'utilisation d'une heuristique dans l'algorithme A* est ce qui le différencie de l'algorithme de Dijkstra. Elle représente une estimation optimiste du coût restant pour atteindre le nœud final ciblé. Son calcul doit être simple pour ne pas augmenter la complexité de l'algorithme, elle est spécifique au problème à résoudre et est en règle générale obtenue à partir du problème relaxé, soit par rapport aux contraintes soit par rapport aux transitions autorisées. Un exemple classique d'heuristique dans un problème de navigation d'un agent (e.g. un robot) dans un labyrinthe est la distance à vol d'oiseau entre l'agent et la sortie.

Pour garantir l'optimalité de la première solution retournée par l'algorithme, l'heuristique doit être *consistante*. Selon [60], soient les nœuds ν_p et

ν_s , si h^* est consistante alors :

$$\forall \nu_s \text{ successeur de } \nu_p : h^*(\nu_p) \leq c_{\nu_p \rightarrow \nu_s} + h^*(\nu_s), \quad (4.19)$$

où $c_{\nu_p \rightarrow \nu_n}$ représente le coût de la transition $\nu_p \rightarrow \nu_n$. Pour un même problème, il peut exister plusieurs heuristiques consistantes. Afin de minimiser le nombre d'itérations de l'algorithme, il faut choisir l'heuristique dite *dominante*. Toujours selon [60], soient h_1^* et h_2^* deux heuristiques consistantes, alors :

$$\text{si } \forall \text{nœud } \nu_n, h_1^*(\nu_n) > h_2^*(\nu_n), \text{ alors } h_1^* \text{ est dominante.} \quad (4.20)$$

Cet algorithme se base sur une structure de données spécifique comprenant des nœuds répartis en deux listes. Chaque nœud contient a minima quatre informations : sa position de l'espace de recherche, son coût g , son heuristique h et les coordonnées de son nœud parent. Les deux listes de nœuds sont généralement nommées *open* et *closed*. La première permet de stocker les nœuds à explorer et la seconde stocke les nœuds explorés.

Algorithme 2 L'algorithme A* Classique

```

 $\nu_i \leftarrow$  état initial
 $\nu_c \leftarrow$  état final ciblé (objectif)
initialiser les listes open et closed
ajouter  $\nu_i$  à open
tant que open n'est pas vide faire
    trouver le nœud de open avec la plus petite valeur de  $f$ 
     $\nu^* \leftarrow$  meilleur nœud de open
    retirer  $\nu^*$  de open
    si  $\nu_i = \nu_c$  alors
        reconstruire la trajectoire optimale
        retourner succès
    sinon
        pour tout  $\nu_s$  successeur de  $\nu^*$  faire
             $g(\nu_s) \leftarrow g(\nu^*) + c_{\nu^* \rightarrow \nu_s}$ 
            si  $\nu_s$  existe dans closed avec un coût inférieur alors
                ignorer  $\nu_s$ 
            sinon si  $\nu_s$  existe dans open avec un coût inférieur alors
                ignorer  $\nu_s$ 
            sinon
                 $h(\nu_s) \leftarrow h_{\nu_s \rightarrow \nu_c}$ 
                 $f(\nu_s) \leftarrow g(\nu_s) + h(\nu_s)$ 
                ajouter  $\nu_s$  à open
            fin si
        fin pour
        ajouter  $\nu^*$  à closed
    fin tant que

```

L'utilisation de cet algorithme dans notre application nécessite un certain nombre d'adaptations. Pour cela il faut définir : l'espace de recherche et la

fonction heuristique. De plus, une gestion spécifique des deux listes de nœuds de l'algorithme a été implémentée pour tenir compte des ressources mémoire limitées du calculateur moteur.

Nous avons défini l'espace de recherche comme étant une grille bidimensionnelle, l'abscisse représente la distance de la frontière entre chaque segment de route homogène et l'ordonnée représente la valeur de SoE (voir figure 4.16). Chaque maille de cette grille est donc un nœud, chacun est défini par ses deux coordonnées en distance et en SoE et par les coordonnées de son nœud parent. Le nœud initial porte l'abscisse zéro et la valeur courante de SoE du véhicule. Le nœud final ciblé est positionné au bout de la route (destination) à la valeur minimale de SoE autorisée par le système.

La consommation de carburant de chaque segment de la route est donnée par le coût de la transition entre les nœuds qui l'encadrent. Dans notre cas, ce coût est obtenu à l'aide du modèle énergétique simplifié (4.1) défini pour chaque segment de la route. Pour une transition entre un nœud parent $\nu_{i,p}$ vers un nœud fils $\nu_{i,f}$, qui encadre un segment de route d'indice i et de longueur l_i , nous avons :

$$c(\nu_{i,p}, \nu_{i,f}) = l_i(\psi_{2,i}\Delta E_b(\nu_{i,p}, \nu_{i,f})^2 + \psi_{1,i}\Delta E_b(\nu_{i,p}, \nu_{i,f}) + \psi_{0,i})$$

avec :

$$\Delta E_b(\nu_{i,p}, \nu_{i,f}) = \frac{SoE(\nu_{i,f}) - SoE(\nu_{i,p})}{l_i}. \quad (4.21)$$

Cette fonction de coût est utilisée à chaque itération pour définir la valeur du coût cumulé g de chaque nœud :

$$g(\nu_{n,f}) = \sum_{i=1}^{i=n} c(\nu_{i,p}, \nu_{i,f}), \quad (4.22)$$

sachant que par transitivité nous avons : $\nu_{i,p} = \nu_{i-1,f}$.

Nous avons choisi, pour le calcul de l'heuristique, de simplifier le choix de la trajectoire jusqu'au nœud ciblé. Dans notre implémentation, une trajectoire de décharge linéaire entre le nœud courant et le nœud ciblé est utilisée (voir la flèche rouge sur la figure 4.16). La variation kilométrique de SoE est donc fixée pour tous les segments de route qui suivent le nœud courant. Nous avons alors :

$$h(\nu_{n,p}) = \sum_{i=n}^{i=N} l_i E_f(\Delta SoE(\nu_{n,p}, \nu_C)). \quad (4.23)$$

Pour que h ne surestime jamais le coût réel, la valeur de E_f est saturée pour chaque tronçon en fonction des bornes minimales et maximales de chaque CCE.

Cette heuristique est par construction consistante.

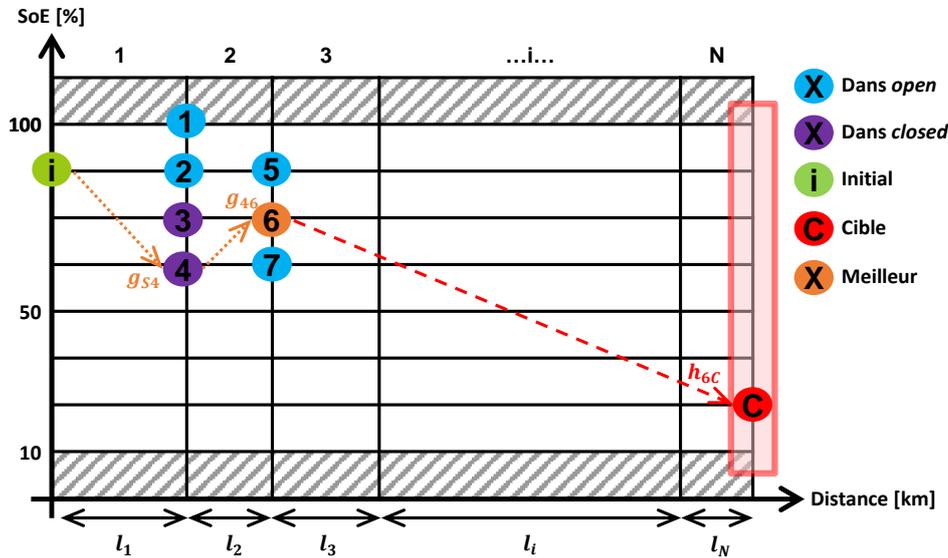


FIGURE 4.16 – Représentation de l'espace de recherche de l'algorithme A* avec une itération comprenant des nœuds dans *open* et *closed*

Les contraintes inhérentes aux limitations matérielles du calculateur moteur imposent une gestion stricte de la mémoire occupée par l'algorithme. Nous sommes parvenus à maîtriser les ressources utilisées à l'aide de trois leviers : la limitation du nombre maximum de segments de route, la limitation du nombre maximum d'itérations et la limitation de la taille de la liste de nœud *open*. Le premier levier a pour conséquence de limiter la longueur maximale de l'horizon d'optimisation. Pour garantir les gains en consommation, il faut s'assurer que cet horizon maximal couvre a minima une distance de trois fois l'autonomie tout électrique du véhicule. Les routes plus longues peuvent être gérées à l'aide d'un mécanisme de fenêtre glissante sur la route au fur et à mesure que le véhicule avance. Le second levier a pour conséquence de limiter la taille de la liste *closed* qui doit stocker le meilleur nœud de chaque itération et contenir la solution optimale si elle existe. Sa taille minimale doit être égale au nombre maximal de segments de route. Si le nombre maximal d'itérations est dépassé on considère qu'il n'existe pas de solution optimale. Le dernier levier implique d'avoir une gestion intelligente de la liste *open*. Dans le cas où elle est pleine et où il faut y ajouter un élément, le nœud avec la valeur de f la plus élevée est supprimé et remplacé par le nouveau nœud généré.

Contrairement aux algorithmes QP et DP, la structure des variables dans

l'algorithme A* est plus facile à adapter. Il est donc possible d'opter pour une structure qui permet de coder chaque type de variable au juste nécessaire (i.e. avec un nombre minimal de bits). Par exemple la valeur de SoE du nœud peut être codée sur un octet alors que la valeur de son score f peut être codée sur quatre octets. Cette flexibilité ajoutée à la gestion de la taille des listes *open* et *closed* précédemment expliquée, permet dans notre cas pour 100 segments de route, 200 éléments dans la liste *open* et 1000 itérations (soit 1000 éléments dans la liste *closed*), d'avoir une occupation mémoire de l'algorithme de 17ko. L'implémentation A* nécessite une taille mémoire quatre fois inférieure à la DP. Ce qui fait de l'algorithme A* une alternative beaucoup moins gourmande en ressources matérielles.

De plus, notre implémentation de l'algorithme A* utilise des opérations mathématiques de faible complexité. Nous avons principalement des opérations polynomiales (de second ordre dans notre cas), de la recherche de minimum dans un vecteur et des tests de comparaison. Ce niveau de complexité rend notre approche intégralement embarquable dans un calculateur de contrôle moteur. De plus, l'aspect itératif de cet algorithme permet d'ajuster la charge de calcul à chaque pas de temps, cela se fait au détriment du temps de calcul. Pour des trajets de plusieurs dizaines de kilomètres, et compte tenu de la durée totale du trajet, il est acceptable d'avoir un temps de calcul de l'ordre de la minute.

4.8 Résultats de l'optimisation macroscopique globale

4.8.1 Dispositif expérimental

Le système de simulation que nous avons mis en place reprend l'architecture décrite précédemment dans le chapitre 3 (figure 3.10). Notre simulation utilise deux principaux types de données d'entrée : les données du profil de mission (la vitesse du véhicule et la pente de la route) qui sont utilisées par le modèle de conducteur et le modèle véhicule ; et les données de navigation (longueur totale de la route, position du véhicule et attributs des segments).

Le système temps réel de gestion des flux de puissance (SGFP), qui pilote les états de la chaîne cinématique du GMP, est basé sur l'algorithme ECMS. Il peut soit fonctionner sans notre système de supervision prédictif avec une stratégie décharge-maintien, soit utiliser une trajectoire de SoE comme référence.

Le système de gestion de l'énergie électrique (SGEE), qui fournit la cible instantanée de SoE au SGFP, est subdivisé en plusieurs sous-systèmes (voir figure 4.17). Il est géré par un superviseur global qui coordonne les calculs des différents sous-systèmes. À chaque nouvelle route signalée par le système de navigation, le SGEE récupère les segments de route avec leurs attributs, estime, pour chacun, les coefficients de CCE en tenant compte des données de l'historique de conduite (style de conduite, consommation énergétique mesurée, ...), calcule la trajectoire de SoE à l'aide de l'algorithme A* en tenant compte de l'état courant du véhicule et de la cible énergétique à destination, stocke la trajectoire et donne le point de fonctionnement instantané en fonction de la position du véhicule sur le trajet.

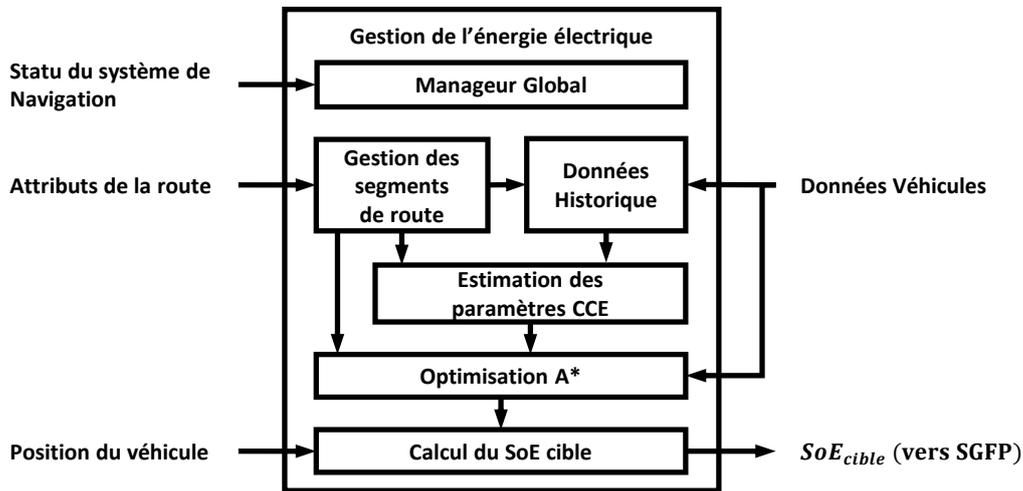


FIGURE 4.17 – Architecture fonctionnelle du système de gestion de l'énergie électrique.

Les conditions de roulage pouvant changer pendant le trajet, le calcul d'optimisation est donc relancé périodiquement pour mettre à jour la trajectoire optimale de SoE. Ce processus permet de tenir compte d'éventuels changements impactant la consommation énergétique du véhicule. De la même façon, le système de navigation est tenu d'informer le SGEE de tout changement significatif de la route calculée.

4.8.2 Précision du modèle simplifié

La méthodologie utilisée pour formaliser le modèle énergétique simplifié implique de passer à une vision macroscopique du profil de mission. Celui-ci est

CHAPITRE 4. GESTION D'ÉNERGIE OPTIMISÉE D'UN PHEV SUR SON TRAJET

dans notre cas découpé en MT de roulage où chacun est considéré comme un élément unitaire. Chaque MT encapsule un profil de roulage (vitesse et pente) de plusieurs dizaines de secondes durant lesquelles il peut y avoir de multiples événements d'accélération, de décélération et d'arrêt. La CCE de chaque séquence va donner la consommation énergétique moyenne par kilomètre du MT. Le système d'optimisation de la trajectoire de SoE, basé sur les CCE de chaque segment, ne pourra pas prendre en compte les événements instantanés. Il est important de quantifier la sous-optimalité de l'approche d'optimisation macrocosmique telle que nous l'avons construite.

Pour évaluer la robustesse du modèle simplifié qui considère le profil de mission comme une série de MT, il faut comparer les résultats de notre système avec une optimisation de la trajectoire de SoE qui considère chaque instant du roulage. Nous avons réalisé cette comparaison en simulation avec, pour le même profil de mission, deux trajectoires optimisées de SoE calculées de deux manières différentes. La première qui considère chaque instant du trajet est calculée en DP pour l'intégralité du profil de mission à l'aide des deux phases de calculs (rétrograde puis directe). La seconde est calculée à l'aide de l'algorithme A* alimenté par les CCE de chaque MT du profil de mission. Afin d'exclure toute erreur d'estimation des CCE, celles-ci sont aussi calculées pour chaque micro-trajet à partir de la matrice de coût optimale obtenue en DP rétrograde.

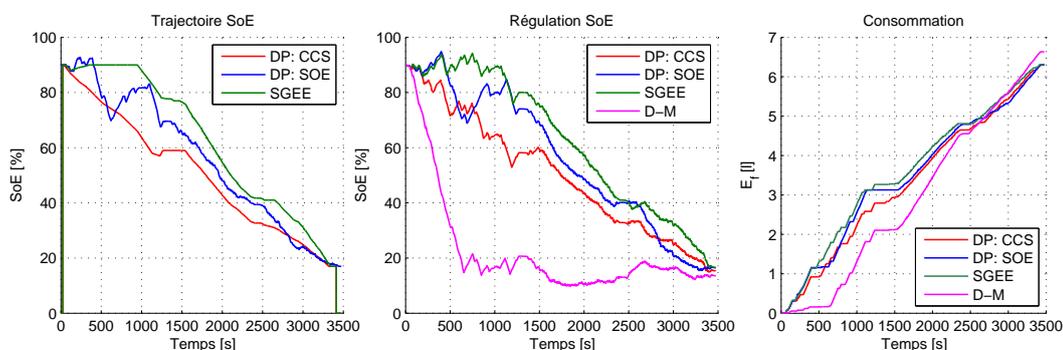


FIGURE 4.18 – Performances obtenues avec : une trajectoire de SoE calculée en DP (courbes bleues), une trajectoire basée sur des CCE obtenues en DP (courbes rouges), une trajectoire basée sur des CCE estimées (courbes vertes) et sans trajectoire (courbe violette).

Pour illustrer ces performances nous avons choisi un profil de mission contenant des phases de roulage différentes et des variations de pente (voir cas d'étude n° 3 figure 4.26). La figure 4.18 montre que les trajectoires obtenues en DP (courbes bleues) et celles obtenues avec la modélisation quadratique des CCE (courbes rouges) permettent d'obtenir quasiment le même résultat

en termes de consommation globale. Le surcroît de consommation n'est alors que de 0.14% dans ce cas. Les deux stratégies dégagent un gain d'environ 5% par rapport à la stratégie classique D-M (courbes violettes).

Pour compléter cette étude nous avons ajouté sur la figure 4.18 les courbes obtenues à l'aide de notre approche basée sur des CCE estimées à partir des données prédictives (courbe verte). Le surcroît de consommation de notre stratégie n'est que de 0.25% par rapport à la solution optimale obtenue en DP, et elle permet un gain de 4.8% par rapport à la stratégie D-M.

Ces résultats montrent que le choix d'une modélisation simplifiée de la consommation énergétique d'un PHEV par des CCE de forme quadratique est pertinente. Dans ce qui suit, nous allons évaluer les performances de notre système SGEE sur différents cas d'études.

4.8.3 Cas d'étude n° 1 : autoroute vers centre-ville

Sans contraintes

Ce premier cas d'étude représente un trajet de 70km composé d'une première phase de roulage sur autoroute, suivie d'une phase sur le boulevard périphérique Parisien, pour finir par un roulage urbain dans Paris (figure 4.19). La simulation est réalisée avec une hypothèse de consommation des systèmes auxiliaires de 200W. Cette typologie de trajet peut être effectuée par une personne vivant en périphérie d'une grande ville pour se rendre au travail en centre-ville. C'est un bon exemple de trajet quotidien pour lequel il est intéressant de tester une stratégie optimisée.

L'agrégation des données de navigation produit pour cet exemple une description de la route contenant 21 segments. Le graphique supérieur de la figure 4.20 illustre la trajectoire de SoE optimisée calculée par le SGEE (courbe verte) et la régulation réalisée par le SGFP (courbe bleue), le graphique inférieur représentant le couple réalisé par le moteur thermique. On voit que la stratégie optimisée réserve suffisamment d'énergie pour traverser la partie urbaine du trajet sans solliciter le moteur thermique, contrairement à la stratégie D-M classique (figure 4.21) pour laquelle le SGFP est obligé de solliciter le moteur thermique pendant le roulage urbain.

Le profil de consommation de carburant est différent entre les deux stratégies. La stratégie D-M consomme peu de carburant pendant la phase de décharge, seules quelques demandes de puissance élevée lors du roulage autoroutier de cet exemple imposent des démarrages forcés du moteur thermique et donc un peu de consommation au début du trajet. La stratégie optimale

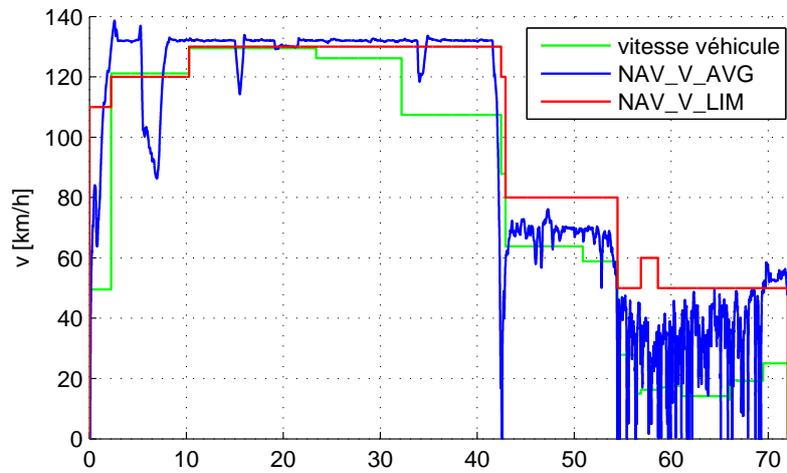


FIGURE 4.19 – Profil de vitesse et données issues du système de navigation pour le cas d'étude n° 1

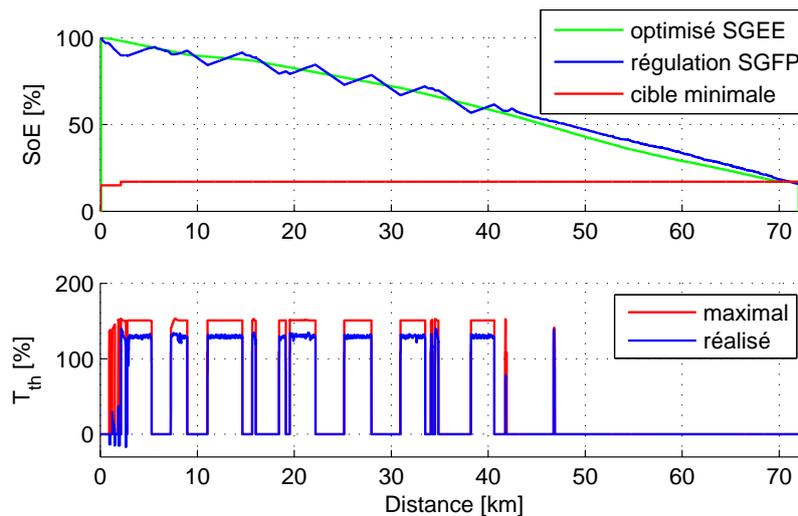


FIGURE 4.20 – Résultat du système SGEE pour le cas d'étude n° 1 avec un SoE initial de 100%. Sur le graphique supérieur est représenté la trajectoire de SoE, sur le graphique inférieur est représenté le couple du moteur thermique

répartit la consommation tout le long du trajet. La comparaison des résultats de consommation entre les deux stratégies montre que les économies de carburants réalisées par la l'approche optimale apparaissent en fin de trajet (voir figure 4.22). La consommation globale de la stratégie optimisée est ici de 2.586L, inférieure à celle de la stratégie D-M qui est de 2.829L. La stratégie optimale donne une économie absolue de 0.243L par trajet (soit 8.589%). Si l'on extrapole cette stratégie avec une utilisation quotidienne pour un trajet

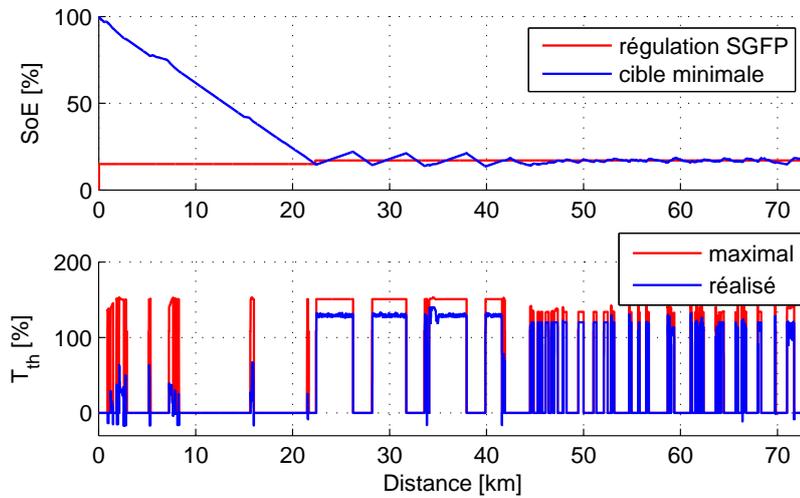


FIGURE 4.21 – Résultat d’une stratégie classique D-M le cas d’étude n° 1 avec un SoE initial de 100%

domicile-travail sur une année, les gains cumulés sont d’environ 50L de carburant par an.

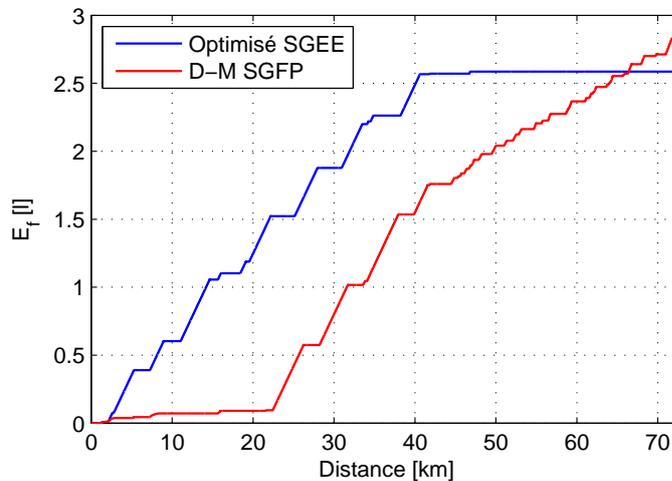


FIGURE 4.22 – Comparaison des performances du système SGEE vs stratégie classique D-M pour le cas d’étude n° 1 avec un SoE initial de 100%

Il est important de noter que le trajet inverse de celui-ci, dans lequel la partie urbaine précéderait la partie autoroutière, est par construction un trajet qui est compatible avec la stratégie D-M. En effet, l’énergie électrique serait d’abord utilisée durant la phase urbaine puis le moteur thermique serait sollicité par la suite sur autoroute. Dans ce cas de figure, la stratégie optimisée

calculée par le SGEE ne diffèrerait pas de la stratégie D-M, très peu voire aucun gain ne serait obtenu. Les performances de notre stratégie dépendent énormément de la typologie du trajet. Plus le trajet s'écarte de la configuration vitesse moyenne lente suivie de vitesse moyenne élevée, plus notre stratégie permettra de réaliser des économies de carburant.

Avec contraintes de roulage électrique en ville

L'exemple précédent montre qu'il est impossible pour la stratégie D-M d'assurer le passage en mode VE d'une zone urbaine en fin de trajet, même en partant avec une batterie pleine. Pour illustrer la manière avec laquelle notre stratégie optimisée prend en compte une telle contrainte, nous avons défini sur le profil de mission précédent (figure 4.19) une zone tout électrique pour toute la partie urbaine à partir du kilomètre 55. En outre, pour cette expérience, on contraint le véhicule à effectuer le trajet avec une batterie à moitié chargée.

Sans appliquer de contraintes de roulage en mode VE, la stratégie optimale va principalement maintenir l'état d'énergie moyen de la batterie jusqu'à arriver à la zone urbaine (voir figure 4.23). Ce niveau de charge moyen impose quelques démarrages du moteur thermique en fin de trajet.

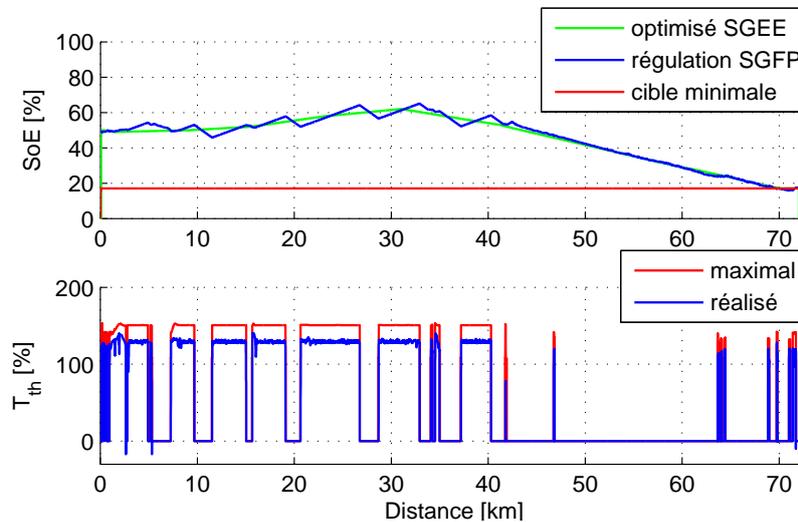


FIGURE 4.23 – Résultat du système SGEE pour le cas d'étude n°1 avec un SoE initial de 50%.

La prise en compte de la contrainte de roulage en mode VE force la stratégie à relever davantage la valeur de SoE avant d'entamer la phase de roulage urbaine. La figure 4.24 montre que le SoE est amené à 80% contrairement au 60% précédent. La stratégie évite dans ce cas de démarrer le moteur thermique

jusqu'à la fin de la mission. L'avantage d'utiliser un algorithme d'optimisation dans ce cas de figure est de limiter la recharge de la batterie au strict minimum permettant la traversée de la zone urbaine réglementée. En effet, l'énergie électrique générée par la recharge en roulant est chèrement payée, la cause étant une cascade de rendement défavorable du réservoir au duo moteur-machine à la batterie de traction, puis, lors de l'utilisation, de la batterie à la roue.

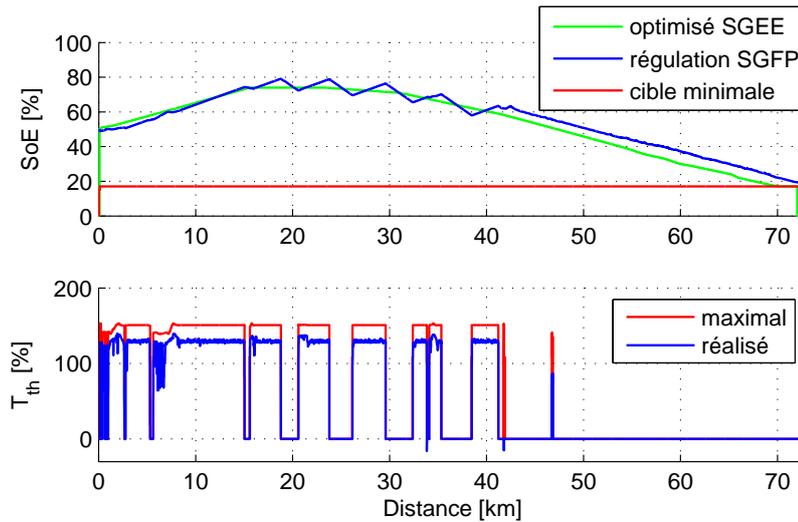


FIGURE 4.24 – Résultat du système SGEE pour le cas d'étude n° 1 avec un SoE initial de 50% et une zone de roulage zéro émission à partir au kilomètre 55.

Contraindre la trajectoire de SoE provoque inévitablement une sur-consommation de carburant (voir figure 4.25). Pour notre exemple, elle s'élève à 1%. Cet impact est maîtrisé grâce à notre approche d'optimisation. Une gestion manuelle faite par le conducteur du SoE ne permettrait pas systématiquement d'assurer le roulage en mode EV tout en limitant l'impact sur la consommation.

4.8.4 Cas d'étude n° 2 : route de montagne

Afin de tester l'anticipation des variations de pente sur le trajet, nous avons choisi un profil de mission composé d'une partie autoroutière suivi d'une ascension de col au kilomètre 40 (voir figure 4.26). L'enregistrement a été réalisé sur la route de l'Alpe d'Huez et peut correspondre à un départ en vacances à la montagne.

Dans cet exemple, la stratégie D-M n'est encore une fois pas adaptée, la batterie étant vidée bien avant d'entamer l'ascension privant le GMP de sa

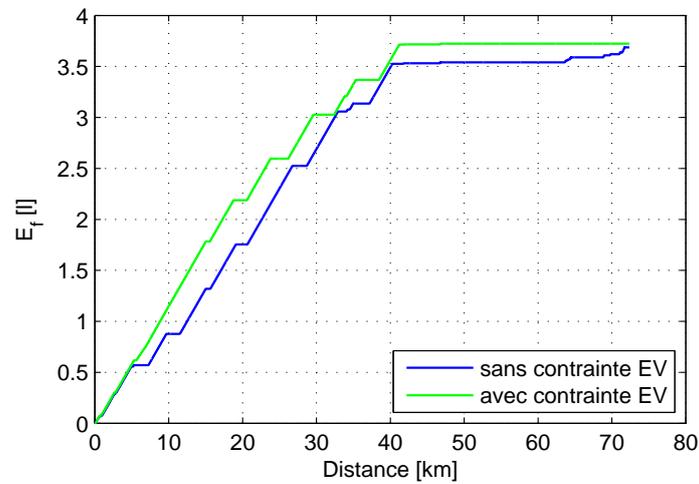


FIGURE 4.25 – Comparaison des performances du système SGEE sur le cas d'étude n° 1 avec et sans contrainte VE

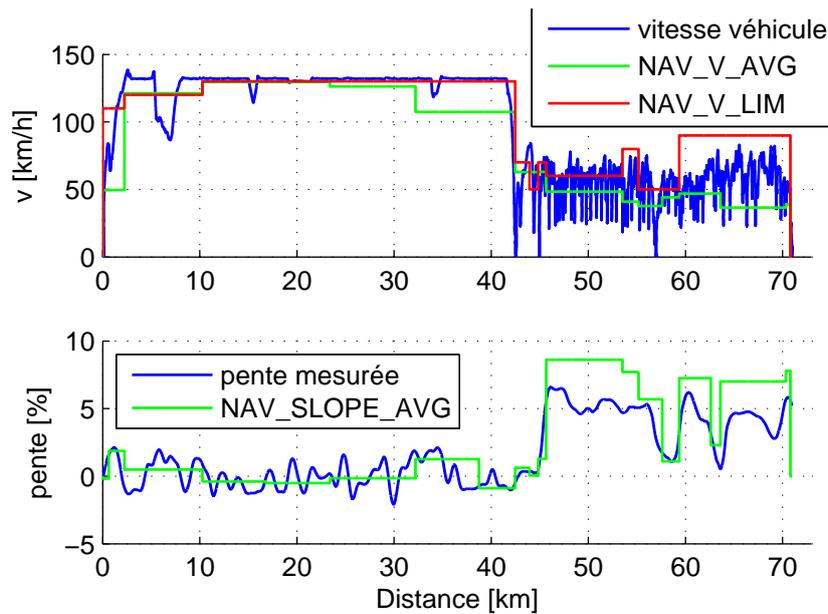


FIGURE 4.26 – Profil de vitesse, de pente et données issues du système de navigation pour le cas d'étude n° 2

seconde source de puissance (voir figure 4.27). On remarque qu'entre le kilomètre 45 et 55, la régulation a du mal à maintenir le SoE, le moteur thermique est utilisé au maximum, en débouclage de richesse, pour répondre à la volonté du conducteur. La consommation est dégradée pendant cette phase car un surplus de carburant est injecté dans l'objectif de refroidir le système. De plus, la batterie étant à son minimum, la chaîne de traction électrique ne peut fournir

que très peu d'assistance électrique pendant les accélérations, dégradant par conséquent l'agrément de conduite.

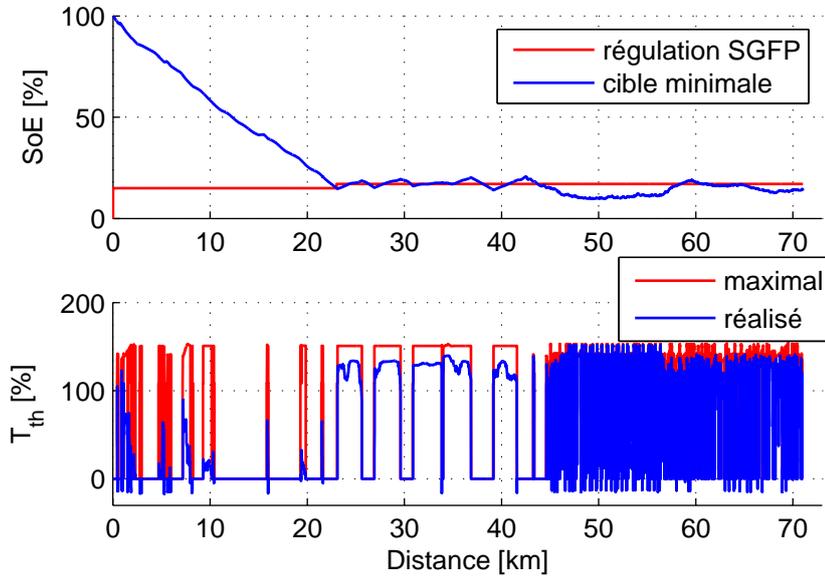


FIGURE 4.27 – Résultat d'une stratégie classique D-M le cas d'étude n° 2 avec un SoE initial de 100%

Avec la stratégie optimisée, illustrée sur figure 4.28, le SGEE anticipe la forte demande énergétique qui aura lieu pendant l'ascension et maintient la batterie à 90% jusqu'au kilomètre 45. La quasi intégralité de l'énergie électrique est utilisée en assistance durant la montée pour assister le moteur thermique. Ce dernier n'est jamais sollicité en débouclage de richesse. L'agrément de conduite est de surcroît amélioré avec un GMP plus puissant et plus dynamique durant l'ascension, car disposant de plus d'énergie électrique.

L'économie de carburant réalisée par la stratégie optimisée est, dans cet exemple, de 4.9%. Les trajectoires de consommation de carburant mesurées montrent que le débit de carburant est plus faible pendant la phase montagnueuse avec la stratégie optimisée (voir figure 4.29), ce qui confirme que le moteur thermique est moins sollicité pendant l'ascension.

4.8.5 Cas d'étude n° 3 : variation de la consommation auxiliaire

La consommation des systèmes auxiliaires dépend des conditions de roulage et de l'usage fait par le conducteur. Afin de prendre en compte son impact sur

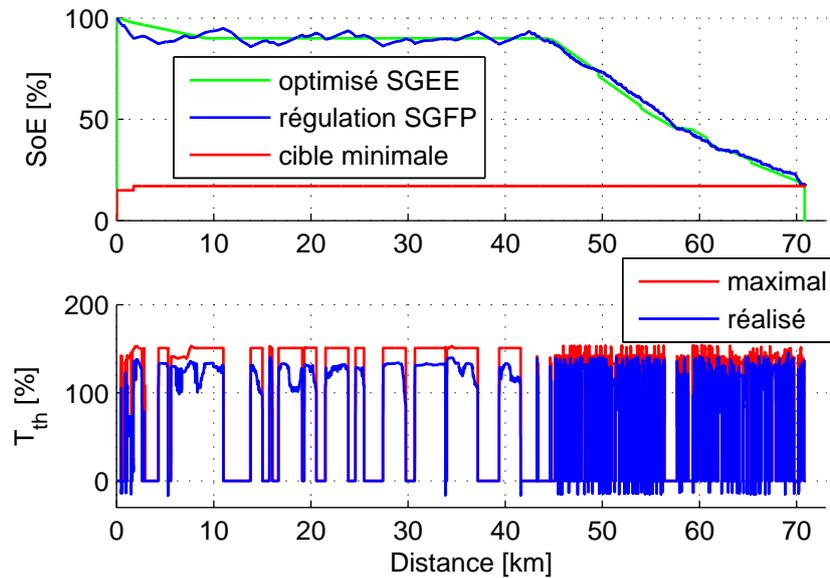


FIGURE 4.28 – Résultat du système SGEE sur le cas d'étude n° 2 avec un SoE initial de 100%

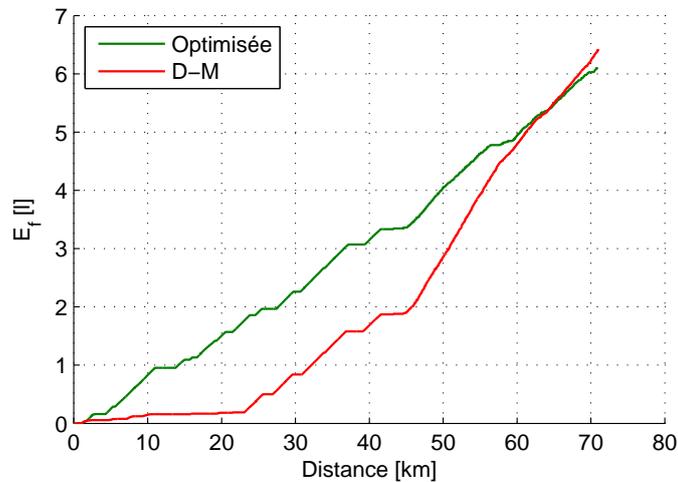


FIGURE 4.29 – Comparaison des performances du système SGEE vs stratégie classique D-M pour le cas d'étude n° 2 avec un SoE initial de 100%

la trajectoire optimisée de SoE, il est nécessaire de mettre en place un mécanisme de mise à jour périodique de la stratégie d'optimisation. Pour évaluer ses performances, nous avons choisi un cas d'étude dans lequel le niveau d'énergie électrique est critique. L'exemple retenu est celui du cas d'étude n° 1 avec contrainte de roulage en mode EV. Ici nous allons faire varier brusquement la consommation auxiliaire de 200W à 1500W (voir figure 4.30), ce qui corres-

pond à la consommation de système de climatisation ou de chauffage habitacle du véhicule. La présence d'une contrainte de roulage électrique rend l'impact de la consommation auxiliaire crucial. Si elle n'est pas prise en compte, elle peut réduire l'autonomie électrique du véhicule et va provoquer le démarrage du moteur thermique dans la zone réglementée.

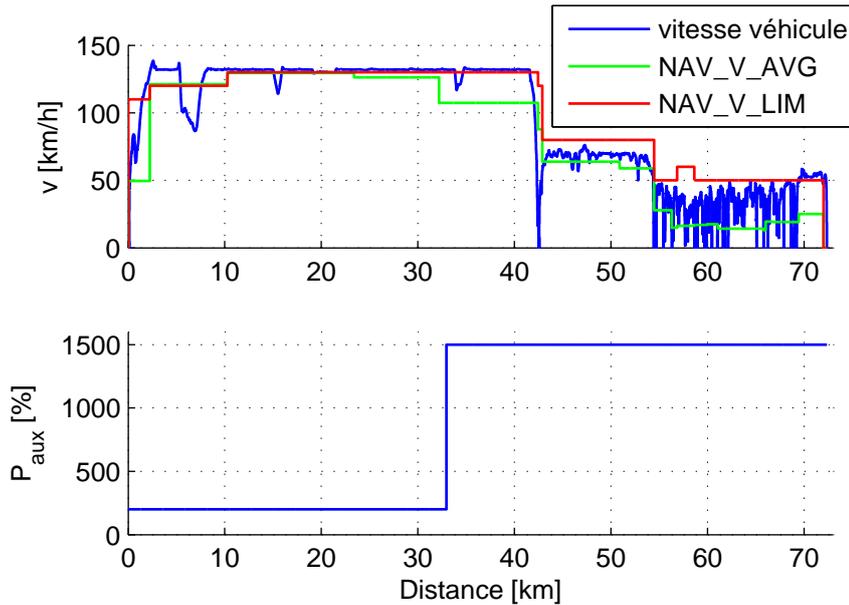


FIGURE 4.30 – Profil de vitesse, de consommation des systèmes axillaires et données issues du système de navigation pour le cas d'étude n° 3 avec une zone de roulage en mode VE au kilomètre 55.

Sans processus de mise à jour le SGEE ne peut tenir compte du changement de la puissance auxiliaire (voir figure 4.31). La trajectoire de SoE ne prévoit pas suffisamment d'énergie électrique pour passer par la zone réglementée. Le moteur thermique est forcément sollicité dans la zone urbaine pour contenir la dérive du SoE causée par la consommation électrique.

Le même scénario avec un processus de mise à jour cadencé avec une période de 300s est illustré sur la figure 4.32. On voit l'inflexion de la trajectoire après la détection de l'augmentation de puissance auxiliaire au kilomètre 38. Le SGEE se remet à recharger la batterie de traction jusqu'au kilomètre 50. La zone urbaine réglementée est alors traversée sans démarrage du moteur thermique. Cette stratégie est donc indispensable pour tenir compte des changements imprévus durant le trajet.

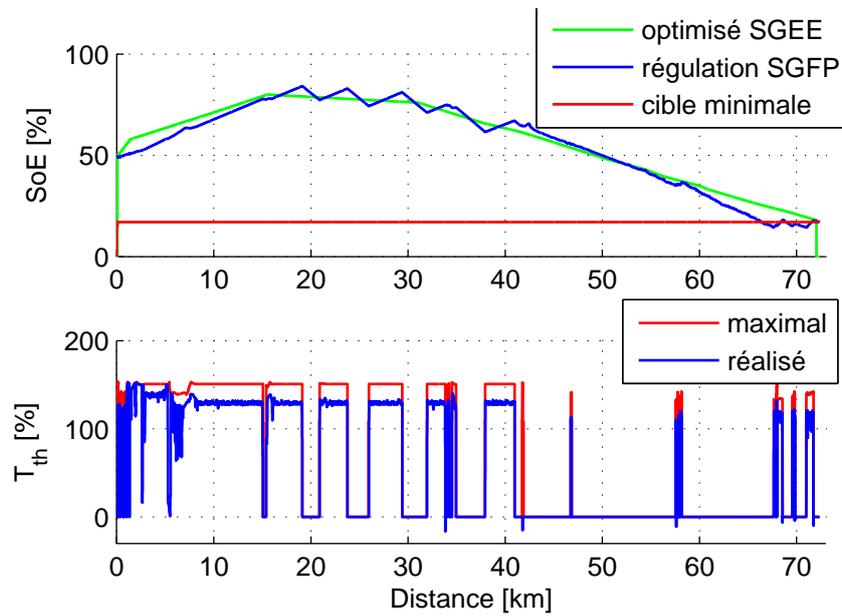


FIGURE 4.31 – Résultat du système SGEE sans processus de mise à jour sur le cas d'étude n° 3 avec un SoE initial de 50%

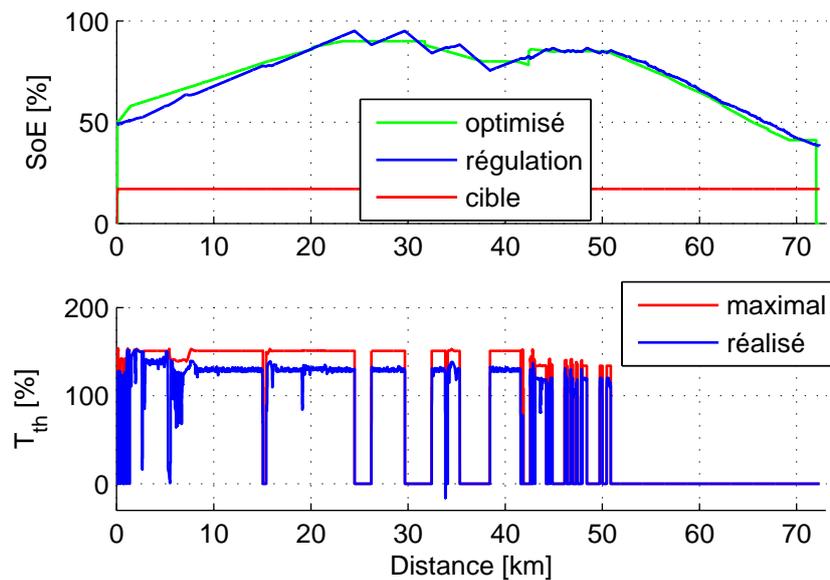


FIGURE 4.32 – Résultat du système SGEE avec processus de mise à jour sur le cas d'étude n° 3 avec un SoE initial de 50%

4.8.6 Performances de l'algorithme

Le dimensionnement des ressources matérielles du calculateur moteur pour embarquer notre système SGEE dépend de deux choses : la longueur maximale

de l'horizon d'optimisation et les performances de l'algorithme d'optimisation A^* . L'horizon doit bien évidemment être supérieur à l'autonomie tout électrique du PHEV pour que la stratégie d'optimisation soit systématiquement applicable.

Le premier paramètre va définir le nombre maximal de segments que pourra stocker le calculateur. D'une route à l'autre, ce nombre dépend de la fréquence de variation des attributs des segments sur la route, chaque variation significative ayant pour effet d'ajouter un nouveau segment de route. C'est donc la mise au point du processus d'agrégation qui permettra de déterminer le nombre maximal de segments pour une longueur d'horizon donnée. Si l'on ajoute à cela les contraintes sur le codage de l'information qui transite par le réseau CAN du véhicule, les longueurs minimale et maximale de chaque segment doivent être fixées.

Le second paramètre va impacter le nombre maximal d'itérations et la taille de la liste *open* de l'algorithme. Ces deux grandeurs ont un impact direct sur la mémoire allouée à l'algorithme. Elles doivent être dimensionnées en fonction des performances du calcul.

Les performances de l'algorithme sur plusieurs cas d'étude sont résumées sur le tableau 4.3. Différentes configurations de charge initiale de la batterie et de présence de contraintes de roulage en mode VE sont évaluées. Tous les calculs d'optimisation durant le roulage sont considérés pour déterminer le nombre maximal d'itérations, noté $N_{iter,max}$, et la durée maximale, notée $T_{opt,max}$, pour chaque calcul. Nous considérons ici le pire cas de calcul qui coïncide souvent avec la première optimisation en début de parcours. En effet, plus le véhicule progresse sur le trajet, plus le nombre de segments de route restant à optimiser baisse, et plus le calcul d'optimisation est rapide. La plate-forme de simulation est paramétrée pour émuler les temps de calcul réels sur le matériel ciblé. C'est-à-dire que nous avons la même récurrence d'appel des fonctions et que les tâches de calculs unitaires sont de même complexité.

Les résultats montrent que le temps de calcul avoisine les 30 secondes pour 70km. Pour le calcul initial, cette durée est acceptable compte tenu de la durée globale d'un tel trajet, la variation de l'état de charge de la batterie d'un PHEV durant cette période est négligeable et ne rend pas la solution obsolète. Durant la phase de mise à jour, cette durée de calcul est transparente car le SGEE peut continuer à utiliser la précédente trajectoire tant que la nouvelle n'est pas disponible. Le nombre d'itérations maximal est de l'ordre de 500 itérations dans le pire cas, l'ajout d'une contrainte de roulage en mode VE sur le trajet l'augmentant systématiquement. Ce nombre peut servir de base pour le

TABLE 4.3 – Performances de l'algorithme A*

Cas d'étude	$N_{iter,max}$	$T_{opt,max}$
Autoroute>périphérique>urbain (72km, 21 segments, SoE :100%)	210	10.6s
Autoroute>périphérique>urbain (72km, 21 segments, SoE :100%, ZE)	478	24s
Autoroute>périphérique>urbain (72km, 21 segments, SoE :50%)	167	8.4s
Autoroute>périphérique>urbain (72km, 21 segments, SoE :50%, ZE)	536	26.9s
Morvan : départementale vallonnée (74km, 38 segments, SoE :100%)	232	11.7s
Morvan : départementale vallonnée (74km, 38 segments, SoE :50%)	318	16s
Autoroute>Alpes d'Huez (71km, 21 segments, SoE :100%)	502	25.2s
Autoroute>Alpes d'Huez (71km, 21 segments, SoE :50%)	80	4.1s

dimensionnement du système. Il est compliqué de générer le pire scénario en termes de temps de calcul, c'est pourquoi il est nécessaire de prendre une marge en termes de dimensionnement. Si le nombre d'itérations devient critique durant le calcul, il est possible, en dernier recours, d'accélérer la convergence de l'algorithme en basculant d'une recherche A* du type « best-first » (littéralement : le meilleur en premier) à une recherche « depth-first » (parcours en profondeur). Cette bascule permet d'améliorer les chances de trouver une solution. Celle-ci entraînera cependant une sur-consommation de carburant.

4.9 Conclusion

Cet ultime chapitre a permis d'exposer la méthodologie utilisée pour le développement d'un système d'optimisation de la trajectoire de décharge de la batterie de traction d'un PHEV sur un trajet de plusieurs dizaines de kilomètres. Notre système se base sur la description de la route fournie par le système de navigation pour maximiser l'efficacité énergétique du véhicule. La contrainte d'embarquabilité du système dans le calculateur moteur du véhicule nous a poussé à simplifier la modélisation énergétique et à choisir un algorithme capable de s'exécuter dans un environnement avec des ressources mémoire limitées.

Dans un premier temps, un processus de segmentation du trajet basé sur les données fournies par le système navigation a été présenté. Le but est de décrire la route sous la forme de segments où chacun décrit une séquence de roulage réalisée dans des conditions homogènes (type de route, vitesse et pente). Cette segmentation permet de passer d'objets cartographiques, souvent très petit, à des segments de route plus significatifs d'un point de vue énergétique pour un PHEV, réduisant par la même occasion le flux de données qui transite entre le système de navigation et le calculateur moteur.

Le second levier de simplification est celui de la modélisation énergétique. Pour chaque segment de la route calculée, une relation entre la variation d'énergie électrique et la consommation thermique est estimée. Cette relation donne des valeurs moyennes de consommation au kilomètre. Nous l'avons formalisée par une fonction quadratique, en nous basant sur une étude réalisée sur une base de roulages simulés en programmation dynamique pour évaluer toutes les stratégies de commandes optimales possibles. Afin d'estimer les coefficients de la relation quadratique, une étude statistique a été réalisée pour mettre en évidence les attributs du roulage qui ont le plus d'impact sur la consommation énergétique d'un PHEV. Ces attributs identifiés sont les données de vitesse (limite, moyenne et info trafic) et la variation d'énergie cinétique en accélération du véhicule. Cette dernière est liée au style de conduite du conducteur et sera mesurée pendant le roulage, tandis que les données de vitesse seront fournies par le système de navigation. Le modèle proposé permet de prendre en compte l'impact de la pente du segment de route et de la consommation électrique des systèmes auxiliaires à travers un mécanisme de correction spécifique. Notre modélisation dépend ainsi de tous les facteurs principaux qui impactent la consommation énergétique du PHEV étudié.

La formalisation simplifiée du problème a permis de tester différents algorithmes d'optimisation : la programmation dynamique, la programmation quadratique et l'algorithme heuristique A^* . Chaque approche a ses avantages et ses inconvénients. Le choix final d'implémentation a été fait en tenant compte des contraintes d'embarquabilité sur le calculateur moteur. Le temps d'exécution n'est pas un point bloquant pour notre problématique car la durée globale du trajet est telle que l'on peut se permettre une à deux minutes de calcul. De plus, notre processus de mise à jour périodique est transparent, le système exploite la précédente trajectoire optimale tant que la nouvelle n'est pas disponible. C'est l'occupation mémoire qui est critique. L'algorithme A^* a été retenu car il permet de maîtriser au mieux la consommation de mémoire. Une heuristique simple à calculer a été implémentée et permet un temps de convergence de l'ordre de 30s pour un trajet de 70km.

Pour des trajets où la stratégie de gestion d'énergie classique de décharge suivie du maintien de l'état de charge n'est pas adaptée, notre stratégie optimisée permet d'obtenir de bons résultats de consommation avec des gains de 5% en moyenne. De plus, la prise en compte de la contrainte de roulage en mode EV dans des zones urbaines permettrait à un PHEV, équipé de notre système, d'effectuer la traversée sans émettre de particules sans solliciter sa chaîne de traction thermique. À l'inverse, pour les trajets où une stratégie qui décharge d'abord la batterie est favorable, notre système d'optimisation n'apporte que peu voire pas de gain de consommation de carburant. Dans le cas d'une utilisation quotidienne, sur un aller-retour, notre stratégie sera plus efficace sur au moins un des deux trajets.

Chapitre 5

Conclusion générale et perspectives

L'optimisation énergétique du fonctionnement d'un GMP hybride est une problématique complexe qui peut être traitée à différents niveaux de granularité. Le niveau le plus spécifique est la conception et le dimensionnement de ces organes (moteur, machine, batterie, etc.). Le niveau intermédiaire est celui de la commande de ces organes pour répondre à la demande instantanée de puissance. Le niveau supérieur est un niveau de supervision dans lequel une stratégie de gestion des énergies embarquées est définie en fonction du parcours que va effectuer le véhicule. On peut évidemment élargir ce raisonnement, en considérant le véhicule dans son environnement, avec une gestion énergétique globale de la flotte et de son interaction avec le réseau électrique et les infrastructures.

Les travaux de cette thèse se sont focalisés sur le niveau dit de supervision d'un véhicule hybride, plus précisément sur le cas d'un PHEV. Celui-ci embarque une batterie de plus grande capacité que celle d'un HEV conventionnel, lui permettant de rouler jusqu'à 50km en mode tout électrique (mode VE). Il dispose également d'un chargeur qui permet de restaurer l'énergie électrique depuis le réseau de distribution. Les trajets courts, c'est-à-dire dont la longueur est inférieure à l'autonomie VE du véhicule, sont intégralement réalisés en mode VE et ne nécessitent pas le calcul d'une stratégie de gestion des deux sources d'énergie. Cette capacité de batterie supérieure implique qu'un algorithme de supervision doit être capable de traiter des parcours de plusieurs dizaines de kilomètres, au-delà de l'autonomie VE du véhicule, en un seul calcul. Une autre contrainte supplémentaire de nos travaux était de développer une solution entièrement embarquable dans le véhicule. Cela implique la prise en compte des limitations matérielles des calculateurs embarqués. Cette contrainte a été cruciale dans le choix de la solution finale.

Il est possible de diviser les travaux réalisés ici en quatre parties. La première partie concerne la génération d'une base de roulages géolocalisés suffisamment exhaustive pour couvrir un large éventail de situations de roulage et de styles de conduite différents. L'information de géolocalisation est importante car elle a permis, dans la seconde partie des travaux, d'enrichir la base avec des informations récupérées à partir d'une base cartographique dédiée au routage automobile, ce qui a permis d'établir un contexte (type de route, vitesse limite, pente, ...) pour chaque instant du trajet. Dans la troisième partie, c'est la problématique de simplification du problème qui a été abordée tant du point de vue de la représentation du trajet que des modèles de consommation énergétique. Cela a permis de reformuler de manière simplifiée le problème d'optimisation. La quatrième et dernière partie était dédiée au choix puis au développement d'un algorithme d'optimisation capable, dans un délai raisonnable et avec un faible besoin de ressources matérielles, de résoudre le problème

d'optimisation simplifié.

La simplification du problème d'optimisation global est la principale contribution de cette thèse. Elle s'est focalisée sur les aspects de la description de la route et de la formalisation simple d'un modèle de consommation d'énergie moyenne du PHEV sur un tronçon de route. Notre approche se distingue par le fait qu'elle permet d'inclure, dans un seul modèle, la prise en compte de la vitesse, du style de conduite, de la pente et de la consommation électrique des auxiliaires, qui sont les sources principales de dépense énergétique du véhicule.

Le premier effort de simplification a consisté à représenter le profil de mission du véhicule par une succession de segments de route. Afin de réduire la perte d'information induite par cette démarche, la segmentation est faite de telle sorte que chaque segment encapsule une phase de roulage dans laquelle les caractéristiques du segment (vitesse moyenne, vitesse limite et pente) varient très peu. Dans notre approche, cette segmentation est réalisée à l'aide des données de la route fournies par le système de navigation. Le passage à une description de la route sous forme de segments entraîne une perte d'information, particulièrement pour les segments sur lesquels la vitesse n'est en réalité pas homogène (présence de ronds-points, rampes d'accès à l'autoroute, ...). Cette perte d'information n'est pas dommageable pour un PHEV car la capacité de la batterie est telle qu'elle permet de récupérer l'énergie de tous les événements de freinage ou de fournir de l'assistance électrique pour les accélérations. Le système SGFP temps-réel a alors la capacité pour faire face à ces variations de vitesse et, si besoin, corriger plus tard la gestion d'énergie sans dégrader les performances du véhicule. Avec notre approche, la stratégie d'optimisation se focalise sur des séquences de roulage relativement longues.

Le deuxième effort de simplification s'est concentré sur la modélisation de la consommation énergétique du PHEV. Avec une description de la route en segments, qui n'inclut pas d'information instantanée, il n'est possible d'avoir qu'une modélisation moyenne de la consommation énergétique. Pour un PHEV, elle ne peut se résumer à une consommation unique d'électricité ou de carburant, les deux étant liés. Cette relation dépend de la commande de répartition des flux de puissance appliquée par le système SGFP à chaque instant de roulage sur le segment de route. Afin d'obtenir une relation qui considère toutes les répartitions de puissance possibles et qui soit, en plus, proche du comportement optimisé fourni par le SGFP, nous avons utilisé la programmation dynamique sur tous les segments de roulage de notre base. Une relation de forme quadratique entre la variation d'énergie électrique et la consommation de carburant a été définie. Les coefficients de cette relation, pour chaque segment de route, sont déterminés par estimation à partir des données fournies

par le système de navigation et des mesures effectuées durant le roulage. Les variables pertinentes pour effectuer ces estimations ont été déterminées par une analyse statistique de corrélation. La redondance qui existe entre les données de navigation a été utilisée pour rendre l'estimation plus robuste en palliant à l'absence éventuelle de données.

Notre implémentation de l'algorithme A* permet de résoudre le problème d'optimisation global dans un temps de l'ordre de la minute pour un trajet de 100km. Cette durée est jugée acceptable compte tenu de la durée globale du trajet. De plus, l'optimisation du codage des variables utilisées permet de réduire la taille mémoire nécessaire au calcul. La solution est par conséquent implémentable dans le calculateur moteur avec toutes les autres fonctions embarquées.

Le système SGEE développé permet de réduire la consommation globale sur le trajet du véhicule. Les performances dépendent de la typologie (enchaînement de type de segment de route et de pente) et de la longueur du trajet. Notre stratégie est globalement la plus performante lorsqu'il est plus intéressant d'utiliser de l'énergie électrique en fin de trajet (arrivée en zone urbaine, trajet en montagne). Les gains peuvent atteindre jusqu'à 8% pour une berline. Notre système permet, en plus, la prise en compte des zones de roulage réglementées (interdites aux véhicules polluants). La gestion de cette contrainte faite par l'algorithme A* permet au véhicule PHEV de traverser ces zones en utilisant uniquement l'énergie électrique tout en minimisant la consommation globale de carburant.

La méthodologie développée dans nos travaux étant assez complexe, la répéter pour chaque nouveau projet de véhicule PHEV n'est pas une solution viable à l'échelle d'un constructeur qui dispose d'une large gamme de véhicules. De plus, l'évolution des contraintes d'agrément de conduite durant le développement du véhicule peut causer des écarts non négligeables entre les modèles implémentés et la réalité observée. Il est donc important de développer une méthodologie de mise au point permettant d'adapter les coefficients du modèle énergétique simplifié du système SGEE aux caractéristiques finales du véhicule. Pour cela, on pourrait, par exemple, penser une procédure de mesure sur un banc moteur durant laquelle un ensemble restreint de micro-trajets serait réalisé avec des profils différents de décharge et de charge de la batterie. Pour chaque profil, la mesure de la consommation de carburant et de la variation d'énergie électrique permettrait de calibrer les modèles du système SGEE.

La prise en compte de la consommation électrique des systèmes auxiliaires a également été traitée. Une mesure de sa valeur moyenne sur un horizon

court est intégrée dans notre stratégie d'optimisation globale. Cette mesure n'est cependant correcte qu'en régime établi : les phases transitoires d'allumage de la climatisation ou du chauffage peuvent entraîner une surestimation de la consommation auxiliaire sur la suite du trajet. L'intégration d'une modélisation prédictive du profil de consommation auxiliaire liée au chauffage de l'habitacle permettrait d'améliorer la robustesse et les performances de l'optimisation globale. La gain d'une telle amélioration reste toutefois à estimer.

Annexe A

Les cycles de roulage

Cette annexe est dédiée à la présentation des différents cycles de test qui sont référencés dans ce manuscrit. Ces cycles sont utilisés en simulation et en test réalisé sur un banc à rouleaux. Ils permettent d'évaluer les émissions de polluant, la consommation de carburant et l'autonomie en électrique des véhicules.

A.1 Cycles ARTEMIS

Les cycles ARTEMIS ont été développés dans le cadre du projet européen du même nom. Ils sont basés sur une étude statistique réalisée sur des enregistrements de roulage en Europe. Ils ne sont pas utilisés pour homologuer les véhicules, cependant, ils sont utilisés par les constructeurs automobile pour évaluer leurs véhicules en condition réelles.

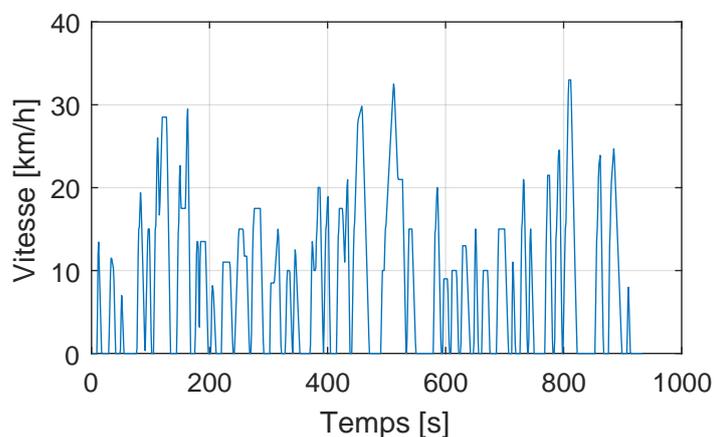


FIGURE A.1 – Cycles ARTEMIS Embouteillage

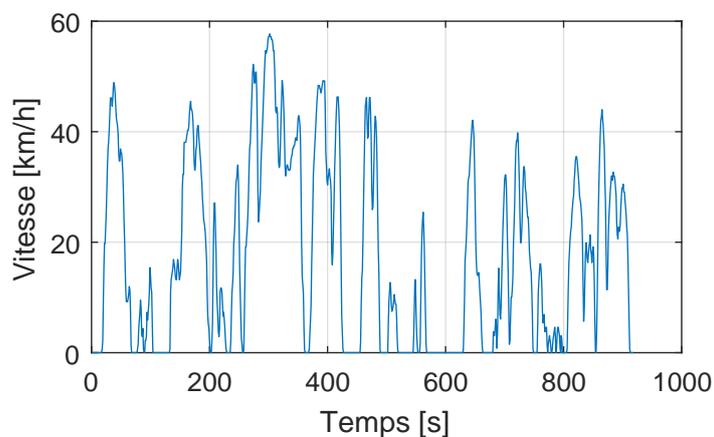


FIGURE A.2 – Cycles ARTEMIS Urbain

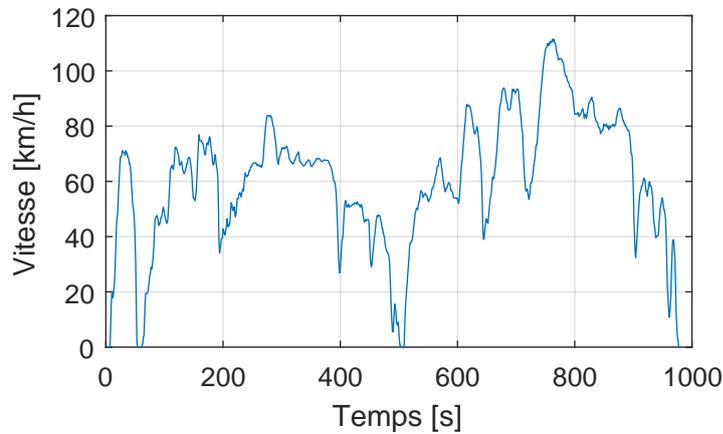


FIGURE A.3 – Cycles ARTEMIS Extra-Urbain

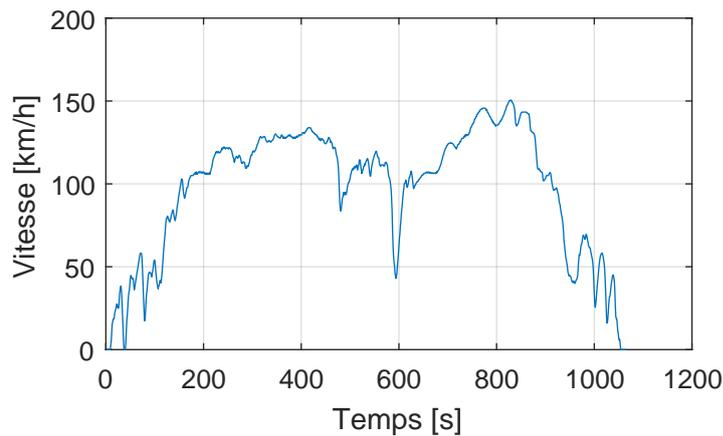


FIGURE A.4 – Cycles ARTEMIS Autoroute

A.2 Cycles WLTC

Dans le cadre de l'harmonisation à l'échelle mondiale de la procédure d'homologation des véhicules (WLTP), le cycle de test WLTC a été développé par un groupe d'expert européens, japonais et indiens à l'aide d'une méthodologie similaire à celle utilisée pour les cycles ARTEMIS. Il est prévu que ce cycle remplace le cycle NEDC dans le cadre de la norme Euro 6c.

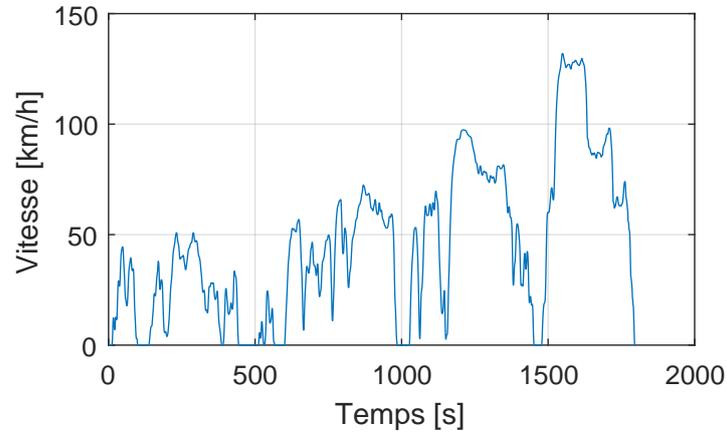


FIGURE A.5 – Cycles WLTC

A.3 Cycles NEDC

Le cycle NEDC, mis à jour 1997, a été développé pour l'homologation des véhicules en Europe. Il est censé fournir un usage représentatif des véhicules en Europe. Or, sa composition basée sur une série de séquences constantes d'accélération, de décélération et de paliers de vitesse est critiquée. En effet, il est très difficile à un conducteur fondu dans le trafic automobile de reproduire les scores obtenus avec ce cycle. Il sera remplacé dans la norme Euro 6c par le cycle WLTC.

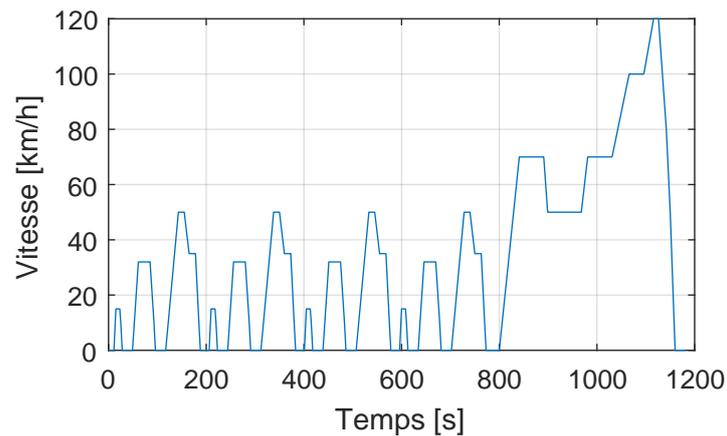


FIGURE A.6 – Cycles NEDC

Annexe B

Liste des variables de la base de caractéristiques

ANNEXE B. LISTE DES VARIABLES DE LA BASE DE CARACTÉRISTIQUES

Ce tableau liste l'intégralité des caractéristiques calculées pour chaque micro-trajet de la base de roulage segmentée.

Nom de la variable	Description
SEG_length_km	Longueur du tronçon de route
SEG_MeanSlope_pr	Pente moyenne sur le tronçon en %
SEG_FunctionalClass	Classe fonctionnelle du tronçon (HERE)
SEG_SpeedCategory	Catégorie de vitesse du tronçon (HERE)
SEG_SpeedLimit	Vitesse limite sur le tronçon en km/h
SEG_AverageTrafficSpeed	Vitesse moyenne du trafic en km/h en fonction du jour et de l'heure
SEG_AverageTrafficSpeedCategory	Catégorisation de la variable précédente dans des intervalles de 20km/h
SEG_GlobalAverageSpeed	Vitesse moyenne globale sur le tronçon en km/h
SEG_LaneCategory	Classification du type de voie (HERE)
SEG_NumberOfLanes	Nombre de voies sur le sens de parcours
SEG_Nb_Stops_per_km	Nombre de stops par km sur le tronçon
SEG_Nb_TrafficSignal_per_km	Nombre de feux de signalisation par km sur le tronçon
SEG_Nb_Junction_per_km	Nombre d'intersections par km sur le tronçon
SEG_Nb_PedestrianCrossing_per_km	Nombre de passages piétons par km sur le tronçon
SEG_Nb_Roundabout_per_km	Nombre de rond-points par km sur le tronçon
MT_V_AVG_kmh	Vitesse moyenne mesurée en km/h
MT_V_STD_kmh	Écart type de la vitesse moyenne mesurée
MT_V_MAX_kmh	Vitesse maximale mesurée
MT_VR_AVG_kmh	Vitesse moyenne mesurée hors arrêts
MT_VR_STD_kmh	Écart type de la vitesse moyenne hors arrêts
MT_Acc_AVG_ms2	Accélération moyenne mesurée
MT_Acc_STD_ms2	Écart type de l'accélération moyenne mesurée
MT_Acc_MAX_ms2	Accélération maximale mesurée
MT_Acc_MED_ms2	Accélération médiane mesurée
MT_Dec_AVG_ms2	Décélération moyenne mesurée
MT_Dec_STD_ms2	Écart type de la décélération mesurée
MT_Dec_MAX_ms2	Décélération maximale mesurée
MT_Dec_MED_ms2	Décélération médiane mesurée
MT_Jerk_AVG_ms3	à-coup (Dérivée de l'accélération) moyen mesure
MT_Jerk_STD_ms3	Écart type de l'à-coup

MT_Jerk_RATIO	Écart type de l'à-coup divise par sa valeur moyenne
MT_RPA_ms2	Relative Positive Accélération proposée dans [19]. Elle est donnée par $\frac{1}{x} \int va^+$ (ou x représente la distance totale)
MT_RNA_ms2	Basée sur la variable précédente mais pour le cas des décélérations a^-
MT_PKE_ms2	Positive Kinetic Energy. Utilisée dans [19]. Elle est donnée par $PKE = \frac{\sum(v_f^2 - v_i^2)}{x}$ quand $\frac{dv}{dt} > 0$
MT_NKE_ms2	Basée sur la variable précédente mais pour les décélérations quand $\frac{dv}{dt} < 0$
MT_ENG_BRAKE_TIME_pr	Pourcentage de temps en frein moteur
MT_STOP_pr	Pourcentage de temps passe a l'arrêt
MT_Nb_STOP_per_km	Nombre d'arrêts par km
MT_STOP_DURATION_AVG_s	Durée moyenne des arrêts
MT_DS_Alpha_Pedal_HL_Ratio	Rapport de la puissance moyenne par bande calculée a partir du signal de l'appui pédale
MT_DS_Alpha_Pedal_Energy	Énergie du signal de l'appui pédale
MT_DS_Acceleration_Indicator	Score moyen donne par la fonction EcoScoring Renault
MT_SAFD_ii_jj	Fréquence normalisée du nombre d'échantillons appartenant a l'intervalle défini de vitesse et d'accélération. Les intervalles de vitesses sont : [0,20,40,60,80,100,120,140,160,Inf]. Les intervalles d'accélérations sont : [-Inf,-3,-2.5,-2,-1.5,-0.6,-0.2,0.2,0.6,1.5,2,2.5,3,Inf].
FCC_NoSlope_SecondOrder_Wh_PSI2	Valeur du terme quadratique du modèle de la CCE
FCC_NoSlope_SecondOrder_Wh_PSI1	Valeur du terme linéaire du modèle de la CCE
FCC_NoSlope_SecondOrder_Wh_PSI0	Valeur du terme constant du modèle de la CCE
FCC_NoSlope_Delta_SoE_min_Wh_Km	Valeur de décharge maximale de la batterie sur le tronçon
FCC_NoSlope_Delta_SoE_max_Wh_Km	Valeur de recharge maximale de la batterie sur le tronçon
FCC_CSFC_AVG_f_VR_AVG_1_km	Valeur du modèle de consommation moyenne de carburant en fonction de la vitesse moyenne hors arrêts

ANNEXE B. LISTE DES VARIABLES DE LA BASE DE
CARACTÉRISTIQUES

FCC_CSFC_Delta_1_km	Valeur de l'écart entre la consommation mesurée sur le tronçon et la valeur retournée par le modèle de consommation moyenne pour la même vitesse moyenne hors arrêts
---------------------	--

Bibliographie

- [1] Hasan Alipour and Behzad Asaei. A heuristic power management strategy for plug-in hybrid electric vehicles. *2011 2nd International Conference on Electric Power and Energy Conversion Systems EPECS*, pages 1–6, 2011.
- [2] D Ambuhl and L Guzzella. Predictive Reference Signal Generator for Hybrid Electric Vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 58(9) :4730–4740, 11 2009.
- [3] M André. The ARTEMIS European driving cycles for measuring car pollutant emissions. *Science of the total Environment*, 2004.
- [4] Michel André. Driving Cycles Development : Characterization of the Methods. 5 1996.
- [5] Anup Et Al. Bandivadekar. *On the Road in 2035 - Reducing transportation's petroleum consumption and GHG emissions*. Number July. 2008.
- [6] Stéphane Barbusse and Laurent Gagnepain. Automobile Air-conditioning Its Energy and Environmental Impact. Technical report, 2003.
- [7] R. Bellman and S. Dreyfus. *Applied Dynamic Programming*. Princeton University Press, 1962.
- [8] Richard Ernest Bellman. *Dynamic Programming*. Princeton University Press, 1957.
- [9] Justin D.K. Bishop, Colin J. Axon, and Malcolm D. McCulloch. A robust, data-driven methodology for real-world driving cycle development. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 17(5) :389–397, 7 2012.
- [10] BMW. L'efficience sur la nouvelle BMW ActiveHybrid 3, 2011.
- [11] P Caratozzolo, M Serra, and J Riera. Energy management strategies for hybrid electric vehicles. *IEEE International Electric Machines and Drives Conference 2003 IEMDC03*, 1 :241–248, 2003.
- [12] Alexandre Chasse, Philippe Pognant-Gros, and Antonio Sciarretta. Online Implementation of an Optimal Supervisory Control for a Parallel Hybrid Powertrain. *SAE International Journal of Engines*, 2(1) :2009–01, 6 2009.
- [13] John Chiasson. *Modeling and High-Performance Control of Electric Machines*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA, 2005.

- [14] Z Dai, D Niemeier, and D Eisinger. Driving Cycles : A New Cycle-Building Method that Better Represents Real World Emissions. *Department of Civil Environmental Engineering University*, 2008.
- [15] M Debert. *Stratégies optimales multi-critères, prédictives, temps réel de gestion des flux d'énergie thermique et électrique dans un véhicule hybride*. PhD thesis, Université d'Orléans, 2011.
- [16] Maxime Debert, Guillaume Colin, Yann Chamaillard, Lino Guzzella, Ahmed Ketfi-Cherif, and Benoit Bellicaud. Predictive energy management for hybrid electric vehicles -Prediction horizon and battery capacity sensitivity. In *IFAC Symposium Advances in Automotive Control*, Munich, Germany, 2010.
- [17] Yoshitaka Deguchi, Kouichi Kuroda, Makoto Shouji, and Taketoshi Kawabe. HEV Charge / Discharge Control System Based on Navigation Information. In *Convergence International Congress & Exposition On Transportation Electronics*, volume 1, 2004.
- [18] EW Dijkstra. A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische mathematik*, 1959.
- [19] Eva Ericsson. Variability in urban driving patterns. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 5(5) :337–354, 9 2000.
- [20] Eva Ericsson. Independent driving pattern factors and their influence on fuel-use and exhaust emission factors. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 6(5) :325–345, 9 2001.
- [21] United Nations Economic Commission for Europe. Directive 2007/46/EC establishing a framework for the approval of motor vehicles and their trailers, and of systems, components and separate technical units intended for such vehicles. Technical Report L263, 2007.
- [22] Bill Fleming. Microcontroller Units in Automobiles. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 6(3) :4–8, 9 2011.
- [23] Parthasarathy M Gomadam, John W Weidner, Roger A Dougal, and Ralph E White. Mathematical modeling of lithium-ion and nickel battery systems. *Journal of Power Sources*, 110(2) :267–284, 8 2002.
- [24] Qiuming Gong, Yaoyu Li, and Zhong-Ren Peng. Trip Based Power Management of Plug-in Hybrid Electric Vehicle with Two-Scale Dynamic Programming. In *2007 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, pages 12–19. IEEE, 9 2007.
- [25] Theodoros Grigoratos and Giorgio Martini. Brake wear particle emissions : a review. *Environmental Science and Pollution Research*, 22(4) :2491–2504, 2 2015.
- [26] C. Guardiola, B. Pla, S. Onori, and G. Rizzoni. Insight into the HEV/PHEV optimal control solution based on a new tuning method. *Control Engineering Practice*, 29 :247–252, 2014.

-
- [27] Lino Guzzella and Christopher H. Onder. *Introduction to Modeling and Control of Internal Combustion Engine Systems*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2010.
- [28] Lino Guzzella and Antonio Sciarretta. *Vehicle Propulsion Systems*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2nd edition, 2007.
- [29] HERE. HERE API Documentations, 2014.
- [30] J.B. Heywood. *Internal combustion engines fundamentals*. New York, 1988.
- [31] Xiaosong Hu, Shengbo Li, and Huei Peng. A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries. *Journal of Power Sources*, 198(March 2016) :359–367, 1 2012.
- [32] W.T. Hung, H.Y. Tong, C.P. Lee, K. Ha, and L.Y. Pao. Development of a practical driving cycle construction methodology : A case study in Hong Kong. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 12(2) :115–128, 3 2007.
- [33] IEA. *World Energy Balances 2016*. World Energy Balances. IEA, 8 2016.
- [34] International Energy Agency. Global EV Outlook 2016 Electric Vehicles Initiative. Technical report, International Energy Agency, 2016.
- [35] International Energy Agency (IEA). Technology roadmap : Electric and plug-in hybrid electric vehicles. Technical Report June, 2011.
- [36] International Energy Agency (IEA). Technology Roadmap : Fuel Economy of Road Vehicles. Technical report, 2011.
- [37] IPCC. *Climate Change 2014 : Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Geneva (Switzerland), 2014.
- [38] Soon-il Jeon, Sung-tae Jo, Yeong-il Park, and Jang-moo Lee. Multi-Mode Driving Control of a Parallel Hybrid Electric Vehicle Using Driving Pattern Recognition. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 124(1) :141, 2002.
- [39] Thijs Van Keulen and Bram De Jager. Energy Management in Hybrid Electric Vehicles : Benefit of Prediction. In *Proceedings of the 6th IFAC Symposium on Advances in Automotive Control (ACC 2010)*, pages 1–6, Munich, Germany, 2010.
- [40] Namwook Kim, Sukwon Cha, and Huei Peng. Optimal Control of Hybrid Electric Vehicles Based on Pontryagin’s Minimum Principle. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19(5) :1279–1287, 9 2011.
- [41] F Kirschbaum, M Back, and M Hart. Determination of the fuel-optimal trajectory for a vehicle along a known route. In *IFAC 15th Triennial World Congress*, Barcelona, Spain, 2002.

- [42] M Koot, JTBA Kessels, B. DeJager, W.P.M.H. Heemels, P.P.J. Vanden-Bosch, and M. Steinbuch. Energy Management Strategies for Vehicular Electric Power Systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 54(3) :771–782, 5 2005.
- [43] RE Kruse and TA Huls. Development for the federal urban driving cycle. *SAE paper*, 1973.
- [44] Viktor Larsson, Lars Johannesson, and Bo Egardt. Analytic Solutions to the Dynamic Programming Subproblem in Hybrid Vehicle Energy Management. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 64(4) :1458–1467, 4 2015.
- [45] Viktor Larsson, Lars Johannesson Mardh, and Bo Egardt. Comparing two approaches to precompute discharge strategies for plug-in hybrid electric vehicles. In *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, volume 7, pages 121–126, 2013.
- [46] Viktor Larsson, Lars Johannesson Mardh, Bo Egardt, and Sten Karlsson. Commuter Route Optimized Energy Management of Hybrid Electric Vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 15(3) :1145–1154, 6 2014.
- [47] Chan-Chiao Lin, Soonil Jeon, Huei Peng, and Jang Moo Lee. Driving Pattern Recognition for Control of Hybrid Electric Trucks. *Vehicle System Dynamics*, 42(1-2) :41–58, 12 2004.
- [48] J Lin and DA Niemeier. An exploratory analysis comparing a stochastic driving cycle to California’s regulatory cycle. *Atmospheric Environment*, 2002.
- [49] Eric Loveday. 2017 MINI Cooper S E Countryman ALL4 Unveiled, 2016.
- [50] Chris Manzie, Prakash Dewangan, Gilles Corde, Olivier Grondin, and Antonio Sciarretta. State of charge management for plug in hybrid electric vehicles with uncertain distance to recharge. In *2013 9th Asian Control Conference (ASCC)*, pages 1–6. IEEE, 6 2013.
- [51] Martin, Sivertsson. Adaptive Control Using Map-Based ECMS for a PHEV. In Paolino, Tona, editor, *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, pages 357–362, 10 2012.
- [52] M Maurin and JP Crauser. The Kinematic Sequences, An ”Atomistic” Approach To Automobile Travel And The Effects Of Traffic. *Recherche Transports Securite*, 1990.
- [53] Mercedes-Benz. Mercedes-Benz C Class : The Formula for Efficiency, 2012.
- [54] Cristian Musardo, Giorgio Rizzoni, Yann Guezennec, and Benedetto Staccia. A-ECMS : An Adaptive Algorithm for Hybrid Electric Vehicle Energy Management. *European Journal of Control*, 11(4-5) :509–524, 1 2005.

-
- [55] MP O’Keefe and T Markel. Dynamic programming applied to investigate energy management strategies for a plug-in HEV. 2006.
- [56] G Paganelli, T M Guerra, S Delprat, J-J Santin, M Delhom, and E Combes. Simulation and assessment of power control strategies for a parallel hybrid car. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D : Journal of Automobile Engineering*, 214(7) :705–717, 1 2000.
- [57] G Pasaoglu, D Fiorello, A Martino, G Scarcella, A Alemanno, A Zubaryeva, and C Thiel. Driving and parking patterns of European car drivers - a mobility survey. Technical report, European Commission, 2012.
- [58] Lev Semenovich Pontriagin. *Mathematical Theory of Optimal Processes*. 1962.
- [59] Friedrich Rabenstein, Manfred Klütting, Dipl Frank Kessler, Jan Kretschmer, Claus-Otto Griebel, and Elmar Hockgeiger. The Full-Hybrid Powertrain of the new BMW ActiveHybrid 5. In *Aachen Colloquium Automobile and Engine Technology*, pages 1–17, Aachen, Germany., 2011.
- [60] SJ Russell, P Norvig, JF Canny, JM Malik, and DD Edwards. *Artificial intelligence : a modern approach*. Prentice hall Englewood Cliffs, 1995.
- [61] N.J. Schouten, M.a. Salman, and N.a. Kheir. Fuzzy logic control for parallel hybrid vehicles. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 10(3) :460–468, 5 2002.
- [62] A. Sciarretta, M. Back, and L. Guzzella. Optimal Control of Parallel Hybrid Electric Vehicles. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 12(3) :352–363, 5 2004.
- [63] Antonio Sciarretta and Lino Guzzella. Control of hybrid electric vehicles. *IEEE Control Systems Magazine*, 27(2) :60–70, 4 2007.
- [64] Antonio Sciarretta, Lino Guzzella, and Michael Back. A real-time optimal control strategy for parallel hybrid vehicles with on-board estimation of the control parameters. In *Proceedings of IFAC symposium on advances in automotive control AAC04*, 2004.
- [65] Lorenzo Serrao, Simona Onori, and Giorgio Rizzoni. ECMS as a realization of Pontryagin’s minimum principle for HEV control. In *2009 American Control Conference*, pages 3964–3969. IEEE, 2009.
- [66] Lorenzo Serrao, Simona Onori, and Giorgio Rizzoni. A Comparative Analysis of Energy Management Strategies for Hybrid Electric Vehicles. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 133(3) :031012, 2011.
- [67] Phillip B. Sharer, Aymeric Rousseau, Dominik Karbowski, and Sylvain Pagerit. Plug-in Hybrid Electric Vehicle Control Strategy : Comparison between EV and Charge-Depleting Options. 4 2008.

- [68] Q Shi, YB Zheng, RS Wang, and YW Li. The study of a new method of driving cycles construction. *Procedia Engineering*, 2011.
- [69] Olle Sundström. *Optimal Control and Design of Hybrid-Electric Vehicles*. PhD thesis, Chalmers University of Technology ZURICH, 2009.
- [70] Edward D Tate and Stephen P Boyd. Finding Ultimate Limits of Performance for Hybrid Electric Vehicles. *SAE Transactions*, 109, 1998.
- [71] John Thomas. Drive Cycle Powertrain Efficiencies and Trends Derived from EPA Vehicle Dynamometer Results. *SAE International Journal of Passenger Cars - Mechanical Systems*, 7(4) :2014–01, 10 2014.
- [72] John Thomas, Shean Huff, and Brian West. Fuel Economy and Emissions Effects of Low Tire Pressure, Open Windows, Roof Top and Hitch-Mounted Cargo, and Trailer. *SAE International Journal of Passenger Cars - Mechanical Systems*, 7(2) :2014–01, 4 2014.
- [73] Laura Tribioli, Michele Barbieri, Roberto Capata, Enrico Sciubba, Elio Jannelli, and Gino Bella. A real time energy management strategy for plug-in hybrid electric vehicles based on optimal control theory. In *Energy Procedia*, volume 45, pages 949–958. Elsevier B.V., 2014.
- [74] P. Tulpule, V. Marano, and G. Rizzoni. Effects of different PHEV control strategies on vehicle performance. *Proceedings of the American Control Conference*, pages 3950–3955, 2009.
- [75] UNFCC (United Nations Framework Convention on Climate Change). Adoption of the Paris agreement, 2015.
- [76] Harry Charles Watson. *Vehicle driving patterns and measurement methods for energy and emissions assessment*. Australian Government Publishing Service, Canberra, 1978.
- [77] JS Won and Reza Langari. Intelligent energy management agent for a parallel hybrid vehicle-part II : torque distribution, charge sustenance strategies, and performance results. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 54(3) :935–953, 2005.
- [78] Z Xiao, Z Dui-Jia, and S Jun-Min. A Synthesis of Methodologies and Practices for Developing Driving Cycles. *Energy Procedia*, 2012.