

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE
Faculté de génie
Département de génie électrique et de génie informatique

SYSTÈME DE GESTION D'ÉNERGIE D'UN VÉHICULE ÉLECTRIQUE HYBRIDE RECHARGEABLE À TROIS ROUES

Thèse de doctorat
Spécialité : Génie Électrique

Nicolas DENIS

Jury : Maxime R. DUBOIS (directeur)
Alain DESROCHERS
Loïc BOULON
Christian GAGNÉ

À mes parents et mes deux frères

RÉSUMÉ

Depuis la fin du XX^{ème} siècle, l'augmentation du prix du pétrole brut et les problématiques environnementales poussent l'industrie automobile à développer des technologies plus économes en carburant et générant moins d'émissions de gaz à effet de serre. Parmi ces technologies, les véhicules électriques hybrides constituent une solution viable et performante. En alliant un moteur électrique et un moteur à combustion, ces véhicules possèdent un fort potentiel de réduction de la consommation de carburant sans sacrifier son autonomie. La présence de deux moteurs et de deux sources d'énergie requiert un contrôleur, appelé système de gestion d'énergie, responsable de la commande simultanée des deux moteurs. Les performances du véhicule en matière de consommation dépendent en partie de la conception de ce contrôleur. Les véhicules électriques hybrides rechargeables, plus récents que leur équivalent non rechargeable, se distinguent par l'ajout d'un chargeur interne permettant la recharge de la batterie pendant l'arrêt du véhicule et par conséquent la décharge de celle-ci au cours d'un trajet. Cette particularité ajoute un degré de complexité pour ce qui est de la conception du système de gestion d'énergie. Dans cette thèse, nous proposons un modèle complet du véhicule dédié à la conception du contrôleur. Nous étudions ensuite la dépendance de la commande optimale des deux moteurs par rapport au profil de vitesse suivi au cours d'un trajet ainsi qu'à la quantité d'énergie électrique disponible au début d'un trajet. Cela nous amène à proposer une technique d'auto-apprentissage visant l'amélioration de la stratégie de gestion d'énergie en exploitant un certain nombre de données enregistrées sur les trajets antérieurs. La technique proposée permet l'adaptation de la stratégie de contrôle vis-à-vis du trajet en cours en se basant sur une pseudo-prédiction de la totalité du profil de vitesse. Nous évaluerons les performances de la technique proposée en matière de consommation de carburant en la comparant avec une stratégie optimale bénéficiant de la connaissance exacte du profil de vitesse ainsi qu'avec une stratégie de base utilisée couramment dans l'industrie.

Mots-clés : Véhicule électrique hybride rechargeable, Système de gestion d'énergie, Contrôle optimal, Optimisation méta-heuristique, Apprentissage automatique

ABSTRACT

Since the end of the XXth century, the increase in crude oil price and the environmental concerns lead the automotive industry to develop technologies that can improve fuel savings and decrease greenhouse gases emissions. Among these technologies, the hybrid electric vehicles stand as a reliable and efficient solution. By combining an electrical motor and an internal combustion engine, these vehicles can bring a noticeable improvement in terms of fuel consumption without sacrificing the vehicle autonomy. The two motors and the two energy storage systems require a control unit, called energy management system, which is responsible for the command decision of both motors. The vehicle performances in terms of fuel consumption greatly depend on this control unit. The plug-in hybrid electric vehicles are a more recent technology compared to their non plug-in counterparts. They have an extra internal battery charger that allows the battery to be charged during OFF state, implying a possible discharge during a trip. This particularity adds complexity when it comes to the design of the energy management system. In this thesis, a complete vehicle model is proposed and used for the design of the controller. A study is then carried out to show the dependence between the optimal control of the motors and the speed profile followed during a trip as well as the available electrical energy at the beginning of a trip. According to this study, a self-learning optimization technique that aims at improving the energy management strategy by exploiting some driving data recorded on previous trips is proposed. The technique allows the adaptation of the control strategy to the current trip based on a pseudo-prediction of the total speed profile. Fuel consumption performances for the proposed technique will be evaluated by comparing it with an optimal control strategy that benefits from the exact *a priori* knowledge of the speed profile as well as a basic strategy commonly used in industry.

Key words: Plug-in hybrid electric vehicles, Energy management system, Optimal control, Meta-heuristic optimization, Machine learning

REMERCIEMENTS

Je tiens d'abord et avant tout à remercier sincèrement Pr. Maxime Dubois de m'avoir supervisé pendant toute la durée de mon doctorat. Ses conseils pertinents, sa disponibilité et ses encouragements ont été pour moi un soutien précieux. J'ai pu, grâce à lui, acquérir une première expérience significative dans le domaine de la recherche en général.

Je remercie aussi les étudiants du Centre de Technologies Avancées avec qui je me suis lié d'une amitié sincère. Je n'oublierai pas les bons moments passés car ils ont été un soutien moral important. J'aimerais à ce titre remercier tout particulièrement Renaud Dubé, Maxime Boisvert, Karol Angarita et Thomas Driant qui ont contribué à mes travaux et ont été une source d'inspiration dans mon travail.

Je souhaiterais aussi exprimer ma gratitude envers les ingénieurs Jasmin Rouleau et Ghislain Robert qui m'ont grandement aidé lors de la phase expérimentale de mes travaux.

J'aimerais adresser ma reconnaissance à M. Patrick Quirion (chef de projet) et Pr. Alain Desrochers (directeur des affaires universitaires) pour leur soutien technique et la confiance qu'ils m'ont accordée.

Je remercie aussi chaleureusement ma famille qui, bien qu'étant loin du Québec, n'a cessé de me témoigner son soutien, tant dans les joies que dans les peines.

Finalement, je tiens à remercier Partenariat Automobile Canada ainsi que Bombardier Produits Récréatifs pour le soutien financier apporté, sans lequel rien n'aurait été possible.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	i
ABSTRACT	iii
REMERCIEMENTS	v
TABLE DES MATIÈRES	vii
LISTE DES FIGURES	xi
LISTE DES TABLEAUX	xvii
LISTE DES SYMBOLES	xix
LISTE DES ACRONYMES	xxvii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Mise en contexte	1
1.2 Problématique et objectifs	7
1.3 Contributions originales	11
1.4 Plan du document	12
CHAPITRE 2 DESCRIPTION ET MODÉLISATION DU VEHR À TROIS ROUES	13
2.1 Architecture du véhicule	13
2.2 Modèle mécanique et relation couple/vitesse	17
2.2.1 Résistance au roulement	18
2.2.2 Forces résistives de la transmission	20
2.2.3 Traînée aérodynamique	20
2.2.4 Force due à la pente	22
2.2.5 Équation dynamique inversée	22
2.3 Modèle du moteur à combustion interne	24
2.4 Modèle de la motorisation électrique	27
2.4.1 Machine à pôles lisses sans saturation	29
2.4.2 Machine avec saillance aux pôles	39
2.4.3 Machine avec saturation	41
2.4.4 Choix de modélisation pour le moteur utilisé dans la thèse	44
2.5 Pertes intrinsèques de l'onduleur	44
2.5.1 Pertes en conduction	47

2.5.2	Pertes en commutation.....	50
2.6	Modèle de la batterie	54
2.7	Conclusion	57
CHAPITRE 3	SYSTÈMES DE GESTION D'ÉNERGIE DES VEH ET VEHR : ÉTAT DE L'ART	59
3.1	Stratégies de contrôle basées sur des règles	60
3.1.1	Approche déterministe	60
3.1.2	Approche par logique floue.....	64
3.2	Méthodes d'optimisation globale	67
3.2.1	Optimisation linéaire.....	68
3.2.2	Programmation dynamique	71
3.2.3	Algorithme génétique.....	76
3.2.4	Autres algorithmes	81
3.3	Méthodes d'optimisation locale.....	84
3.3.1	Résolution du problème de minimisation avec consommation équivalente	85
3.3.2	Détermination de la consommation équivalente	86
3.4	Optimisation par approche stochastique.....	89
3.5	Prédiction et reconnaissance du cycle de vitesse.....	91
3.5.1	Prédiction du cycle de vitesse	92
3.5.2	Reconnaissance des conditions de route et du style de conduite	98
3.6	Conclusion	102
CHAPITRE 4	ÉTABLISSEMENT ET OPTIMISATION DES LOIS DE CONTRÔLE. 105	
4.1	Modes de fonctionnement du VEHR à trois roues	106
4.2	Cycles de vitesse normalisés	108
4.3	Performances maximales de la motorisation	111
4.4	Programmation dynamique et analyse de l'optimalité	116
4.4.1	Le processus de résolution en pratique	116
4.4.2	Analyse et observation des résultats optimaux	122
4.5	Établissement de la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » ..	129
4.5.1	Approche par maximisation du rendement du MCI.....	130
4.5.2	Approche par apprentissage supervisé	133

4.5.3	Cartes de contrôle forçant la recharge de la batterie	137
4.6	Établissement de la loi de contrôle de transition de mode.....	139
4.6.1	Définition des paramètres de contrôle	139
4.6.2	Optimisation paramétrique par algorithme génétique	140
4.6.3	Performances de l'optimisation paramétrique.....	141
4.7	Conclusion	153
CHAPITRE 5	ANALYSE DES PERFORMANCES DU SYSTÈME DE GESTION D'ÉNERGIE	157
5.1	Résultats de simulations.....	158
5.1.1	Description de la stratégie déterministe.....	158
5.1.2	Performances de la stratégie de gestion d'énergie munie de la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » issue de l'approche par maximisation du rendement du MCI	160
5.1.3	Performances du système de gestion d'énergie muni de la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » issue de l'approche par apprentissage supervisé	167
5.1.4	Conclusion	174
5.2	Comparaison entre le modèle numérique et le prototype expérimental	175
5.3	Méthode d'auto-apprentissage pour l'utilisation en temps réel.....	187
CHAPITRE 6	CONCLUSION	199
6.1	Résumé des travaux	199
6.2	Contributions originales.....	201
6.3	Recommandations et propositions d'études supplémentaires	202
ANNEXE A	CARACTÉRISTIQUES TECHNIQUES DU VEHR À TROIS ROUES	205
ANNEXE B	VALEURS DES PARAMÈTRES DE CONTRÔLE OPTIMISÉS.....	211
LISTE DES RÉFÉRENCES	225

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1	Prix du baril de pétrole brut	2
Figure 1.2	Ventilation des émissions du Canada, par secteur économique.....	3
Figure 1.3	Quatre architectures communes pour les VEH.....	6
Figure 1.4	VEHR récréatif à trois roues	8
Figure 2.1	Architecture du VEHR à trois roues	14
Figure 2.2	Diagramme des puissances	14
Figure 2.3	Forces s'appliquant sur le véhicule.....	18
Figure 2.4	Déformation du pneu et résistance au roulement.....	19
Figure 2.5	Moments d'inertie de la chaîne transmission du VEHR à trois roues	23
Figure 2.6	Consommation instantanée D_{mci} [g/h] du MCI utilisé dans cette thèse.	25
Figure 2.7	Rendement [%] du MCI utilisé dans cette thèse.	26
Figure 2.8	Chaîne électrique du VEHR à trois roues	28
Figure 2.9	Vue de profil d'une MSAP typique	30
Figure 2.10	Schéma électrique équivalent d'une MSAP.....	30
Figure 2.11	Position des axes d et q par rapport aux aimants	32
Figure 2.12	Diagramme de Fresnel avec $I_d = 0$	35
Figure 2.13	Diagramme de Fresnel lors du fonctionnement en défluxage.....	36
Figure 2.14	Relevé expérimental des pertes fer à vide pour le moteur utilisé dans la thèse ...	38
Figure 2.15	MSAP à pôles lisses et à pôles saillants.....	39
Figure 2.16	Caractéristique du flux de circulation total d'axe q du moteur utilisé dans la thèse	42
Figure 2.17	Caractéristique du flux de circulation total d'axe d du moteur utilisé dans la thèse	43
Figure 2.18	Schéma électrique de l'onduleur utilisé dans cette thèse	45
Figure 2.19	Commande MLI.....	45
Figure 2.20	Caractéristique statique des IGBT de l'onduleur utilisé dans cette thèse.	47
Figure 2.21	Caractéristique statique des diodes de l'onduleur utilisé dans cette thèse.	48
Figure 2.22	Profil de commutation d'un l'IGBT.....	50
Figure 2.23	Profil de commutation d'une diode à l'ouverture	51

Figure 2.24 Énergie dissipée en commutation pour l'IGBT de l'onduleur considéré dans cette thèse.....	52
Figure 2.25 Énergie dissipée en commutation pour la diode de l'onduleur considéré dans cette thèse.....	54
Figure 2.26 Modèle électrique d'une cellule.....	55
Figure 2.27 Modèle global de la batterie.....	56
Figure 3.1 EDC d'un VEHR utilisant une stratégie de contrôle de type déterministe.....	63
Figure 3.2 Classification binaire par approche déterministe.....	65
Figure 3.3 Fonctions et degrés d'appartenance de la logique floue.....	66
Figure 3.4 Deux stratégies de décharge pour un VEHR. Stratégie déterministe classique et stratégie « mixte » obtenue par programmation dynamique.....	75
Figure 3.5 Population initiale de n individus.....	76
Figure 3.6 Reproduction à partir de la population actuelle.....	78
Figure 3.7 Croisement et mutation.....	79
Figure 3.8 Convergence de la population de la 20 ^{ème} à la 40 ^{ème} génération.....	80
Figure 3.9 Estimation du cycle de vitesse via les données GPS.....	93
Figure 3.10 Principe d'un réseau de neurones artificiel.....	94
Figure 3.11 Contrôle adaptatif par reconnaissance des conditions de route.....	98
Figure 3.12 Stratégie de contrôle proposée par Park <i>et al.</i>	100
Figure 4.1 Diagramme des puissances pour le mode « tout électrique ».....	106
Figure 4.2 Diagramme des puissances pour le mode « hybride ».....	107
Figure 4.3 Cycles de vitesse développés par Sierra Research Inc. (1).....	109
Figure 4.4 Cycles de vitesse développés par Sierra Research Inc. (2).....	110
Figure 4.5 Cycles de vitesse FTP-75 et HWFET.....	111
Figure 4.6 Limites mécaniques du moteur électrique utilisé dans cette thèse.....	112
Figure 4.7 Limites sur le couple demandé et courbe du couple de charge à vitesse constante.....	114
Figure 4.8 Initialisation du problème de programmation dynamique.....	120
Figure 4.9 Résultat de l'algorithme PD et chemin optimal.....	120
Figure 4.10 Balayage du domaine des solutions lors d'une itération de l'algorithme PD....	122

Figure 4.11	Évolution optimale de l'état de charge sur « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%, 40% et 50%. Cycle de vitesse « Artère Nv. A-B ».....	123
Figure 4.12	Évolution optimale de l'état de charge pour différents cycles de vitesse avec EDC initial de 30%.....	124
Figure 4.13	Séquence de commande optimale de T_{MCI} et T_{ME} pour « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 40%.....	125
Figure 4.14	Séquence de commande optimale de k et consommation instantanée pour « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 40%	125
Figure 4.15	Rendement du MCI, points de fonctionnements optimaux sélectionnés par l'algorithme PD et courbe d'efficacité maximale.....	126
Figure 4.16	Analyse du choix du mode optimal pour « Artère Nv. A-B » avec un état de charge initial de 30%	127
Figure 4.17	Variation du seuil de transition observé selon les 10 cycles de vitesse de Sierra Research Inc. (EDC initial de 30%)	128
Figure 4.18	Variation du seuil de transition observé selon différentes valeurs d'état de charge initial (cycle de vitesse Artère Nv. A-B)	129
Figure 4.19	Couple demandé et angle de poignée.....	130
Figure 4.20	Carte de contrôle de T_{MCI} [Nm] pour la maximisation du rendement du MCI ..	132
Figure 4.21	Carte de contrôle de k pour la maximisation du rendement du MCI	132
Figure 4.22	Points de fonctionnement du plan couple/vitesse pour lesquels l'algorithme PD a choisi le mode « hybride ».....	134
Figure 4.23	Régression par la méthode k-NN	135
Figure 4.24	Carte de contrôle de T_{MCI} [Nm] par l'approche k-NN	136
Figure 4.25	Carte de contrôle de k par l'approche k-NN	136
Figure 4.26	Carte de contrôle de T_{MCI} [Nm] pour la recharge de la batterie	138
Figure 4.27	Carte de contrôle de k pour la recharge de la batterie	138
Figure 4.28	Croisement aléatoire-heuristique	142
Figure 4.29	Comparaison entre l'optimisation paramétrique 1 et PD sur « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%	143
Figure 4.30	Comparaison entre l'optimisation paramétrique 2 et PD sur « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%	143

Figure 4.31	Comparaison de l'évolution de l'état de charge sur « Artère Nv. A-B » entre PD, optimisation paramétrique 1 et optimisation paramétrique 2.....	144
Figure 4.32	Comparaison des consommations obtenues par optimisation paramétrique et par PD pour les cycles de Sierra Research Inc. avec un EDC initial de 30%.....	145
Figure 4.33	Augmentation de consommation issue de l'optimisation paramétrique par rapport à la consommation minimale pour les cycles de Sierra Research Inc. avec un EDC initial de 30%.....	146
Figure 4.34	Comparaison des consommations obtenues par optimisation paramétrique et par PD pour « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 30%, 40% et 50%.....	146
Figure 4.35	Augmentation de consommation issue de l'optimisation paramétrique par rapport à la consommation minimale pour « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 30%, 40% et 50%.....	147
Figure 4.36	Comparaison entre l'optimisation paramétrique 1 avec contrainte sur le délai et PD pour « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%.....	148
Figure 4.37	Comparaison entre l'optimisation paramétrique 2 avec contrainte sur le délai et PD pour « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%.....	149
Figure 4.38	Comparaison de l'évolution de l'état de charge sur « Artère Nv. A-B » entre PD et optimisation paramétrique 1 et 2 avec contrainte sur le délai.....	150
Figure 4.39	Comparaison des consommations obtenues par optimisation paramétrique avec contrainte sur le délai et par PD pour les cycles de Sierra Research Inc. avec un EDC initial de 30%.....	151
Figure 4.40	Augmentation de consommation issue de l'optimisation paramétrique avec contrainte sur le délai par rapport à la consommation minimale pour les cycles de Sierra Research Inc. avec un EDC initial de 30%.....	151
Figure 4.41	Comparaison des consommations obtenues par optimisation paramétrique avec contrainte sur le délai et par PD pour « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 30%, 40% et 50%.....	152
Figure 4.42	Augmentation de consommation issue de l'optimisation paramétrique avec contrainte sur le délai par rapport à la consommation minimale pour « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 30%, 40% et 50%.....	152
Figure 4.43	Schéma général du système de gestion d'énergie proposé dans cette thèse.....	155

Figure 5.1	Évolution de l'état de charge sur FTP-75 avec EDC initial de 30%.....	161
Figure 5.2	Évolution de l'état de charge sur FTP-75 avec EDC initial de 80%.....	162
Figure 5.3	Évolution de l'état de charge sur HWFET avec EDC initial de 30%.	165
Figure 5.4	Évolution de l'état de charge sur HWFET avec EDC initial de 80%.	166
Figure 5.5	Points de fonctionnement du MCI pour la stratégie déterministe appliquée aux cycles FTP-75 et HWFET avec un EDC initial de 80%.....	167
Figure 5.6	Évolution de l'état de charge sur FTP-75 avec EDC initial de 30%. Programmation dynamique, stratégie munie de la première loi, stratégie munie de la deuxième loi.....	169
Figure 5.7	Évolution de l'état de charge sur FTP-75 avec EDC initial de 80%. Programmation dynamique, stratégie munie de la première loi, stratégie munie de la deuxième loi.....	170
Figure 5.8	Points de fonctionnement du MCI pour la stratégie munie de la première loi et pour la stratégie munie de la deuxième loi sur FTP-75 avec un EDC initial de 30%.	171
Figure 5.9	Évolution de l'état de charge sur HWFET avec EDC initial de 30%. Programmation dynamique, stratégie munie de la première loi, stratégie munie de la deuxième loi.....	172
Figure 5.10	Évolution de l'état de charge sur HWFET avec EDC initial de 80%. Programmation dynamique, stratégie munie de la première loi, stratégie munie de la deuxième loi.....	173
Figure 5.11	Prototype expérimental du VEHR à trois roues.....	175
Figure 5.12	Itinéraire « Labbé ».....	176
Figure 5.13	Cycle de vitesse de l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé ».....	176
Figure 5.14	Comparaison du couple demandé obtenu par simulation et de celui relevé expérimentalement pendant l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé ».....	177
Figure 5.15	Topographie de l'itinéraire « Labbé ».....	178
Figure 5.16	Comparaison du couple demandé obtenu par simulation avec l'information sur la pente et de celui relevé expérimentalement pendant l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé »...	179
Figure 5.17	Couple et vitesse de rotation du MCI relevés lors de l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé »	180

Figure 5.18	Consommation instantanée par simulation et expérimentale pour l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé ».....	180
Figure 5.19	Couple et vitesse de rotation du moteur électrique relevés pendant l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé ».....	182
Figure 5.20	Courant en sortie de la batterie par simulation et expérimental pour l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé ».....	182
Figure 5.21	Évolution de l'état de charge par simulation et expérimental pour l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé ».....	184
Figure 5.22	Relevé expérimentaux de l'état de charge et de la tension de la batterie au cours de l'essai sur autoroute.....	185
Figure 5.23	Limitation du couple régénératif durant l'essai no. 1 sur l'itinéraire « Labbé ». Couple moteur électrique commandé et réellement appliqué.....	186
Figure 5.24	Optimisation par AG pour l'essai no.1 sur « Labbé ». Seuil de couple, couple demandé et couple obtenu par l'AG.....	189
Figure 5.25	Vitesse du véhicule et couple demandé relevés lors de l'essai no. 2 sur l'itinéraire « Labbé ».....	190
Figure 5.26	Évolution de l'état de charge obtenu avec PD et expérimentalement pour l'essai no. 2 sur l'itinéraire « Labbé ».....	190
Figure 5.27	Optimisation par AG pour l'essai no.2 sur « Labbé ». Seuil de couple, couple demandé et couple obtenu par l'AG.....	192
Figure 5.28	Module de reconnaissance pour la méthode d'auto-apprentissage.....	193
Figure 5.29	Vitesse du véhicule et couple demandé relevés lors de l'essai no.3 sur « Labbé ».....	194
Figure 5.30	Cycle détecté par le module de reconnaissance au cours de l'essai no.3 sur l'itinéraire « Labbé ».....	195
Figure 5.31	Évolution de l'état de charge obtenu avec PD et expérimentalement pour l'essai no.3 sur l'itinéraire « Labbé ».....	195

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1	Nomenclature des éléments de la transmission	16
Tableau 4.1	Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG sur « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%.....	144
Tableau 4.2	Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG avec contrainte sur le délai pour « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%	149
Tableau 5.1	Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG sur FTP-75 avec EDC initial de 30%	160
Tableau 5.2	Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG sur FTP-75 avec EDC initial de 80%	162
Tableau 5.3	Comparatif des consommations (en L/100km) sur FTP-75	163
Tableau 5.4	Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG sur HWFET avec EDC initial de 30%	164
Tableau 5.5	Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG sur HWFET avec EDC initial de 80%	165
Tableau 5.6	Comparatif des consommations (en L/100km) sur HWFET	166
Tableau 5.7	Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG muni de la deuxième loi sur FTP-75 avec EDC initial de 30%	168
Tableau 5.8	Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG muni de la deuxième loi sur FTP-75 avec EDC initial de 80%	169
Tableau 5.9	Comparatif des consommations (en L/100km) sur FTP-75 pour les stratégies munies des lois 1 et 2.....	171
Tableau 5.10	Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG muni de la deuxième loi sur HWFET avec EDC initial de 30%.....	172
Tableau 5.11	Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG muni de la deuxième loi sur HWFET avec EDC initial de 80%.....	173
Tableau 5.12	Comparatif des consommations (en L/100km) sur HWFET pour les stratégies munies des lois 1 et 2.....	174
Tableau 5.13	Comparatif de consommation (en L/100km) entre PD, AG, et le contrôleur muni des paramètres a_I , b_I et c_I pour l'essai no. 2 sur l'itinéraire « Labbé ».	191

Tableau 5.14 Comparatif de consommation entre PD et le contrôleur muni des deux jeux de paramètres pour l'essai no.3 sur l'itinéraire « Labbé »	196
Tableau A.1 Éléments de la transmission	205
Tableau A.2 Coefficients de résistance au roulement et comparaison avec la littérature.	206
Tableau A.3 Coefficient de traînée aérodynamique et comparaison avec la littérature.....	207
Tableau A.4 Caractéristiques inertielles.....	207
Tableau A.5 Caractéristiques du MCI.....	208
Tableau A.6 Caractéristiques du moteur électrique	208
Tableau A.7 Caractéristiques des interrupteurs de l'onduleur	209
Tableau A.8 Caractéristiques de la batterie.....	210

LISTE DES SYMBOLES

Symbole	Définition
A	Constante de calcul de la tension à vide d'une cellule de batterie [V]
a	Coefficient d'ordre 2 du seuil de couple [Nm/rpm ²]
A_f	Aire frontale du véhicule [m ²]
B	Constante de calcul de la tension à vide d'une cellule de batterie [A ⁻¹ h ⁻¹]
b	Coefficient d'ordre 1 du seuil de couple [Nm/rpm]
c	Coefficient d'ordre 0 du seuil de couple [Nm]
c_1, c_2, c_3	Commandes des IGBT de l'onduleur [adim.]
C_d	Coefficient aérodynamique [adim.]
d_a	Rapport cyclique de commande des IGBT de la phase a [adim.]
D_{eq}	Consommation équivalente du problème d'optimisation locale [g/h]
D_{mci}	Consommation instantanée de carburant [g/h]
dt	Petit accroissement temporel [s]
dx	Différence de charge de la batterie pendant l'intervalle de temps dt [adim.]
E	Valeur efficace de la force électromotrice du moteur électrique [V]
E_0	Constante de calcul de la tension à vide d'une cellule de batterie [V]
e_a, e_b, e_c	Forces électromotrices des trois phases du moteur électrique [V]
e_{bv}	Rapports de la boîte de vitesse [adim.]
E_{cell}	Tension à vide d'une cellule de batterie [V]
E_d	Énergie dissipée en conduction dans la diode [J]
e_d	Densité énergétique du carburant [MJ/L]
e_{fin}	Rapport engrenage final [adim.]
E_i	Énergie dissipée en conduction dans l'IGBT [J]
e_{me}	Rapport engrenage moteur [adim.]
E_{off}	Énergie dissipée à l'ouverture de l'IGBT [J]
E_{on}	Énergie dissipée à la fermeture de l'IGBT [J]
e_{pr}	Rapport engrenage primaire [adim.]
E_{rec}	Énergie dissipée par recouvrement dans la diode [J]
e_{sec}	Rapport engrenage secondaire [adim.]
EDC	État de charge [%]

EDC_{cib}	État de charge final ciblé [%]
EDC_f	État de charge obtenu à la fin d'un trajet [%]
F_{aero}	Force de traînée aérodynamique [N]
F_d	Fréquence de découpage de l'onduleur [Hz]
f_{fit}	Fonction « fitness » du problème d'optimisation par AG
F_{pent}	Force due à la pente [N]
F_r	Force de résistance au roulement pour une seule roue [N]
f_r	Coefficient de résistance au roulement global [adim.]
f_{r0}, f_{r1}, f_{r2}	Coefficients de résistance au roulement d'ordre 0 [adim.], d'ordre 1 [s/m] et d'ordre 2 [s ² /m ²]
F_{req}	Force de traction requise à la roue arrière [N]
F_{roul}	Force de résistance au roulement totale [N]
g	Constante de la gravité [m/s ²]
H_v	Fonction de Heaviside
I	Courant de phase efficace du moteur électrique [A]
i_a, i_b, i_c	Courants de phase du moteur électrique [A]
I_C	Courant collecteur de l'IGBT [A]
i_{cell}	Courant d'une cellule de batterie [A]
I_{CN}	Courant collecteur nominal de l'IGBT [A]
I_d	Courant d'axe d du moteur électrique [A]
I_F	Courant traversant la diode [A]
I_{FN}	Courant nominal de la diode [A]
I_q	Courant d'axe q du moteur électrique [A]
I_{rr}	Courant de recouvrement de la diode [A]
it	Capacité consommée d'une cellule de batterie [Ah]
J_{glob}	Consommation de carburant totale au cours d'un trajet [g]
J_{glob}^*	Consommation de carburant totale minimum atteignable au cours d'un trajet [g]
J_{loc}	Fonction de coût du problème d'optimisation locale [g/h]
J_{mci}	Moment d'inertie de l'arbre du MCI (incluant les parties qui lui sont reliées) [kg.m ²]
J_{me}	Moment d'inertie de l'arbre du moteur électrique [kg.m ²]
J_{pr}	Moment d'inertie de l'arbre primaire [kg.m ²]
J_{princ}	Moment d'inertie de l'arbre principal [kg.m ²]

J_{roue}	Moment d'inertie de la roue [kg.m ²]
J_{roue_avant}	Moment d'inertie des roues avant [kg.m ²]
J_{sec}	Moment d'inertie de l'arbre secondaire [kg.m ²]
J_{t_c}	Consommation de carburant sur l'intervalle de temps allant d'un instant t_c à l'instant final d'un trajet [g]
$J_{t_c}^*$	Consommation de carburant minimale sur l'intervalle de temps allant d'un instant t_c à l'instant final d'un trajet [g]
J_{tot}	Moment d'inertie total des parties tournantes ramené à la roue arrière [kg.m ²]
J_{trans}	Moment d'inertie de la chaîne de transmission ramené à la roue arrière [kg.m ²]
J_u	Fonction de coût du problème d'optimisation stochastique à horizon infini [g]
K	Constante de calcul de la tension à vide d'une cellule de batterie [V.A ⁻¹ .h ⁻¹]
k	Numéro du rapport de la boîte de vitesse [adim.]
k_1, k_2	Coefficients de correction pour le calcul de it [adim.]
k_3	Coefficient de correction pour le calcul de V_{cell} [V]
K_{adm}	Ensemble des valeurs de k admissibles selon la vitesse du véhicule [adim.]
k^{com}	Numéro du rapport de la boîte de vitesse imposée par la loi de contrôle du partage de puissance en mode hybride [adim.]
K_f	Coefficient des pertes par courants de Foucault dans le moteur électrique [J.s ⁻¹ .V ⁻²]
K_h	Coefficient des pertes par hystérésis dans le moteur électrique [J.rad.s ⁻² .V ⁻²]
k^m	Numéro du rapport de la boîte de vitesse qui maximise la puissance fournie par le MCI [adim.]
k^*	Valeurs optimales de k qui minimisent la consommation de carburant totale au cours d'un cycle de vitesse [adim.]
L	Inductance propre d'une phase du moteur électrique [H]
L_d	Inductance d'axe d du moteur électrique [H]
L_q	Inductance d'axe q du moteur électrique [H]
L_p	Inductance parasite de l'IGBT [H]
L_s	Inductance cyclique du moteur électrique [H]
M	Inductance mutuelle entre deux phases du moteur électrique [H]
m_a	Modulante de la MLI pour la phase a de l'onduleur [adim.]
M_d	Amplitude de la modulante de la MLI [adim.]
M_{eq}	Masse équivalente relative à l'inertie des parties tournantes du véhicule [kg]
M_p	Masse du conducteur [kg]

M_v	Masse du véhicule [kg]
N	Nombre de points du cycle de vitesse discrétisé [adim.]
N_c	Nombre de cellule de la batterie [adim.]
N_{cs}	Nombre de cellule en série de la batterie [adim.]
N_{MCI}	Vitesse de rotation du MCI [rpm]
N_{MCI_max}	Vitesse de rotation maximale du MCI [rpm]
N_{MCI_min}	Vitesse de rotation minimale du MCI [rpm]
N_{ME}	Vitesse de rotation du moteur électrique [rpm]
N_{roue}	Vitesse de rotation de la roue [rpm]
p	Nombre de paires de pôles du moteur électrique [adim.]
P^{acc}	Puissance requise pour l'alimentation des accessoires du véhicule [W]
P_{batt}	Puissance absorbée ou fournie par la batterie [W]
P_c	Puissance absorbée ou fournie par une cellule de la batterie [W]
P_d	Puissance dissipée en conduction dans la diode [W]
P_{elec}	Puissance électrique active injectée dans le moteur électrique [W]
P_{fer}	Pertes fer du moteur électrique [W]
P_{Fouc}	Pertes par courants de Foucault dans le moteur électrique [W]
P_{hys}	Pertes par hystérésis dans le moteur électrique [W]
P_i	Puissance dissipée en conduction dans l'IGBT [W]
P_{jkl}	Ensemble des probabilités de transition d'état pour la chaîne de Markov utilisée dans l'optimisation par approche stochastique [adim.]
P_{MCI}^u	Puissance mécanique utile du MCI [W]
P_{ME}	Puissance mécanique du moteur électrique [W]
P_{ME_min}	Puissance mécanique minimale du moteur électrique [W]
P_{ond}	Puissance absorbée par l'onduleur [W]
P_{rec}	Puissance dissipée par recouvrement dans la diode [W]
P_{req}	Puissance requise à la roue [W]
P_{ryl}	Force exercée par le sol sur la roue [N]
P_{yl}	Composante du poids du véhicule normale au sol [N]
$P_{\theta e}$	Matrice de transformation de Park [adim.]
Q	Capacité d'une cellule de batterie [Ah]
R	Résistance par phase du moteur électrique [Ω]
R_{int}	Résistance interne d'une cellule de batterie [Ω]

R_{roue}	Rayon efficace de la roue [m]
rat_{ray}	Rapport du rayon des roues avant sur le rayon de la roue arrière [adim.]
S_{ch}	Facteur de consommation équivalente dans le cas où la batterie se charge [g/J]
S_{dis}	Facteur de consommation équivalente dans le cas où la batterie se décharge [g/J]
S_{eq}	Facteur de consommation équivalente généralisé [g/J]
s_p	Signal porteur de la MLI [adim.]
t	Variable de temps [s]
t_0	Instant initial du cycle de vitesse discrétisé [s]
T_{32}^t	Matrice de transformation de Concordia [adim.]
T_c	Température de cellule de la batterie [°C]
t_c	Variable de temps liée au cycle de vitesse [s]
T_d	Période de découpage de l'onduleur [s]
T_{em}	Couple électromagnétique du moteur électrique [Nm]
t_f	Temps de descente de l'IGBT [s]
T_{fer}	Couple de freinage dû aux pertes fer [Nm]
t_{final}	Instant final du cycle de vitesse [s]
t_i	Variable de temps liée au cycle de vitesse discrétisé [s]
T_{MCI}	Couple total délivré par le MCI [Nm]
T_{MCI}^{acc}	Fraction de T_{MCI} dédiée à l'alimentation des accessoires [Nm]
T_{MCI}^{com}	Valeur du couple du MCI imposée par la loi de contrôle du partage de puissance en mode hybride [Nm]
T_{MCI}^m	Valeur de T_{MCI} qui maximise la puissance fournie par le MCI [Nm]
T_{MCI_max}	Couple maximum du MCI [Nm]
$T_{MCI_max}^{supp}$	Contrainte de couple maximum du MCI issue des contraintes mécaniques sur le moteur électrique [Nm]
$T_{MCI_min}^{supp}$	Contrainte de couple minimum du MCI issue des contraintes mécaniques sur le moteur électrique [Nm]
T_{MCI}^u	Couple utile du MCI [Nm]
T_{MCI}^*	Valeurs optimales du couple du MCI qui minimisent la consommation de carburant totale au cours d'un cycle de vitesse [Nm]
T_{ME}	Couple mécanique du moteur électrique [Nm]
T_{ME_max}	Couple mécanique maximum du moteur électrique [Nm]
T_{ME_min}	Couple mécanique minimum du moteur électrique [Nm]
t_N	Instant final du cycle de vitesse discrétisé [s]

T_r	Couple de résistance au roulement pour une seule roue [Nm]
t_r	Temps de montée de l'IGBT [s]
T_{req}	Couple requis à la roue [Nm]
t_{rr}	Temps de recouvrement de la diode [s]
T_{seuil}	Seuil de couple pour la gestion de la transition de mode [Nm]
u	Vecteur des variables de contrôle libres du véhicule utilisé dans la méthode d'optimisation stochastique
u^*	Valeurs optimales du vecteur u
u_1, \dots, u_n	Variables de contrôle libres du véhicule
$u_{1,max}, \dots, u_{n,max}$	Bornes maximales sur les variables de contrôle libres
$u_{1,min}, \dots, u_{n,min}$	Bornes minimales sur les variables de contrôle libres
u_1^*, \dots, u_n^*	Valeurs optimales des variables de contrôle libres qui minimisent la fonction de coût d'un problème d'optimisation
V	Tension de phase efficace du moteur électrique [V]
v_a, v_b, v_c	Tensions de phases du moteur électrique [V]
V_{bus}	Tension du bus DC [V]
V_{cc}	Valeur de V_{CE} imposée lors de la caractérisation expérimentale des pertes en commutation dans l'IGBT [V]
V_{CE}	Tension collecteur-émetteur de l'IGBT [V]
V_{CE0}	Tension de seuil de l'IGBT [V]
V_{cell}	Tension d'une cellule de batterie [V]
V_{CEN}	Tension collecteur-émetteur nominale de l'IGBT à l'état passant [V]
V_d	Tension d'axe d du moteur électrique [V]
V_F	Tension aux bornes de la diode [V]
V_{F0}	Tension de seuil de la diode [V]
V_{FN}	Tension nominale aux bornes de la diode à l'état passant [V]
V_q	Tension d'axe q du moteur électrique [V]
v_{vent}	Composante de la vitesse du vent sur l'axe longitudinal du véhicule [m/s]
v_{veh}	Vitesse du véhicule [km/h]
x	Notation de l'état de charge utilisée dans les problèmes d'optimisation [adim.]
X_d	Réactance d'axe d du moteur électrique [Ω]
x_{max}	Borne maximale de l'état de charge [adim.]
x_{min}	Borne minimale de l'état de charge [adim.]
X_q	Réactance d'axe q du moteur électrique [Ω]

X_s	Réactance cyclique du moteur électrique [Ω]
x_s	Vecteur d'état dynamique de la chaîne de Markov utilisée dans l'optimisation par approche stochastique
X_{t_i}	État de la chaîne de Markov utilisée dans l'optimisation par approche stochastique
α	Pente de la route [rad]
α_{EDC}	Facteur de correction de l'état de charge [adim.]
γ	Facteur de pondération de la fonction « fitness » de l'AG
Δa	Distance entre l'axe de la roue et la direction de la force P_{ryl} [m]
ΔEDC	Différence entre l'état de charge initial et l'état de charge final sur un trajet entier [%]
Δ_t	Pas de temps du cycle de vitesse discrétisé [s]
Δx	Différence entre l'état de charge initial et l'état de charge final sur un trajet entier [adim.]
η_{bv}	Rendement boîte de vitesse [adim.]
η_{fin}	Rendement engrenage final [adim.]
η_{MCI}	Rendement du MCI [adim.]
η_{me}	Rendement engrenage moteur [adim.]
η_{pr}	Rendement engrenage primaire [adim.]
η_{sec}	Rendement engrenage secondaire [adim.]
θ_e	Angle électrique du moteur électrique [rad]
θ_{ME}	Angle mécanique du moteur électrique [rad]
λ_s	Facteur de convergence du problème d'optimisation stochastique [adim.]
ρ	Masse volumique du carburant [g/L]
ρ_a	Densité de l'air [kg/m^3]
φ_i	Déphasage du courant de phase du moteur électrique [rad]
φ_v	Déphasage de la tension de phase du moteur électrique [rad]
$\psi_{af}, \psi_{bf}, \psi_{cf}$	Flux de circulation à vide dans les trois phases du moteur électrique [Wb]
ψ_{fm}	Amplitude du flux de circulation à vide [Wb]
ψ_t	Amplitude du flux de circulation total [Wb]
ψ_{td}	Flux de circulation total d'axe d [Wb]
ψ_{tq}	Flux de circulation total d'axe q [Wb]
ω_e	Pulsation électrique du moteur électrique [rad/s]
ω_{ME}	Vitesse de rotation du moteur électrique [rad/s]
ω_{roue}	Vitesse de rotation de la roue [rad/s]

LISTE DES ACRONYMES

Acronyme	Définition
AG	Algorithme Génétique
CA	Courant Alternatif
CAN	Convertisseur Analogique Numérique
CC	Courant Continu
PD	Programmation Dynamique
EDC	État De Charge
EPRI	Electrical Power Research Institute
FTP	Federal Test Procedure
GPS	Global Positioning System
HWFET	Highway Fuel Economy Driving Schedule
IGBT	Insulated Gate Bipolar Transistor
MCC	Moteur à Courant Continu
MCI	Moteur à Combustion Interne
ME	Moteur Électrique
MI	Moteur à Induction
MLI	Modulation à Largeur d'Impulsion
MRV	Moteur à Réductance Variable
MSAP	Machine Synchrone à Aimants Permanents
NRDC	Natural Resources Defense Council
OEP	Optimisation par Essais Particulaires
OPEP	Organisation des Pays Exportateurs de Pétrole
VE	Véhicule Électrique
VEH	Véhicule Électrique Hybride
VEHR	Véhicule Électrique Hybride Rechargeable

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte

Depuis toujours, la majorité de la population éprouve le besoin de se déplacer et au fil des années, les inventeurs rivalisèrent d'ingéniosité afin de trouver des moyens de transport de plus en plus efficaces. Le premier véhicule à moteur est réalisé par Joseph Cugnot en 1770 et utilise une motorisation à vapeur. Mais les véhicules à vapeur s'avèrent très peu efficaces et manquent d'autonomie, l'utilisation du cheval reste une meilleure alternative. En 1860, le français Etienne Lenoir invente le moteur à explosion mais son prototype se révèle gourmand et peu fiable. En 1876, les allemands Gottlieb Daimler, Nikolaus Otto et Wilhelm Maybach conçoivent et réalisent le premier moteur à 4 temps. Même si c'est le français Alphonse Eugène Beau de Rochas qui est reconnu comme l'inventeur du moteur à 4 temps, le moteur allemand connaît un succès sans précédent et se vend par dizaines de milliers. Cependant le moteur à lui seul ne suffit pas et c'est en 1884 que les inventeurs français Edouard Delamare-Deboutteville et Léon Malandin déposent un brevet sur la première voiture fonctionnant grâce à un moteur à explosion [109]. Au début du XX^e siècle la demande s'intensifie, l'industrie automobile américaine entre en jeu et opte pour la production de masse. Par la suite, l'automobile se développe rapidement et prend une place de plus en plus grande dans les sociétés des pays industrialisés, elle change profondément les modes de vie et devient, pour beaucoup, un équipement indispensable. En plus d'améliorer le quotidien, l'automobile devient un symbole de richesse, de distinction sociale et un instrument de loisir.

Néanmoins le développement effréné de l'industrie automobile amène son lot de problèmes. La société devient dépendante de la production mondiale de pétrole et les fluctuations de prix peuvent avoir des conséquences catastrophiques sur l'économie d'un pays. En 1956, le président égyptien Nasser nationalise le canal de Suez pour en obtenir le contrôle, provoquant ainsi un conflit avec les français et les britanniques. Le canal de Suez, voie de transit privilégiée pour le pétrole, est alors bloqué. Les conséquences économiques pour l'Europe sont immédiates. Plus tard, au début des années 70, le pétrole se raréfie aux États-Unis et la production atteint son pic, la fin du système *Bretton Woods* cause une dépréciation du dollar et

les membres de l'OPEP annoncent un embargo sur l'exportation de pétrole vers les pays soutenant Israël dans la guerre du Kippour. La conjonction de ces facteurs provoque l'envol du prix du carburant; c'est le premier choc pétrolier. En 1979 et 1980, la révolution iranienne et la guerre Iran-Irak provoquent une nouvelle baisse de la production mondiale, les prix augmentent et les files d'attente à la station s'allongent; c'est le deuxième choc pétrolier [51].

Ainsi les sources des problèmes liés au pétrole sont diverses. La variabilité de la production et de la consommation peut être liée à différents facteurs. Les pays producteurs réduisent parfois volontairement la production de manière à augmenter artificiellement les prix. Les avancées technologiques peuvent influencer à la fois la production et la consommation. La limitation des ressources naturelles, bien qu'étant une source possible de crise, reste très difficile à estimer et n'a pas été, jusqu'à ce jour, un facteur prépondérant. Certains auteurs dénoncent même un certain « culte du catastrophisme » qui prévoirait la fin du pétrole et le début d'une récession inéluctable [102]. Néanmoins, comme l'illustre la figure 1.1, le prix du baril de pétrole brut connaît une tendance à l'augmentation depuis environ 10 ans. Même si on ne parle pas de choc pétrolier, le problème, à l'heure actuelle, est bien réel.

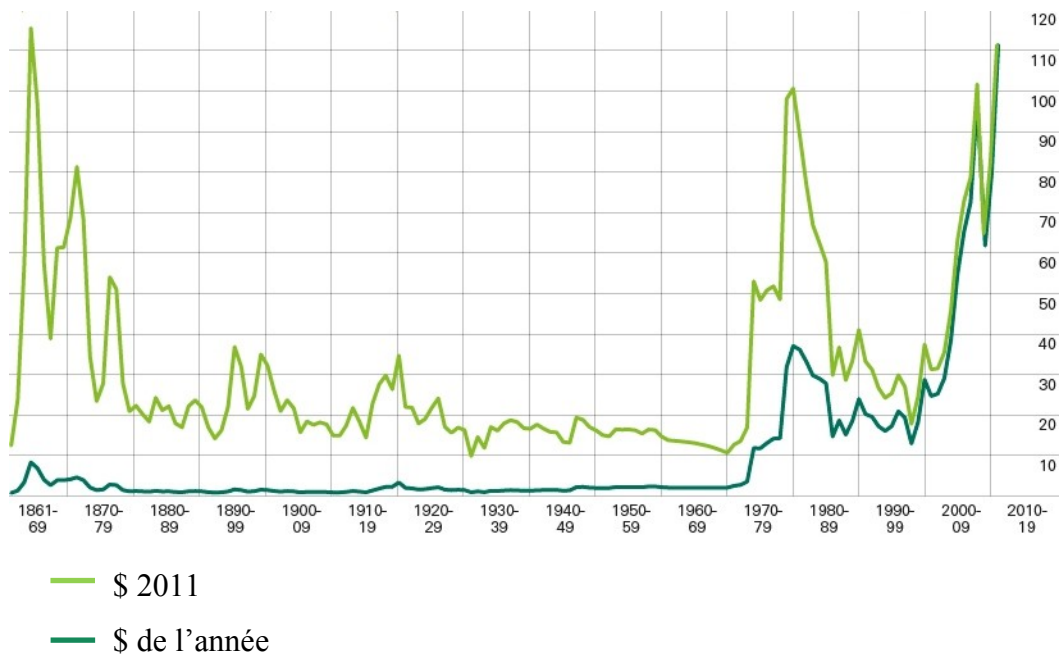


Figure 1.1 Prix du baril de pétrole brut. Source: Statistical Review of World Energy 2012,

<http://www.bp.com>

Un autre problème lié aux transports est l'augmentation des gaz à effets de serre. Là encore, les scénarios catastrophe sont nombreux, le rapport Stern par exemple [104] envisage différents scénarios de réchauffement climatique possibles et fournit une liste des conséquences au niveau climatique et économique pour chacun des scénarios. Ce constat pousse les pays développés et ceux en voie de développement à établir des objectifs précis en termes de réduction d'émissions de gaz à effet de serre. L'Union Européenne par exemple s'engage à réduire ses émissions de 20 % par rapport au niveau de 1990 d'ici 2020 [46]. Les sources de gaz à effet de serre étant nombreuses, les actions possibles sont multiples. Cependant, le secteur des transports est particulièrement mis en cause. Au Canada par exemple ce secteur est responsable de près d'un quart des émissions de gaz à effet de serre comme l'illustre la figure 1.2.

Sur la base de ce constat, le défi à relever est de taille et l'une des solutions envisagées dans le domaine automobile est l'électrification des véhicules. Les premiers véhicules électriques furent développés à la fin du XIX^e siècle et ont été largement utilisés au début du XX^e siècle. En effet, à cette époque, les automobiles munies de moteurs à combustion interne (MCI) étaient relativement peu fiables et devaient être démarrées manuellement. Les véhicules électriques, quant à eux, étaient plus fiables et démarraient instantanément. Néanmoins les

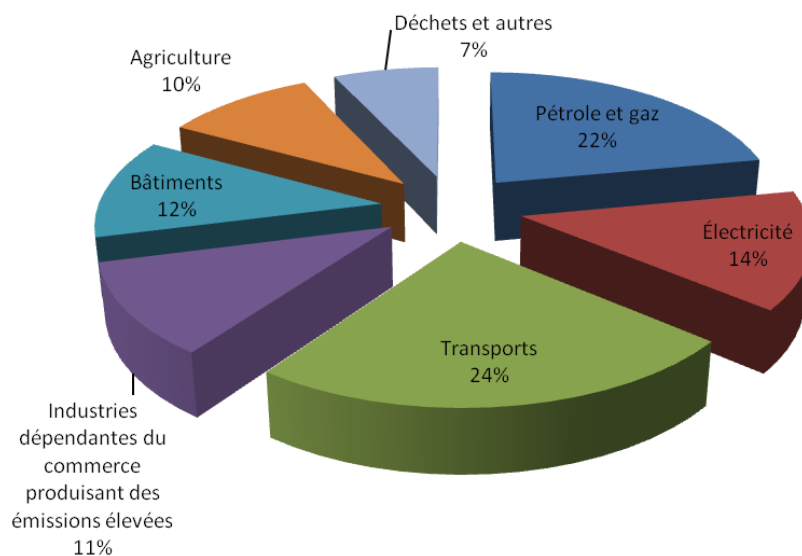


Figure 1.2 Ventilation des émissions du Canada, par secteur économique.

Source : Rapport d'inventaire national 1990-2010, <http://www.ec.gc.ca>

moteurs à combustion rattrapèrent vite leur retard. En effet le coût du pétrole baissa, le démarreur électrique fut inventé en 1911 et l'énergie spécifique du carburant s'avéra bien supérieure à celle des batteries. Par exemple, pour une autonomie de 50 km, il fallait 4 kg de carburant contre 270 kg de batteries. D'autre part, les batteries étaient beaucoup plus chères que le carburant et leur durée de vie était limitée (environ 5 ans) [63]. Ainsi pour la plupart des véhicules, la technologie électrique fut rapidement mise de côté mais réapparut vers la fin du XX^e siècle suite aux préoccupations environnementales. Plusieurs solutions technologiques sont disponibles sur le marché à ce jour.

Véhicule électrique (VE)

L'architecture de ces véhicules est relativement simple. L'énergie électrique est fournie par une batterie qui permet d'alimenter un moteur électrique (ME) via un ou plusieurs convertisseurs de puissance. Néanmoins ce type de véhicule doit faire face à plusieurs problèmes qui limitent son utilisation. Le coût des batteries est relativement élevé, l'autonomie est basse, la recharge de la batterie est longue comparée à un plein de carburant et les bornes de recharge sont encore peu répandues à l'heure actuelle. De ce fait, cette technologie est principalement utilisée pour de petits véhicules destinés aux déplacements urbains.

Véhicule électrique hybride

L'architecture de ces véhicules est plus complexe car ils combinent deux sources de puissance, à savoir un moteur électrique et un moteur à combustion classique. Les véhicules électriques hybrides peuvent être classés en deux catégories à savoir les véhicules hybrides non rechargeables appelés couramment véhicules électriques hybrides (VEH) et les véhicules électriques hybrides rechargeables (VEHR).

Pour les VEH, la source d'énergie électrique (en général une batterie) ne peut être rechargée en utilisant une borne externe, ainsi l'autonomie tout électrique est très restreinte voire inexistante. L'état de charge (EDC) de la batterie doit être maintenu autour d'une valeur constante et la recharge se fait grâce au moteur à combustion interne. Ainsi, l'EDC au début et à la fin d'un trajet sont égaux ou très proches. L'économie de carburant se fait en tirant profit de l'architecture du véhicule, notamment en éteignant le moteur à combustion interne à basse

vitesse ou en le faisant opérer dans sa zone de rendement maximal. Les VEH représentent une solution aux problèmes liés aux véhicules électriques. Ainsi ils sont plus répandus à l'heure actuelle et constituent une technologie plus mature. Un bon exemple est la Toyota Prius, dévoilée en 1998, qui ouvrit le nouveau marché des VEH modernes et lança un appel fort à ses concurrents. Elle connaît, encore aujourd'hui, un franc succès notamment aux États-Unis et au Japon, son pays natal.

Les VEHR possèdent la même architecture que les VEH avec en plus la possibilité de recharger la batterie à l'arrêt grâce à un chargeur interne. Ainsi ils possèdent une plus grande autonomie que les VEH en mode tout électrique. Ces véhicules ont commencé à prendre leur place sur le marché notamment grâce à la sortie de la Prius Plug-in de Toyota en 2012 et la Volt de Chevrolet en 2011. Néanmoins les VEHR nécessitent une quantité de batterie plus grande que pour les VEH ce qui accroît leur coût, nuisant ainsi à leur popularité.

Les véhicules dotés de la technologie hybride permettent d'obtenir une économie de carburant et une réduction des émissions intéressantes. Le constructeur Toyota par exemple annonce, pour son modèle Camry LE Hybride 2013, une côte de consommation de 4,5 L/100km en ville et de 4,9 L/100km sur route alors que son équivalent Camry LE 2013 (non hybride) possède une côte de consommation de 8,2 L/100km en ville et de 5,6 L/100km sur route [106]. Néanmoins il faut noter que la consommation réelle peut changer suivant différents facteurs tels que le style de conduite, la température extérieure, le vent... En ce qui concerne les VEHR, la consommation de carburant dépend de la quantité d'énergie électrique disponible et de la longueur du trajet. En 2008, le programme de test VEHR-Québec propose une approche pour l'estimation de l'économie de carburant que peut apporter un VEHR par rapport à son équivalent non rechargeable. En utilisant la Toyota Prius, l'étude conclut qu'une réduction de 29 % à 39 % est possible, selon le type de route empruntée [24]. D'autre part, en 2007, l'EPRI (Electrical Power Research Institute) et le NRDC (Natural Resources Defense Council) présentèrent une analyse prédictive de l'impact des VEHR en termes d'émissions de gaz à effet de serre. Selon les scénarios envisagés, les VEHR pourraient permettre une réduction des émissions de 7 % à 46 % par rapport aux véhicules hybrides et de 40 % à 65 % par rapport aux véhicules conventionnels [44].

Les véhicules hybrides rechargeables et non rechargeables possèdent plusieurs types d'architecture dont les principaux sont présentés à la figure 1.3.

Pour une architecture série, seul le moteur électrique fournit l'énergie mécanique directement aux roues. La puissance électrique requise par le moteur électrique est fournie par la batterie et par le moteur à combustion couplé à un générateur. Ainsi le moteur à combustion n'est pas directement lié à la roue, ce qui confère l'avantage d'une certaine flexibilité au niveau de sa commande. Néanmoins, par rapport à une architecture parallèle, l'ajout de la génératrice fait baisser l'efficacité globale.

Pour une architecture parallèle, la puissance fournie aux roues est la somme de la puissance des deux moteurs. Ainsi, la taille des moteurs peut être réduite par rapport à un hybride série. Néanmoins dans certaines configurations parallèles, la vitesse de rotation du MCI dépend de

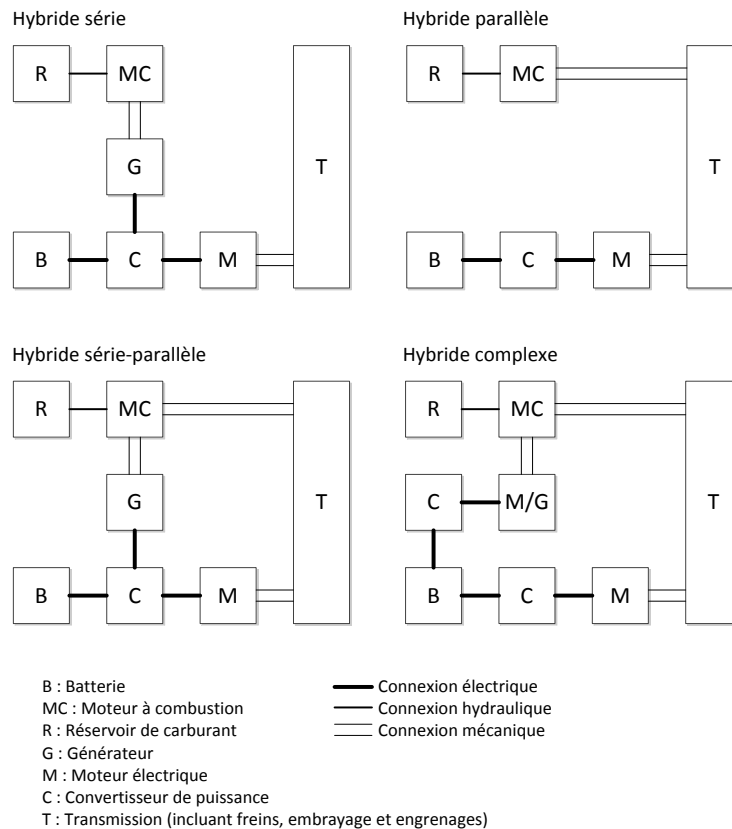


Figure 1.3 Quatre architectures communes pour les VEH.

Source : Chan, C. C. [13]

celle du véhicule. Dans ce cas, il n'est pas possible de le faire fonctionner en tout temps à son point de rendement maximal.

Certains VEH adoptent des architectures plus complexes et plus coûteuses mais qui réunissent les avantages des deux configurations. La Toyota Prius par exemple utilise un moteur à combustion et un moteur électrique tous deux capables de fournir une puissance mécanique à la roue. Un moteur/générateur additionnel, plus petit que le moteur électrique principal et combiné à un système d'engrenage planétaire, permet de découpler la vitesse des roues et la vitesse du MCI [41] [38].

Il est possible de trouver dans la littérature, différentes études proposant une comparaison de performances entre les deux principaux types d'architecture à savoir hybrides séries et hybrides parallèles. Xin Li *et al.* concluent que l'efficacité globale d'un hybride parallèle est supérieure d'environ 17 % par rapport à un hybride série [116]. De plus Rahman *et al.* concluent que l'architecture parallèle permet d'obtenir une diminution de la consommation de carburant d'environ 10 %, en cycle combiné (ville + route), par rapport à l'architecture série [89].

La tendance future du marché est difficile à prévoir et les auteurs se contredisent parfois à ce sujet. Le véhicule tout électrique a encore beaucoup d'obstacles à franchir et son avenir dépend de l'évolution future du prix et de la technologie des batteries. En 2012, la mise sur le marché de la Leaf de Nissan a été un bond en avant pour les véhicules électriques. Son autonomie de plus de 100 km et son prix de 40000\$ font partie de ses principales caractéristiques. La technologie des piles à combustible est aussi envisageable même si, à ce jour, elle n'est pas viable commercialement. En somme, certains auteurs affirment que la technologie hybride n'est pas une technologie de transition et représente même une solution à long terme par rapport aux véhicules tout électrique [13, 74].

1.2 Problématique et objectifs

Le sujet de la thèse est partie prenante d'un projet de conception et réalisation d'un véhicule électrique hybride rechargeable à trois roues. Celui-ci est illustré à la figure 1.4. Ce trois roues



Figure 1.4 VEHR récréatif à trois roues

est un véhicule qui existe déjà dans sa version classique, c'est-à-dire avec uniquement un moteur à combustion. Ce type de véhicule permet de retrouver le côté sportif et récréatif des deux roues tout en assurant une conduite stable et sécuritaire. Il convient aussi bien pour les petits trajets urbains que pour les longs trajets sur route. Il est donc à la fois un moyen de transport et un instrument de loisir. L'hybridation d'un tel véhicule peut avoir plusieurs buts comme par exemple le rendre plus respectueux de l'environnement et moins gourmand en carburant. Cela peut aussi permettre de proposer des styles de conduites originaux et attrayants pour l'utilisateur comme par exemple le silence du mode tout électrique ou les démarrages puissants permis par le moteur électrique. Cependant l'hybridation de ce véhicule représente un certain défi. En effet l'espace disponible est plus restreint comparé à un véhicule classique à quatre roues. Même s'il est possible de réduire la taille du MCI, il faut ajouter un moteur électrique, un convertisseur courant continu/courant alternatif (CC/CA) et une batterie. De plus, le véhicule doit respecter les exigences de performances d'un véhicule sportif. Aussi, le véhicule n'ayant pas d'habitacle, l'utilisateur sera plus sensible au bruit des différents moteurs et il faut éviter que la conduite ne devienne désagréable.

Des estimations préliminaires ont permis de montrer qu'une architecture parallèle donnerait une meilleure économie de carburant pour le VEHR à trois roues. De plus, le véhicule propose un volume restreint et l'architecture série requiert un générateur supplémentaire, pénalisant ainsi la quantité de batteries pouvant être embarquée. Pour ces raisons, l'architecture parallèle a été préférée. Le sujet de la thèse aborde la question du système de gestion d'énergie du

véhicule. Ce contrôleur embarqué est responsable de la commande en temps réel des deux chaînes de traction de manière à gérer efficacement les deux sources d'énergie disponibles et minimiser la consommation de carburant. Il est en quelque sorte le « cerveau » du véhicule. La commande en puissance des deux moteurs doit respecter la demande en puissance de l'utilisateur. Ainsi, chaque moteur se verra appliqué une commande en puissance égale à un certain pourcentage de la puissance demandée par l'utilisateur. C'est ce qui sera appelé ratio de partage de puissance par la suite. Le système de gestion d'énergie possèdera plusieurs lois de contrôle régissant la commande des moteurs en temps réel, l'ensemble de ces lois de contrôle formera ce que nous appellerons la stratégie de contrôle.

Le défi du système de gestion d'énergie

Le partage de puissance dont il est question doit se faire selon un ou plusieurs critères. De par la nature des véhicules en question, les critères les plus souvent retenus sont la minimisation de la consommation de carburant et des émissions de polluants. Une première solution simple consisterait à faire fonctionner uniquement le moteur électrique, ainsi la consommation de carburant et le taux d'émission seraient nuls. Le véhicule en question étant rechargeable, cela est techniquement réalisable mais l'autonomie réduite de la batterie, la lenteur de recharge et l'absence éventuelle de borne de recharge rend cette option difficile à mettre en oeuvre. Ainsi, considérant le profil de vitesse du véhicule au cours d'un trajet et la quantité d'énergie électrique disponible au début de ce même trajet, nous verrons qu'il faudra utiliser le moteur à combustion ponctuellement et de manière intelligente afin de minimiser la consommation de carburant.

Même si la littérature est abondante sur le sujet de la gestion d'énergie des véhicules hybrides, celui-ci reste encore à explorer et à approfondir. Les premiers VEHR récemment disponibles utilisent des stratégies conventionnelles qui adoptent des règles fixes ayant l'avantage d'être fiables. Néanmoins elles ne peuvent s'adapter aux conditions de conduite et au type de trajet emprunté, par conséquent le potentiel du véhicule en matière d'économie de carburant n'est pas exploité dans sa totalité [112]. De plus les stratégies de contrôle pour VEH, plus répandues et plus matures, peuvent être directement utilisées sur leurs homologues rechargeables mais n'exploitent pas, dans ce cas, tout le potentiel de la batterie [72].

« With their superior fuel economy and performance, hybrid vehicles will likely increase in popularity in coming years; further development of control theory for hybrids is essential for their progress. » Chan, C. C. [13]

La complexité du défi à relever vient du fait que le contrôle optimal à adopter pour le partage de puissance dépend de plusieurs paramètres possiblement inconnus ou difficile à estimer. En effet, il dépend de la quantité d'énergie électrique disponible dans les batteries au début d'un trajet ainsi que du trajet futur à effectuer (longueur du trajet, type de route emprunté, niveau de trafic, type de conduite...). Dans cette thèse, les trajets sont caractérisés par le cycle de vitesse (ou profil de vitesse) suivi par le véhicule qui est, par définition, la vitesse du véhicule à chaque instant du trajet. Le cycle de vitesse rend compte des conditions de route et du type de conduite de l'utilisateur et nous verrons que le contrôle optimal du partage de puissance entre les deux moteurs dépend du cycle de vitesse. Ainsi le système de gestion d'énergie doit idéalement être capable de s'adapter au trajet spécifiquement effectué afin d'assurer une consommation de carburant minimale.

Les points énoncés précédemment permettent de formuler la problématique suivante.

Pour le concept particulier d'un véhicule électrique hybride rechargeable à trois roues, quelle économie de carburant est-il possible d'atteindre? Comment concevoir le contrôle du partage de puissance entre les deux moteurs de manière à maximiser cette économie?

L'objectif principal de la thèse sera de développer un système de gestion d'énergie dont les performances en consommation se rapprochent de l'optimalité pour une grande variété de types de trajet. La méthodologie suivie consistera d'abord à proposer un modèle du véhicule dont les résultats seront proches de la réalité. Suite à cela, il s'agira de déterminer l'économie de carburant maximale ainsi que le contrôle optimal du partage de puissance pour différents cycles de vitesse prédéfinis. Ce travail va nous permettre de connaître l'économie de carburant qu'il est possible d'obtenir avec l'architecture hybride proposée et servira aussi de base à l'établissement de la stratégie de contrôle proposée dans cette thèse. Enfin il s'agira de statuer sur les performances de la stratégie développée et d'en cerner les limites. Cette analyse

permettra de proposer des pistes pour d'éventuelles études futures. Il est important de noter que la méthodologie proposée pour l'établissement du système de gestion d'énergie est appliquée, dans cette thèse, au cas particulier du VEHR récréatif à trois roues. Cependant cette méthodologie est applicable à d'autres VEHR.

1.3 Contributions originales

La réponse à la problématique va nous permettre de dégager plusieurs contributions originales.

Loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » : approche par apprentissage supervisé

Nous verrons que le véhicule possède plusieurs modes de fonctionnement suivant la motorisation en fonctionnement. On qualifie de mode « hybride » le mode où les deux moteurs fonctionnent de concert. Dans ce mode, une loi de contrôle doit être implantée au système de gestion d'énergie afin d'imposer un partage de puissance optimal. La première contribution originale sera la mise en œuvre d'une loi de contrôle basée directement sur la connaissance du contrôle optimal du partage de puissance pour plusieurs cycles de vitesse prédéfinis. Nous verrons que cette connaissance représente une base de données exploitable pour la conception d'une loi de contrôle utilisable en temps réel. Nous examinerons le bénéfice potentiel que cette technique apporte sur une loi de contrôle de base.

Loi de contrôle pour la transition de mode

Le deuxième mode du véhicule est le mode « tout électrique » où seule la chaîne de traction électrique est en fonctionnement. Dans cette thèse, nous proposons une contribution originale quant à la loi de contrôle gérant la transition entre le mode « hybride » et le mode « tout électrique ». À cette loi de contrôle sera associée une méthode d'optimisation paramétrique vis-à-vis d'un cycle de vitesse prédéfini. Cette méthode d'optimisation permettra de montrer que la loi de contrôle proposée permet d'approcher la consommation minimale dans un grand nombre de cas moyennant le changement des valeurs des paramètres de contrôle associés à la loi en question.

Méthode d'auto-apprentissage basée sur l'historique à long terme du véhicule

Nous verrons que la connaissance à priori du cycle de vitesse peut être un gros avantage pour effectuer un choix approprié du contrôle du partage de puissance. La prévision pure du cycle de vitesse est souvent difficile à cause des incertitudes et du manque d'infrastructure de mesure du trafic. Ainsi nous proposerons une méthode d'auto-apprentissage qui bénéficiera de l'historique de conduite relatif aux trajets déjà effectués. Cette méthode permettra d'effectuer des hypothèses sur le trajet futur et d'adapter le contrôle en conséquence. La base de cette méthode reprend néanmoins en partie les contributions précédentes.

1.4 Plan du document

Le document est séparé en quatre chapitres principaux. Le chapitre 2 portera sur la description du modèle complet du VEHR à trois roues de cette thèse. Une attention particulière sera portée à la modélisation de la chaîne de traction électrique. En particulier, trois topologies de machines synchrones à aimants permanents seront envisagées, le but étant de détailler ce que cela implique du point de vue de la modélisation et non de faire une étude comparative des performances. Le troisième chapitre sera un résumé et une étude de l'état de l'art sur les systèmes de gestion d'énergie des VEH et VEHR. Le détail technique des méthodes utilisées sera succinct et l'effort portera sur l'analyse critique des avantages et inconvénients de chacun. Le chapitre 4 se concentrera sur l'établissement des lois de contrôle du système de gestion d'énergie proposé dans cette thèse. Basé sur le modèle développé, un détail des modes de fonctionnement possibles du VEHR à trois roues sera donné puis la méthode de recherche algorithmique du partage de puissance optimal sera abordée. Les résultats de cet algorithme seront ensuite utilisés pour l'établissement des lois de contrôle. Le dernier chapitre décrira les résultats de simulation et d'expérimentation. Pour la partie simulation, une analyse des performances du système de gestion d'énergie sur deux cycles de vitesse typiques utilisés dans l'industrie sera fournie. La partie expérimentale permettra de comparer le modèle numérique et le prototype réel et d'illustrer la technique d'auto-apprentissage fournissant une solution quant à l'utilisation du système de gestion d'énergie en temps réel sur des trajets dont le cycle de vitesse est à priori inconnu.

CHAPITRE 2 DESCRIPTION ET MODÉLISATION DU VEHR À TROIS ROUES

Dans cette thèse, la description et la modélisation du VEHR à trois roues sont ici présentées avant l'état de l'art. Une partie de cette modélisation est aussi présentée dans [34] [32]. Bien que la littérature puisse porter sur des VEH ou VEHR aux spécifications différentes de celui décrit dans cette thèse, ce chapitre introduit des notions essentielles à la compréhension du chapitre 3 qui portera sur l'état de l'art.

2.1 Architecture du véhicule

Les différentes architectures mécaniques des véhicules hybrides ont été abordées dans l'introduction et une description succincte des avantages et inconvénients de chacune a été proposée. Pour les raisons évoquées dans l'introduction, une architecture parallèle a été choisie pour le VEHR à trois roues utilisé dans cette thèse. Le but de la thèse n'est pas de déterminer l'architecture optimale pour le véhicule en question mais plutôt de concevoir un contrôleur permettant de tirer un profit maximal de l'architecture hybride parallèle préalablement choisie. Cette section a pour but de présenter cette architecture dans le détail ainsi que les équations qui y sont reliées et qui sont la base du modèle complet du véhicule. Une telle modélisation sera essentielle à la détermination de la consommation de carburant et à l'optimisation de cette dernière. La figure 2.1 présente l'architecture du VEHR à trois roues. Conformément à une architecture parallèle, la transmission du véhicule est composée d'un premier train d'engrenages transmettant uniquement la puissance mécanique fournie par le MCI, d'un deuxième train d'engrenages transmettant uniquement la puissance mécanique fournie par le moteur électrique et d'un troisième train d'engrenages transmettant la somme des deux puissances jusqu'à la roue arrière. Comme l'illustre la figure 2.1, la puissance mécanique est fournie seulement à la roue arrière par l'intermédiaire de l'engrenage final. Le moteur à combustion interne peut être découplé mécaniquement via un embrayage. La puissance utile du MCI P_{MCI}'' est la part de la puissance mécanique développée par le MCI qui est transmise à l'engrenage primaire et à la boîte de vitesse munie de 6 rapports. La somme de

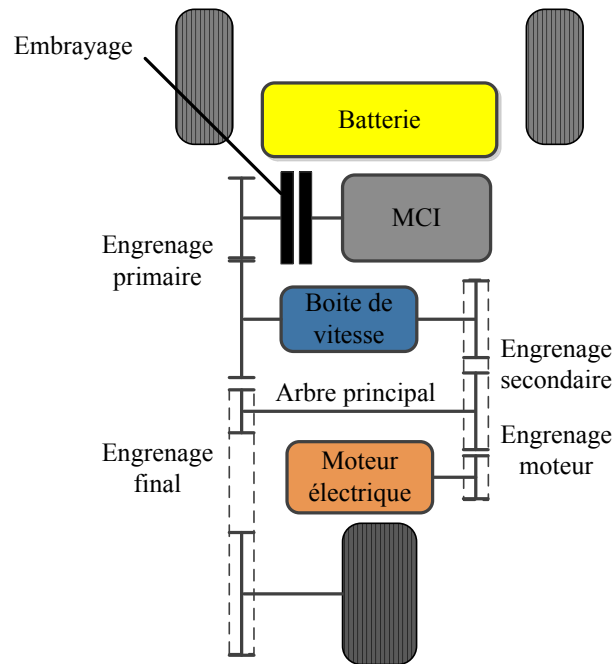


Figure 2.1 Architecture du VEHR à trois roues

la puissance mécanique des deux moteurs est transmise à l'arbre principal via l'engrenage secondaire et l'engrenage moteur.

A partir de cette architecture, il est possible de construire le diagramme des puissances du véhicule tel que l'illustre la figure 2.2. Sur cette figure, la puissance mécanique utile fournie par le moteur à combustion est P_{MCI}^u et la puissance mécanique fournie par le moteur électrique est P_{ME} . Le sens de la puissance y est illustré par des flèches. On remarque que la puissance mécanique à travers le train d'engrenage relié au MCI ne se transmet que dans le sens positif. En théorie, il serait possible d'avoir une puissance négative au niveau de l'arbre

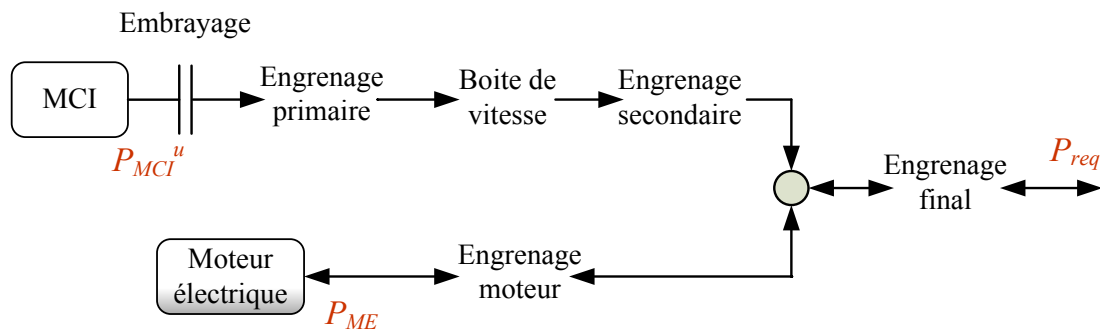


Figure 2.2 Diagramme des puissances

du moteur à combustion, c'est ce qui est communément appelé le « frein moteur ». Lors d'un tel fonctionnement, le MCI consomme du carburant tout en freinant le véhicule, il a alors en quelque sorte un rendement négatif. Le but étant de minimiser la consommation de carburant, ce fonctionnement sera interdit et une direction positive de la puissance sera seule considérée. La puissance dans le train d'engrenage relié au moteur électrique peut être positive ou négative dépendamment du signe de la consigne de couple envoyée au moteur. Enfin, lorsque l'utilisateur applique un angle de poignée positif, la puissance dans le train d'engrenage commun est positive et à l'inverse lorsque l'utilisateur commande un freinage, la puissance est négative. P_{req} est la puissance requise par l'utilisateur et est égale au produit du couple requis T_{req} (en Nm) par la vitesse de rotation de la roue ω_{roue} (en rad/s). Le couple requis est calculé à partir de l'angle de poignée ou la commande de freinage appliquée par l'utilisateur. Le détail de ce calcul sera donné au chapitre 4. On note ici que la poignée d'accélération est typique au VEHR à trois roues de cette thèse. Pour un véhicule à quatre roues, la consigne de couple pourra s'effectuer à partir d'une pédale d'accélérateur, sans que cela n'affecte la généralité de la modélisation. La vitesse de la roue est liée à la vitesse du véhicule par l'équation (2.1). Comme le cas du déplacement à reculon n'est pas considéré dans cette thèse, la vitesse de la roue sera toujours considérée positive dans le modèle.

$$\omega_{roue} = \frac{v_{veh}}{3,6 R_{roue}} \quad (2.1)$$

R_{roue} est le rayon efficace de la roue arrière (en m), prenant en compte la déformation du pneu, et v_{veh} est la vitesse du véhicule (en km/h).

Chaque engrenage est de type synchrone et est caractérisé par son rapport de nombre de dents et son rendement. En théorie, le rendement des engrenages dépend de leur vitesse de rotation, en effet il a tendance à diminuer à très basse vitesse alors qu'il peut être considéré constant à partir d'un certain seuil de vitesse (aux alentours de 98%) [49]. Afin de simplifier le modèle, nous considérerons des rendements constants quelque soit les conditions d'utilisation. Les notations adoptées pour les engrenages sont résumées dans le tableau 2.1 et les valeurs des rapports sont données en annexe A. La figure 2.2 nous permet d'établir les équations

Tableau 2.1 Nomenclature des éléments de la transmission

	Rapport	Rendement
Engrenage primaire	e_{pr}	η_{pr}
Engrenage secondaire	e_{sec}	η_{sec}
Engrenage moteur	e_{me}	η_{me}
Engrenage final	e_{fin}	η_{fin}
	e_{bv}	
Boîte de vitesse	(vecteur de 6 éléments correspondant aux différents rapports de la boîte de vitesse)	η_{bv}

architecturales (2.2), (2.3) et (2.4). L'équation (2.2) décrit la relation entre les différentes vitesses de rotation des éléments de la transmission.

$$e_{fin} N_{roue} = \frac{N_{MCI}}{e_{pr} e_{sec} e_{bv}(k)} = \frac{N_{ME}}{e_{me}} \quad (2.2)$$

N_{ME} , N_{MCI} et N_{roue} sont respectivement les vitesses de rotation du moteur électrique, du moteur à combustion et de la roue arrière (en rpm), k est la variable correspondant au numéro du rapport sélectionné pour la boîte de vitesse ($k \in [1; 2; 3; 4; 5; 6]$).

Comme précisé précédemment, le sens de la puissance est pris en convention moteur, le bilan de puissance dépend du signe des différentes puissances et est donné par l'équation (2.3) dans laquelle sg est la fonction signe.

$$\begin{aligned} P_{req} & \left(\eta_{fin} \frac{1 - sg(P_{req})}{2} + \frac{1}{\eta_{fin}} \frac{1 + sg(P_{req})}{2} \right) \\ & = P_{ME} \left(\frac{1}{\eta_{me}} \frac{1 - sg(P_{ME})}{2} + \eta_{me} \frac{1 + sg(P_{ME})}{2} \right) + P_{MCI}^u \eta_{pr} \eta_{sec} \eta_{bv} \end{aligned} \quad (2.3)$$

A titre d'exemple, pendant une phase d'accélération, la puissance requise sera positive et le terme à gauche prendra la forme P_{req}/η_{fin} . Au contraire, lors d'une phase de freinage, la puissance requise sera négative et le terme deviendra $P_{req} \eta_{fin}$.

A partir des équations (2.2) et (2.3), il est possible de déduire l'équation architecturale (2.4) reliant les différents couples mis en jeu.

$$\begin{aligned} & \frac{T_{req}}{e_{fin}} \left(\eta_{fin} \frac{1 - sg(T_{req})}{2} + \frac{1}{\eta_{fin}} \frac{1 + sg(T_{req})}{2} \right) \\ &= T_{ME} e_{me} \left(\frac{1}{\eta_{me}} \frac{1 - sg(T_{ME})}{2} + \eta_{me} \frac{1 + sg(T_{ME})}{2} \right) \\ &+ T_{MCI}^u e_{pr} e_{sec} e_{bv}(k) \eta_{pr} \eta_{sec} \eta_{bv} \end{aligned} \quad (2.4)$$

T_{ME} et T_{MCI}^u sont les couples utiles du moteur électrique et du moteur à combustion respectivement.

2.2 Modèle mécanique et relation couple/vitesse

Dans la réalité, l'utilisateur applique une consigne de couple positif ou négatif par le biais de la poignée d'accélération ou de la pédale de freinage. En réponse à cette demande, le véhicule acquiert une certaine vitesse. Pour les raisons évoquées dans l'introduction, il est nécessaire, dans notre modèle, d'estimer les performances du véhicule à partir d'un cycle de vitesse connu. Ainsi le modèle mécanique présenté dans cette section a pour but d'estimer le profil de couple requis par l'utilisateur à partir du cycle de vitesse du véhicule. C'est un modèle acausal dans le sens où il exploite la conséquence afin de déduire la cause. Comme nous le verrons par la suite, les performances obtenues en termes d'autonomie et de consommation dépendront intimement du cycle de vitesse choisi.

Le modèle présenté se base sur l'ouvrage d'Ehsani *et al.* [40]. Il s'agit dans un premier temps de décrire les forces s'appliquant sur le véhicule pour ensuite modéliser son comportement dynamique en utilisant la seconde loi de Newton. Les forces sont représentées sur la figure 2.3 et explicitées dans les sections suivantes.

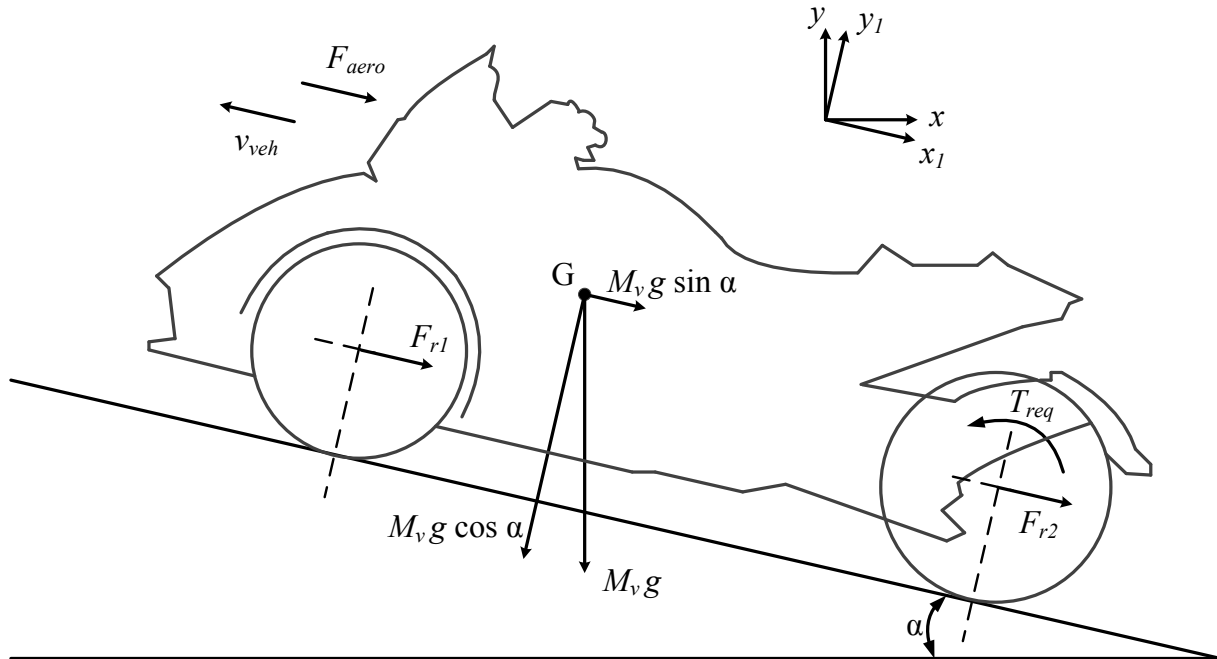


Figure 2.3 Forces s'appliquant sur le véhicule

2.2.1 Résistance au roulement

La force de résistance au roulement est principalement due à la déformation du pneu sur le sol. La force totale dépend du poids du véhicule et est répartie sur chacune des trois roues. La figure 2.4 illustre le phénomène. Lors du déplacement du véhicule, le sol exerce une force P_{y1} sur la roue dans la direction de l'axe y_1 . Cette force apparaît en contre-réaction à la composante sur l'axe y_1 d'une partie du poids s'appliquant sur l'axe de la roue, appelée P_{y1} . Elle est répartie sur toute la surface de contact entre la roue et le sol et la direction de sa résultante, de même module que P_{y1} , est décalée d'une distance Δa par rapport à l'axe de la roue, du fait de la déformation du pneu. Ce décalage est la source du couple T_r s'opposant au mouvement du véhicule. Ce couple peut être traduit en une force F_r s'appliquant sur l'axe de la roue, dans la direction de l'axe x_1 et dans le sens opposé au mouvement du véhicule. L'expression de cette force est donnée par l'équation (2.5).

$$F_r = P_{y1} \frac{\Delta a}{R_{roue}} = P_{y1} f_r \quad (2.5)$$

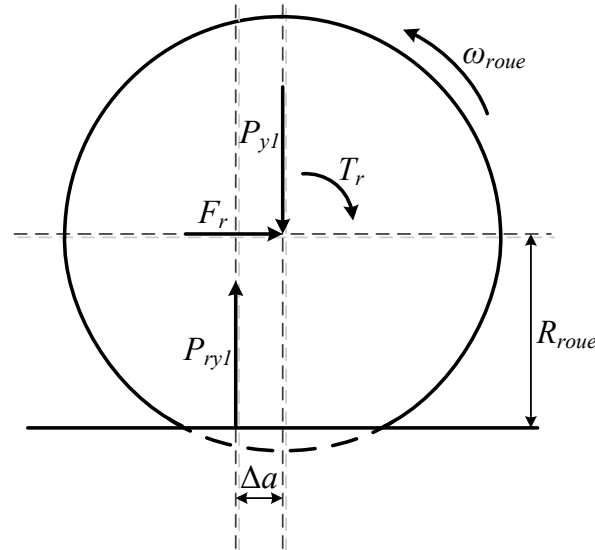


Figure 2.4 Déformation du pneu et résistance au roulement

Le coefficient f_r est appelé coefficient de résistance au roulement et représente la déformation du pneu. Elle dépend du type de route, du type de pneu ainsi que de la vitesse du véhicule. Dans notre modèle, nous avons supposé que le véhicule évoluait sur une route d'asphalte sèche avec un type de pneu toujours identique, le coefficient f_r dépendra donc seulement de la vitesse. Dans cette thèse, nous faisons l'hypothèse que le coefficient f_r évolue quadratiquement avec la vitesse (exprimée en m/s) et s'exprime par l'équation (2.6) à l'aide des coefficients f_{r0} , f_{r1} et f_{r2} qui sont respectivement les coefficients de résistance au roulement d'ordre 0, 1 et 2.

$$f_r = f_{r0} + f_{r1} v_{veh} + f_{r2} v_{veh}^2 \quad (2.6)$$

Les différents coefficients ont été déterminés de façon expérimentale, par des essais sur route. Leur valeur est donnée en annexe A et comparée à des valeurs classiques que l'on retrouve dans la littérature. La méthode expérimentale n'est pas décrite dans cette thèse par souci d'unité du sujet traité.

La force totale de résistance au roulement est la somme des forces s'appliquant sur les trois roues. Sur une route sans pente, la totalité du poids du véhicule est répartie sur les trois roues donc la force de résistance au roulement s'exprime par l'équation (2.7).

$$F_{roul} = 2 F_{r1} + F_{r2} = (M_v + M_p) g (f_{r0} + f_{r1} v_{veh} + f_{r2} v_{veh}^2) \quad (2.7)$$

M_v est la masse du véhicule, M_p est la masse du conducteur et g la constante de la gravité.

Pour une route avec pente, seule la composante du poids sur l'axe y_l doit être prise en compte. La nouvelle formule de la résistance au roulement est exprimée par l'équation (2.8).

$$F_{roul} = (M_v + M_p) g \cos \alpha (f_{r0} + f_{r1} v_{veh} + f_{r2} v_{veh}^2) \quad (2.8)$$

α est la pente de la route (en rad).

2.2.2 Forces résistives de la transmission

Les forces résistives de la transmission sont dues aux frottements exercés par les roulements et par l'air sur les pièces en rotation. Dans cette thèse, nous distinguons les forces résistives présentes dans la transmission et le rendement des engrenages dans le sens où ce dernier représente la capacité des engrenages à transmettre la puissance plutôt que la résistance s'opposant au mouvement. Classiquement, la littérature exprime ces forces résistives comme étant constantes et indépendante de la vitesse de rotation de la pièce considérée.

En pratique, lors de l'identification expérimentale des forces de résistance au roulement, il est difficile de découpler la résistance au roulement proprement dite des forces résistives présentes dans la transmission. Ces dernières peuvent être ramenées à une force équivalente s'opposant au mouvement longitudinal du véhicule et peuvent être prises en compte dans le coefficient f_{r0} .

2.2.3 Traînée aérodynamique

La traînée aérodynamique est une force qui s'oppose au mouvement du véhicule et qui est due à la circulation de l'air autour de celui-ci. Cette force, appelée F_{aero} sur la figure 2.3, est principalement due à la forme du véhicule ainsi qu'aux frottements de l'air. Lorsque le véhicule est en mouvement, l'air vient frapper sa face avant et n'est pas évacué

immédiatement, exerçant ainsi une pression s'opposant au mouvement. De la même manière, l'espace à l'arrière du véhicule ne se remplit pas d'air immédiatement, créant ainsi une zone de basse pression responsable du phénomène d'aspiration tirant le véhicule vers l'arrière. D'autre part, l'air au contact direct du véhicule possède une vitesse égale à celui-ci tandis que, en l'absence de vent, l'air à une grande distance du véhicule a une vitesse nulle. Dans la zone intermédiaire, la vitesse de l'air varie créant ainsi un phénomène de friction produisant une force supplémentaire s'opposant au mouvement.

La force de traînée aérodynamique peut s'exprimer à l'aide de l'équation (2.9).

$$F_{aero} = \frac{1}{2} \rho_a A_f C_d v_{veh}^2 \quad (2.9)$$

Cette expression dépend de la densité de l'air ρ_a , de l'aire frontale A_f , du coefficient aérodynamique C_d et de la vitesse du véhicule exprimée en m/s. L'aire frontale est l'aire résultante de la projection de la surface frontale en 3 dimensions sur un plan en deux dimensions orthogonal à l'axe longitudinal du véhicule. Le coefficient C_d dépend également de la forme du véhicule. Dans le cadre de cette thèse, la valeur de C_d est fixée par des simulations numériques développées dans [35] [36] [37]. Les valeurs de C_d et A_f du VEHR à trois roues de cette thèse sont données en annexe A et comparées avec des valeurs typiques de la littérature.

S'il y a du vent, la formule de l'équation (2.9) doit être modifiée de manière à prendre en compte la composante de la vitesse du vent sur l'axe longitudinal du véhicule. Cette composante est appelée v_{vent} , elle est comptée positivement si orientée dans le sens opposé au mouvement ou négativement dans le cas contraire. Ainsi dans le premier cas le vent s'oppose au mouvement et dans le deuxième il l'aide. L'équation (2.10) montre la modification apportée.

$$F_{aero} = \frac{1}{2} \rho_a A_f C_d (v_{veh} + v_{vent})^2 \quad (2.10)$$

Dans le cadre de cette thèse, nous négligerons l'influence du vent dans le sens où il constitue une variable aléatoire difficilement prévisible.

2.2.4 Force due à la pente

Lorsque le véhicule descend ou monte une pente, son poids est la source d'une force supplémentaire. Dans le cas d'une descente ($\alpha < 0$), cette force aide le mouvement tandis que lorsque le véhicule monte ($\alpha > 0$), elle s'y oppose. Elle peut être exprimée à l'aide de l'équation (2.11).

$$F_{pent} = (M_v + M_p) g \sin \alpha \quad (2.11)$$

Dans cette thèse, la pente sera considérée nulle lors de la conception du contrôleur ainsi que pour les résultats de simulation. Nous verrons cependant, lors de la présentation des résultats expérimentaux, dans quelle mesure l'absence de données topographiques influence la précision du modèle numérique.

2.2.5 Équation dynamique inversée

Dans un repère lié au sol, le véhicule est composé de pièces possédant uniquement un mouvement de translation alors que d'autres possèdent à la fois un mouvement de translation et un mouvement de rotation. Pour ces dernières, le moment d'inertie doit être considéré en plus de leur propre masse. Chacune des parties tournantes du mécanisme d'entraînement est caractérisée par son moment d'inertie et sa vitesse de rotation. La nomenclature des moments d'inertie de chaque partie est donnée à la figure 2.5. Le terme J_{mci} inclut l'inertie de l'arbre moteur ainsi que des parties qui y sont reliées (embrayage et alternateur principalement). Pour simplifier le problème, on ramène à la roue les moments d'inertie de chaque partie. Le moment d'inertie de la chaîne de transmission ramené à la roue est donné par l'équation (2.12) [22] qui permet de représenter les parties mécaniques tournant à différentes vitesses sous forme d'une masse équivalente en rotation tournant à la même vitesse que la roue.

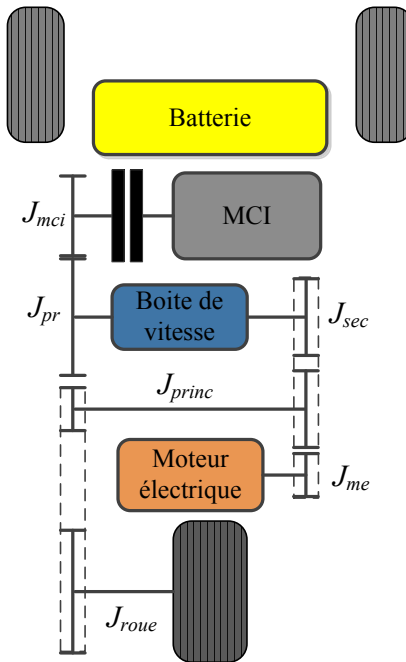


Figure 2.5 Moments d'inertie de la chaîne transmission du VEHR à trois roues

$$\begin{aligned}
 J_{trans} = & J_{roue} + e_{fin}^2 J_{princ} + e_{fin}^2 e_{me}^2 J_{me} + e_{fin}^2 e_{sec}^2 J_{sec} \\
 & + e_{fin}^2 e_{sec}^2 e_{bv}^2(k) J_{pr} + e_{fin}^2 e_{sec}^2 e_{bv}^2(k) e_{pr}^2 J_{mci}
 \end{aligned} \tag{2.12}$$

De la même manière, le moment d'inertie des roues avant est ramené à la roue arrière. Pour cela le rapport du rayon des roues avant sur le rayon de la roue arrière est défini comme étant égal à rat_{ray} . Le moment d'inertie total des parties tournantes ramené à la roue arrière regroupe ainsi le moment d'inertie précédemment calculé J_{trans} et le moment d'inertie des roues avant, tel qu'écrit dans l'équation (2.13).

$$J_{tot} = J_{trans} + \frac{2}{rat_{ray}^2} J_{roue_avant} \tag{2.13}$$

En utilisant la même démarche que précédemment, il est possible de ramener le moment d'inertie total à une masse équivalente en translation. Cette masse équivalente est exprimée à l'aide de l'équation (2.14). Ainsi la totalité du véhicule est considérée comme une masse évoluant à la vitesse v_{veh} , facilitant ainsi l'expression de l'équation dynamique.

$$M_{eq} = \frac{J_{tot}}{R_{roue}^2} \quad (2.14)$$

Du point de vue dynamique, la masse équivalente s'ajoute à la masse totale du véhicule. Les caractéristiques inertielles du VEHR à trois roues sont données en annexe A. À l'aide de la deuxième loi de Newton, il est possible d'exprimer la force de traction du véhicule à l'aide de l'équation (2.15).

$$F_{req} = F_{aero} + F_{roul} + F_{pent} + \left(M_v + M_p + \frac{J_{tot}}{R_{roue}^2} \right) \frac{dv_{veh}}{dt} \quad (2.15)$$

Enfin, il est possible de transformer cette dernière équation de manière à exprimer le couple requis à la roue en fonction de la vitesse. L'équation (2.16) représente le modèle mécanique dans sa globalité.

$$T_{req} = R_{roue} \left(F_{aero} + F_{roul} + F_{pent} + \left(M_v + M_p + \frac{J_{tot}}{R_{roue}^2} \right) \frac{dv_{veh}}{dt} \right) \quad (2.16)$$

Ainsi on pourra utiliser l'équation (2.16) avec un véhicule soumis à un cycle de vitesse donné $v_{veh}(t)$. A chaque instant t , les valeurs de F_{aero} , F_{roul} seront affectées par l'évolution de $v_{veh}(t)$, de même que toute accélération ($dv_{veh}/dt > 0$) ou décélération ($dv_{veh}/dt < 0$) modifiant la valeur de couple T_{req} requise pour rencontrer ce profil de vitesse.

2.3 Modèle du moteur à combustion interne

Les caractéristiques techniques du MCI utilisé dans cette thèse sont données en annexe A. La totalité du couple fourni sur l'arbre du moteur à combustion interne n'est pas entièrement transmis à l'engrenage primaire. Dans la configuration étudiée ici, une partie du couple est utilisée afin d'alimenter les différents accessoires du véhicule. Ainsi, le couple utile transmis à la roue par l'intermédiaire des engrenages est noté T_{MCI}^u , le couple nécessaire à l'alimentation des accessoires est noté T_{MCI}^{acc} et le couple total délivré par le MCI est appelé T_{MCI} . Dans le but de simplifier le modèle, le besoin des accessoires est ici caractérisé par une puissance P^{acc}

constante de 692 W à basse vitesse et de 559 W à haute vitesse. En effet, les ventilateurs du système de refroidissement peuvent être désactivés à haute vitesse. Ces chiffres sont des approximations basées sur des relevés expérimentaux préalables. Ainsi pour connaître T_{MCI}^{acc} , il suffit de diviser cette puissance par la vitesse N_{MCI} , elle-même dépendante de la vitesse du véhicule et du rapport de la boîte de vitesse. L'expression de T_{MCI}^{acc} est donnée par l'équation (2.17).

$$T_{MCI}^{acc} = \frac{3,6 P^{acc} R_{roue}}{v_{veh} e_{fin} e_{pr} e_{sec} e_{bv}(\mathbf{k})} \quad (2.17)$$

Dans le cadre de cette thèse, nous limiterons l'étude du MCI à sa consommation en carburant dans ses différents régimes. Le modèle du moteur à combustion consiste en une carte 2D donnant la consommation instantanée de carburant D_{mci} (en g/h) en fonction de la vitesse de rotation de l'arbre moteur (en rpm) et de T_{MCI} (en Nm). Cette calibration est fournie par le constructeur et est représentée à la figure 2.6. Il est possible d'y observer les limites de vitesse et de couple. Dans notre cas, la vitesse minimale de l'arbre moteur est de 1600 rpm, ce qui

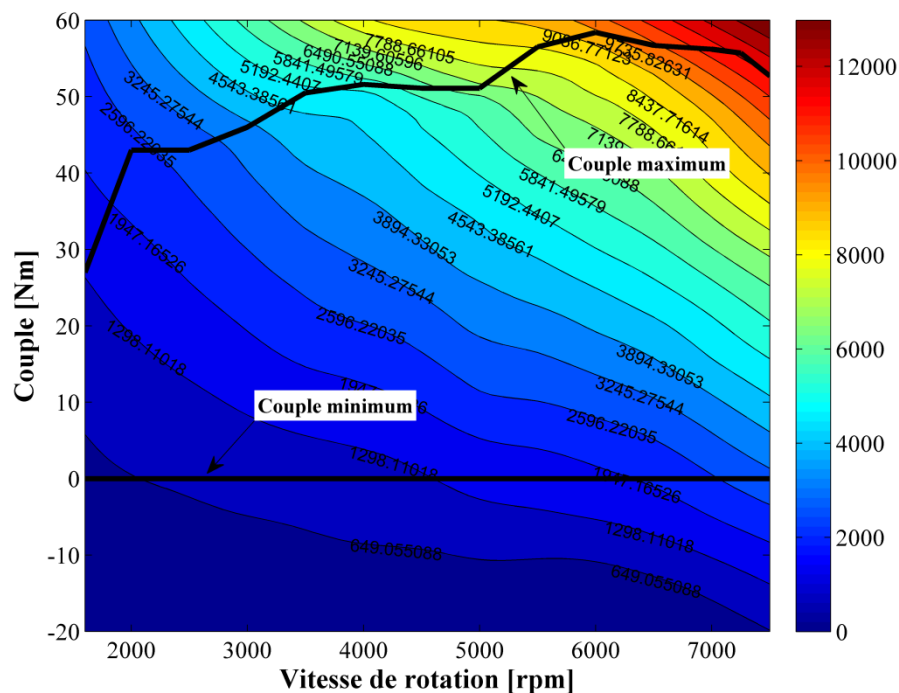


Figure 2.6 Consommation instantanée D_{mci} [g/h] du MCI utilisé dans cette thèse.

correspond à la vitesse au « point mort » (boîte de vitesse au neutre et embrayage fermé). Pour un véhicule classique (non-hybride), le démarrage du véhicule se fait par modification de la friction au niveau de l’embrayage, dans ce cas l’équation (2.2) n’est plus valide et la vitesse N_{MCI} est toujours supérieure à la vitesse au point mort. La perte de couple due à la friction de l’embrayage rend le démarrage très inefficace. Ainsi, seul le moteur électrique sera utilisé à très basse vitesse et le moteur à combustion pourra être démarré uniquement lorsque la vitesse du véhicule aura dépassé un certain seuil, correspondant à la vitesse minimale du MCI lorsque le premier rapport est sélectionné. Le constructeur fournit aussi le couple maximal en fonction de la vitesse, cette limite est illustrée par la courbe noire de la figure 2.6. Enfin, comme précisé dans la section 2.1, le fonctionnement en frein moteur ne sera pas exploité, imposant ainsi un couple minimal de 0 Nm valable pour n’importe quelle vitesse.

A partir de la carte précédente, il est possible de construire la carte de rendement du moteur. Pour cela, le carburant est caractérisé par sa masse volumique ρ de 740 g/L et sa densité énergétique e_d de 40 MJ/L. Le calcul du rendement est donné par l’équation (2.18) et la carte de rendement est donnée à la figure 2.7.

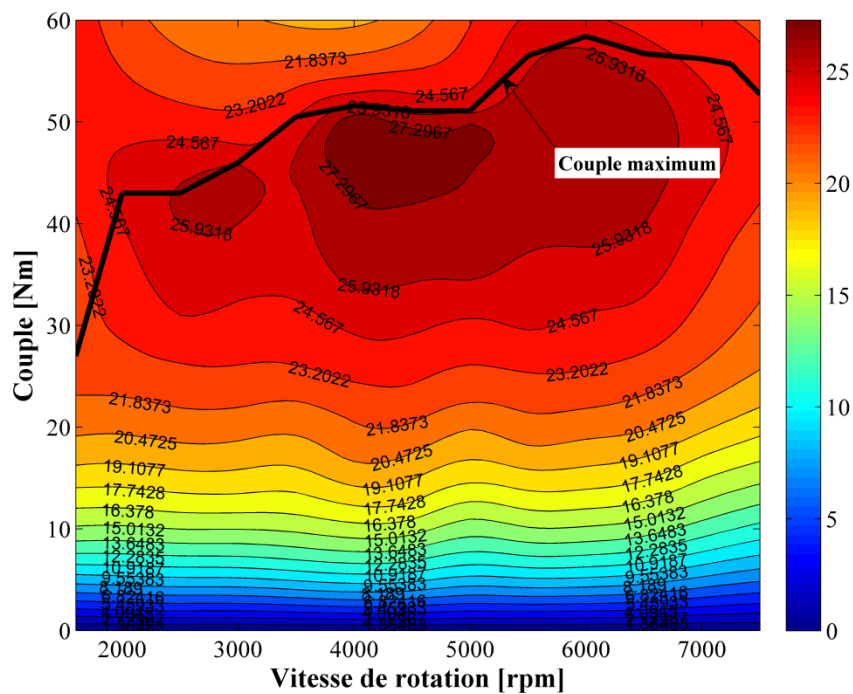


Figure 2.7 Rendement [%] du MCI utilisé dans cette thèse.

$$\eta_{MCI} = \frac{3600 \pi \rho N_{MCI} T_{MCI}}{30 D_{mci} e_d} \quad (2.18)$$

Seule la carte de la consommation instantanée est utilisée dans le modèle du véhicule. Ce modèle est simple d'utilisation mais ne prend pas en compte les phénomènes liés à la température du moteur, en effet la consommation est plus importante lorsque le moteur est froid. Ainsi le modèle suppose que l'équilibre thermique du moteur est atteint et donc que sa température est stabilisée. De plus ce modèle ne prend pas en compte le phénomène transitoire lié au démarrage du moteur et fait ainsi l'approximation que le moteur acquiert son comportement en régime permanent de façon instantanée. Nous constatons que le rendement général du MCI est relativement bas par rapport au rendement typique d'une motorisation électrique (le rendement d'un moteur électrique pouvant atteindre 95%). L'intérêt de l'utilisation d'un moteur à combustion ne vient en fait pas de son rendement mais du fait que le ratio entre l'autonomie et le volume d'énergie embarquée est plus important pour du carburant que pour la technologie de batterie actuelle. L'association d'un moteur électrique et d'un moteur à combustion va permettre de faire fonctionner ce dernier à l'intérieur de zones à fort rendement, diminuant ainsi la consommation au cours du trajet. Nous verrons notamment qu'il est préférable de favoriser le fonctionnement à fort couple (haut rendement) plutôt que les faibles couples (bas rendement).

2.4 Modèle de la motorisation électrique

La chaîne électrique est représentée à la figure 2.8 et est composée de 4 éléments principaux qui sont la batterie composée de cellules de type lithium-ion, l'onduleur, le hacheur et le moteur électrique. La batterie lithium est la source d'énergie électrique et délivre la puissance électrique à l'onduleur ainsi qu'au hacheur. Le hacheur permet de transformer la tension de sortie de la batterie en une tension stable de 12 V utilisée pour les accessoires. Dans le cas où le moteur à combustion est en fonctionnement, c'est celui-ci qui fournit la puissance aux accessoires, comme expliqué dans la section précédente. Le hacheur est alors hors fonction et ne tire aucune puissance de la batterie. Dans le cas où le moteur à combustion est éteint et l'embrayage ouvert, la puissance requise à la roue est fournie par le moteur électrique seulement et le MCI ne peut plus fournir la puissance aux accessoires. Dans ce cas la batterie

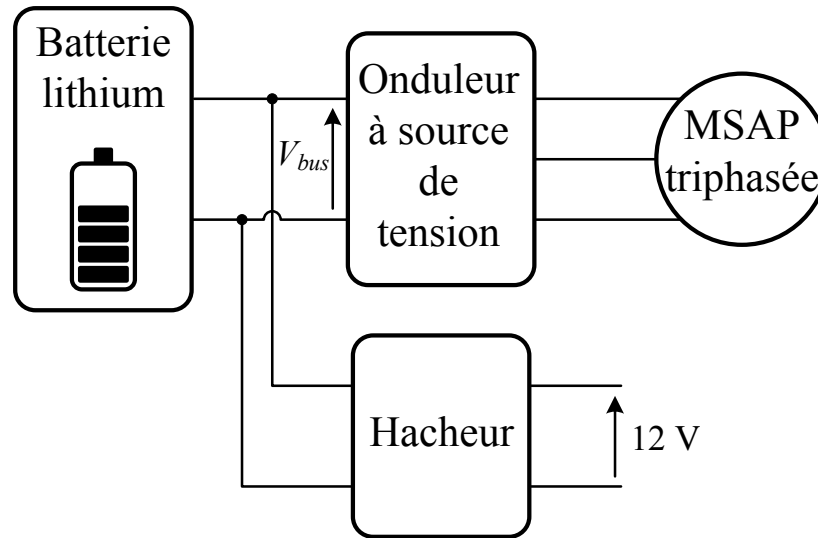


Figure 2.8 Chaîne électrique du VEHR à trois roues

fournit la puissance aux accessoires par l'intermédiaire du hacheur. L'onduleur à source de tension permet de transformer la tension continue V_{bus} fournie par la batterie en un système de tensions triphasé exploitable par le moteur électrique. On considérera dans cette thèse que le moteur électrique utilisé est une machine synchrone à aimants permanents (MSAP) triphasée. Les principaux types de moteur sont les moteurs à courant continu (MCC), les moteurs à induction (MI), les moteurs synchrones à aimants permanents et les moteurs à réluctance variable (MRV). En général les MCC et les moteurs à réluctance variables sont mis de côté pour une application de véhicule électrique ou hybride. En effet les MCC sont en général volumineux, peu efficaces et nécessitent une maintenance fréquente due aux commutateurs. Les MRV quant à eux possèdent plusieurs avantages mais quelques inconvénients majeurs comme un niveau de bruit élevé, une forte ondulation du couple et des problèmes de compatibilité électromagnétique dus à de fortes ondulations de courant. Il existe une forte compétition entre les moteurs à induction et les MSAP et le choix de l'un ou l'autre se base généralement sur les besoins spécifiques du véhicule. Les MSAP possèdent un plus fort rendement global et une meilleure densité de puissance en comparaison aux MI, cependant les MI peuvent fonctionner à plus haute vitesse et les aimants augmentent le coût des MSAP [121]. L'espace disponible est une préoccupation majeure pour le véhicule faisant l'objet de cette thèse, ainsi une MSAP a été préférée en raison de sa bonne densité de puissance. Dans la plupart des applications de véhicules électriques ou hybrides, un hacheur en tension est généralement inséré entre l'onduleur et la batterie afin de réguler la tension V_{bus} . On

considérera dans cette thèse qu'un tel convertisseur est absent. Ceci est principalement dû au fait que le véhicule ne bénéficie pas d'un espace aussi important qu'un véhicule à 4 roues.

Cette section est divisée en quatre sous-sections. La première présente le modèle du moteur électrique en supposant dans un premier temps que la machine est à pôles lisses et que le phénomène de saturation magnétique du fer est négligeable. Dans la deuxième et la troisième sous-section, l'influence d'une saillance aux pôles (pôles non lisses) et de la saturation du fer sera étudiée et une modification adéquate du modèle sera proposée. La dernière sous-section présentera le choix de modélisation retenu pour le moteur utilisé dans la thèse. Le développement du modèle se base sur le livre de Krishnan [61]. Il permettra d'établir les courants et tensions de phases, et par conséquent les pertes joules et les pertes fer, pour tous les régimes de fonctionnement couple/vitesse possibles.

2.4.1 Machine à pôles lisses sans saturation

Une MSAP est composée d'aimants permanents montés au rotor ainsi que d'un bobinage triphasé connecté en étoile au stator et alimenté par un système de tensions triphasé. Ces tensions créent un système de courants triphasé dans le bobinage du stator qui lui-même crée un champ magnétique tournant à la fréquence du courant. Ce champ tournant en conjonction avec le champ induit par les aimants du rotor permet de faire tourner la machine. Le terme pôles lisses signifie que les aimants sont montés en surface et non encastrés dans le rotor. La figure 2.9 présente une vue de profil d'une MSAP typique.

Équations du système

Le schéma électrique équivalent est présenté à la figure 2.10. Le bobinage triphasé est caractérisé par sa résistance R , son inductance propre L et son inductance mutuelle M . Dans le cas d'une machine à pôles lisses, la manière dont sont montés les aimants permet de considérer L et M comme indépendants de la position du rotor. Les aimants permanents en rotation permettent de créer un flux dans le bobinage qui variera selon la position du rotor. Ce flux est appelé flux de circulation à vide (courants nuls). L'allure de l'évolution de ce flux dépend du nombre de paires de pôles p (fonction du nombre d'aimants), de la largeur et de la forme des aimants ainsi que de l'agencement du bobinage au stator. Bien que l'allure puisse en

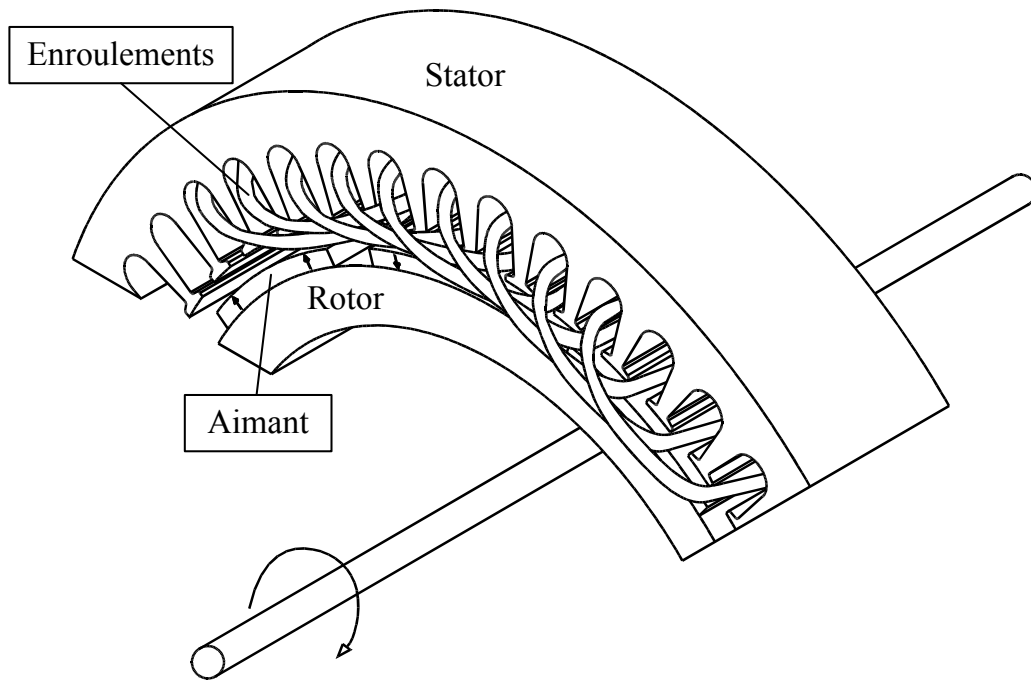


Figure 2.9 Vue de profil d'une MSAP typique

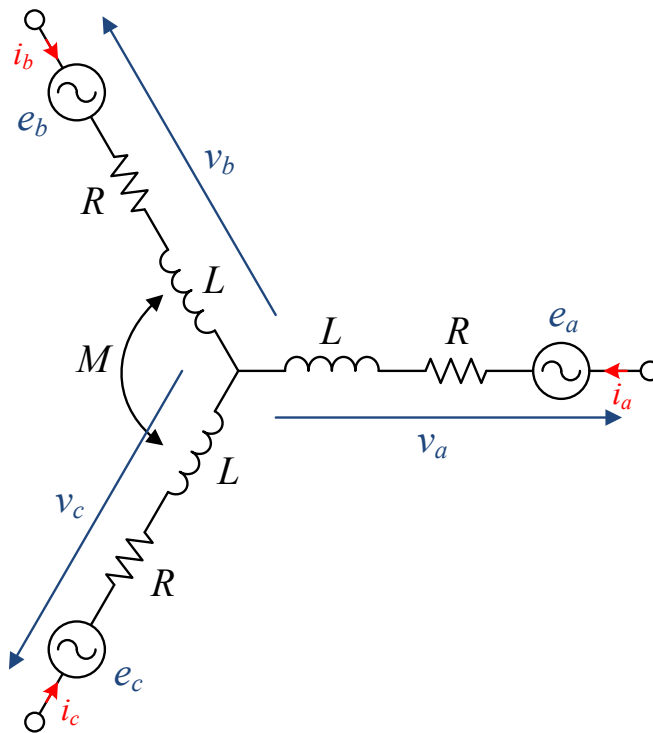


Figure 2.10 Schéma électrique équivalent d'une MSAP

réalité présenter un contenu harmonique riche, on fera l'hypothèse ici que ces flux magnétiques ne possèdent qu'une seule composante harmonique. En d'autres mots, le modèle présenté ici fait l'hypothèse d'une évolution sinusoïdale du flux en fonction du temps. La fréquence du flux de circulation à vide dépend du nombre de paires de pôles, en effet plus le nombre d'aimants est élevé et plus le nombre de changements de polarité vus par le bobinage au cours d'un tour complet du rotor est élevé. Ainsi le flux de circulation à vide, et toutes les autres variables électriques, posséderont une fréquence proportionnelle à la vitesse de rotation de l'arbre moteur. Nous définissons donc l'angle mécanique θ_{ME} du rotor ainsi que l'angle électrique θ_e . Ces deux variables sont liées par la relation de l'équation (2.19). En dérivant cette équation il est possible de déduire la relation entre la vitesse mécanique ω_{ME} et la pulsation électrique ω_e (tous deux en rad/s).

$$\theta_e = p \theta_{ME} \quad (2.19)$$

L'équation (2.20) donne le flux de circulation à vide, d'amplitude ψ_{fm} , créée par les aimants dans les trois phases. Dans une MSAP, l'amplitude ψ_{fm} est constante pour toutes les vitesses.

$$\begin{cases} \psi_{af}(\theta_e) = \psi_{fm} \cos(\theta_e) \\ \psi_{bf}(\theta_e) = \psi_{fm} \cos\left(\theta_e - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \psi_{cf}(\theta_e) = \psi_{fm} \cos\left(\theta_e + \frac{2\pi}{3}\right) \end{cases} \quad (2.20)$$

En utilisant la loi de Faraday, la force électromotrice (fem) induite dans les bobinages se déduit en dérivant l'équation (2.20) par rapport au temps. Elle est donnée par l'équation (2.21) où $\theta_e = \omega_e t$.

$$\begin{cases} e_a(\theta_e) = -p \omega_{ME} \psi_{fm} \sin(\theta_e) \\ e_b(\theta_e) = -p \omega_{ME} \psi_{fm} \sin\left(\theta_e - \frac{2\pi}{3}\right) \\ e_c(\theta_e) = -p \omega_{ME} \psi_{fm} \sin\left(\theta_e + \frac{2\pi}{3}\right) \end{cases} \quad (2.21)$$

Le développement effectué permet d'écrire les équations électriques (2.22) donnant les tensions de phases en fonction des différentes grandeurs électriques du moteur, selon le circuit équivalent illustré à la figure 2.10.

$$\begin{pmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{pmatrix} = R \begin{pmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} L & M & M \\ M & L & M \\ M & M & L \end{pmatrix} \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{pmatrix} \quad (2.22)$$

Comme le moteur est commandé en couple par contrôle vectoriel, il est de pratique commune d'effectuer un changement de repère en utilisant les transformations de Concordia et Park. Le système d'équations électriques (2.22), à la base exprimé dans un repère triphasé fixe par rapport au stator, est ici exprimé dans un repère diphasé tournant à la pulsation ω_e , profitant du fait que la somme des courants des trois phases est nulle. Les axes du repère sont l'axe d (axe direct) et l'axe q (axe en quadrature), l'axe d représente la composante des grandeurs électriques tournantes, orientée face à la ligne centrale d'un aimant, alors que l'axe q est la composante de ces mêmes grandeurs électriques orientée face à la ligne séparant un aimant nord d'un aimant sud. La position des axes vis-à-vis des aimants est illustrée à la figure 2.11. Ainsi le flux de circulation à vide exprimé dans ce repère possède une composante seulement sur l'axe d . Les matrices de transformations de Concordia T_{32}^t et de Park P_{θ_e} sont rappelées à l'équation (2.23). En supposant que V et I sont les valeurs efficaces de la tension de phase et du courant de phase et que φ_v et φ_i sont leur déphasage respectif par rapport à la fem dont la

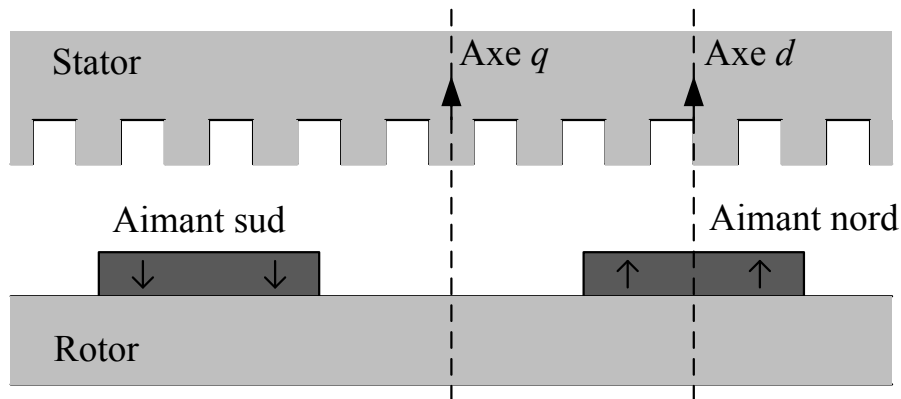


Figure 2.11 Position des axes d et q par rapport aux aimants

valeur efficace est notée E , et en appliquant les transformations aux systèmes de tensions et courants triphasés, l'équation (2.24) est obtenue.

$$T_{32}^t = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{pmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{pmatrix} \quad (2.23)$$

$$P_{-\theta_e} = \begin{pmatrix} \cos \theta_e & \sin \theta_e \\ -\sin \theta_e & \cos \theta_e \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} I_d \\ I_q \end{pmatrix} = P_{-\theta_e} * T_{32}^t * \begin{pmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{pmatrix} = I\sqrt{3} \begin{pmatrix} -\sin \varphi_i \\ \cos \varphi_i \end{pmatrix} \quad (2.24)$$

$$\begin{pmatrix} V_d \\ V_q \end{pmatrix} = P_{-\theta_e} * T_{32}^t * \begin{pmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{pmatrix} = V\sqrt{3} \begin{pmatrix} -\sin \varphi_v \\ \cos \varphi_v \end{pmatrix}$$

Comme nous le verrons un peu plus loin, le grand avantage d'exprimer les grandeurs électriques dans ce repère d - q sera de mettre en évidence la relation entre le couple moteur et le courant I_q . Les équations électriques exprimées dans le repère diphasé sont données par l'équation (2.25).

$$\begin{cases} V_d = R I_d - p L_s \omega_{ME} I_q + L_s \frac{dI_d}{dt} \\ V_q = R I_q + p L_s \omega_{ME} I_d + L_s \frac{dI_q}{dt} + p \omega_{ME} \psi_{fm} \sqrt{\frac{3}{2}} \end{cases} \quad (2.25)$$

La transformation fait apparaître le paramètre L_s , appelée inductance cyclique, égal à $L-M$. De plus le terme $p L_s \omega_{ME}$ est communément appelé réactance cyclique et est noté X_s . Étant donné que le modèle développé sera utilisé sur des cycles de vitesse de plusieurs minutes, le pas de temps utilisé est d'une seconde. Ainsi par approximation, l'évolution des courants et des

tensions sera considérée quasi-statique. Par conséquent, les termes faisant apparaître les dérivées du courant dans l'équation (2.25) disparaissent, donnant l'équation (2.26).

$$\begin{cases} V_d = R I_d - X_s I_q \\ V_q = R I_q + X_s I_d + p \omega_{ME} \psi_{fm} \sqrt{\frac{3}{2}} \end{cases} \quad (2.26)$$

Bilan de puissance et courants au stator

Les équations précédentes permettent d'écrire le bilan de puissance de la machine. Grâce à la convention adoptée par la transformation de Concordia, la puissance électrique active injectée dans la machine peut s'écrire telle que dans l'équation (2.27).

$$P_{elec} = V_d I_d + V_q I_q = R(I_d^2 + I_q^2) + p \omega_{ME} \psi_{fm} I_q \sqrt{\frac{3}{2}} \quad (2.27)$$

Le premier terme du membre de droite de l'équation (2.27) est égal aux pertes joules dues au courant traversant les enroulements du stator. Le deuxième terme est égal à la puissance électromagnétique. En divisant cette puissance par la vitesse de rotation, il est possible de déduire l'expression du couple électromagnétique T_{em} donnée par l'équation (2.28).

$$T_{em} = p \psi_{fm} I_q \sqrt{\frac{3}{2}} \quad (2.28)$$

Le modèle électrique adopté, tout comme le modèle mécanique, est un modèle inverse (acausal) dans le sens où l'effet est exploité afin d'en déterminer la cause. Ainsi dans le modèle développé, la donnée du couple T_{em} permet de déduire la valeur du courant I_q en utilisant l'équation (2.28).

L'équation (2.28) montre que seul le courant en quadrature participe à la génération de la puissance électromagnétique et donc la puissance mécanique. Ainsi, lors de la conception de

la boucle de contrôle du moteur, il sera intéressant d'imposer un courant I_d nul afin de réduire au minimum les pertes Joules dans le moteur. Il est possible de se baser sur l'équation (2.26) afin de construire le diagramme de Fresnel (ou diagramme des phaseurs) en prenant pour origine des phases, la fem. L'équation (2.24) montre que la composante sur l'axe d est proportionnelle à la partie imaginaire de la grandeur électrique concernée tandis que la composante sur l'axe q est proportionnelle à sa partie réelle. Le diagramme de Fresnel est donné à la figure 2.12, pour $I_d = 0$, soit un courant en phase avec la fem.

Le développement précédent montre que la fem et X_s sont proportionnels à la vitesse ω_{ME} , ainsi plus la vitesse augmente et plus la tension de phase augmente. En pratique, l'onduleur ne peut pas fournir une tension de phase d'amplitude supérieure à la moitié de la tension de bus [54]. Ce phénomène sera décrit plus en détail dans la section 2.5. Ainsi lorsque la vitesse augmente et que la tension maximale est atteinte, il est utile d'appliquer un courant I_d non nul afin de maintenir la tension de phase constante et à sa valeur maximale. C'est le défluxage. La contrainte supplémentaire s'exprime alors grâce à l'équation (2.29).

$$V_d^2 + V_q^2 = \frac{3}{8} V_{bus}^2 \quad (2.29)$$

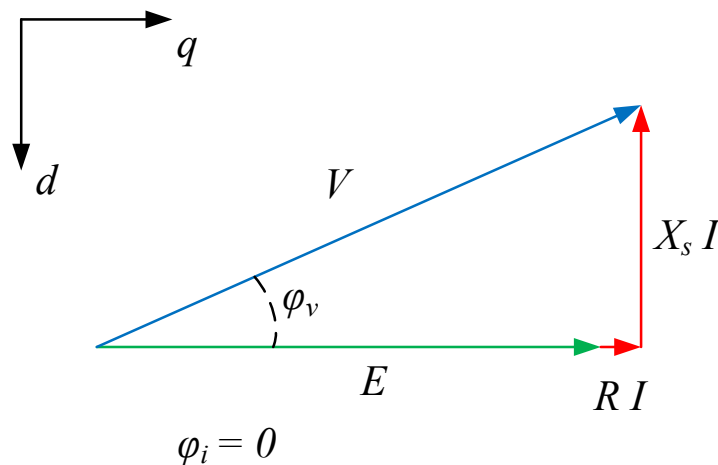


Figure 2.12 Diagramme de Fresnel avec $I_d = 0$

Dans ce cas de figure, il est possible d'utiliser conjointement les équations (2.28) et (2.29) de manière à obtenir l'équation polynomiale du second ordre (2.30), d'inconnue I_d , solvable analytiquement.

$$A I_d^2 + B I_d + C = 0$$

$$\text{avec } \begin{cases} A = X_s^2 + R^2 \\ B = \sqrt{6} p \omega_{ME} \psi_{fm} \\ C = \frac{2}{3} \frac{T_{em}^2}{p^2 \psi_{fm}^2} (X_s^2 + R^2) + 2 R T_{em} \omega_{ME} + \frac{3}{2} p^2 \psi_{fm}^2 \omega_{ME}^2 - \frac{3}{8} V_{bus}^2 \end{cases} \quad (2.30)$$

Enfin, il s'agit de résoudre les équations (2.28) et (2.30) de manière à obtenir I_d et I_q en fonction du couple électromagnétique, de la vitesse du moteur et de la tension de bus. Le nouveau diagramme de Fresnel, représenté à la figure 2.13, montre que le déphasage du courant par rapport à la fem permet de réduire la tension de phase efficace malgré l'augmentation de la fem, satisfaisant ainsi la contrainte de l'équation (2.29). Ainsi le modèle développé permet de déduire le courant au stator, et donc les pertes joules, à partir du point de fonctionnement défini par la tension de bus, la vitesse de rotation et le couple électromagnétique. Aux pertes joules doivent être ajoutées les pertes fer, contribuant aussi à la puissance globale dissipée par le moteur. C'est l'objet de la section qui suit.

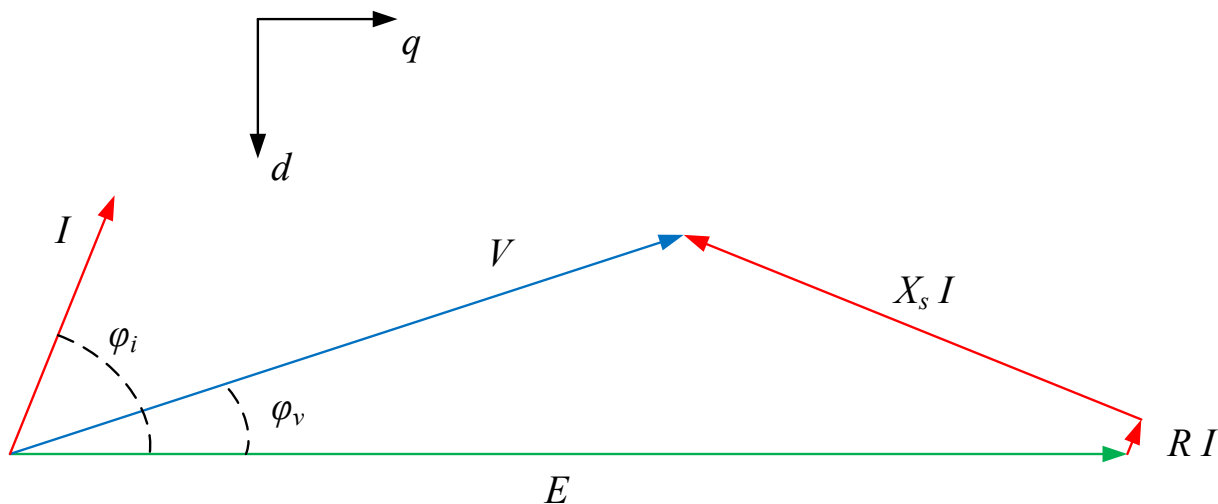


Figure 2.13 Diagramme de Fresnel lors du fonctionnement en défluxage

Pertes fer

Les pertes fer sont la somme des pertes par hystérésis et des pertes par courants de Foucault, toutes deux provoquées par la variation du flux magnétique dans le fer de la machine. Le flux de circulation total dans les enroulements est constitué à la fois du flux créé par le courant dans les enroulements et du flux de circulation à vide créé par les aimants. Comme le flux de circulation total tourne conjointement avec le rotor, ce dernier ne voit aucune variation de flux et donc les pertes fer au rotor sont négligeables [61]. Seules les pertes fer au stator sont considérées. Bien que faibles, les pertes fer freinent l'arbre moteur. Elles représentent la part du couple électromagnétique qui n'est pas convertie en couple mécanique. Ceci se traduit mathématiquement par l'équation (2.31).

$$T_{em} = \frac{P_{fer}}{\omega_{ME}} + T_{ME} \quad (2.31)$$

où T_{ME} est le couple mécanique et P_{fer} représente la totalité des pertes fer.

Il est donc important de quantifier ces pertes puisqu'elles contribuent à décharger la batterie sans faire avancer le véhicule. La littérature propose des formules mathématiques [101] [21], résumées par l'équation (2.32), permettant d'estimer les pertes par hystérésis P_{hys} et les pertes par courants de Foucault P_{Fouc} en fonction de la vitesse de rotation et de l'amplitude du flux de circulation total, appelée ici ψ_t .

$$\begin{aligned} P_{hys} &= K_h \omega_{ME} \psi_t^2 \\ P_{Fouc} &= K_f \omega_{ME}^2 \psi_t^2 \end{aligned} \quad (2.32)$$

Dans le cadre de cette thèse, les coefficients K_h et K_f sont identifiés par un essai expérimental consistant à mesurer les pertes fer lors d'un essai à vide pour différentes vitesses du moteur. Le relevé des pertes fer résultant de cet essai pour le moteur utilisé dans cette thèse est illustré à la figure 2.14. Lors du fonctionnement à vide, l'amplitude du flux de circulation total est égal à l'amplitude du flux de circulation à vide ψ_{fm} donc les pertes fer à vide peuvent s'exprimer à l'aide de l'équation (2.33).

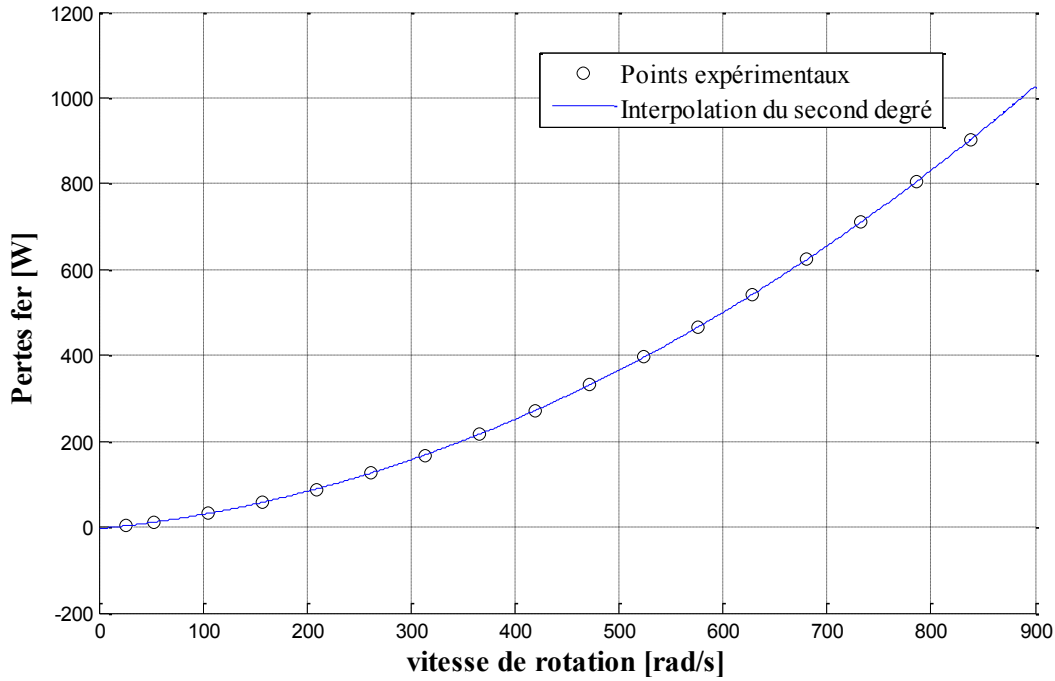


Figure 2.14 Relevé expérimental des pertes fer à vide pour le moteur utilisé dans la thèse

$$P_{fer} = \psi_{fm}^2 (K_h \omega_{ME} + K_f \omega_{ME}^2) \quad (2.33)$$

L'amplitude du flux de circulation à vide étant constante et connue, les pertes fer ne varient qu'avec la vitesse de rotation. Ainsi en effectuant une interpolation du second degré à partir des points expérimentaux, il est possible d'identifier les coefficients K_h et K_f . L'interpolation appliquée aux mesures de la figure 2.14 donne une valeur de K_h de 77,6 et une valeur de K_f de 0,345.

L'estimation des pertes fer nécessite enfin la connaissance de l'amplitude du flux de circulation total ψ_t . Le flux de circulation total étant la somme du flux dû au courant et du flux de circulation à vide, il est possible d'exprimer ψ_t à l'aide de l'équation (2.34).

$$\psi_t^2 = \left(\psi_{fm} + L_s I_d \sqrt{\frac{2}{3}} \right)^2 + \left(L_s I_q \sqrt{\frac{2}{3}} \right)^2 \quad (2.34)$$

L'expression des pertes fer est ainsi complètement déterminée. Il est possible dans un dernier temps d'interpréter les pertes fer comme un couple T_{fer} freinant l'arbre moteur, dont l'expression est donnée par l'équation (2.35).

$$T_{fer} = \psi_t^2 (K_h + K_f \omega_{ME}) \quad (2.35)$$

Conclusion

Le modèle construit permet d'estimer les pertes fer, les pertes joules et la puissance électrique active absorbée par le moteur à partir du couple mécanique, de la vitesse de rotation et de la tension de bus.

2.4.2 Machine avec saillance aux pôles

En supposant une machine dont les pôles sont montés sans encastrement à la surface du rotor et en faisant l'approximation que la perméabilité magnétique des aimants est égale à celle de l'air, alors l'entrefer magnétique de la machine peut être considéré indépendant de la position. En réalité, pour des raisons de robustesse mécanique, un encastrement est nécessaire, faisant ainsi varier l'entrefer. La différence architecturale entre une machine à pôles lisses et une machine à pôles saillants est illustrée à la figure 2.15. Dans ce cas, les enroulements sont soumis à un milieu magnétique variant lors de la rotation de l'arbre moteur et les inductances

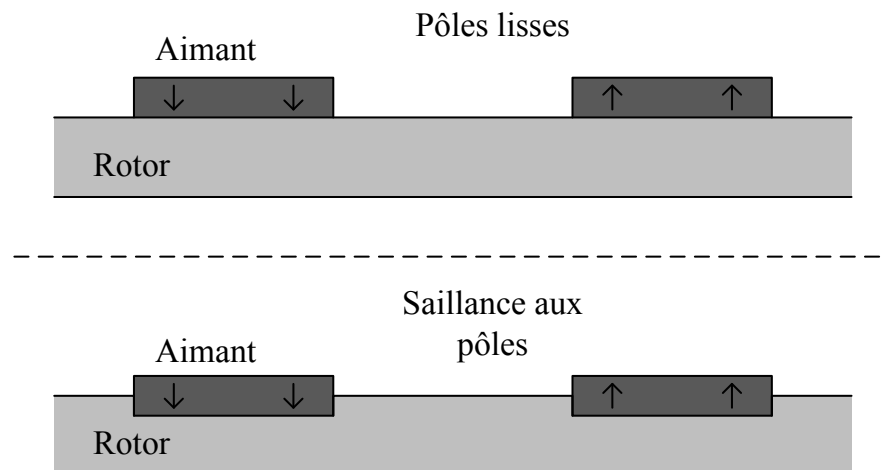


Figure 2.15 MSAP à pôles lisses et à pôles saillants

propres et mutuelles ne peuvent plus être considérées constantes mais dépendront de θ_e . Lorsque l'axe du pôle est aligné avec l'axe de l'enroulement, l'entrefer magnétique est plus grand que lorsque l'axe du pôle est en quadrature vis-à-vis de l'axe de l'enroulement. Ainsi l'inductance sur l'axe d , appelée L_d , est inférieure à l'inductance sur l'axe q , appelée L_q . Le changement de repère issu des transformations de Concordia et Park aboutit aux nouvelles équations électriques (2.36). On notera l'utilisation de X_d et X_q à la place de X_s utilisé précédemment dans le cas de la machine à pôles lisses.

$$\begin{cases} V_d = R I_d - X_q I_q \\ V_q = R I_q + X_d I_d + p \omega_{ME} \psi_{fm} \sqrt{\frac{3}{2}} \end{cases} \quad (2.36)$$

La puissance électrique active absorbée se réécrit donc à l'aide de l'équation (2.37), faisant apparaître un terme supplémentaire dépendant de la différence entre les réactances X_d et X_q .

$$P_{elec} = R(I_d^2 + I_q^2) + I_q I_d (X_d - X_q) + p \omega_{ME} \psi_{fm} I_q \sqrt{\frac{3}{2}} \quad (2.37)$$

A partir de l'équation précédente, il est possible de déduire le résultat classique (2.38) donnant le couple électromagnétique [100][61].

$$T_{em} = p I_q \left(I_d (L_d - L_q) + \psi_{fm} \sqrt{\frac{3}{2}} \right) \quad (2.38)$$

Lorsque la tension de phase n'a pas atteint sa valeur maximale, l'équation (2.38) représente la seule contrainte sur les courants I_d et I_q . Il est alors nécessaire de faire un choix pour la valeur du courant I_d puis de déduire le courant I_q . Le concepteur de la boucle de contrôle du moteur est responsable de ce choix et peut utiliser plusieurs méthodes afin d'effectuer un choix intelligent (minimisation des pertes, maximisation du rendement). Cependant si la saillance

n'est pas trop importante, il peut imposer un courant d'axe d nul sans trop pénaliser les performances du moteur.

Lors du fonctionnement en défluxage, l'équation (2.38) couplée à l'équation (2.29) permet de déterminer complètement les courants I_d et I_q . La résolution du système d'équation mène à une équation polynomiale d'ordre 4 qui peut être résolue analytiquement (méthode d'Euler, de Ferrari ou de Descartes) ou bien numériquement. La résolution numérique peut se faire de manière exhaustive afin d'obtenir deux cartes en 3 dimensions donnant I_d et I_q en fonction de la tension de bus, du couple électromagnétique et de la vitesse de rotation.

Lors de l'évaluation des pertes fer, comme l'inductance varie, l'expression du flux dû au courant dans les enroulements change et l'expression de l'amplitude du flux de circulation total s'écrit à l'aide de l'équation (2.39).

$$\psi_t^2 = \left(\psi_{fm} + L_d I_d \sqrt{\frac{2}{3}} \right)^2 + \left(L_q I_q \sqrt{\frac{2}{3}} \right)^2 \quad (2.39)$$

2.4.3 Machine avec saturation

Pour une machine sans saturation, le flux de circulation total d'axe d (ψ_{td}) et celui d'axe q (ψ_{tq}) sont des fonctions linéaires des courants I_d et I_q comme le montre l'équation (2.40).

$$\begin{cases} \psi_{td} = \psi_{fm} \sqrt{\frac{3}{2}} + L_d I_d \\ \psi_{tq} = L_q I_q \end{cases} \quad (2.40)$$

Lorsque le courant est élevé, un phénomène de saturation magnétique peut apparaître et l'équation (2.40) devient inexacte. Il est alors nécessaire de considérer ψ_{td} et ψ_{tq} comme des fonctions non-linéaires de I_d et I_q . Ces fonctions sont en général difficiles à décrire analytiquement et il faut se référer aux informations du constructeur afin de connaître la caractéristique courant-flux. Les caractéristiques du moteur utilisé dans cette thèse sont

illustrées aux figures 2.16 et 2.17 et permettent de mettre en évidence la saturation magnétique de la machine.

Sur la base de cette caractéristique, les équations électriques doivent être réécrites de manière plus générale, à la manière de l'équation (2.41).

$$\begin{cases} V_d = R I_d - p \omega_{ME} \psi_{tq}(I_d, I_q) \\ V_q = R I_q + p \omega_{ME} \psi_{td}(I_d, I_q) \end{cases} \quad (2.41)$$

où ψ_{td} et ψ_{tq} ne sont plus des fonctions linéaires de I_d et I_q .

De la même manière que précédemment, il est possible de déduire l'équation (2.42) donnant la puissance électrique active absorbée.

$$P_{elec} = R(I_d^2 + I_q^2) + p \omega_{ME}(\psi_{td}I_q - \psi_{tq}I_d) \quad (2.42)$$

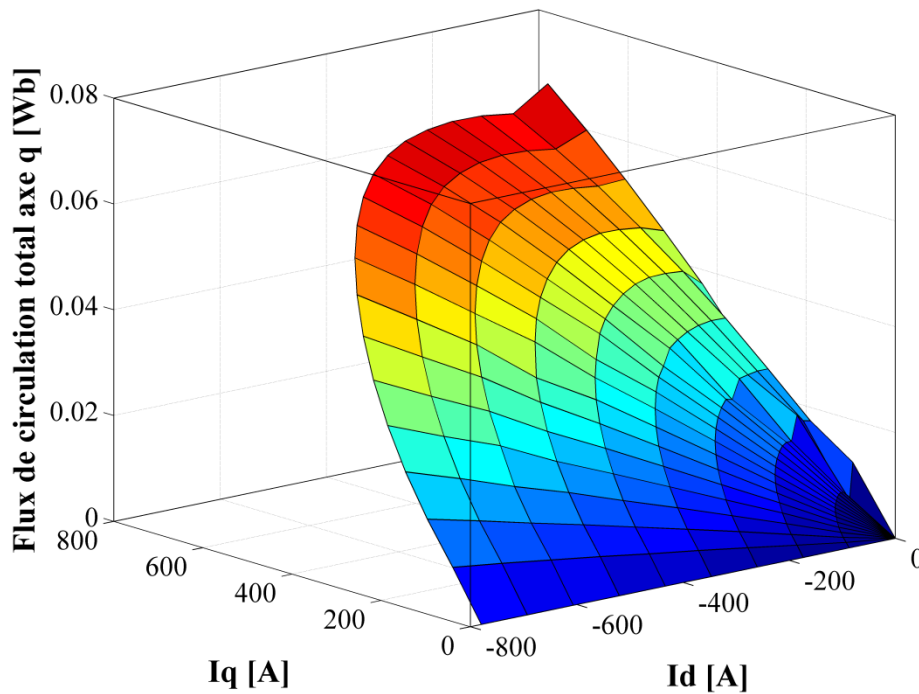


Figure 2.16 Caractéristique du flux de circulation total d'axe q du moteur utilisé dans la thèse

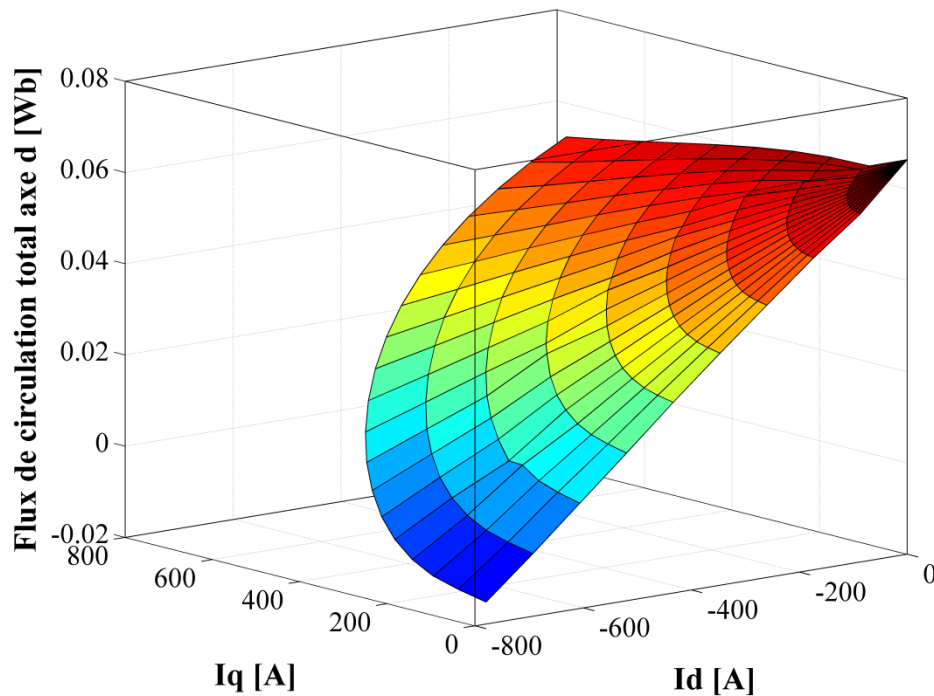


Figure 2.17 Caractéristique du flux de circulation total d'axe d du moteur utilisé dans la thèse

Il s'en suit l'équation (2.43) donnant le couple électromagnétique. Cette équation est la forme la plus générale du couple électromagnétique d'une MSAP. Les équations (2.28) et (2.38) qui donnent l'expression de T_{em} pour une machine à pôles lisses sans saturation et une machine à pôles saillants sans saturation respectivement sont des expressions qui peuvent être déduites de l'équation (2.43).

$$T_{em} = p (\psi_{td}I_q - \psi_{tq}I_d) \quad (2.43)$$

Lorsque la tension de phase n'a pas atteint le seuil imposé par la tension de bus, il faut, comme précédemment, faire un choix pour le courant I_d . Dans cette section, nous négligeons la saillance aux pôles de manière à nous concentrer sur l'analyse du phénomène de saturation. Ainsi la saillance aux pôles est considérée négligeable ce qui implique que le courant I_d devrait être imposé nul. Il s'agit donc de déterminer I_q grâce à l'équation (2.43) dans laquelle on impose I_d nul. Le flux de circulation total n'étant pas décrit analytiquement, il est nécessaire de déterminer I_q de manière numérique afin d'obtenir une table donnant I_q en fonction de T_{em} .

Afin de caractériser le comportement en défluxage, le système formé par les équations (2.43) et (2.29) doit être résolu numériquement de manière à obtenir une table donnant les courants I_d et I_q en fonction du couple électromagnétique, de la vitesse et de la tension de bus.

Enfin, en ce qui concerne les pertes fer, le flux de circulation total peut être estimé à l'aide de l'équation (2.44).

$$\psi_t^2 = \frac{2}{3}(\psi_{td}^2 + \psi_{tq}^2) \quad (2.44)$$

2.4.4 Choix de modélisation pour le moteur utilisé dans la thèse

Le choix de modélisation s'est fait principalement sur la base des informations fournies par le constructeur du moteur. Les hypothèses simplificatrices liées à la modélisation d'une machine sans saturation mènent à une mauvaise estimation des pertes. De plus le moteur utilisé dans cette thèse possède des aimants montés sur la surface du rotor, et, même si une saillance aux pôles existe, celle-ci a été considérée négligeable vis-à-vis de la précision du modèle. Le modèle retenu est donc celui d'une MSAP à pôles lisses avec saturation. Cette modélisation est considérée comme étant une bonne représentation du moteur électrique utilisé dans cette thèse. Elle est par ailleurs utilisée dans une large plage d'applications de propulsion électrique. Les caractéristiques du moteur utilisé dans cette thèse sont données en annexe A.

2.5 Pertes intrinsèques de l'onduleur

L'onduleur permet de fournir le système de tension triphasé du moteur à partir de la tension du bus DC. L'onduleur considéré dans cette thèse est à source de tension et est bidirectionnel afin de permettre la récupération d'énergie. La tension fournie au moteur peut être commandée en fréquence et en amplitude à l'aide d'un système de contrôle par modulation à largeur d'impulsions (MLI). Comme l'illustre la figure 2.18, l'onduleur consiste en un pont triphasé muni d'IGBT (Insulated Gate Bipolar Transistor) et de diodes antiparallèles. Comme ces interrupteurs ne sont pas idéaux, cette section décrit une modélisation des pertes intrinsèques en fonction du point de fonctionnement considéré. Cette modélisation se base sur les travaux de Casanellas [12]. Suivant l'information sur les courants et tensions de phases du moteur, la

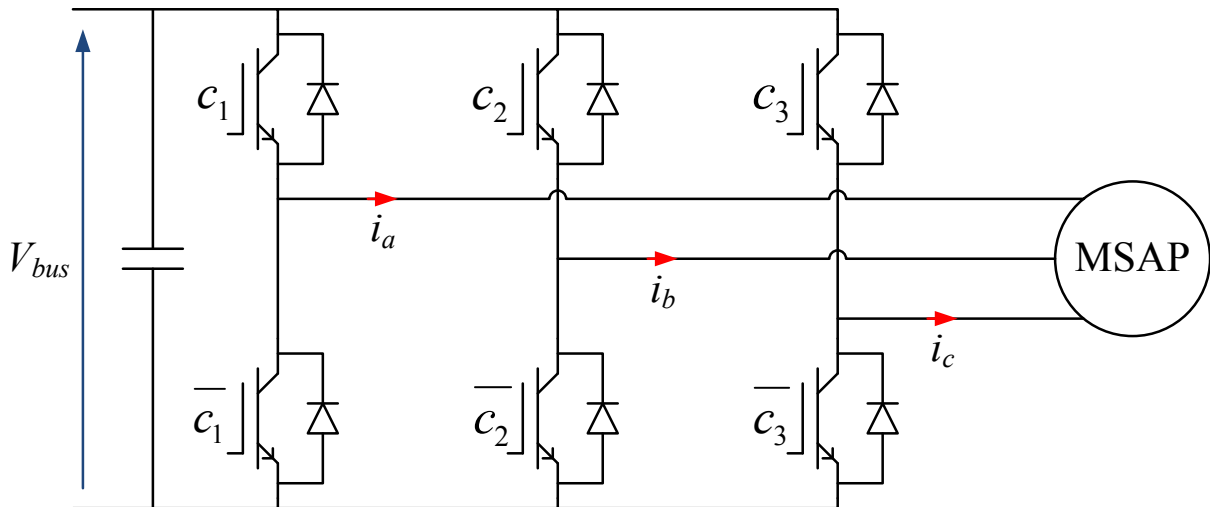


Figure 2.18 Schéma électrique de l'onduleur utilisé dans cette thèse

puissance à fournir au moteur et la tension du bus DC, le modèle développé détermine la puissance électrique à fournir par la batterie. Chaque IGBT est commandé par MLI. Cette commande est illustrée à la figure 2.19. Pour le bras connecté à la phase **a** par exemple, un signal porteur s_p triangulaire de période fixe T_d , appelée période de découpage, est comparé à une modulante m_a sinusoïdale de pulsation égale à la pulsation électrique ω_e et d'amplitude M_d

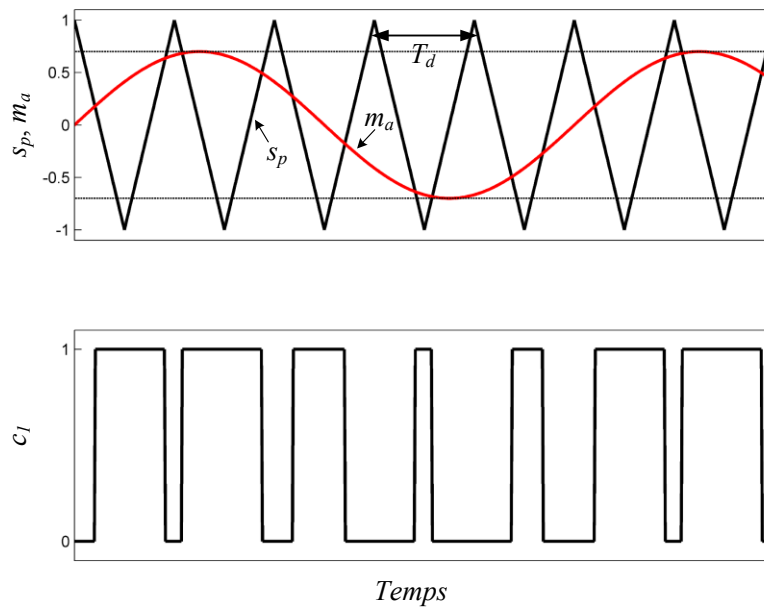


Figure 2.19 Commande MLI

comprise entre 0 et 1. L'IGBT supérieur est commandé à la fermeture lorsque m_a est supérieur à s_p , c_l est alors égal à 1. Dans le cas contraire, l'IGBT est commandé à l'ouverture et c_l est égal à 0. Il en résulte le signal de commande c_l possédant un rapport cyclique d_a périodique de pulsation égale à la pulsation électrique. L'expression du rapport cyclique est donnée par l'équation (2.45). Les deux interrupteurs d'un même bras sont commandés par le même rapport cyclique mais de façon complémentaire. Les rapports cycliques des autres bras se déduisent de l'équation (2.45) par déphasage de $\pm 120^\circ$.

$$d_a(t) = \frac{1}{2}(1 + M_d \sin(\omega_e t + \varphi_v)) \quad (2.45)$$

La tension de phase issue d'une telle commande possède deux composantes fréquentielles principales, à savoir une à la fréquence de découpage F_d (inverse de la période de découpage) et une à la fréquence électrique. La fréquence de découpage d'un onduleur à IGBT est typiquement entre 1 et 30 kHz. L'onduleur de cette thèse est commandé avec une fréquence de découpage de 10 kHz. Classiquement, en ne considérant que le fondamental de la forme d'onde de la tension de phase, nous retrouvons la forme sinusoïdale de la tension de phase v_a dont l'expression est donnée par l'équation (2.46). D'après cette équation, l'amplitude maximale de la tension de phase, atteinte lorsque M_d est égal à 1, est égale à la moitié de V_{bus} . La tension de bus impose donc l'amplitude maximale possible de la tension de phase et devient ainsi la cause du fonctionnement en défluxage à haute vitesse vu dans la section 2.4.

$$v_a(t) = M_d \frac{V_{bus}}{2} \sin(\omega_e t + \varphi_v) \quad (2.46)$$

Lorsque le courant de phase est négatif et que l'IGBT supérieur du bras concerné est fermé, alors le courant passe par la diode antiparallèle supérieure. Lorsque le courant de phase est positif et que l'IGBT inférieur est fermé, alors le courant passe par la diode antiparallèle inférieure. Dans les autres cas, ce sont les IGBT qui conduisent le courant. Ainsi chacun des interrupteurs sera actif pendant une demi-période électrique du courant de phase. Les pertes de l'onduleur sont dues à la fois à la commutation et à la conduction des interrupteurs.

2.5.1 Pertes en conduction

Les pertes en conduction sont dues à la chute de tension dans les IGBT et les diodes à l'état passant. Casanellas propose une méthode analytique basée sur les données du fabricant afin d'obtenir une expression mathématique de ces pertes [12]. Il s'agit tout d'abord de récupérer les caractéristiques statiques de la diode et de l'IGBT données par le fabricant. La caractéristique statique de l'IGBT donne le courant collecteur I_C en fonction de sa tension collecteur-émetteur V_{CE} . La caractéristique statique de la diode donne le courant de diode I_F en fonction de la tension V_F à ses bornes. Les caractéristiques des IGBT et des diodes de l'onduleur utilisé dans cette thèse sont illustrées aux figures 2.20 et 2.21. Afin d'exploiter ces courbes, une première étape de linéarisation est nécessaire. Elle est effectuée sur la portion de la caractéristique où le composant est en conduction, i.e. traversé par un courant positif, et mène à l'obtention des relations (2.47) pour l'IGBT et (2.48) pour la diode.

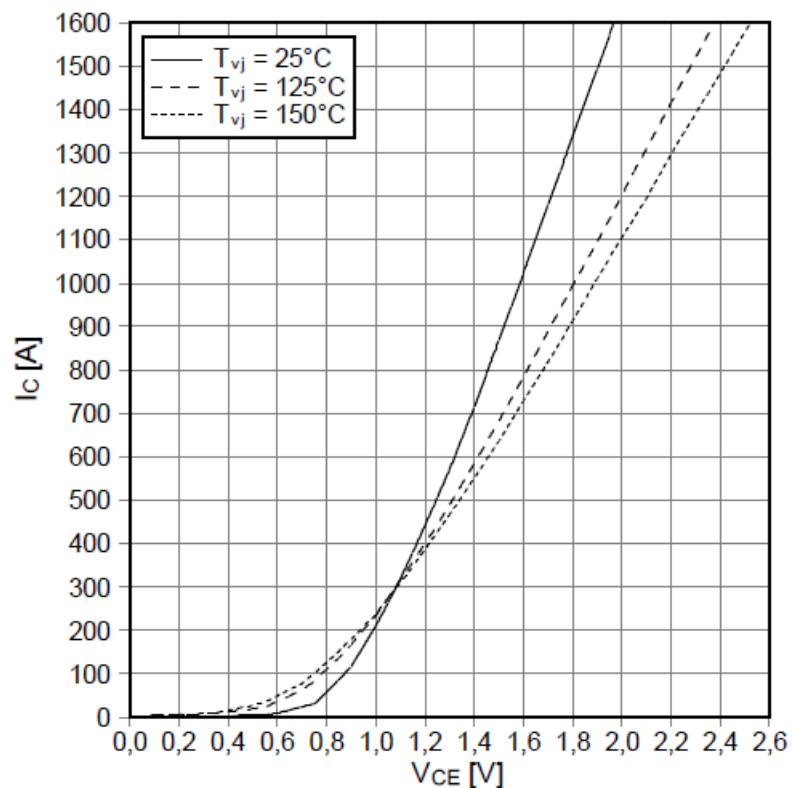


Figure 2.20 Caractéristique statique des IGBT de l'onduleur utilisé dans cette thèse. Module FS800R07A2E3 de Infineon. Source : Infineon [53]

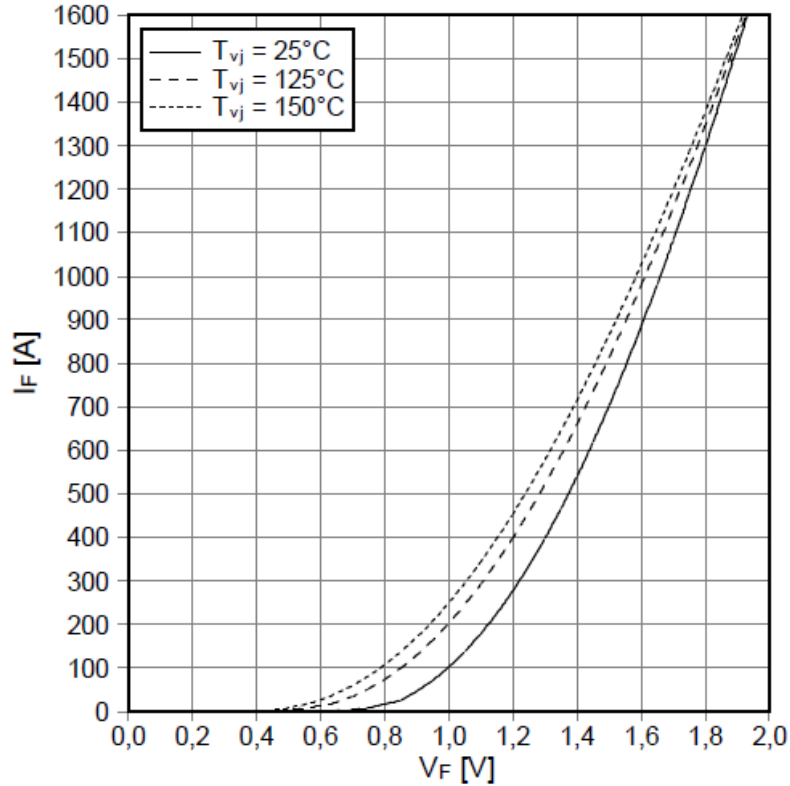


Figure 2.21 Caractéristique statique des diodes de l'onduleur utilisé dans cette thèse. Module FS800R07A2E3 de Infineon. Source : Infineon [53]

$$V_{CE} = \frac{V_{CEN} - V_{CE0}}{I_{CN}} I_C + V_{CE0} \quad (2.47)$$

$$V_F = \frac{V_{FN} - V_{F0}}{I_{FN}} I_F + V_{F0} \quad (2.48)$$

V_{CEN} est la tension collecteur-émetteur nominale de l'IGBT à l'état passant, V_{FN} est la tension nominale de la diode à l'état passant, I_{CN} est le courant collecteur nominal de l'IGBT et I_{FN} est le courant nominal de la diode. V_{CE0} et V_{F0} sont les tensions de seuil respectives de l'IGBT et de la diode.

Comme le suggère Casanellas, il est préférable d'effectuer la linéarisation en utilisant la caractéristique statique à 125°C puisque le composant est susceptible de travailler autour de cette température.

L'annexe A donne les caractéristiques des IGBT et diodes de l'onduleur utilisé dans cette thèse.

Sur un cycle de commutation, le courant traverse successivement l'IGBT du haut puis la diode du bas (si le courant de phase est positif) et engendre une dissipation d'énergie E_i pour l'IGBT et E_d pour la diode. Ces énergies sont exprimées par les équations (2.49) et (2.50) sur la base des caractéristiques statiques linéarisées mentionnées ci-haut.

$$E_i = \frac{V_{CE} i_a d_a}{F_d} = \frac{1}{F_d} \left(\frac{V_{CEN} - V_{CE0}}{I_{CN}} i_a + V_{CE0} \right) i_a d_a \quad (2.49)$$

$$E_d = \frac{V_F i_a (1 - d_a)}{F_d} = \frac{1}{F_d} \left(\frac{V_{FN} - V_{F0}}{I_{FN}} i_a + V_{F0} \right) i_a (1 - d_a) \quad (2.50)$$

Casanellas exprime les pertes par conduction en intégrant (2.49) et (2.50) sur une période complète du courant de phase. Ainsi nous obtenons les puissances dissipées P_i et P_d , exprimées par les équations (2.51) et (2.52).

$$P_i = \left(\frac{1}{4} + \frac{2M_d}{3\pi} \right) \frac{V_{CEN} - V_{CE0}}{I_{CN}} I^2 + \left(\frac{1}{2\pi} + \frac{M_d}{8} \cos(\varphi_i - \varphi_v) \right) V_{CE0} I\sqrt{2} \quad (2.51)$$

$$P_d = \left(\frac{1}{4} - \frac{2M_d}{3\pi} \right) \frac{V_{FN} - V_{F0}}{I_{FN}} I^2 + \left(\frac{1}{2\pi} - \frac{M_d}{8} \cos(\varphi_i - \varphi_v) \right) V_{F0} I\sqrt{2} \quad (2.52)$$

Le même type de comportement se retrouve pour les autres diodes et IGBT. Ainsi la puissance totale dissipée par les IGBT est égale à 6 fois la puissance dissipée par un seul. Il en va de même pour les diodes.

2.5.2 Pertes en commutation

Les pertes en commutation sont dues au fait que les composants ne commutent pas de manière instantanées. Les IGBT sont des composants à commutation forcée à l'ouverture et à la fermeture, contrairement aux diodes qui sont à commutation naturelle. Ainsi les pertes par commutation totales sont principalement dues aux IGBT et les pertes par commutation dans les diodes, plus faibles, sont dues uniquement à leur courant de recouvrement. Casanellas propose une méthode analytique d'estimation des pertes basée sur la forme simplifiée des profils de commutation, illustrée aux figures 2.22 et 2.23. Ces formes simplifiées décrivent le profil de commutation à partir des temps de montée et de descente t_r et t_f du courant de l'IGBT, ainsi que du temps de recouvrement de la diode t_{rr} , de son courant de recouvrement I_{rr} et de l'inductance parasite L_p . Cependant cette estimation peut s'avérer imprécise, le fabricant indique même dans sa documentation technique que les temps de commutation ne peuvent donner d'information fiable sur l'énergie dissipée car les profils de commutation sont complexes et les paramètres de l'IGBT tels que les temps de montée et de descente de la tension ainsi que la queue de courant ne sont pas caractérisés. Aussi le fabricant suggère de se référer aux mesures expérimentales de l'énergie dissipée lors de la commutation [52]. La

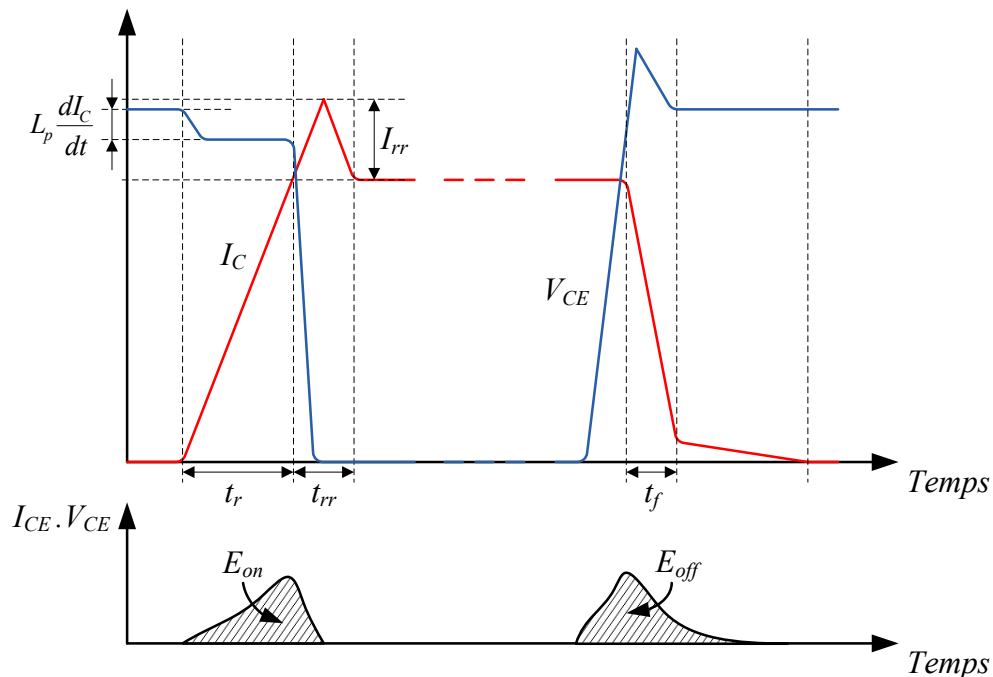


Figure 2.22 Profil de commutation d'un l'IGBT

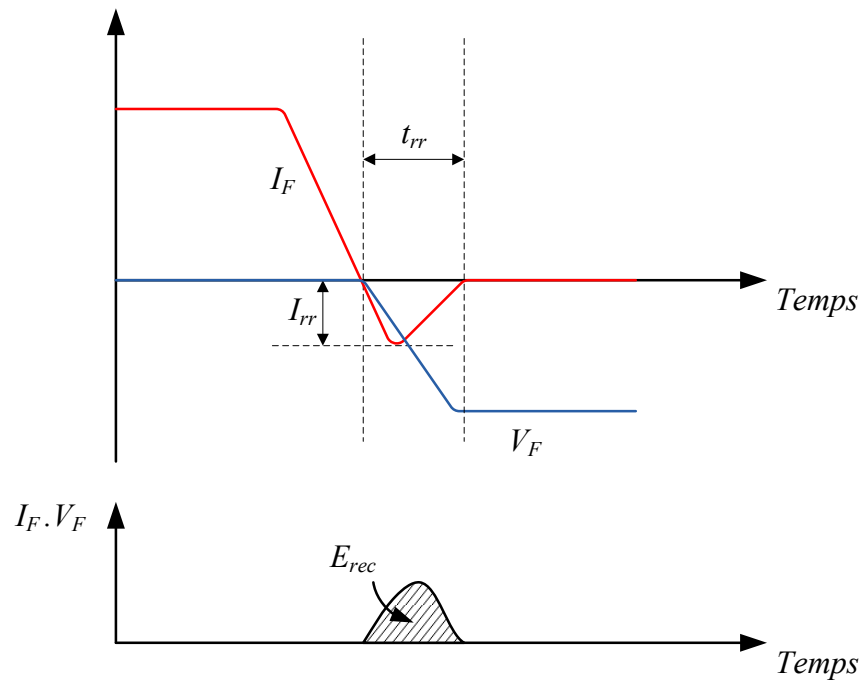


Figure 2.23 Profil de commutation d'une diode à l'ouverture

méthode développée ici se base sur ces mesures afin de déduire une expression mathématique des pertes en commutation.

Commutation de l'IGBT

Comme l'illustre la figure 2.22, la fermeture de l'IGBT provoque une dissipation d'énergie E_{on} et son ouverture provoque une dissipation d'énergie E_{off} . Le fabricant fournit une courbe caractérisant E_{on} en fonction du courant commuté. Cette courbe est illustrée à la figure 2.24 et est donnée pour une valeur typique de la résistance de grille et de la tension aux bornes de l'IGBT à l'état ouvert. La résistance de grille dépend du câblage et de la résistance interne du composant; plus la résistance est grande et plus la commutation est lente. La valeur de résistance de grille considérée dans cette thèse est celle typique suggérée par le fabricant. Lorsque l'IGBT est ouvert, la tension à ses bornes est égale à la tension de bus qui peut être différente des conditions d'opération ayant permis d'obtenir les courbes de la figure 2.24. Afin de prendre en compte cette différence, l'énergie dissipée à la fermeture est supposée

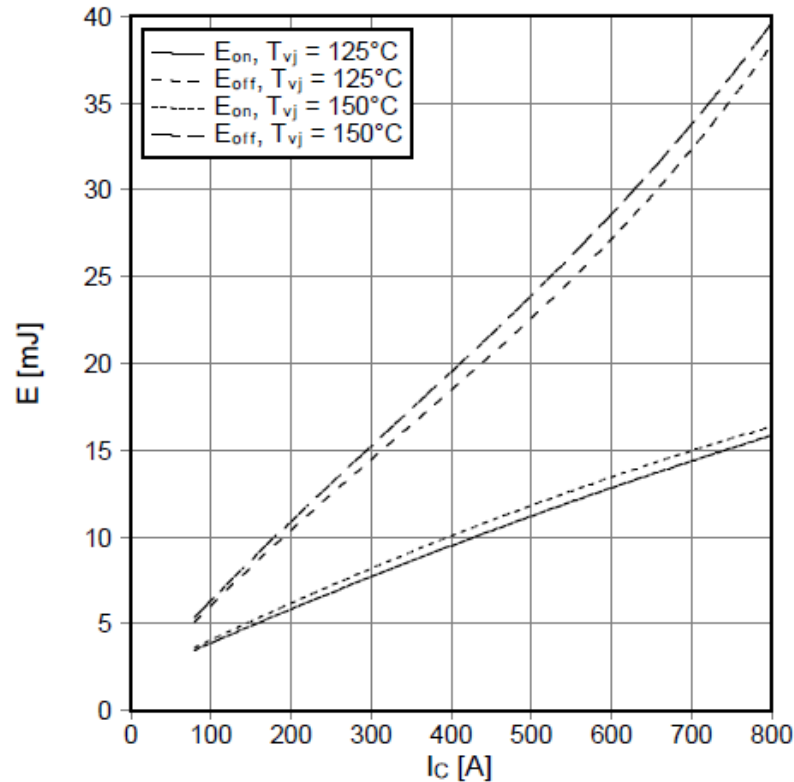


Figure 2.24 Énergie dissipée en commutation pour l'IGBT de l'onduleur considéré dans cette thèse. Module FS800R07A2E3 de Infineon. Source : Infineon [53]

proportionnelle à la tension de l'IGBT à l'état ouvert diminuée de la chute de tension due à l'inductance parasite. De la même manière, l'énergie dissipée à l'ouverture est supposée proportionnelle à la tension de l'IGBT à l'état ouvert. Ces approximations sont faites en accord avec l'expression des énergies de commutation basée sur les formes simplifiées de Casanellas.

Finalement les expressions de E_{on} et E_{off} sont déduites par linéarisation des courbes de la figure 2.24 tout en prenant en compte l'hypothèse de proportionnalité par rapport à la tension. Elles sont données par les équations (2.53) et (2.54) où V_{cc} est la valeur de V_{CE} imposée par le fabricant lors de l'obtention expérimentale des courbes. Enfin, la pente du courant $\frac{dI_c}{dt}$ lors de la fermeture est supposée constante.

$$E_{on} = \frac{V_{bus} - L_p \frac{dI_C}{dt}}{V_{cc} - L_p \frac{dI_C}{dt}} (1.698 \cdot 10^{-5} I_C + 2.478 \cdot 10^{-3}) \quad (2.53)$$

$$E_{off} = \frac{V_{bus}}{V_{cc}} (4.124 \cdot 10^{-5} I_C + 2.095 \cdot 10^{-3}) \quad (2.54)$$

La puissance dissipée s'obtient par intégration des équations (2.53) et (2.54) sur une demi-période électrique du courant et donne les équations (2.55) et (2.56). Celles-ci montrent que la puissance dissipée est proportionnelle à la fréquence de découpage.

$$P_{on} = F_d \frac{V_{bus} - L_p \frac{dI_C}{dt}}{V_{cc} - L_p \frac{dI_C}{dt}} \left(\frac{1.698 \cdot 10^{-5}}{\pi} I \sqrt{2} + 1.239 \cdot 10^{-3} \right) \quad (2.55)$$

$$P_{off} = F_d \frac{V_{bus}}{V_{cc}} \left(\frac{4.124 \cdot 10^{-5}}{\pi} I \sqrt{2} + 1.047 \cdot 10^{-3} \right) \quad (2.56)$$

Commutation de la diode

Les pertes en commutation dans la diode sont principalement dues au courant de recouvrement apparaissant à l'ouverture. Le fabricant fournit aussi une courbe, illustrée par la figure 2.25, donnant l'énergie dissipée en commutation par recouvrement en fonction du courant commuté pour les diodes de l'onduleur considéré dans cette thèse. Ainsi, il est possible d'effectuer le même travail de linéarisation que précédemment. La puissance dissipée P_{rec} est donnée par l'équation (2.57).

$$P_{rec} = F_d \frac{V_{bus}}{V_{cc}} \left(\frac{1.437 \cdot 10^{-5}}{\pi} I \sqrt{2} + 8.399 \cdot 10^{-4} \right) \quad (2.57)$$

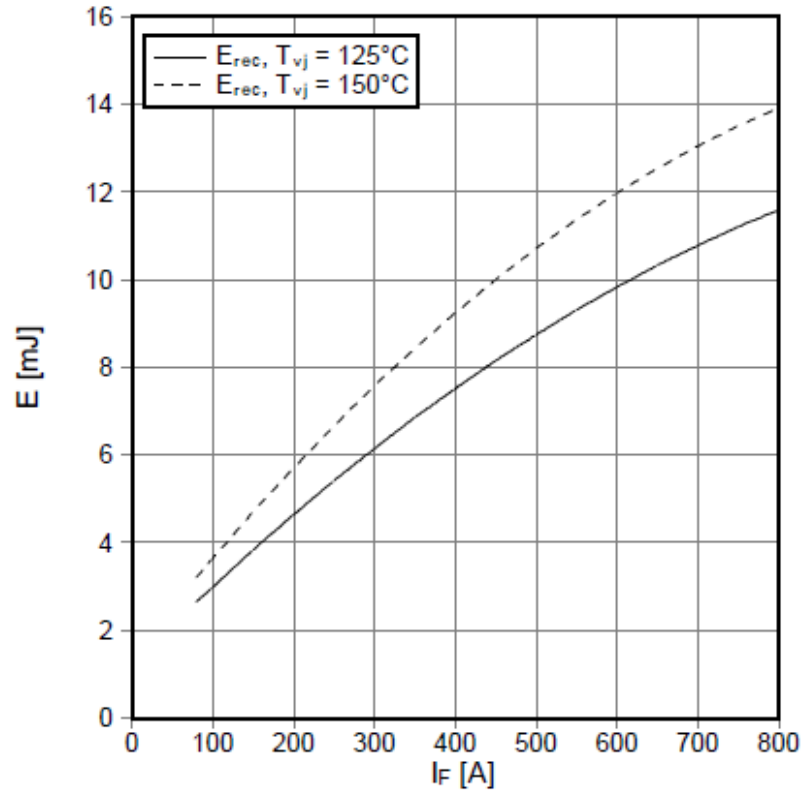


Figure 2.25 Énergie dissipée en commutation pour la diode de l'onduleur considéré dans cette thèse. Module FS800R07A2E3 de Infineon. Source : Infineon [53]

2.6 Modèle de la batterie

La batterie utilisée dans cette thèse est composée de cellules Lithium Ion de modèle A123 ANR26650m1A. Les caractéristiques de la batterie et de ses cellules sont présentées en annexe A. La caractérisation de la cellule A123 est basée sur une analyse expérimentale faite par Angarita et chacun des paramètres du modèle est ajusté en fonction de cette analyse [3].

Le modèle de base d'une cellule, illustré à la figure 2.26, est constitué d'une source de tension variable en série avec une résistance interne [107]. La source de tension varie selon l'équation (2.58).

$$E_{cell} = E_0 - K \frac{Q}{Q - it} + A e^{-B it} \quad (2.58)$$

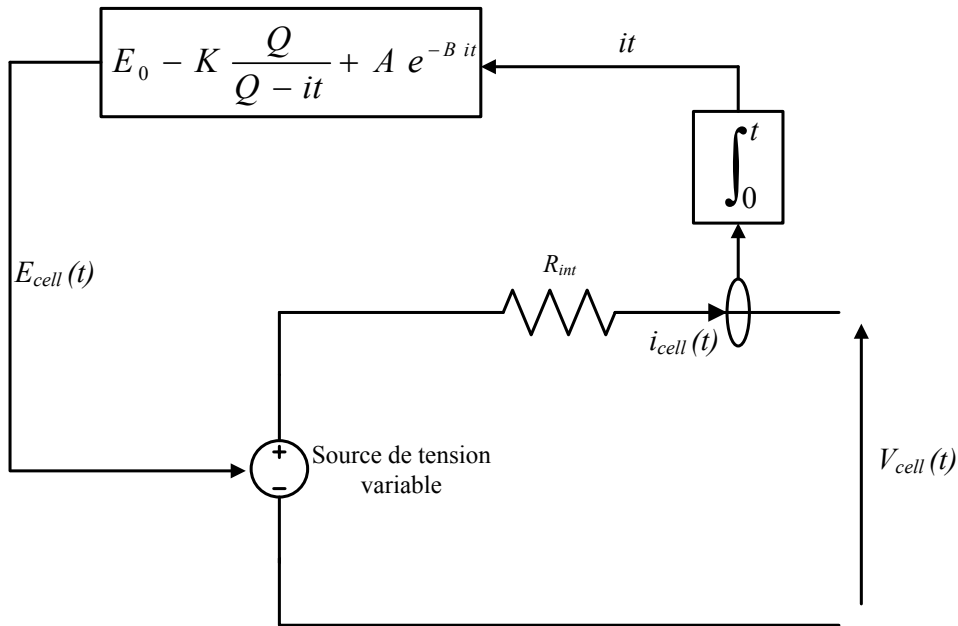


Figure 2.26 Modèle électrique d'une cellule

E_{cell} représente la tension de la cellule à vide en V, Q la capacité de la cellule en Ah et it la capacité consommée en Ah. Les constantes A , B , K et E_0 sont déterminées selon un protocole expérimental décrit par Angarita [3]. L'état de charge (en %) peut s'exprimer en fonction de la capacité consommée à l'aide de l'équation (2.59).

$$EDC = 100 \frac{Q - it}{Q} \quad (2.59)$$

La résistance interne est caractérisée expérimentalement en fonction de la température, de l'état de charge et du courant de cellule i_{cell} . De plus, des coefficients, appelés k_1 , k_2 et k_3 , ont été ajoutés pour le calcul de la capacité consommée et de la tension de cellule V_{cell} . Ces coefficients sont proposés par certains auteurs afin d'obtenir un modèle plus proche de la réalité en prenant en compte l'effet du courant de cellule et de la température [69][96]. Ainsi le calcul de it et V_{cell} se fait grâce aux équations (2.60) et (2.61), où T_c est la température de la cellule.

$$it = \int_0^t k_1(i_{cell}) k_2(T_c) i_{cell}(u) du \quad (2.60)$$

$$V_{cell} = E_{cell} - R_{int}i_{cell} + k_3(T_c) \quad (2.61)$$

Les coefficients k_1 , k_2 et k_3 ont été déterminés expérimentalement par Angarita et varient en fonction du courant de cellule et de la température. La plage de caractérisation va de 0,46 A à 18,4 A pour le courant de cellule et de -15°C à 50°C pour la température.

Le modèle final contient quelques hypothèses simplificatrices. En effet la capacité de la cellule est considérée constante quelque soit le courant, l'autodécharge ainsi que le vieillissement de la cellule ne sont pas considérés et une température d'opération constante a été supposée car aucun modèle thermique de la batterie n'a été développé.

En pratique, avec l'aide des différents éléments présentés plus haut, tous les calculs du modèle peuvent être effectués à partir de l'information sur la puissance requise par l'onduleur. Le processus de calcul est illustré à la figure 2.27, où P_{ond} est la puissance absorbée par l'onduleur, P_c la puissance fournie par une cellule de la batterie, N_c le nombre de cellule de la batterie et N_{cs} le nombre de cellule en série de la batterie. Finalement, une telle modélisation permet de fournir l'information sur la tension aux bornes de la batterie ainsi que son état de charge en fonction de la puissance demandée par l'onduleur.

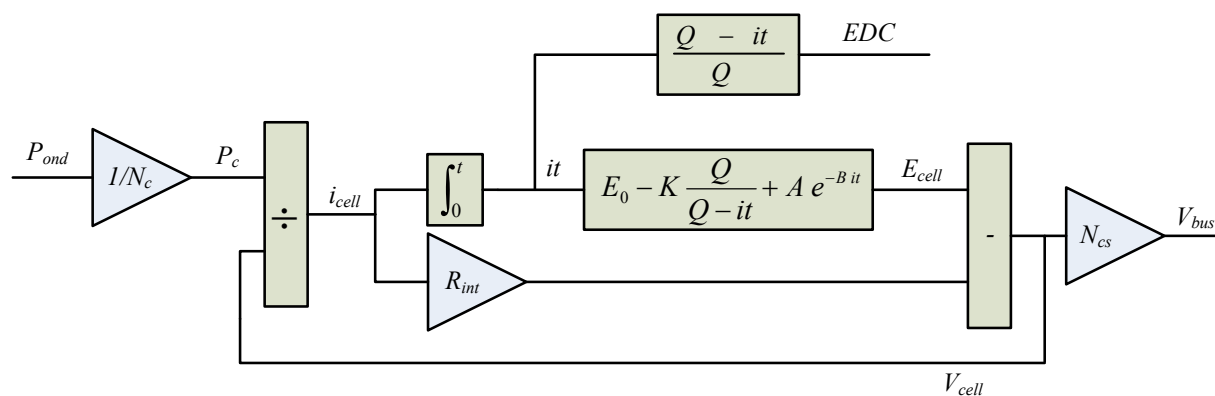


Figure 2.27 Modèle global de la batterie

2.7 Conclusion

Le modèle développé est constitué en premier lieu d'une partie mécanique dédiée à l'estimation du couple demandé par l'utilisateur en fonction de la vitesse du véhicule en se basant sur une modélisation des forces de traînée aérodynamique et de résistance au roulement. La chaîne de traction électrique est aussi modélisée et permet d'estimer la consommation d'énergie électrique pour un point de fonctionnement donné du moteur électrique. De la même manière, le modèle de la chaîne de traction associée au MCI est responsable de l'estimation de la consommation de carburant en fonction du point de fonctionnement du MCI. Une telle modélisation est nécessaire puisqu'elle va permettre de caractériser le comportement en matière de consommation énergétique pour une certaine stratégie de contrôle de partage de puissance vis-à-vis d'un profil de vitesse donné. Ainsi le modèle permettra la conception du système de gestion d'énergie ainsi que l'analyse de ses performances. Ces points font l'objet des chapitres suivants.

CHAPITRE 3 SYSTÈMES DE GESTION

D'ÉNERGIE DES VEH ET VEHR : ÉTAT DE

L'ART

Cette thèse porte sur les systèmes de gestion d'énergie des véhicules électriques hybrides rechargeables, néanmoins la littérature est plus abondante pour ce qui concerne les systèmes de gestion d'énergie pour les véhicules électriques non rechargeables. D'autre part, une stratégie de contrôle pour VEH peut être adaptée à un VEHR. Ainsi le choix a été fait de répertorier les méthodes existantes pour les VEH et les VEHR. Cependant les VEHR apportent un degré de complexité supplémentaire du point de vue du contrôle. Cet état de l'art mettra en évidence la nécessité d'une analyse propre au contrôle des véhicules rechargeables.

Les stratégies de contrôle peuvent avoir plusieurs objectifs mais, en accord avec la problématique de cette thèse, cet état de l'art se concentrera principalement sur les stratégies de contrôle ayant pour objectif la minimisation de la consommation de carburant. Ce dernier objectif est d'ailleurs celui que l'on rencontre le plus fréquemment dans la littérature. De plus, la littérature considérée portera principalement sur les véhicules hybrides à architecture parallèle.

Comme nous le verrons, il est possible de montrer que le partage de puissance optimal permettant une consommation minimale nécessite de prendre en compte le cycle de vitesse. Or les conditions de route et le type de conduite sont très variés et connaître à l'avance le cycle de vitesse exact est très difficile. Les systèmes de contrôle complexes permettent une meilleure économie de carburant mais peuvent s'avérer coûteux et gourmands en temps de calcul. Quant aux systèmes les plus simples, ils sont faciles à implanter mais n'exploitent pas tout le potentiel du véhicule [112].

Sur la base de ces considérations, cet état de l'art sera formé de cinq parties. La première portera sur les stratégies de contrôle basées sur des règles. La deuxième portera sur les

techniques d'optimisation globale permettant l'optimisation du partage de puissance vis-à-vis d'un cycle de vitesse prédéfinis. La troisième abordera les stratégies de contrôle basées sur l'optimisation locale. Les deux dernières parties porteront respectivement sur les méthodes d'optimisation stochastique et les méthodes d'estimation et de reconnaissance de profils de vitesse pouvant être utiles à un système de gestion d'énergie.

3.1 Stratégies de contrôle basées sur des règles

Ces stratégies de contrôle sont faciles à implanter et s'avèrent robustes en pratique. Elles sont basées sur l'expertise de l'ingénieur et l'analyse complète des caractéristiques du véhicule. Elles adoptent des règles simples qui sont indépendantes des caractéristiques du trajet effectué (ville, autoroute, niveau de trafic...) et, de ce fait, n'exploitent pas tout le potentiel du véhicule en matière d'économie de carburant [112].

3.1.1 Approche déterministe

Les stratégies basées sur une approche déterministe utilisent la plupart du temps des machines d'état. Plusieurs modes de fonctionnement sont définis et chacun des modes est régi par une loi de contrôle (aussi appelée règle dans ce cas) imposant le partage de puissance généralement en fonction de la vitesse et du couple demandé. Les transitions entre les modes sont déclenchées par des événements qui peuvent être reliés à l'état de charge, la vitesse, le couple requis, la température du moteur ou même la commande de l'utilisateur pour le choix d'un mode. Pour un VEH, les règles gérant les modes de fonctionnement et les transitions sont choisies de manière à respecter les contraintes liées au maintien de l'état de charge et à la demande de l'utilisateur tout en satisfaisant au mieux l'objectif de minimisation de la consommation de carburant. Les stratégies les plus communes sont celles généralement appelées « thermostat » et « power follower » [94] [42]. Elles font parties des premières stratégies de contrôle et sont encore utilisées aujourd'hui dans l'industrie. La stratégie « thermostat » consiste à contrôler l'état de charge en lui imposant une hystérésis. Elle alterne les phases de charge et de décharge à l'intérieur d'une plage de fonctionnement de l'état de charge. La stratégie « power follower » utilise le MCI comme source principale de puissance et le moteur électrique est utilisé à basse vitesse, pour le freinage régénératif et pour assister le

MCI dans la propulsion. La stratégie « power follower » est utilisée par la Toyota Prius par exemple [43] [94]. De plus amples détails à propos de cette stratégie seront fournis dans le chapitre 5. Il est possible de trouver des stratégies plus complexes dans la littérature mais qui restent basées sur ces deux dernières [82].

Ces stratégies sont basées sur l'expertise de l'ingénieur donc il existe une multitude de possibilités mais sa conception se base toujours sur une bonne compréhension du fonctionnement de la chaîne de propulsion. Ainsi nous retrouvons de manière générale, les considérations suivantes :

- L'incapacité d'un moteur à combustion à propulser un véhicule à très basse vitesse sans l'aide d'un embrayage le rend très inefficace dans cette plage de fonctionnement. Ainsi en dessous d'un certain seuil de vitesse, il est préférable d'utiliser seulement le moteur électrique. En effet, les moteurs électriques possèdent l'avantage de pouvoir fournir un fort couple à basse vitesse.
- Le moteur électrique est capable de renvoyer de l'énergie à la batterie lors du freinage du véhicule (freinage régénératif) tandis que le MCI consomme du carburant lorsqu'un couple négatif est appliqué à l'arbre moteur (frein moteur). Ainsi, lors d'un freinage, le moteur à combustion est éteint et le moteur électrique freine le véhicule (avec l'aide des freins mécaniques éventuellement).
- Pour un VEH, l'état de charge doit évoluer à l'intérieur d'une plage centrée sur une valeur constante. Si l'état de charge ne se trouve pas hors de cette zone, alors il est possible de faire fonctionner le moteur à combustion dans sa zone d'efficacité optimale afin de réduire sa consommation. Le moteur électrique doit alors fonctionner de manière à compenser ou compléter l'apport de couple du MCI pour respecter la demande de couple du conducteur.
- Si l'état de charge est dangereusement bas, alors la sécurité de la batterie est en jeu et l'objectif de réduction de consommation devient secondaire. Il devient alors nécessaire de recharger la batterie à l'aide du MCI. Par conséquent, le MCI peut éventuellement dévier de son point de fonctionnement optimal.

- Si l'état de charge est trop, haut alors la batterie doit être déchargée. En effet, on cherche à utiliser au maximum l'énergie disponible dans la batterie afin de minimiser la consommation. Il est alors préférable d'utiliser le moteur électrique pour propulser le véhicule et le moteur à combustion peut éventuellement être éteint.

Il peut parfois y avoir d'autres considérations, comme la température des moteurs par exemple, qui pourrait dicter la commande des deux moteurs.

Ces stratégies sont basées sur des heuristiques, c'est-à-dire des méthodes simples permettant de trouver des solutions rapidement à un problème de complexité élevée. Ces solutions ne sont pas mathématiquement rigoureuses et c'est la première raison pour laquelle il est difficile d'atteindre l'optimalité en utilisant ces stratégies. Comme nous le verrons par la suite, il est possible de trouver la consommation minimale atteignable et le contrôle optimal du partage de puissance en utilisant des algorithmes d'optimisation globale. Cependant, ces algorithmes nécessitent la connaissance préalable du cycle de vitesse du trajet. Comme nous l'avons précisé dans l'introduction, le cycle de vitesse fournit la donnée de la vitesse du véhicule à chaque instant du trajet. Il existe une infinité de cycle de vitesse en pratique. Cependant, certains organismes tels que l'Agence de Protection de l'Environnement par exemple, ont développés des cycles normalisés caractérisant des conditions de route ou des types de conduite particuliers. À ce titre, plusieurs cycles normalisés seront illustrés dans le chapitre 4. Les stratégies déterministes se basent seulement sur l'instant présent dans la prise de décision et non la totalité du cycle de vitesse à effectuer; ainsi elles possèdent un handicap par rapport aux algorithmes d'optimisation globale. C'est la deuxième raison pour laquelle il est difficile d'atteindre l'optimalité en utilisant ces stratégies. Lors de l'étude des stratégies déterministes, Pisu *et al.* montrent que la consommation augmente de 8% à 24%, selon les conditions de route considérées, par rapport à la consommation minimale atteignable [84].

Contrairement aux VEH, les véhicules rechargeables permettent une décharge importante de la batterie au cours d'un trajet. Ainsi les stratégies déterministes pour VEHR diffèrent de celles des VEH afin de tirer profit de la charge disponible dans la batterie et ainsi diminuer la consommation. Certains auteurs proposent des stratégies déterministes pour VEHR en

adaptant celles pour les VEH [4] [70]. Ces stratégies visent dans un premier temps à décharger la batterie rapidement en utilisant presque exclusivement le moteur électrique pour la propulsion. Le moteur à combustion peut éventuellement être démarré si la puissance requise ne peut être fournie par le moteur électrique seul. Dans un second temps, lorsque la batterie a atteint le seuil de décharge (par exemple 30%), le contrôleur impose un maintien de charge à la manière d'un hybride non rechargeable. Cette stratégie de décharge sera qualifiée de « tout électrique » par la suite. Elle est utilisée par la Toyota Prius Plug-in ainsi que la Volt de Chevrolet [16]. La figure 3.1 montre l'évolution qualitative de l'état de charge de la batterie au cours du temps.

La simplicité et la fiabilité sont les atouts principaux de ces stratégies de contrôle mais en contrepartie elles ne sont généralement pas optimales du point de vue consommation. En effet, elles privilégient une forte décharge suivie d'une phase de maintien de charge or, comme nous le verrons dans le chapitre sur l'optimisation globale, il est préférable d'adopter une stratégie de décharge qui utilise conjointement les deux moteurs tout au long du parcours [58][20]. Une étude menée par Sciarretta *et al.* montre que l'emploi d'une telle stratégie implique une augmentation de consommation de 15% à 28% par rapport au minimum atteignable selon les conditions de route considérées [99].

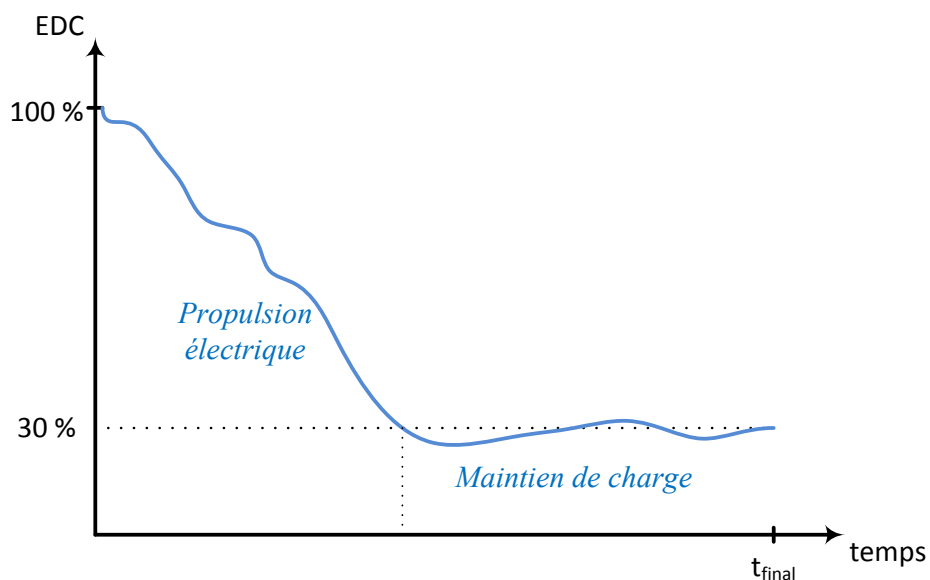


Figure 3.1 EDC d'un VEHR utilisant une stratégie de contrôle de type déterministe

3.1.2 Approche par logique floue

La logique floue a été largement utilisée pour la conception de stratégies de contrôle pour VEH. Elle est utilisée la plupart du temps dans le but de contrôler le partage de puissance entre les deux moteurs en se basant sur l'état de charge comme variable d'entrée principale et sur d'autres variables d'entrée telles que le couple requis, la puissance requise, la vitesse du véhicule, son accélération ou encore la vitesse des moteurs [26] [2] [71] [67] [95] [1] [27] [33]. Dans de plus rares cas, la logique floue est utilisée pour la décision du choix d'un mode de fonctionnement [118]. L'application de la logique floue au contrôle des VEHR est plus rare et propose des stratégies de décharge de type « tout électrique » semblables aux stratégies déterministes vues en 3.1.1 [68] [66].

La logique floue a été formalisée par Lotfi Zadeh en 1965. Elle représente une bonne alternative aux problèmes de contrôle de systèmes non-linéaires et complexes. En effet elle permet, tout comme pour l'approche déterministe, d'implanter des heuristiques intuitives qui assurent un contrôle généralement simple, fiable et robuste.

Dans la logique floue, les variables d'entrée et de sortie sont caractérisées par des termes linguistiques « flous » (ex : faible, moyen, fort) auxquels sont attribuées des fonctions d'appartenance. Contrairement à la logique déterministe qui effectue une classification binaire et stricte suivant la valeur de la variable, les fonctions d'appartenance de la logique floue permettent d'attribuer aux variables d'entrée et de sortie, un degré d'appartenance aux classes (les termes linguistiques flous) suivant leur valeur. Ces degrés d'appartenance peuvent prendre n'importe quelle valeur entre 0 et 1. Typiquement, l'approche déterministe décrite à la section 3.1.1 pourrait par exemple associer plusieurs classes à la variable *EDC* et utiliserait des seuils fixes pour déterminer la classe à laquelle appartient la variable à l'instant considéré. La figure 3.2 illustre l'exemple où l'état de charge est considéré comme trop bas en dessous de 22 %, acceptable entre 22 % et 38 % et trop haut au dessus de 38 %. Ainsi un état de charge de 22,1 % serait considéré comme acceptable alors qu'un état de charge de 21,9 % serait considéré comme trop bas. Ainsi en considérant les règles déterministes suivantes :

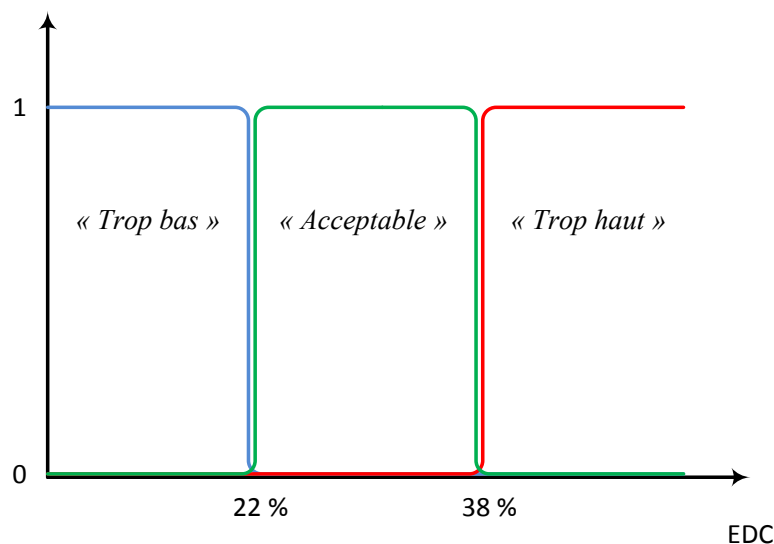


Figure 3.2 Classification binaire par approche déterministe

- forcer la recharge de la batterie lorsque l'état de charge est trop bas,
- imposer un partage de puissance de manière à maximiser le rendement lorsque l'état de charge est trop haut,

les valeurs de 21,9 % et 22,1 % entraînent des comportements complètement différents alors qu'elles sont en réalité très proches l'une de l'autre.

La logique floue permet d'éviter ce genre de situation en utilisant les fonctions et degrés d'appartenance. Sur la figure 3.3 l'état de charge 21,9 % est classé dans la catégorie « trop bas » avec un degré d'appartenance de 0,65 et dans la catégorie « acceptable » avec un degré d'appartenance de 0,29. L'état de charge 22,1 % est classé dans la catégorie « trop bas » avec un degré d'appartenance de 0,64 et dans la catégorie « acceptable » avec un degré d'appartenance de 0,30. Ainsi pour des valeurs proches, les degrés d'appartenance restent proches.

Tout comme les stratégies déterministes, la logique floue utilise des règles. À la différence des stratégies déterministes, la structure des règles et le degré d'appartenance sont utilisés afin d'établir un degré de satisfaction différent pour chaque règle et variant suivant la valeur des variables d'entrée. Ainsi plusieurs règles peuvent être satisfaites à des degrés différents.

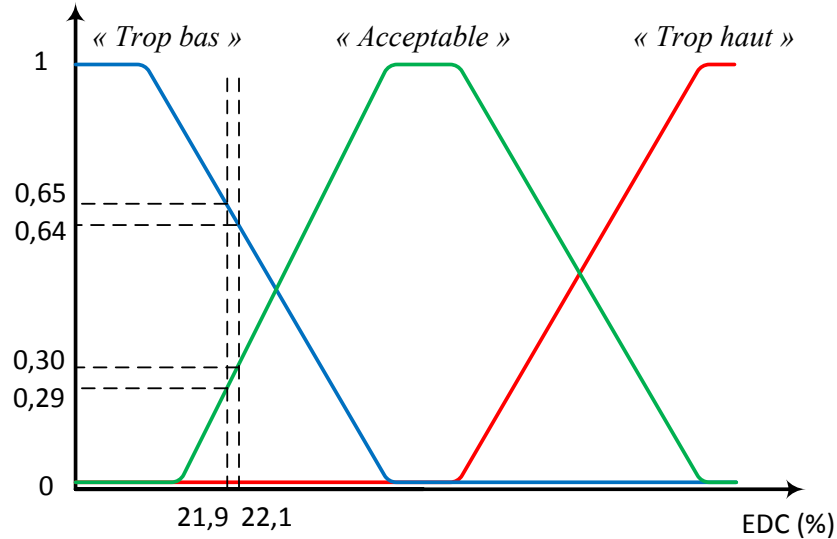


Figure 3.3 Fonctions et degrés d'appartenance de la logique floue

Chacune des règles entraîne des décisions distinctes et, en utilisant les degrés de satisfaction calculés, la logique floue va permettre d'imposer une décision qui sera une sorte de « pondération » des décisions spécifiées par chaque règle.

Les stratégies basées sur la logique floue permettent d'obtenir de meilleures performances par rapport aux méthodes déterministes. L'étude comparative de Kahrobaeian *et al.* montre qu'une stratégie de maintien de charge utilisant la logique floue permet de réduire la consommation de 11% par rapport à son équivalent déterministe [57]. Dans leur étude appliquée à un VEH, Lu *et al.* montrent qu'une diminution de consommation de 35 % à 46 %, selon le cycle de vitesse considéré, est possible en utilisant la logique floue plutôt qu'une stratégie déterministe [26].

Schouten *et al.* montrent que la logique floue peut être utilisée afin d'optimiser l'efficacité de la chaîne de traction totale plutôt que d'optimiser seulement l'efficacité du moteur à combustion. Ils comparent leur contrôleur avec un contrôleur basée sur une logique déterministe et concluent qu'il est possible d'obtenir une diminution des pertes en puissance de 6,8 % en ville et de 9,6 % sur route [97].

Les auteurs ayant étudié la logique floue montrent d'une manière générale que celle-ci permet de réduire à la fois la consommation et les émissions tout en maintenant l'état de charge de

manière satisfaisante. Ces performances sont observées pour une grande variété de cycles de vitesse différents et la logique floue est considérée comme un outil de contrôle robuste vis-à-vis de l'incertitude des conditions de trafic et du type de route emprunté.

Malgré ces avantages, la conception d'un tel contrôleur se fait habituellement par essai erreur, notamment pour la construction des fonctions d'appartenance. Les solutions proposées sont, de ce fait, le plus souvent non optimales.

3.2 Méthodes d'optimisation globale

Les méthodes d'optimisation globale utilisent des outils mathématiques permettant de trouver la séquence d'opération optimale d'un système vis-à-vis d'une fonction de coût à minimiser. Dans le cas traité ici, la fonction de coût est la consommation de carburant totale au cours d'un cycle de vitesse. Le terme « globale » indique que l'optimisation est appliquée vis-à-vis d'un cycle de vitesse prédéfini. En d'autres mots, ces méthodes permettent d'obtenir l'optimum mathématique mais nécessitent la connaissance précise du cycle de vitesse. Dans la réalité, le cycle de vitesse dépend de l'itinéraire, des conditions de route (trafic, signalisation, type de route) et du type de conduite de l'utilisateur. Ainsi il est difficile d'imaginer un cas où le cycle de vitesse serait connu à l'avance de manière exacte dans le sens où l'incertitude est grande. Cependant, comme nous l'avons précisé auparavant, il existe des cycles de vitesse normalisés qui seront détaillés plus tard dans le document et qui sont utilisés dans l'industrie automobile, notamment pour évaluer la consommation d'un véhicule sur route ou en ville. Ainsi les méthodes d'optimisation globale, bien que difficilement utilisables en temps réel, restent utiles à l'obtention du contrôle optimal du partage de puissance et de la consommation minimale pour des cas représentatifs de certaines conditions de route. Elles permettent ainsi de prouver l'influence du cycle de vitesse sur le contrôle optimal du partage de puissance et, par voie de conséquence, la nécessité pour le système de gestion d'énergie de prendre en compte en temps réel les conditions de route de quelques manières que ce soit.

3.2.1 Optimisation linéaire

L'approche par optimisation linéaire consiste en une résolution analytique du problème de minimisation à partir d'un modèle linéarisé de la chaîne de traction. De manière générale, le modèle linéarisé est tiré d'un modèle non linéaire général tel que celui développé au chapitre 2. La batterie est considérée comme un système dynamique et l'état de charge, noté ici x , obéit à l'équation générale (3.1).

$$x(t_c + dt) = x(t_c) + dx(u_1(t_c), \dots, u_n(t_c), T_{req}(t_c), v_{veh}(t_c)) \quad (3.1)$$

À un instant quelconque t_c du cycle de vitesse, l'équation (3.1) donne l'état de charge à l'instant $t_c + dt$ (où dt est petit) à partir de l'état de charge à l'instant t_c . La quantité dx correspond à la différence de charge de la batterie entre le temps t_c et le temps $t_c + dt$ et se calcule grâce au modèle du véhicule. Cette quantité dépend de la commande imposée au système, laquelle est représentée par les n variables de contrôle libres $\{u_1, \dots, u_n\}$ du véhicule, ainsi que de la vitesse v_{veh} du véhicule et du couple requis par l'utilisateur T_{req} . Le nombre de variables de contrôle libres est égal au nombre de variables de contrôle pures diminué du nombre de contraintes architecturales. Ce nombre peut varier d'un véhicule à l'autre suivant la complexité de l'architecture. Dans le cas du véhicule utilisé dans cette thèse par exemple, les 4 variables de contrôle pures sont la commande en couple des deux moteurs T_{ME} et T_{MCI} , la commande du rapport de la boîte de vitesse k et la commande de l'embrayage du MCI. L'équation (2.4) représente la contrainte architecturale reliant T_{req} et les variables de contrôle pures. Ainsi le nombre de variables de contrôle libres est réduit à 3 en utilisant cette équation. Nous verrons plus tard que les variables de contrôle libres choisies dans le cadre de cette thèse sont T_{MCI} , k et la commande de l'embrayage.

La fonction de coût à minimiser est la consommation totale en carburant du véhicule au court d'un trajet. Si on appelle t_{final} l'instant final du cycle de vitesse alors la consommation totale, notée ici J_{glob} , peut être exprimée à l'aide de l'équation (3.2).

$$J_{glob} = \int_0^{t_{final}} D_{mci} \left(u_1(t), \dots, u_n(t), T_{req}(t), v_{veh}(t) \right) dt \quad (3.2)$$

La consommation totale est l'intégrale de la consommation instantanée de carburant D_{mci} au cours du temps. Tout comme dx , D_{mci} dépend de la commande du système ainsi que du couple requis et de la vitesse du véhicule. L'intégrale peut aussi être mise sous forme d'une somme si le temps est discrétisé.

Le problème de minimisation est aussi soumis à plusieurs contraintes d'inégalité sur les variables de contrôle libres. Comme le montre l'équation (3.3), elles sont contraintes à une plage de valeurs admissibles qui est déterminée, directement ou indirectement, par :

- Les limites de fonctionnement du système. Cela peut par exemple être la puissance mécanique maximale qu'est capable de délivrer le moteur, la tension minimale de la batterie, le courant maximal dans le moteur, la température maximale du moteur...
- Le couple requis et la vitesse du véhicule via les contraintes architecturales. Pour le véhicule de cette thèse par exemple, la vitesse du véhicule permettra de déterminer quels choix peuvent être envisagés en ce qui concerne le rapport de la boîte de vitesse.

$$u_{i,min}(t) < u_i(t) < u_{i,max}(t) \quad i \in [1; n]$$

$$\text{avec } \begin{cases} u_{i,min}(t) = f \left(v_{veh}(t), T_{req}(t) \right) \\ u_{i,max}(t) = g \left(v_{veh}(t), T_{req}(t) \right) \end{cases} \quad (3.3)$$

De plus il sera nécessaire d'ajouter une contrainte sur l'état de charge. En effet, pour un VEH on désire un état de charge final proche de l'état de charge initial (qui est connu) et pour un VEHR on désire un état de charge final assez bas de manière à profiter le plus possible de l'énergie électrique disponible, sans toutefois passer sous un certain seuil afin d'assurer la sécurité de la batterie. Nous avons donc la contrainte d'égalité de l'équation (3.4).

$$x(t_{final}) - x(0) = \Delta x \quad (3.4)$$

Finalement il est possible d'obtenir le problème de minimisation avec contraintes résumé par l'équation (3.5). La résolution du problème permet d'obtenir la valeur optimale des variables de contrôles u_i^* en chaque instant du cycle de vitesse.

$$J_{glob}^* = \min_{u_1(t), \dots, u_n(t)} \int_0^{t_{final}} D_{mci} \left(u_1(t), \dots, u_n(t), T_{req}(t), v_{veh}(t) \right) dt \quad (3.5)$$

sujet à
$$\begin{cases} u_{i,min}(t) < u_i(t) < u_{i,max}(t) & i \in [1; n] \\ x(t_{final}) - x(0) = \Delta x \end{cases}$$

Les méthodes d'optimisation linéaires consistent en une résolution analytique du problème (3.5). Delprat *et al.* proposent une résolution de ce problème pour un VEH à configuration parallèle [25] [23]. Ils utilisent pour cela la théorie du contrôle optimal [65] qui nécessite l'introduction de multiplicateurs de Lagrange et la transformation du problème initial en utilisant la fonction de Hamilton. Les variables de contrôle libres choisies sont le couple du MCI et le numéro du rapport de la boîte de vitesse. Ils concluent que pour un cycle de vitesse donné, l'ajustement itératif d'une seule variable (le multiplicateur de Lagrange) permet de trouver le contrôle optimal du partage de puissance sur toute la durée du cycle, c'est-à-dire la valeur optimale des variables de contrôle libres pour chaque instant du cycle de vitesse.

Zhang *et al.* proposent une autre méthode de résolution [73] [9] appliquée à un VEHR à configuration parallèle. Dans ce cas, le cycle de vitesse est caractérisé par la fonction de densité de probabilité de la puissance qu'il requiert et, sans entrer dans les détails, la minimisation est basée sur le calcul du gradient de la fonction de coût. La résolution du problème est effectuée en définissant de manière originale, deux paramètres de contrôle intrinsèques au système de gestion d'énergie à savoir le seuil de puissance à partir duquel le moteur à combustion est allumé et la puissance appliquée à la batterie lorsque les deux moteurs fonctionnent. Ces deux paramètres sont constants et optimisés analytiquement pour un cycle de vitesse donné et une valeur de Δx fixée pour la batterie.

La méthode développée par Delprat *et al.* permet de trouver une solution optimale. Toutefois, son application en temps réel reste limitée. En effet, on obtient la commande optimale du système à chaque instant du cycle de vitesse, ce qui signifie, pour être appliqué en temps réel, que le cycle de vitesse doit être connu à l'avance et que le véhicule doit le respecter scrupuleusement. La méthode de Zhang *et al.* propose une solution à ce problème en utilisant deux paramètres de contrôle facilement utilisables en temps réel. Néanmoins l'optimisation de la valeur de ces paramètres nécessite encore la connaissance préalable du cycle de vitesse. De plus la définition même de ces deux paramètres de contrôle n'implique pas nécessairement l'obtention d'une solution optimale. Les auteurs prouvent néanmoins que l'utilisation de leur stratégie permet une amélioration de 7,7 % à 10,2 %, selon le type de route empruntée, par rapport à une stratégie déterministe.

En résumé, l'approche par optimisation linéaire permet d'obtenir une solution optimale ou quasi-optimale pour un cycle de vitesse donné. Ces méthodes requièrent un temps de calcul faible mais la nécessité de connaître le cycle de vitesse à l'avance limite l'application en temps réel. La principale difficulté vient de ce que la linéarisation du modèle peut s'avérer difficile en vertu des relations complexes entre les variables du système et il convient de s'assurer que les approximations ne s'éloignent pas trop de la réalité. Enfin la recherche de la solution optimale utilise les méthodes de gradient; celles-ci peuvent mener à un optimum local et il est nécessaire, en théorie, de vérifier que le minimum trouvé est bien global.

3.2.2 Programmation dynamique

Tout comme l'optimisation linéaire, la programmation dynamique a pour but de trouver la solution optimale à un problème de minimisation avec contraintes. Cependant la résolution n'est pas analytique mais purement numérique et aucune linéarisation n'est requise, ce qui constitue un avantage et une flexibilité que de nombreux auteurs utilisent à leur avantage. Le temps est discrétisé en N points et l'équation dynamique de l'état de charge devient l'équation (3.6).

$$x(t_{i+1}) = x(t_i) + dx(u_1(t_i), \dots, u_n(t_i), T_{req}(t_i), v_{veh}(t_i)) \quad (3.6)$$

$$t_i \in [t_0; t_N]$$

Ainsi, dx représente la quantité de charge perdue ou gagnée par la batterie pendant un pas de temps selon la commande appliquée au système, le couple requis et la vitesse.

Tout comme pour le problème d'optimisation linéaire, la fonction de coût à minimiser est la consommation totale au cours d'un trajet et s'exprime cette fois à l'aide de l'équation (3.7).

$$J_{glob} = \sum_{i=0}^N D_{mci}(u_1(t_i), \dots, u_n(t_i), T_{req}(t_i), v_{veh}(t_i)) \cdot \Delta_t \quad (3.7)$$

Le pas de temps issu de la discrétisation est noté Δ_t . De même, les contraintes établies pour l'optimisation linéaire sont elles aussi adaptées pour la résolution par programmation dynamique.

La programmation dynamique utilise le principe de Bellman pour la recherche de l'optimum global [65]. Dans un premier temps des bornes supérieures et inférieures, respectivement x_{max} et x_{min} , sont établies pour l'état de charge de la batterie. On pourrait par exemple avoir x_{min} à 20 % et x_{max} à 100 % pour un VEHR. Ensuite la variable x est discrétisée dans l'intervalle $[x_{min}; x_{max}]$. La consommation minimale du véhicule sur l'intervalle de temps allant d'un instant quelconque t_c à l'instant final t_N , est donnée par la quantité $J_{t_c}^*$ exprimée par l'équation (3.8) et variant avec l'état de charge considéré.

$$J_{t_c}^* = \min_{u_1(t_i), \dots, u_n(t_i)} \sum_{i=c}^N D_{mci}(u_1(t_i), \dots, u_n(t_i), T_{req}(t_i), v_{veh}(t_i)) \cdot \Delta_t \quad (3.8)$$

Soit $t_c \in [t_0; t_N]$, supposons que, $\forall x(t_{c+1}) \in [x_{min}; x_{max}]$, la consommation minimale $J_{t_{c+1}}^*(x(t_{c+1}))$ ainsi que la commande optimale associée soient connues.

Soit également $x(t_c) \in [x_{min}; x_{max}]$, $\forall u_k(t_c)$, $k \in [1; n]$ satisfaisant les contraintes de fonctionnement, on exprime la consommation à l'instant t_c connaissant $J_{t_{c+1}}^*(x(t_{c+1}))$ à l'aide de l'équation (3.9).

$$\begin{aligned} J_{t_c}(x(t_c), u_1(t_c), \dots, u_n(t_c)) \\ = D_{mci}(u_1(t_c), \dots, u_n(t_c), T_{req}(t_c), v_{veh}(t_c)) \cdot \Delta_t + J_{t_{c+1}}^*(x(t_{c+1})) \end{aligned} \quad (3.9)$$

où $x(t_c)$ et $x(t_{c+1})$ satisfont l'équation du système dynamique (3.6).

Le principe de Bellman assure que le calcul de la consommation minimale à l'instant t_c ainsi que de la commande optimale associée se fait selon la formule de l'équation (3.10).

$$J_{t_c}^*(x(t_c)) = \min_{u_1(t_c), \dots, u_n(t_c)} \{J_{t_c}(x(t_c), u_1(t_c), \dots, u_n(t_c))\} \quad (3.10)$$

Les équations (3.9) et (3.10) indiquent que le problème peut être résolu de manière récursive. L'initialisation se fait à l'instant final t_N et à chaque itération la consommation minimale à l'instant considéré est calculée en explorant le domaine des solutions. Enfin l'algorithme se termine lorsque l'instant initial est atteint, on obtient, $\forall x(t_0) \in [x_{min}; x_{max}]$, la solution optimale de l'équation (3.11).

$$\begin{aligned} J_{glob}^* &= J_{t_0}^*(x(t_0)) \\ &= \min_{u_1(t_i), \dots, u_n(t_i)} \sum_{i=0}^N D_{mci}(u_1(t_i), \dots, u_n(t_i), T_{req}(t_i), v_{veh}(t_i)) \cdot \Delta_t \quad (3.11) \\ &= \min_{u_1(t_i), \dots, u_n(t_i)} J \end{aligned}$$

L'état de charge final est fixé lors de l'initialisation de l'algorithme et le résultat final donne la solution optimale pour n'importe quel état de charge initial compris dans la plage admissible. Il suffit donc de choisir l'état de charge initial désiré pour avoir la solution attendue. La

programmation dynamique étant une partie importante de la thèse, l'application pratique de la résolution sera explicitée dans le chapitre 4.

La programmation dynamique est un outil puissant utilisant une méthode de recherche de type « force brute » (ou « énumérative »), c'est à dire qu'elle explore l'entière du domaine de solution à chaque itération. Elle possède en plus l'avantage de pouvoir traiter les problèmes d'optimisation du contrôle de systèmes non-linéaires. Le modèle du VEHR à trois roues étant fortement non linéaire et complexe, la programmation dynamique sera retenue dans la suite de cette thèse. Elle possède cependant plusieurs inconvénients. D'une part le temps et la puissance de calcul requis pour la résolution sont grands (en général plusieurs heures avec un processeur de PC classique). D'autre part, l'algorithme nécessite la connaissance du cycle de vitesse complet à l'avance et la solution trouvée est applicable en temps réel seulement si le véhicule suit parfaitement le cycle de vitesse qui a servi de base à l'optimisation. Pour ces raisons l'application en temps réel de cette méthode est très difficile.

Néanmoins cette méthode de résolution peut être exploitée de différentes manières. Certains auteurs l'utilisent sur un ou plusieurs cycles de vitesse afin de construire des lois de contrôle dont le but est d'imiter le comportement optimal observé dans les résultats de la programmation dynamique. On obtient ainsi des règles simples à implanter en temps réel et donnant un comportement quasi-optimal. Par exemple *Zhu et al.* utilisent la programmation dynamique afin de déduire des lois de transition entre certains modes de fonctionnement du véhicule [120]. *Chen et al.* établissent une stratégie de contrôle basée sur la logique floue et proposent d'exploiter la programmation dynamique afin d'établir des fonctions d'appartenance appropriées [19]. De la même manière, *Lin et al.* exploitent les résultats de la programmation dynamique afin de définir une règle de partage de puissance entre les deux moteurs [15]. Ils montrent que les nouvelles règles construites permettent une diminution de la consommation et des émissions allant de 5 % à 20 % par rapport à une stratégie déterministe de base. Cependant, ces règles sont construites à partir de la solution optimale trouvée sur un cycle de vitesse en particulier et peuvent donc éventuellement être inadéquates lorsqu'utilisées sur un cycle de vitesse avec des conditions de route différentes.

Certains auteurs utilisent la programmation dynamique comme un outil d'optimisation multi-objectif. Lin *et al.* par exemple définissent une fonction de coût globale prenant en compte les émissions et la consommation [15]. De fait, un tel compromis est difficile à effectuer avec des stratégies déterministes, vu la complexité du problème.

L'application de la programmation dynamique à un VEHR par les auteurs [20][58] montre que le contrôle optimal du véhicule dépend à la fois des conditions de route mais aussi de la distance à parcourir et de la quantité d'énergie disponible dans la batterie. En effet, comme nous l'avons vu, les VEHR permettent une décharge de la batterie plus importante que les VEH et à ce titre les auteurs montrent qu'une stratégie de décharge progressive de la batterie permet de réduire la consommation de carburant par rapport à une stratégie dite « tout électrique » qui inclurait une phase initiale de propulsion électrique suivie d'une phase de maintien de charge tel qu'illustré à la figure 3.4. Cette stratégie de décharge progressive est appelée stratégie « mixte » : contrairement à la stratégie « tout électrique », elle utilise le MCI avant que l'état de charge n'atteigne le seuil nécessitant le maintien de charge. Les auteurs de [58] montrent qu'une économie de près de 50% sur la consommation de carburant totale est possible en utilisant une stratégie « mixte » optimale plutôt qu'une stratégie de décharge « tout électrique ».

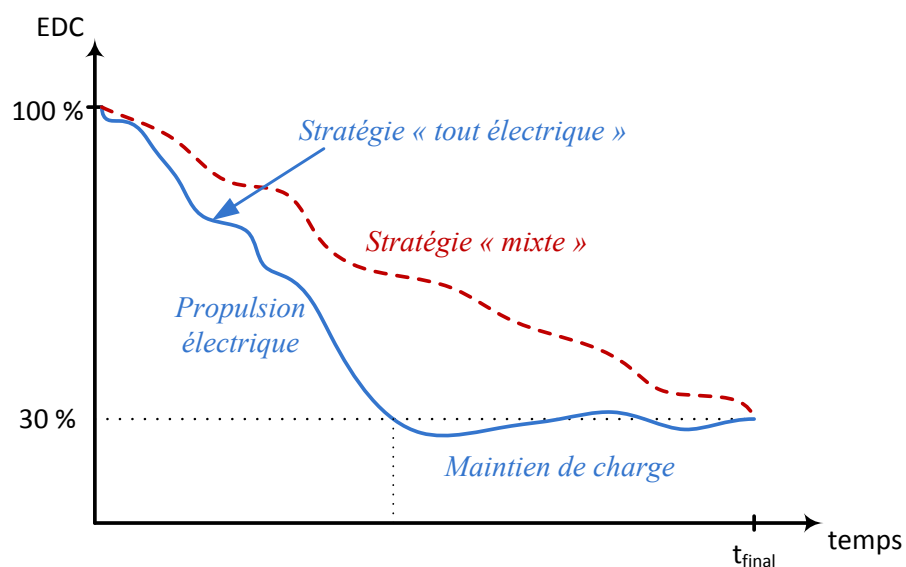


Figure 3.4 Deux stratégies de décharge pour un VEHR. Stratégie déterministe classique (en bleu) et stratégie « mixte » (en rouge) obtenue par programmation dynamique.

Il est intéressant de noter qu'il n'est pas impossible d'implanter une stratégie « mixte » en temps réel à l'aide de méthodes de contrôle déterministes. Certains auteurs proposent en effet des stratégies déterministes qui contraignent l'EDC à suivre une référence variable décroissante basée sur la distance restante à parcourir sur le trajet en question [119] [99]. En plus de l'information à l'instant présent que nécessitent habituellement les stratégies déterministes, ces stratégies requièrent aussi la donnée de la distance totale à parcourir. Elles permettent d'implanter une stratégie « mixte » simplement mais les caractéristiques inhérentes aux méthodes déterministes, expliquées dans la section 3.1.1, ne garantissent pas l'optimalité.

3.2.3 Algorithme génétique

Les algorithmes génétiques (AG), classés dans la catégorie des algorithmes d'optimisation méta heuristiques, requièrent un temps de calcul plus faible par rapport à la programmation dynamique et sont plus robustes que les méthodes d'optimisation linéaire. Cette technique d'optimisation s'inspire de la capacité des organismes biologiques à s'adapter à leur condition de vie par transformations génétiques et sélection naturelle. Le principe est de travailler de manière itérative sur une population de candidats en utilisant les outils de la théorie stochastique afin d'effectuer une recherche à la fois large et intelligente [50].

Afin de comprendre ce principe, prenons le cas général d'une fonction f à minimiser. Cette fonction est illustrée graphiquement à la figure 3.5. La première étape est la construction d'une

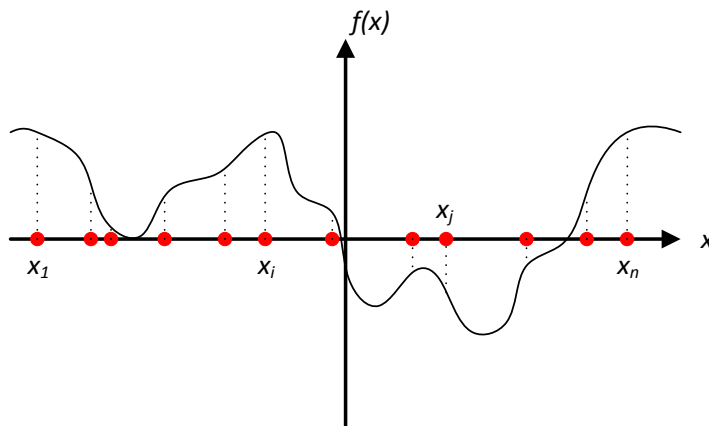


Figure 3.5 Population initiale de n individus

population initiale d'individus. Un individu étant une valeur particulière de x . La construction se fait de manière aléatoire sur tout le domaine de définition afin de couvrir l'étendue du domaine de solutions. Un exemple de population initiale est représenté par les points de la figure 3.5. En pratique, pour la problématique qui nous concerne, les individus et la fonction à minimiser peuvent être de nature différente suivant l'approche adoptée par l'auteur. Ce point sera discuté après l'introduction théorique sur les algorithmes génétiques.

Une itération de l'algorithme génétique consiste en une étape d'évaluation et une étape d'amélioration. L'étape d'amélioration permet de transformer la population actuelle afin d'en créer une nouvelle. La nouvelle population constitue ainsi la génération suivante. La nouvelle génération est créée à l'aide d'opérations stochastiques dont le but est d'obtenir des individus plus performants que ceux de la génération actuelle. L'étape d'évaluation permet de calculer la performance de chaque individu vis-à-vis du coût qu'ils engendrent, c'est-à-dire vis-à-vis de la valeur de $f(x)$. Sans entrer dans les détails, il existe plusieurs méthodes de calcul de la performance à partir de la valeur de $f(x)$. Par exemple à la figure 3.5, l'AG déterminera que l'individu x_i est moins performant que l'individu x_j compte tenu de l'objectif de minimisation car $f(x_i) > f(x_j)$.

La première opération de l'étape d'amélioration est la reproduction. Certains individus sont sélectionnés aléatoirement à partir de la population actuelle puis reproduits afin de former une nouvelle population. La probabilité de sélection d'un individu augmente avec sa performance. L'exemple de la figure 3.6 montre les individus de la population actuelle ainsi que leur performance respective (représentée par la lettre p). Les individus les moins performants, x_3 et x_5 , meurent tandis que les individus les plus performants, x_2 et x_4 , se reproduisent deux fois chacun. L'individu x_1 , de performance moyenne, se reproduit une fois. La reproduction permet donc une sélection des éléments les plus intéressants vis-à-vis du problème d'optimisation.

La deuxième opération est le croisement. Il s'agit de sélectionner aléatoirement deux individus parents afin de créer un troisième individu enfant dont les caractéristiques seront un mélange de celles des parents. Il y a plusieurs techniques de croisement toutes basées sur des opérations aléatoires. A l'issue du croisement, un enfant plus performant est espéré mais non garanti.

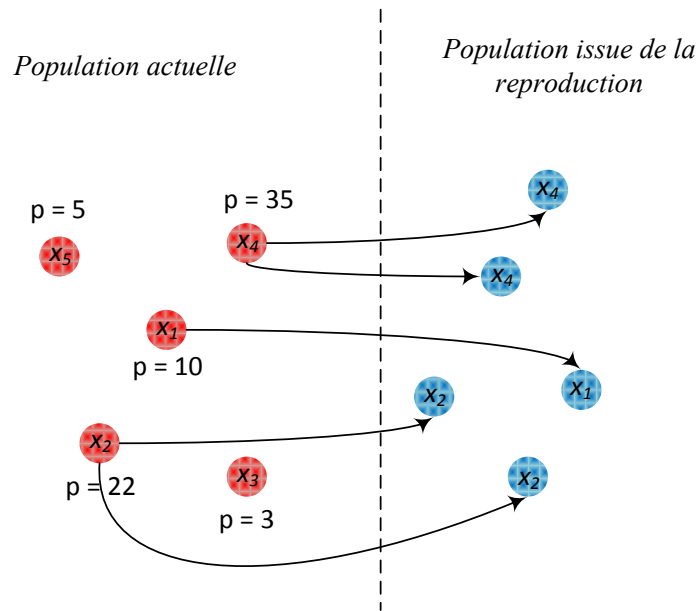


Figure 3.6 Reproduction à partir de la population actuelle

Les processus de reproduction et croisement doivent être renforcés par une étape de mutation. La mutation permet une meilleure exploration du domaine de solution et consiste en une altération aléatoire de certains individus. L'individu qui en résulte peut éventuellement permettre de trouver une nouvelle piste d'exploration dans le domaine des solutions.

La figure 3.7 montre la création de la nouvelle génération à partir de l'opération de reproduction. Dans l'exemple illustré à la figure 3.7, deux individus sont créés par croisement et un individu est issu d'une mutation. Il n'est pas obligatoire que tous les individus de la nouvelle génération soient créés par croisement ou mutation dans le sens où certains individus ne subissent aucune transformation et survivent d'une génération à l'autre.

Ces trois opérations sont les opérations principales des algorithmes génétiques. Il existe de nombreuses méthodes basées sur ces trois opérations (reproduction, mutation, croisement) et donnant de plus ou moins bonnes performances selon le problème considéré.

Alors que les méthodes itératives de gradient travaillaient sur un seul point et qu'une mauvaise initialisation pouvait compromettre l'atteinte de l'extremum global, l'utilisation d'une population d'individus permet une meilleure exploration du domaine de solutions, augmentant

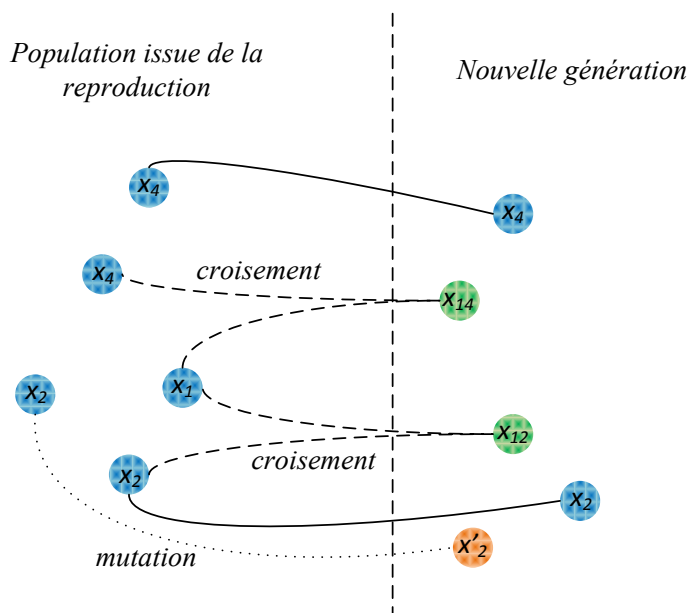


Figure 3.7 Croisement et mutation

ainsi les chances de se rapprocher de l'extremum global. De plus, à la différence des méthodes de gradient, aucune information ou contrainte n'est requise concernant la fonction à optimiser, l'algorithme génétique est plus « souple ». Enfin, contrairement aux méthodes énumératives qui, dans bien des cas, vont explorer des combinaisons peu performantes pour ensuite les rejeter, les algorithmes génétiques utilisent l'information sur la population actuelle afin de créer une nouvelle population de manière intelligente, ainsi l'espace du domaine de solution où les performances sont moins bonnes est rapidement mis de côté et très peu exploré.

La figure 3.8 montre une évolution possible de la population lors du processus itératif de minimisation de la fonction f qui a été illustrée précédemment à la figure 3.5. Lorsqu'aucune amélioration significative n'est détectée entre 2 itérations, le processus s'arrête et le meilleur individu est sélectionné comme solution.

Certains auteurs utilisent les algorithmes génétiques afin d'optimiser un jeu de paramètres de contrôle sur un cycle de vitesse particulier. Une stratégie de contrôle basée sur des règles, comportant plusieurs paramètres de contrôle quantifiables, est d'abord proposée puis l'idée est d'optimiser mathématiquement la valeur de ces paramètres en utilisant un AG [120][10][83][90]. Par exemple, les paramètres de contrôle sélectionnés par Piccolo *et al.* [83]

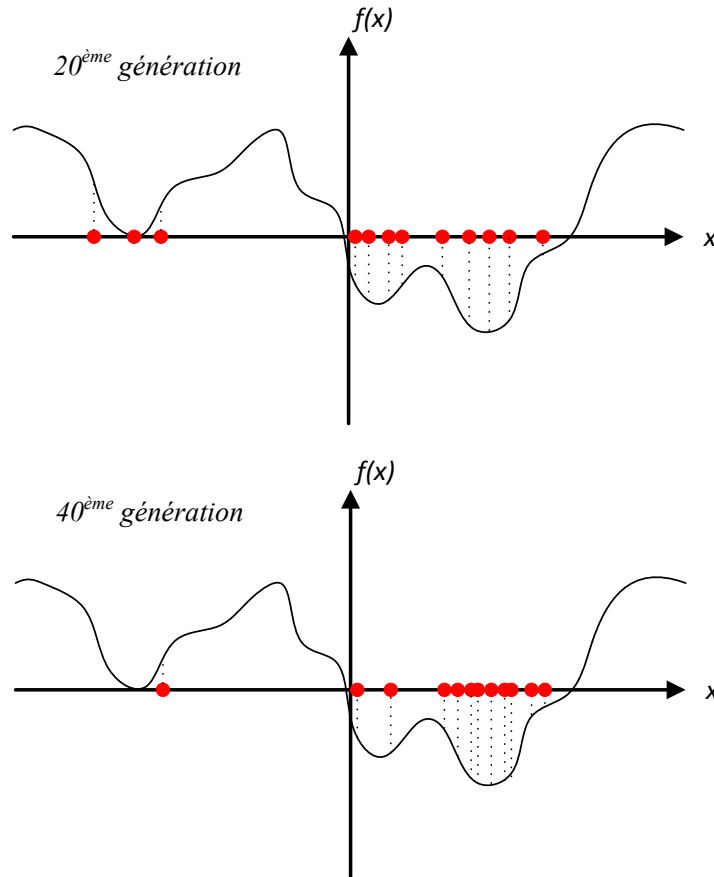


Figure 3.8 Convergence de la population de la 20^{ème} à la 40^{ème} génération

pour un VEH à configuration parallèle sont les seuils maximum et minimum que l'EDC ne doit pas dépasser au cours du cycle de vitesse, les seuils de vitesse et de couple demandé en dessous desquels le MCI est éteint, et enfin le couple de charge à appliquer au MCI afin de recharger la batterie. Dans cet exemple, l'AG est utilisé afin de trouver les valeurs optimales de ces paramètres de contrôle permettant de minimiser la consommation de carburant sur un cycle de vitesse connu au préalable. Un individu d'une population est formé par une valeur particulière de chaque paramètre de contrôle. En général, l'application en temps réel des paramètres optimisés est simple. Néanmoins, comme le processus d'optimisation est effectué sur la base d'un cycle de vitesse particulier, un seul jeu de paramètres ne peut être optimal pour toutes les conditions de route rencontrées. De plus, la valeur des paramètres est optimisée mais leur définition même reste arbitraire, impliquant ainsi une solution quasi-optimale et non optimale. Cette remarque est valable dès lors qu'une méthode d'optimisation a pour but d'optimiser la valeur de certains paramètres de contrôle, ce qui n'est pas le cas pour la

programmation dynamique ou la théorie du contrôle optimal qui elles, permettent d'obtenir la séquence de contrôle optimale sans nécessiter la définition de paramètres de contrôle. La définition des paramètres de contrôle doit donc être faite intelligemment afin de se rapprocher de l'optimalité. Zhu *et al.* par exemple [120], s'inspirent de la programmation dynamique afin de définir des paramètres de contrôle qui sont ensuite optimisés par AG sur un cycle de vitesse donné. Ils montrent que l'utilisation de paramètres de contrôle optimisés par AG sur un cycle de vitesse prédéfini permet d'obtenir une consommation en carburant supérieure de seulement 3,2 % par rapport à la consommation minimale.

Wimalendra *et al.* proposent d'utiliser les algorithmes génétiques afin d'optimiser la valeur du ratio de partage de puissance à appliquer en chaque instant d'un cycle de vitesse prédéfini [111]. Ils proposent ainsi de définir un individu par la valeur du ratio de partage de puissance en chaque instant du cycle de vitesse. Cette approche a pour avantage de trouver un résultat en théorie similaire à celui de la programmation dynamique tout en étant plus rapide que ce dernier puisque l'AG utilise une méthode de recherche intelligente et orientée tandis que la programmation dynamique effectue une recherche exhaustive. Néanmoins, tout comme pour la programmation dynamique, l'application en temps réel reste limitée dans le sens où l'AG nécessite la connaissance préalable du cycle de vitesse.

3.2.4 Autres algorithmes

Certains auteurs proposent d'autres algorithmes d'optimisation globale en général semblables aux algorithmes génétiques dans le sens où ils permettent une large exploration du domaine des solutions en évitant une recherche exhaustive longue et peu efficace comme pour la programmation dynamique. De plus, tout comme les AG, elles ne nécessitent aucune hypothèse de dérivabilité ou de continuité sur la fonction à optimiser, ce qui est un des défauts de l'optimisation linéaire comme nous l'avons vu. Ce sont des algorithmes robustes et « aveugles » car seule la performance des solutions testées est utilisée dans le processus d'optimisation.

Rousseau *et al.* utilisent l'algorithme des rectangles divisés afin d'optimiser un jeu de paramètres de contrôle pour un VEHR [91]. Ce jeu de paramètres inclut le seuil de puissance

requis en dessous duquel le MCI est éteint, le temps minimum pendant lequel le MCI doit rester allumé, le temps minimum pendant lequel le MCI doit rester éteint, la valeur de l'EDC pour laquelle la batterie doit être déchargée au maximum et enfin la valeur de l'EDC pour laquelle la batterie doit être rechargée au maximum. L'algorithme des rectangles divisés échantillonne l'espace des solutions de manière itérative et évalue la performance de chaque échantillon afin de sélectionner le meilleur. Au fur et à mesure des itérations, l'échantillonnage se raffine autour de l'optimum global. Rousseau *et al.* apportent une conclusion intéressante quant au contrôle optimal des VEHR; en effet leur étude montre que la valeur optimale des paramètres de contrôle dépend à la fois de la distance et du type de trajet. Autrement dit, afin de profiter pleinement de l'optimisation décrite précédemment, le contrôleur devrait effectuer un choix en temps réel de la valeur des paramètres en adéquation avec le type de trajet actuel et la distance à parcourir.

L'algorithme de recuit simulé a été utilisé par Paganelli *et al.* comme outil afin de comparer la consommation minimale au cours d'un trajet et la consommation engendrée par leur stratégie utilisable en temps réel sur ce même trajet [79][81]. Ce même algorithme est utilisé par Chen *et al.* dans l'optique d'optimiser un jeu de paramètres de contrôle sur trois cycles de vitesse différents [60]. Les paramètres choisis sont les seuils maximum et minimum que l'EDC ne doit pas dépasser au cours du cycle de vitesse, le seuil de vitesse en dessous duquel le MCI est éteint, le seuil de couple en dessous duquel le MCI est éteint et enfin le couple additionnel à appliquer au MCI afin de charger la batterie. Chen *et al.* montrent que l'utilisation de jeux de paramètres optimisés permet de réduire la consommation 10 % à 20 %, selon le cycle de vitesse considéré, par rapport à une stratégie déterministe. Le recuit simulé est classé dans la catégorie des algorithmes méta-heuristiques probabilistes et est en réalité très semblable aux algorithmes génétiques. Un point est sélectionné aléatoirement dans l'espace des solutions puis est aléatoirement modifié afin de lui créer un voisin. Ce voisin peut ensuite remplacer le point initial ou bien être rejeté suivant une loi aléatoire. Une nouvelle itération peut alors commencer à partir du point initial ou du nouveau voisin. La robustesse de cet algorithme réside dans le fait que la probabilité de sélection du voisin est non nulle même si le voisin en question est moins performant que le point initial. Ainsi on évite de simplement monter ou descendre une pente et d'arrêter lorsqu'aucun point dans le voisinage proche

n'offre de meilleures performances. Ceci dit, au fur et à mesure des itérations, la probabilité de sélectionner un meilleur individu devient plus grande, ce qui assure la convergence de l'algorithme.

Dans la famille des algorithmes méta heuristiques se trouve l'optimisation par essais particuliers (OEP). Cette technique est inspirée de l'étude du comportement des individus au sein d'une société (humaine ou animale). Tout comme les algorithmes génétiques, cet algorithme travaille sur un groupe de points (l'essaim de particules) évoluant itérativement dans l'espace des solutions. A chaque particule sont associées une position, une vitesse et une direction, caractérisant ainsi le mouvement de la particule. A chaque itération, le mouvement de la particule est ajusté suivant la meilleure performance qu'elle a obtenue dans les itérations précédentes et aussi suivant la meilleure performance obtenue parmi l'essaim entier. A chaque particule est aussi associée une inertie empêchant un changement de direction abrupt, assurant ainsi une bonne exploration et réduisant les risques de convergence prématurée. A l'inverse des algorithmes génétiques, aucune opération aléatoire n'est utilisée mais de simples opérations mathématiques. Xiaolan *et al.* proposent un algorithme OEP permettant l'optimisation de la valeur des paramètres de contrôle pour un VEHR [115]. Les paramètres choisis sont les seuils maximum et minimum que l'EDC ne doit pas dépasser au cours du cycle de vitesse, le seuil de vitesse en dessous duquel le MCI est éteint, le couple à appliquer au MCI afin de charger la batterie et enfin le couple minimum à appliquer au MCI lorsque l'EDC est bas. Tout comme Pagerit *et al.*, ils concluent que pour un VEHR, les paramètres optimaux dépendent de la distance du trajet à parcourir. Ils prouvent aussi que l'utilisation de paramètres de contrôle optimisés vis-à-vis de la distance à parcourir permet de diminuer la consommation de 17 % à 50 %, selon la distance, par rapport au cas où la stratégie de gestion d'énergie utiliserait des paramètres identiques pour toutes les distances.

L'algorithme des colonies de fourmis a été utilisé par Liu *et al.* afin d'optimiser la séquence de fonctionnement du moteur à combustion d'un VEHR à architecture série [117]. Ils obtiennent à chaque instant la commande optimale du MCI permettant d'effectuer une distance fixée tout en imposant un état de charge initial de 100% et final de 70%. L'algorithme des colonies de fourmis est un algorithme d'optimisation méta heuristique probabiliste inspiré de l'observation

du comportement social des fourmis lorsqu'il s'agit de trouver le chemin le plus simple menant, par exemple, de leur nid à une source de nourriture. Liu *et al.* montrent que leur algorithme permet d'obtenir, sur de petites distances (au plus 50 km), une diminution de consommation allant jusqu'à près de 50% par rapport à une stratégie déterministe. Cependant, ils imposent une vitesse constante au véhicule, ce qui ne représente pas la réalité des conditions de trafic.

3.3 Méthodes d'optimisation locale

D'autres méthodes d'optimisation dites « locales » ont aussi été proposées par quelques auteurs en vue d'identifier une approche de contrôle qui soit optimale du point de vue de la consommation de carburant.

L'optimisation locale est une approche nécessitant un temps de calcul beaucoup moins important que celui des méthodes d'optimisation globale décrites précédemment. Contrairement à un algorithme d'optimisation global dont le but est de minimiser une fonction de coût prenant en compte la totalité du cycle de vitesse, l'optimisation locale consiste à minimiser une fonction de coût prenant en compte uniquement un instant particulier du cycle de vitesse. Afin de bien comprendre l'idée mise en avant, supposons d'abord que la fonction de coût locale est simplement la consommation instantanée du MCI, une solution évidente pour minimiser cette fonction de coût est d'éteindre le moteur à combustion et de fournir la puissance requise grâce au moteur électrique uniquement. Dans ce cas, il est évident que l'état de charge risque de ne pas être maintenu dans une zone sécuritaire pour la batterie (sauf si le cycle de vitesse est de durée inférieure à l'autonomie de la batterie). Ainsi les méthodes d'optimisation locale proposent d'introduire la notion de « consommation équivalente » qui est la consommation instantanée de la batterie ramenée à un équivalent de consommation de carburant. La fonction de coût à minimiser dépend alors de l'état actuel du véhicule et peut s'écrire suivant l'équation (3.12).

$$\begin{aligned}
 J_{loc} = & D_{mci} \left(u_1(t), \dots, u_n(t), T_{req}(t), v_{veh}(t) \right) \\
 & + D_{eq} \left(u_1(t), \dots, u_n(t), T_{req}(t), v_{veh}(t) \right)
 \end{aligned} \tag{3.12}$$

D_{mci} représente la consommation instantanée du MCI et D_{eq} la consommation équivalente décrite ci-haut, tout deux en g/h. La difficulté ici est de trouver une expression de D_{eq} qui soit significative du point de vue du système. Les variables de contrôle libres $\{u_1, \dots, u_n\}$ sont soumises aux mêmes contraintes que pour l'optimisation globale, cependant il n'y a ici aucune contrainte explicite sur l'état de charge. Nous verrons par la suite que certains auteurs proposent d'intégrer cette contrainte dans l'expression de D_{eq} .

La résolution de ce problème consiste à trouver les valeurs optimales de $\{u_1, \dots, u_n\}$, notées $\{u_1^*, \dots, u_n^*\}$ dans l'équation (3.13), permettant de minimiser J_{loc} .

$$\{u_1^*, \dots, u_n^*\} = \operatorname{argmin}(J_{loc}) = \operatorname{arg} \left(\min_{u_1(t), \dots, u_n(t)} J_{loc} \right) \quad (3.13)$$

3.3.1 Résolution du problème de minimisation avec consommation équivalente

Nous verrons dans la section suivante, les différentes manières d'exprimer la consommation équivalente. Nous supposons ici qu'elle est connue et décrivons, d'un point de vue strictement technique, les processus de résolution du problème constitué par les équations (3.12) et (3.13).

Comme le soulignent les auteurs, la fonction de coût de l'équation (3.12) dépend de la vitesse du véhicule et de la demande de couple de l'utilisateur à un instant donné. Une première idée pour résoudre ce problème de minimisation est de faire un balayage des possibilités pour les variables $\{u_1, \dots, u_n\}$ en temps réel puis de sélectionner les variables de contrôle optimales [78][98] qui minimisent J_{loc} . Néanmoins une telle approche peut parfois s'avérer trop exigeante en matière de puissance de calcul pour un processeur de système embarqué.

Banvait *et al.* proposent une optimisation par essaim particulière de la fonction J_{loc} , moins lourde que la technique précédente. A chaque variable de contrôle à optimiser est associé un essaim de particules évoluant dans le but de minimiser la fonction J_{loc} [5]. Malheureusement, cette méthode requiert aussi un temps de calcul trop long pour être fait en temps réel. Banvait *et al.* l'appliquent alors via un outil de simulation et non un prototype réel.

La dernière méthode proposée consiste à résoudre le problème d'optimisation pour chacun des points du plan v_{veh} / T_{req} grâce à un outil numérique [93][81]. Au final il est possible d'obtenir une carte en deux dimensions reliant la vitesse du véhicule, le couple requis et les valeurs optimales (minimisant J_{loc}) des variables de contrôle libres. Ce procédé libère le contrôleur embarqué du problème de puissance de calcul puisque sa seule tâche devient la lecture en temps réel de la carte 2-D en se basant sur le couple demandé et la vitesse instantanée.

3.3.2 Détermination de la consommation équivalente

Paganelli *et al.* sont les premiers à proposer une formulation mathématique pour D_{eq} [80]. Lors du processus de minimisation, l'exploration du domaine de solution permet d'identifier deux cas : la batterie en décharge et en recharge. Ils proposent alors une définition différente de la consommation équivalente suivant ces deux cas. Dans le cas d'une décharge, la consommation équivalente est la quantité d'essence qui devrait être dépensée plus tard pour fournir à la batterie l'énergie qu'elle a perdue lors de la décharge en question. A l'inverse lors d'une recharge, la consommation équivalente est la quantité de carburant économisée en supposant que l'énergie électrique de la recharge en question soit dépensée plus tard afin de fournir la puissance aux roues. Dans ce dernier cas, la consommation équivalente est considérée comme négative. La forme de D_{eq} est alors celle de l'équation (3.14).

$$D_{eq} = \begin{cases} 3600 s_{dis} P_{batt} , & P_{batt} < 0 \\ 3600 s_{ch} P_{batt} , & P_{batt} \geq 0 \end{cases} \quad (3.14)$$

P_{batt} est la puissance électrique fournie ou absorbée par la batterie (en W). Les coefficients s_{dis} et s_{ch} permettent de traduire la quantité P_{batt} en une consommation instantanée de carburant. Ces coefficients dépendent de la densité énergétique du carburant e_d (en MJ/L) mais aussi des rendements moyens. Aussi, l'expression proposée en (3.14) ne permet pas de maintenir l'état de charge de manière satisfaisante, selon les résultats obtenus par ces auteurs. Les auteurs [6] [80] proposent une correction après optimisation prenant en compte l'état de charge actuel mais rendant le contrôle moins optimal. Les auteurs concluent que l'utilisation de cette stratégie donne, dans leur cas, une augmentation de consommation d'environ 4% par rapport à la consommation minimale sur un cycle de vitesse normalisé.

Le manque de contrôle de l'état de charge est le principal problème lié à ce genre de stratégie. Afin d'y remédier, certains auteurs proposent d'exprimer D_{eq} comme dépendant de l'état de charge à la manière de l'équation (3.15) [93] [114].

$$D_{eq} = \begin{cases} 3600 s_{dis} P_{batt} f(EDC), & P_{batt} < 0 \\ 3600 s_{ch} P_{batt} f(EDC), & P_{batt} \geq 0 \end{cases} \quad (3.15)$$

Lorsque l'état de charge est trop bas, $f(EDC)$ est élevée de manière à donner plus de poids à D_{eq} et ainsi favoriser l'utilisation du moteur à combustion et la recharge de la batterie. À l'inverse lorsque l'EDC est trop haut, $f(EDC)$ est basse afin de donner plus de poids à la consommation instantanée du MCI et donc favoriser la décharge de la batterie. L'état de charge est mieux contrôlé mais le calcul d'optimisation est plus long du fait qu'il doit tenir compte de l'état de charge actuel.

Certains auteurs proposent une expression de la consommation équivalente en introduisant un facteur d'équivalence s_{eq} généralisé tel que dans l'équation (3.16).

$$D_{eq} = s_{eq} \cdot P_{batt} \quad (3.16)$$

L'équation (3.16) est en quelque sorte une généralisation de l'expression de la consommation équivalente. Il est intéressant de noter que les expressions de la consommation équivalente vues précédemment sont des cas particuliers de l'équation (3.16). Musardo *et al.* observent que le choix d'un facteur d'équivalence unique pour tous les cycles de vitesse n'est pas optimal du point de vue consommation et ne permet pas de contrôler l'état de charge de façon satisfaisante [78]. Ils observent aussi que, lorsque le cycle de vitesse est connu à l'avance, alors il existe une valeur de s_{eq} constante qui, si appliquée au cycle en question, permet d'obtenir des performances très proches de l'optimum global trouvé par la programmation dynamique. Zhang *et al.* tentent une preuve mathématique de l'observation faite par Musardo *et al.* et affirment que, pour un cycle de vitesse donné, la valeur optimale de s_{eq} est constante si :

- Aucune limite n'est imposée au domaine d'évolution de l'état de charge. Les seules contraintes sont l'état de charge initial et final.
- L'expression décrivant la dynamique de l'état de charge ne dépend pas de l'état de charge lui-même. Autrement dit la quantité dx de l'équation (3.1) ne dépend pas de l'état de charge.
- La tension de la batterie et sa résistance interne sont considérées comme constantes.

Leur démonstration montre l'étroite connexion entre le facteur s_{eq} et le multiplicateur de Lagrange introduit dans le contrôle optimal à la section 3.2.1 [17][105]. Notons que l'existence d'un facteur d'équivalence optimal constant ne garantit pas la facilité de son calcul. Certains auteurs proposent des méthodes de calcul pour trouver, à cycle de vitesse donné, le facteur d'équivalence optimal. Un balayage exhaustif des valeurs possible de s_{eq} est fait et leurs performances sont évaluées à l'aide de simulations sur le cycle de vitesse en question [17][98]. Au final, le choix optimal du facteur d'équivalence nécessite la connaissance du cycle de vitesse futur et aussi un calcul hors ligne relativement long grâce à un simulateur. Si ces obstacles sont surmontés, l'utilisation en temps réel du facteur s_{eq} devient facile et donne, en théorie, une solution optimale.

En conclusion, contrairement à une approche par optimisation globale, l'approche par optimisation locale permet de réduire le temps de calcul et elle ne nécessite pas, par nature, la connaissance préalable du cycle de vitesse. En ce sens, une méthode d'optimisation locale est plus facilement utilisable pour le contrôle en temps réel qu'une méthode d'optimisation globale. En revanche, la principale difficulté réside dans la définition de la consommation équivalente. Dans cette section, nous avons pu constater que l'utilisation d'une méthode d'optimisation locale pouvait garantir l'optimalité du contrôle seulement si la consommation équivalente était adéquatement définie. Par ailleurs, la définition adéquate dépend du cycle de vitesse complet. Ainsi, les méthodes d'optimisation locale ne permettent pas de rendre le contrôle optimal indépendant du cycle de vitesse.

3.4 Optimisation par approche stochastique

Les sections précédentes mettent en avant le fait que le contrôle optimal d'un véhicule hybride dépend du cycle de vitesse futur. Aussi celui-ci est difficilement prévisible de manière précise. A ce titre, certains auteurs proposent une méthode d'optimisation, appelée programmation dynamique stochastique, permettant de résoudre un problème d'optimisation avec contraintes sous incertitudes. Cet outil consiste en un algorithme dont l'esprit est similaire à celui de la programmation dynamique classique. Sans entrer dans les détails, nous apportons ici une description technique permettant de comprendre les enjeux visés.

En premier lieu il s'agit de construire une chaîne de Markov dont chaque état est représenté par une valeur possible de la vitesse du véhicule et de la puissance demandée par l'utilisateur P_{req} . À un instant quelconque t_i , l'état de la chaîne de Markov est donné par l'équation (3.17).

$$X_{t_i} = \{P_{req}(t_i), v_{veh}(t_i)\} \quad (3.17)$$

La transition d'un état à un autre représente un incrément de temps. La vitesse à l'instant t_{i+1} est entièrement déterminée par la vitesse et la puissance requise à l'instant t_i . En revanche la puissance requise à l'instant t_{i+1} est estimée à partir d'un ensemble de probabilité reliant $P_{req}(t_i)$ et $v_{veh}(t_i)$ à $P_{req}(t_{i+1})$. L'ensemble de probabilité est donné par l'équation (3.18).

$$p_{jkl} = \mathcal{P}(P_{req}(t_{i+1}) = j \mid P_{req}(t_i) = k, v_{veh}(t_i) = l) \quad (3.18)$$

La puissance requise et la vitesse étant respectivement égales à k et l à l'instant t_i , la puissance requise à l'instant t_{i+1} aura une probabilité p_{jkl} d'être égale à j . Ces probabilités sont calculées à partir de l'analyse d'une collection de cycles de vitesse normalisés et sont invariantes par rapport au temps. La chaîne de Markov est donc stationnaire.

Afin de construire le problème, le vecteur d'état dynamique $x_s(t_i)$ à l'instant t_i est d'abord défini par l'équation (3.19).

$$x_s(t_i) = [EDC(t_i), P_{req}(t_i), v_{veh}(t_i)] \quad (3.19)$$

Le but de l'algorithme est de définir les valeurs optimales des variables de contrôle libres pour chaque valeur possible du vecteur x_s , indépendamment du temps. Comme nous allons le voir, ceci est rendu possible par la stationnarité de la chaîne de Markov. Les variables de contrôle libres sont rassemblées sous la notation $u(x_s)$, que nous appellerons « règle » dans cette section. La stationnarité de la chaîne de Markov nous permet de définir, à l'aide de l'équation (3.20), la fonction de coût d'horizon infini à minimiser.

$$J_u = \lim_{N \rightarrow \infty} E \left\{ \sum_{i=0}^{N-1} \lambda_s^i D_{mci} (x_s(t_i), u(x_s(t_i))) \right\} \quad (3.20)$$

Cette fonction est définie pour toute valeur de x_s et représente la consommation globale estimée pour un horizon infini. E est l'opérateur d'espérance mathématique appliquée aux probabilités de transitions définies précédemment et λ_s est un facteur inférieur à 1 permettant la convergence de la somme. L'équation (3.20) et les contraintes associées définissent le problème d'optimisation à horizon infini.

Ce type de problème se résout de manière itérative et l'optimum est trouvé lorsque l'algorithme de résolution a convergé. Nous n'entrerons pas ici dans le détail technique de la résolution. Il résulte de cette optimisation une carte donnant une règle unique u^* donnant les valeurs optimales des variables de contrôle en fonction de P_{req} , v_{veh} et de l'EDC. Cette carte est ensuite utilisée en temps réel par le système de gestion d'énergie.

Contrairement à la programmation dynamique où la donnée de la vitesse et de la puissance requise est une donnée fixe, dépendante du temps, et fournie par un cycle de vitesse particulier, la programmation dynamique stochastique perçoit la vitesse et la puissance requise comme des variables aléatoires indépendantes du temps.

Lin *et al.* appliquent cette méthode pour un VEH et la comparent à une stratégie optimisée à partir d'un seul cycle de vitesse [14]. Ils en concluent que l'approche par optimisation

stochastique permet de diminuer la consommation pour 5 des 7 cycles de vitesse testés, par rapport à une stratégie optimisée à partir d'un seul cycle de vitesse. Moura *et al.* appliquent l'optimisation par approche stochastique pour le contrôle d'un VEHR en modifiant les contraintes sur l'état de charge. De plus ils minimisent le coût (en dollars) de l'énergie dépensée globalement (coût de l'énergie électrique et coût du carburant) plutôt que la quantité de carburant. Ainsi ils observent que si le kWh électrique devient trop cher par rapport au kWh de carburant, alors il est préférable de ne jamais complètement décharger la batterie [76].

La formulation du problème possède l'avantage de fournir une stratégie de contrôle dépendant seulement de l'état du véhicule à l'instant actuel et invariante par rapport au temps. La stratégie obtenue est donc facilement utilisable en temps réel et ne nécessite aucune information a priori sur le cycle de vitesse. Néanmoins le contrôleur offre une solution optimale au sens moyen et non au sens strict. L'idée est d'offrir de « bonnes » performances (mais non-optimales) sur une grande variété de cycle de vitesse plutôt que d'obtenir des performances quasi-optimales sur un seul cycle de vitesse.

Ainsi lorsque l'éventail des cycles de vitesse choisis pour l'optimisation est large, le système de gestion d'énergie est capable de s'adapter à beaucoup de cas différents. Néanmoins, les cycles de vitesse pouvant être très différents, l'écart de performance par rapport à l'optimalité stricte sur un cycle de vitesse particulier est plus grand. A ce titre, Johannesson *et al.* considèrent une collection de cycles de vitesse basée sur un seul et même trajet mais selon des niveaux de trafic différents. Cette collection comprend donc des cycles de vitesse assez semblables et leur sert de base pour l'utilisation de la programmation dynamique stochastique. Ils montrent que cette approche donne une augmentation de consommation de 2,5 % à 3,5 % sur le trajet considéré, par rapport à la consommation minimale. Elle est de plus facilement utilisable en temps réel mais ne garantit pas les mêmes performances pour un autre trajet [64].

3.5 Prédiction et reconnaissance du cycle de vitesse

Dans les sections précédentes, nous avons pu montrer que le contrôle optimal du partage de puissance d'un VEH ou d'un VEHR, i.e. celui qui permet de minimiser la consommation de carburant, est fortement dépendant du trajet à effectuer et donc du cycle de vitesse futur. En

particulier, il est intéressant de voir à quel point l'information sur le cycle de vitesse peut être profitable dans le cadre de la mise en place d'une stratégie de partage de puissance. Un cycle de vitesse est caractérisé à la fois par les conditions de route et par le style de conduite. Les conditions de route sont indépendantes du conducteur et sont principalement influencées par le type de route emprunté (autoroute, artères urbaines, ville, ...), le niveau de trafic et la densité des infrastructures de signalisation routière. A l'inverse, le style de conduite dépend de l'utilisateur et représente la manière dont le conducteur utilise son véhicule, c'est-à-dire l'intensité des accélérations et décélérations imposées. Il faut noter que l'appréciation du style de conduite est parfois subjective et doit être faite à la lumière des conditions de route. Par exemple, même un conducteur calme peut effectuer de nombreuses accélérations et décélérations si le trafic est congestionné et, à l'inverse, un conducteur agressif ne pourra que très peu s'exprimer sur une autoroute où la vitesse est relativement constante (en supposant que celui-ci respecte les limites de vitesses) [92].

Cette section aborde, dans un premier temps, les méthodes de prédiction du cycle de vitesse. Ces méthodes mettent à contribution les systèmes de positionnement par satellite et d'acquisition d'informations sur l'itinéraire emprunté afin d'estimer l'information totale ou partielle sur le cycle de vitesse futur. Ces informations sont ensuite utilisées comme entrée pour une stratégie de partage de puissance intelligente. Les technologies nécessaires pour de telles prédictions ne sont parfois pas disponibles et plusieurs auteurs proposent des alternatives basées sur la reconnaissance de condition de route et de style de conduite. Ces systèmes de reconnaissance utilisent l'information passée sur le trajet en cours afin d'adapter le contrôle en faisant l'hypothèse que le futur proche offrira des conditions de route semblables. Ce point fait l'objet de la deuxième partie de cette section.

3.5.1 Prédiction du cycle de vitesse

Méthodes proposées dans la littérature

Les méthodes de prédiction les plus simples se basent sur les données telles que la signalisation routière, les limites de vitesse et les distances impliquées dans le trajet envisagé [88][59]. Ces informations peuvent être fournies par un GPS. Le trajet en question est d'abord divisé en segments selon la signalisation routière puis un cycle de vitesse est construit à partir

de la connaissance des distances et des limites de vitesse en supposant un style de conduite moyen (accélérations et décélérations « normales »). On obtient alors un profil tel que celui illustré à la figure 3.9. La méthode est simple à mettre en place mais possède plusieurs défauts. Il est difficile de prévoir si le véhicule devra s'arrêter ou non à un feu de signalisation et l'approximation d'accélérations et de décélérations identiques pour chaque segment peut s'avérer imprécise. Enfin la principale limitation est liée au fait que l'influence du trafic n'est pas du tout prise en compte. En effet, en cas de trafic intense par exemple, il y a peu de chance que le véhicule puisse atteindre la limite de vitesse autorisée. Afin de remédier à cela, certains auteurs proposent d'exploiter les données de trafic rendues accessibles en temps réel grâce aux technologies déployées sur les routes ainsi que l'historique des données de trafic enregistrées et collectées sur plusieurs routes et mises à disposition notamment par des organismes gouvernementaux.

À ce titre, la théorie de la cinétique des gaz a été explorée comme moyen de prédiction du cycle de vitesse pour un trajet donné [87]. Les données en temps réel et l'historique des données sur ce trajet sont utilisés afin de développer un modèle de flux de trafic basé sur le comportement de la cinétique des gaz. Ce modèle, associé aux modèles plus simples vus précédemment, permet d'obtenir une prévision plus précise.

Gong *et al.* proposent des méthodes de prédiction du cycle de vitesse toujours basées sur les données de trafic mais qui utilisent cette fois les réseaux de neurones artificiels [85]. Les

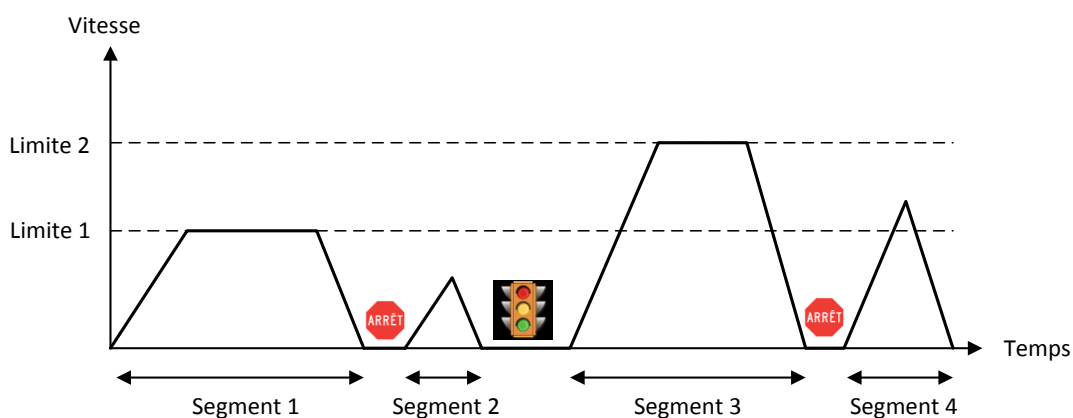


Figure 3.9 Estimation du cycle de vitesse via les données GPS

réseaux de neurones sont des systèmes de traitements d'information intelligents inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ils réagissent à certaines impulsions d'entrée en fournissant des valeurs de sorties. La manière dont un réseau de neurones va réagir à une certaine entrée dépendra de son apprentissage initial. Supposons que l'on connaisse préalablement une base de données reliant les entrées et les sorties pour un certain nombre de cas différents dans l'environnement étudié, sans connaître la relation explicite qui existe entre ces entrées et sorties. Il est possible de se servir de cette base de données comme ensemble d'entraînement pour le réseau de neurones. Ainsi, comme l'illustre la figure 3.10, la première étape est de fournir cet ensemble d'entraînement au réseau de neurones afin de le former suivant un algorithme spécifique. Par la suite, si une certaine valeur d'entrée est fournie au réseau de neurones, celui-ci mettra à profit son apprentissage afin de proposer des sorties adéquates, en tirant le meilleur de ses connaissances. Dans [85], Gong *et al.* développent un réseau de neurones capable d'estimer un cycle de vitesse à partir de données envoyées en temps réel par des détecteurs placés sur le trajet en question. Ces données d'entrée sont la vitesse moyenne des véhicules ainsi que le trafic (en nombre de véhicules par heure). Afin d'entraîner le réseau de neurones, Gong *et al.* utilisent un historique des données de trafic relevées par les détecteurs d'une certaine région.

La dernière méthode de prédiction du cycle de vitesse s'inspire de l'optimisation par approche stochastique vue à la section 3.5. Nous avons vu dans cette section la méthode de construction

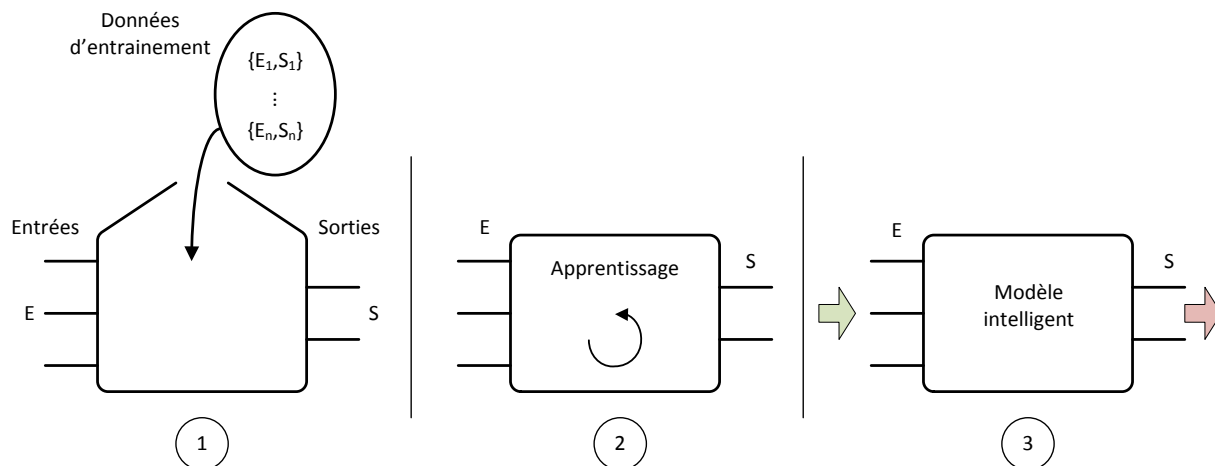


Figure 3.10 Principe d'un réseau de neurones artificiel

d'une chaîne de Markov afin de prédire la demande de couple à venir. Johannesson *et al.* reprennent cette méthode afin de construire une chaîne de Markov dont les transitions sont cette fois dépendantes du temps [64]. La méthode proposée consiste à effectuer un parcours plusieurs fois avec le même véhicule et de mesurer la vitesse tout au long du parcours. Ainsi ils disposent de différents cycles de vitesse correspondant à un seul et même parcours. Les cycles de vitesse diffèrent à cause des variations de trafic et de signalisation. Cette collection de cycles de vitesse permet de construire les probabilités de transition de la chaîne de Markov dépendamment de la position du véhicule (et donc du temps). Après initialisation de l'état de la chaîne de Markov (correspondant au départ du véhicule), un incrément de temps permet de changer d'état suivant les probabilités de transition calculées. Le processus est ensuite répété jusqu'à obtention du cycle de vitesse complet sur le trajet. Cette méthode de prévision fait l'hypothèse que la demande de couple future dépend seulement de l'instant présent et non du passé; la dépendance des probabilités de transitions par rapport au temps permet de prendre en compte le lien entre la vitesse et la position du véhicule sur le trajet. La chaîne de Markov considère l'incertitude liée aux conditions de trafic mais n'utilise pas, comme dans les méthodes précédentes, des informations sur les conditions de route disponibles en temps réel.

Utilisation des méthodes de prédiction dans les stratégies de gestion d'énergie

Certains auteurs proposent d'associer les méthodes de prédiction avec l'algorithme de programmation dynamique [85] [87] [88] [59]. Ils montrent ainsi le bénéfice potentiel de l'utilisation de leur méthode de prédiction en matière de consommation de carburant. À ce titre, Gong *et al.* montrent que l'utilisation combinée de la programmation dynamique et d'une méthode de prédiction de cycle de vitesse donne une diminution de consommation de plus de 50 % pour un VEHR, par rapport à une stratégie déterministe [88]. Ces mêmes auteurs montrent que l'utilisation de la programmation dynamique en combinaison avec une méthode de prédiction performante utilisant un réseau de neurone permet une amélioration de la consommation de 17,5 % par rapport à l'utilisation d'une méthode de prédiction simple. Cependant, de par la puissance de calcul requise par la programmation dynamique, l'utilisation en temps réel est compromise. De plus, le résultat de l'optimisation par programmation dynamique est simplement une séquence de contrôle variant dans le temps, ainsi son utilisation en temps réel peut être compromise s'il existe des différences entre le

cycle de vitesse prédit et le cycle de vitesse réellement effectué. En cela, l'utilisation en temps réel des résultats bruts de la programmation dynamique est possible seulement si le cycle de vitesse réellement effectué et le cycle de vitesse prédit sont quasi-identiques. Afin d'atténuer ce problème, Gong *et al.* proposent l'utilisation d'un algorithme de programmation dynamique à deux échelles [86]. Il s'agit dans un premier temps de prédire le cycle de vitesse complet à effectuer puis appliquer la programmation dynamique sur ce cycle. Comme nous l'avons évoqué précédemment, l'imprécision de la prédiction du cycle de vitesse compromet l'utilisation en temps réel de la séquence de contrôle optimale issue de la programmation dynamique. Ainsi les auteurs proposent d'utiliser plutôt le profil d'état de charge, c'est-à-dire l'évolution de l'état de charge en fonction du temps, issue de la programmation dynamique. Ce profil servira de « piste » lorsque le véhicule effectuera le parcours. Afin de déterminer la valeur des variables de contrôle en temps réel, les auteurs utilisent un deuxième algorithme de programmation dynamique dit « à échelle réduite ». Pour ce faire, le parcours est divisé en segments et lorsque le véhicule approche ce segment, les données de trafic en temps réel sont récupérées afin de prédire le microcycle de vitesse correspondant. Dans leur étude, Gong *et al.* proposent un exemple de segment d'une longueur de 700m. La programmation dynamique « à échelle réduite » est ensuite appliquée en temps réel sur le microcycle. Le profil d'état de charge acquis précédemment est utilisé comme « piste » dans le sens où il permet de fournir l'information sur la valeur de l'état de charge à la fin du segment, qui est une donnée nécessaire à l'application de la programmation dynamique « à échelle réduite ». Le temps de calcul de la programmation dynamique « à échelle réduite » est moins élevé que pour un cycle complet. Les auteurs prétendent un temps de calcul nécessaire de l'ordre de 100s contre plusieurs heures pour un cycle de vitesse complet. Même si les problèmes de l'imprécision de la prédiction et du temps de calcul ne sont pas complètement supprimés, cette approche reste intéressante dans le sens où elle permet de les atténuer.

La difficulté d'utilisation de la programmation dynamique pousse les auteurs à considérer plus amplement les méthodes d'optimisation locales vues à la section 3.3. Lin *et al.* [114] supposent la connaissance d'un cycle de vitesse prédit à l'avance. Ils proposent ensuite d'appliquer une méthode d'optimisation locale au cycle de vitesse prédit. La fonction de coût locale prend explicitement en compte les contraintes sur l'état de charge et est minimisée en

chaque instant du cycle de vitesse prédit. Ce calcul donne ainsi à chaque instant, la valeur optimale des variables de contrôle en fonction de l'état de charge, du couple requis et de la vitesse. Afin de remédier au problème d'imprécision de la prédiction du cycle de vitesse, les auteurs proposent d'utiliser les données issues de l'optimisation précédente afin d'entraîner un réseau de neurones. Une fois entraîné, le réseau de neurones est capable d'effectuer un contrôle en temps réel basé sur l'information du couple requis, de la vitesse et de l'état de charge à l'instant présent.

Certains auteurs proposent d'optimiser le facteur s_{eq} de la méthode d'optimisation locale par rapport à un cycle de vitesse prédit. En utilisant la théorie d'optimisation locale, ils effectuent un test de plusieurs valeurs de s_{eq} à l'avance sur le cycle de vitesse, donnant ainsi plusieurs profils d'état de charge. Le facteur s_{eq} adéquat, c'est-à-dire celui qui permet de respecter les contraintes sur l'état de charge initial et l'état de charge final, est sélectionné puis utilisé en temps réel. Cette méthode peut être appliquée aussi bien pour les VEH [78] que pour les VEHR [17][18]. Elle permet une bonne réduction de la quantité de calculs à effectuer par rapport à la programmation dynamique. Les auteurs de [17] et [18] montrent que l'utilisation d'une telle méthode permet d'obtenir une diminution de la consommation de 9 % à 13 %, selon la distance du trajet, par rapport à une stratégie déterministe. Ils montrent aussi que l'augmentation de la consommation par rapport à la consommation minimum est indépendante de la distance parcourue et est d'environ 1 %.

En résumé, les méthodes de prédiction de cycle de vitesse vues dans cette section sont :

- Les méthodes de prédiction simples se basant sur les données telles que la signalisation routière, les limites de vitesse et les distances impliquées dans le trajet envisagé.
- Les méthodes utilisant les données de trafic accessibles en temps réel ainsi que l'historique des données de trafic enregistrées et collectées sur plusieurs routes.
- Les méthodes utilisant une chaîne de Markov construite à partir de cycles de vitesse enregistrés sur des trajets effectués dans le passé.

En conjonction avec ces méthodes de prédiction de cycle de vitesse, les auteurs proposent d'utiliser des méthodes d'optimisation telles que la programmation dynamique et l'optimisation locale.

3.5.2 Reconnaissance des conditions de route et du style de conduite

Tandis que la prédiction vise purement à construire un cycle de vitesse qui se rapproche le plus possible du cycle de vitesse complet réellement effectué, la reconnaissance consiste à analyser en temps réel ce que fait le véhicule afin d'associer la situation actuelle à une situation connue.

La démonstration de l'interdépendance entre le cycle de vitesse du véhicule et le partage de puissance optimal à adopter amène certains auteurs à proposer des mécanismes d'auto-adaptation de ce partage de puissance par rapport aux conditions de route actuelles. D'une manière générale, ces mécanismes consistent à analyser périodiquement l'historique de vitesse du véhicule en temps réel puis d'utiliser cette analyse afin de prendre une décision quant à la commande de partage de puissance à appliquer afin de minimiser la consommation globale de carburant. Le schéma général d'un tel contrôleur est représenté à la figure 3.11. Dans de plus rares cas, le couple demandé, en plus de la vitesse, est analysé [8].

La conception d'un tel contrôleur commence par le choix d'un ensemble de lois de contrôle dont les paramètres sont optimisés, ou intelligemment choisis, pour différents cycles de vitesse prédéfinis. Chacun des cycles de vitesse est représentatif de conditions de route caractéristiques et un jeu de paramètres particulier ou une loi de contrôle particulière leur est associé. Afin d'effectuer la reconnaissance et l'adaptation du contrôle du partage de puissance, le contrôleur extrait des caractéristiques statistiques du profil de vitesse en cours, qui est un

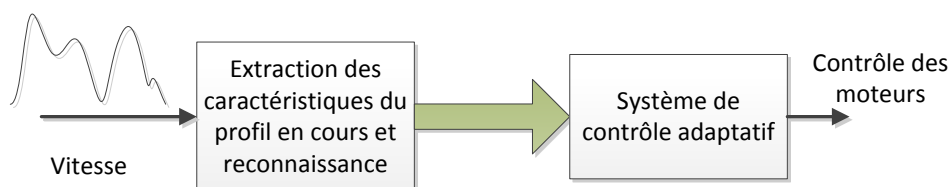


Figure 3.11 Contrôle adaptatif par reconnaissance des conditions de route

profil de vitesse de longueur fixe construit à partir d'une fenêtre d'observation glissante au cours du temps; cette fenêtre ayant pour origine un certain moment dans le passé et pour fin le moment présent. Les caractéristiques extraites sont ensuite comparées aux caractéristiques statistiques des cycles de vitesse prédéfinis. Selon cette comparaison, le contrôleur sélectionne un cycle de vitesse comme étant vraisemblablement proche du profil de vitesse en cours puis choisit le jeu de paramètres ou la loi de contrôle correspondant au cycle de vitesse reconnu. Les caractéristiques statistiques utilisées peuvent être par exemple la moyenne, l'écart-type, les extrema et les quantiles de la vitesse et de l'accélération, ou bien encore le nombre d'arrêts, le temps des arrêts, ... En ce qui concerne la reconnaissance en tant que telle, des méthodes de classification telles que les classificateurs linéaires et quadratiques, la classification k-NN, les réseaux de neurones ou les machines à vecteur de support peuvent être utilisées [48]. Certains auteurs proposent des études comparatives et des techniques d'optimisation en ce qui concerne le choix des caractéristiques statistiques et le choix de la méthode de reconnaissance [92] [113] [77].

Langari *et al.* proposent d'extraire 47 caractéristiques à partir du profil de vitesse en cours [62]. Ces caractéristiques sont comparées aux caractéristiques de 9 cycles prédéfinis représentant différentes conditions de route. Le processus de reconnaissance est effectué par un réseau de neurones préalablement entraîné à l'aide des caractéristiques statistiques extraites à partir des 9 cycles en question. La reconnaissance sert de base à l'adaptation en temps réel des paramètres d'une stratégie de contrôle basée sur la logique floue.

Montarezi *et al.* [75] proposent une stratégie de gestion d'énergie basée sur la logique floue dont les fonctions d'appartenance sont pré-optimisées grâce à un algorithme génétique de manière à minimiser la consommation de carburant pour différentes conditions de route. La reconnaissance est effectuée en temps réel à partir de l'extraction de la vitesse moyenne et du pourcentage de temps où le véhicule est à l'arrêt. Sur la base de cette reconnaissance, le contrôleur choisit les fonctions d'appartenance adéquates.

Park *et al.* proposent d'utiliser 14 caractéristiques afin d'identifier les conditions de route actuelles. Ces caractéristiques sont extraites et étiquetées comme appartenant à l'une des 22

catégories possibles correspondant chacune à un cycle de vitesse prédéfini. Ces cycles de vitesse représentent des conditions de route particulières et servent de base d'entraînement à un réseau de neurones qui effectue la reconnaissance [55]. La reconnaissance des conditions de route permet d'adapter un jeu de paramètres de contrôle en temps réel. Le jeu de paramètres choisi par Park *et al.* est issu de la théorie du contrôle optimal (Cf 3.2.1), il contient notamment le multiplicateur de Lagrange du problème d'optimisation global. Park *et al.* montrent que le système de gestion d'énergie qu'ils proposent permet, pour le véhicule qu'ils considèrent, une économie de carburant de 0,5 % à 4 %, selon le type de route, par rapport à une stratégie déterministe. Ils montrent aussi que celui-ci donne une consommation totale supérieure de moins de 0,2 % par rapport à la consommation minimale.

Une autre stratégie proposée par Park *et al.* consiste à utiliser deux réseaux de neurones [56]. Cette stratégie est illustrée à la figure 3.12. Le premier réseau de neurones est utilisé pour la reconnaissance parmi plusieurs cycles de vitesse prédéfinis et le deuxième réseau de neurones est utilisé pour le contrôle du partage de puissance. Afin de concevoir le deuxième réseau de neurones, les cycles de vitesse prédéfinis sont soumis à un algorithme de programmation dynamique. Celui-ci fournit les valeurs optimales des variables de contrôle pour chacun des points des cycles de vitesse. Ces valeurs sont intrinsèquement reliées à l'état de charge, la vitesse et la puissance demandée par l'utilisateur, constituant ainsi une base de données. L'idée de Park est d'utiliser cette base de données comme base d'entraînement pour le deuxième réseau de neurones. Au final, le deuxième réseau de neurones est capable de commander le ratio de partage de puissance à partir du cycle de vitesse reconnu ainsi que de

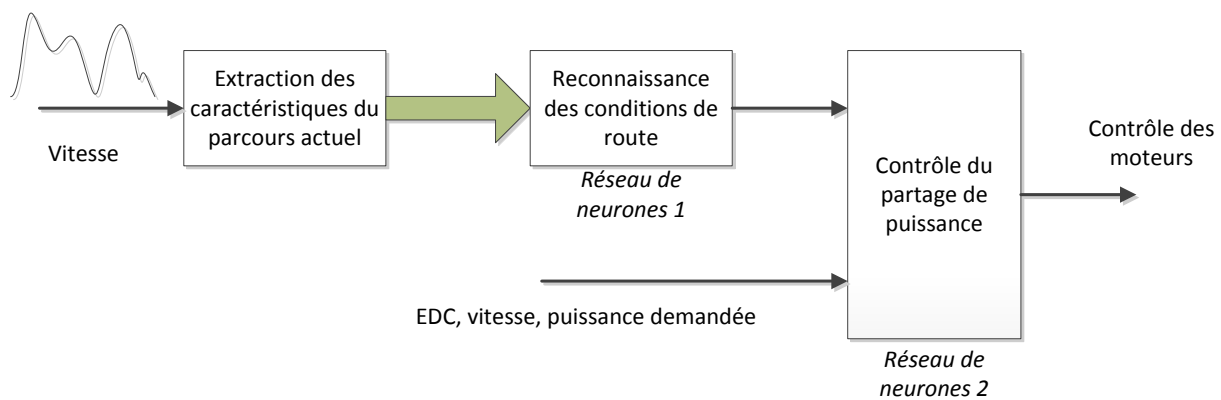


Figure 3.12 Stratégie de contrôle proposée par Park *et al.* [56]

l'état de charge, de la vitesse et de la puissance demandée par l'utilisateur. Park *et al.* montrent que le système de gestion d'énergie développé permet, pour le véhicule qu'ils considèrent, une économie de carburant de 5 % à 11 %, selon le type de route, par rapport à une stratégie déterministe. Ils montrent aussi que celui-ci donne une consommation totale supérieure de 2 % à 10 %, selon le type de route, par rapport à la consommation minimale.

Le nombre de cycles de référence et le nombre de caractéristiques statistiques varient selon les auteurs. Jeon *et al.* par exemple, proposent une stratégie très similaire à celles présentées précédemment mais avec 6 cycles de vitesse prédéfinis et 24 caractéristiques [103]. Augmenter le nombre de cycles permet de couvrir plus de cas de figure, cependant un nombre de cycles trop grand entraîne un temps de calcul très long. De la même manière, un nombre trop élevé de caractéristiques est difficile à gérer mais un nombre trop faible peut compromettre la distinction entre les cycles de vitesse. En effet, si deux cycles possèdent des caractéristiques très semblables, il est préférable d'ajouter une autre caractéristique qui va servir à les discriminer [92]. Certains auteurs proposent des algorithmes de sélection des caractéristiques dont le but est d'en réduire le nombre tout en gardant une certaine optimalité [55].

Enfin, nous avons précisé au début de cette section que le cycle de vitesse dépend à la fois des conditions de route et du style de conduite. À ce titre, Zorofi *et al.* proposent trois catégories de style de conduite, à savoir « doux », « normal » et « agressif », et montrent que la consommation de carburant d'un VEH peut varier significativement (différence pouvant aller jusqu'à 60%) entre les différents styles de conduite [122]. Aussi, certains auteurs proposent de découpler reconnaissance de conditions de route et reconnaissance de style de conduite [62] [110] [45]. Les techniques de reconnaissance employées utilisent la théorie de la logique floue et se basent généralement sur l'accélération du véhicule ainsi que sur la demande de couple et les variations de demande de couple afin de déduire le type de style de conduite. Cette reconnaissance sert ensuite à adapter le contrôle du partage de puissance de manière à minimiser la consommation de carburant. Ce type de reconnaissance apporte un degré d'intelligence supérieur par rapport à une méthode de prédiction de cycle de vitesse qui ne prend pas en compte le style de conduite.

En résumé, les systèmes de reconnaissance permettent une bonne adaptation aux changements de conditions de route, facilitent l'utilisation en temps réel et permettent de pallier le manque d'information éventuel sur le trajet à venir. Néanmoins ces méthodes agissent indépendamment du futur à long terme et ainsi l'optimum global n'est pas assuré. Le travail de conception du contrôleur se fait alors dans l'optique de minimiser l'écart entre l'optimum et la performance réelle.

3.6 Conclusion

La littérature recense deux grands types de stratégies de gestion d'énergie pour les VEH et VEHR : les stratégies basées sur des règles et les stratégies basées sur l'optimisation mathématique.

Les stratégies basées sur des règles sont faciles à mettre en œuvre sur un véhicule réel car elles nécessitent peu de puissance de calcul et sont fiables et robustes. Le contrôle du partage de puissance issu de ces stratégies se base de manière générale sur les informations instantanées du couple demandé par l'utilisateur, de la vitesse du véhicule ainsi que de l'état de charge. Cependant cette simplicité nuit à l'optimalité du contrôle dans le sens où ces stratégies ne permettent pas la minimisation de la consommation totale de carburant au cours d'un trajet.

Les deux grandes familles de méthodes d'optimisation mathématique appliquées au contrôle des véhicules électriques hybrides sont l'optimisation globale et l'optimisation locale. Parmi les méthodes d'optimisation globale se retrouvent l'optimisation linéaire, la programmation dynamique et l'optimisation méta-heuristique. Elles permettent d'obtenir un optimum au sens mathématique mais requièrent la connaissance préalable du cycle de vitesse total.

Les méthodes utilisées dans l'optimisation linéaire sont basées sur le calcul du gradient et sont des méthodes de recherche locale. Elles nécessitent peu de temps de calcul mais n'explorent pas tout le domaine des solutions. Ainsi pour des fonctions complexes possédant plusieurs extrema, le risque est d'obtenir un extremum local et de manquer l'extremum global à l'issue du calcul. Par ailleurs, ces méthodes requièrent la dérivabilité des fonctions à optimiser et,

même si les approximations numériques des dérivées restent possibles, cette contrainte s'avère restrictive dans le sens où le problème abordé ici peut être très discontinu.

La programmation dynamique fait partie des méthodes d'optimisation dites « énumératives » ou « de force brute ». Ces méthodes permettent de pallier le manque de robustesse des méthodes de gradient. Le principe est assez simple, il s'agit d'explorer le domaine des solutions de manière exhaustive afin de trouver l'optimum. Ces méthodes ont de grandes chances de succès mais possèdent un inconvénient majeur; le manque d'efficacité. En effet, pour les fonctions multi-paramètres avec un large domaine de solutions, la résolution peut s'avérer très longue.

Enfin les algorithmes d'optimisation méta-heuristiques présentent un compromis entre efficacité et robustesse. Elles permettent de diminuer le temps de calcul par rapport à une méthode énumérative et assurent généralement l'obtention de l'optimalité ou de la quasi-optimalité.

Contrairement à une approche par optimisation globale, l'approche par optimisation locale permet de réduire le temps de calcul et ne nécessite pas, par nature, la connaissance préalable du cycle de vitesse. En ce sens, une méthode d'optimisation locale est plus facilement utilisable pour le contrôle en temps réel qu'une méthode d'optimisation globale. En revanche, la principale difficulté réside dans la définition de la consommation équivalente. Nous avons pu constater que l'utilisation d'une méthode d'optimisation locale pouvait garantir l'optimalité du contrôle seulement si la consommation équivalente était adéquatement définie. Par ailleurs, la définition adéquate dépend du cycle de vitesse complet. Ainsi, les méthodes d'optimisation locale ne permettent pas de rendre le contrôle optimal indépendant du cycle de vitesse.

La nécessité de la connaissance préalable du cycle de vitesse est un obstacle important à la réalisation d'un contrôle optimal en temps réel. Ainsi les auteurs proposent plusieurs solutions telles que l'optimisation stochastique permettant l'optimisation sous avenir incertain, la prédiction du cycle de vitesse utilisant des infrastructures de mesure du trafic routier et les systèmes embarqués de reconnaissance de condition de routes et de type de conduite.

Bien souvent, les auteurs utilisent une combinaison de toutes ces méthodes afin de réaliser un système de gestion d'énergie à la fois viable en temps réel et permettant d'obtenir des performances proches de l'optimalité.

CHAPITRE 4 ÉTABLISSEMENT ET OPTIMISATION DES LOIS DE CONTRÔLE

Ce chapitre présente l'établissement et l'optimisation des lois de contrôle du système de gestion d'énergie proposé dans cette thèse. Même si la démarche présentée dans ce chapitre est applicable à tout VEHR à architecture parallèle, celle-ci est illustrée pour le cas particulier du VEHR à trois roues introduit au chapitre 1 et modélisé au chapitre 2. Ainsi le modèle du VEHR à trois roues est sous-jacent aux différentes méthodes d'optimisation et aux différents résultats présentés dans ce chapitre. L'annexe A regroupe l'ensemble des caractéristiques du VEHR à trois roues. La démarche présentée ici s'inspire des conclusions qui ont pu être tirées du chapitre 3 sur l'état de l'art. Nous proposons dans ce chapitre une manière d'établir et d'optimiser les lois de contrôle vis-à-vis de cycles prédéfinis représentant des conditions de route spécifiques. Dans un cas d'utilisation réel, le cycle de vitesse futur est à priori préalablement inconnu. Ce problème sera étudié spécifiquement lors des essais expérimentaux du chapitre 5. Ce chapitre décrit d'abord l'algorithme de programmation dynamique (algorithme PD) utilisé dans cette thèse. Outil important dans la méthodologie proposée, l'algorithme PD permet d'obtenir la consommation de carburant minimum atteignable par le VEHR à trois roues pour plusieurs cycles de vitesse prédéfinis. L'algorithme PD étant difficilement utilisable en temps réel de par la puissance de calcul requise et la nécessité de la connaissance préalable du cycle de vitesse, il est proposé d'établir des lois de contrôle utilisables en temps réel en se basant sur les résultats de l'algorithme PD. L'établissement des lois de contrôle se fera dans l'optique d'obtenir des performances les plus proches possibles de la consommation minimale afin de répondre à l'objectif principal de la thèse. Dans ce chapitre, la première section propose un descriptif des modes de fonctionnement du VEHR à trois roues. Par la suite deux ensembles de cycles de vitesse normalisés sont présentés: le premier servant de base à l'établissement des lois de contrôle et le deuxième servant aux résultats de simulations du chapitre 5. La troisième partie du chapitre présente une analyse des performances maximales de la motorisation, c'est-à-dire du couple maximal que celle-ci peut développer en fonction de la vitesse du véhicule. La quatrième partie décrit l'algorithme PD approprié au véhicule de cette thèse et présente l'analyse des résultats de cet algorithme en vue

de la conception de lois de contrôle utilisables en temps réel. Les parties 5 et 6 décrivent la méthode d'établissement des lois de contrôle en se basant sur les résultats de la programmation dynamique. En particulier, la section 6 montre la fiabilité de la méthode d'optimisation des lois de contrôle pour une grande variété de conditions de route.

4.1 Modes de fonctionnement du VEHR à trois roues

Dans cette thèse, nous définissons deux modes de fonctionnement en se basant sur l'architecture mécanique du véhicule décrite au chapitre 2. Ces deux modes seront appelés mode « tout électrique » et mode « hybride ».

Dans le mode « tout électrique », seul le moteur électrique est en fonctionnement; le MCI est éteint et l'embrayage ouvert. Le moteur à combustion n'apporte aucune puissance comme l'illustre le diagramme des puissances de la figure 4.1. Si la puissance requise P_{req} est positive pendant le mode « tout électrique », alors le moteur électrique fournira entièrement cette puissance. Dans le cas d'un freinage, la puissance requise sera négative et le freinage pourra être assuré à la fois par les freins mécaniques et par le moteur électrique (opération en générateur). Le freinage par le moteur électrique se fait en imposant un couple négatif au moteur qui génère alors de la puissance électrique qui est envoyée à la batterie, c'est ce qui est appelé le frein régénératif. En principe, une étude mécanique doit être menée afin de définir le partage du freinage entre frein mécanique et frein électrique de manière à assurer la stabilité du véhicule. Dans le cadre de cette thèse, nous considérons que le freinage est assuré

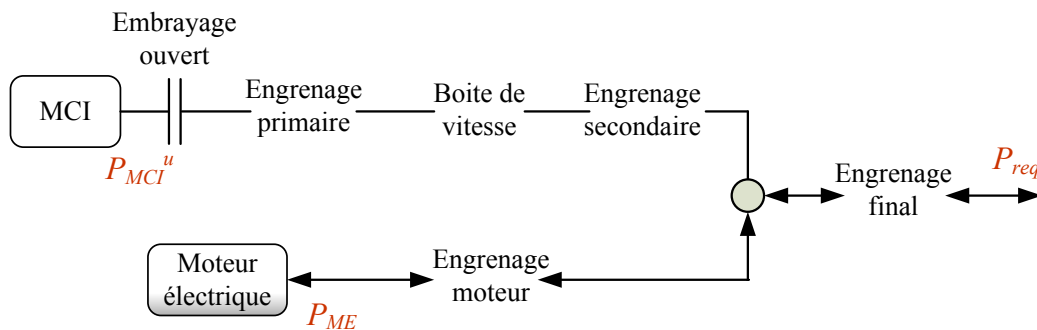


Figure 4.1 Diagramme des puissances pour le mode « tout électrique ». Les flèches indiquent les directions possibles pour P_{req} et P_{ME} .

uniquement par le moteur électrique lorsque le couple de freinage requis ne dépasse pas les limites en couple du moteur. Dans le cas où le couple de freinage requis dépasse ces limites, alors les freins mécaniques fourniront le couple de freinage supplémentaire de manière à satisfaire le profil de décélération demandé. Les problèmes de stabilité au freinage seront négligés lors des simulations de la thèse et évités lors des essais expérimentaux en prenant soin de ne pas effectuer de freinages trop intenses.

Dans le mode « hybride », les deux moteurs sont en fonctionnement, l’embrayage est fermé, et le ratio de partage de puissance est imposé de manière à satisfaire le couple demandé par l’utilisateur en tout temps. Le diagramme de puissance correspondant est illustré à la figure 4.2. Nous avons précisé dans le chapitre 2 que le « frein moteur » était un mode de fonctionnement très inefficace pour le MCI. Par conséquent, nous proposons dans cette thèse un contrôle du partage de puissance imposant au MCI une commande en couple toujours positive pendant le mode « hybride ». Le couple appliqué au moteur électrique dépendra de la différence entre le couple du MCI et le couple requis sur l’arbre principal. Ainsi, si le couple imposé au MCI dépasse le couple requis, alors le couple du moteur électrique sera négatif et la puissance électrique générée sera envoyée à la batterie. Au contraire, si le couple du moteur à combustion ne satisfait pas entièrement la demande, alors le couple du moteur électrique sera positif et il assistera le MCI.

Le mode « tout électrique » peut être vu comme un cas particulier du mode « hybride » où le ratio de partage de puissance serait de 1 pour le moteur électrique et 0 pour le moteur à combustion. Cependant, nous séparons ces deux modes afin de découpler le problème de

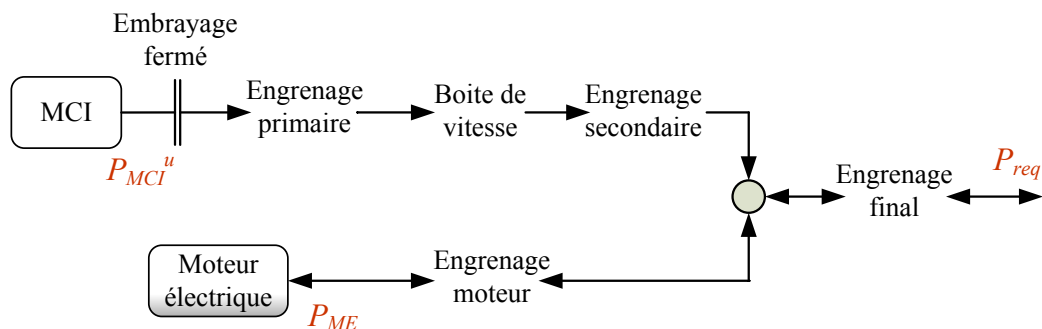


Figure 4.2 Diagramme des puissances pour le mode « hybride ».

gestion d'énergie et ainsi organiser la conception du contrôleur. Le contrôleur aura donc deux principales sous-unités : une qui gèrera la transition entre le mode « hybride » et le mode « tout électrique » et décidera donc du mode de fonctionnement à appliquer et une qui décidera du ratio de partage de puissance à appliquer lorsque le mode « hybride » est choisi.

4.2 Cycles de vitesse normalisés

Par définition, un cycle de vitesse donne la vitesse du véhicule en fonction du temps au cours d'un trajet particulier. Il dépend à la fois des conditions de route et du style de conduite. Les cycles de vitesse normalisés sont des cycles de vitesse construits dans le but de représenter des conditions de route particulières. Telles que définies dans le chapitre 3, les conditions de route sont caractérisées par le type de route, c'est-à-dire l'environnement de conduite (ville, autoroute, route de campagne,...), les conditions de trafic et la densité des infrastructures de signalisation routière.

Dans cette thèse, nous avons choisi un certain nombre de cycles de vitesse et les avons séparés en deux groupes. Le premier groupe est composé de cycles de vitesse relativement courts représentant une seule condition de route. Les cycles du premier groupe seront utilisés comme base pour l'établissement et l'optimisation des lois de contrôle du système de gestion d'énergie comme nous le verrons dans la suite de ce chapitre. Ces cycles de vitesse ont été développés par Sierra Research Inc. sous le mandat de l'Agence de Protection de l'Environnement des États-Unis [11]. Au nombre de 10, ils représentent 3 types de route appelés :

- « Local » : routes de quartiers résidentiels principalement empruntées afin d'accéder à une propriété.
- « Collecteur et artère urbaine » : routes urbaines de capacité moyenne (collecteur) et élevée (artère) permettant l'acheminement du trafic routier depuis les quartiers résidentiels vers les autoroutes et voies rapides (et inversement).
- « Autoroute et voie rapide » : routes permettant la liaison entre grandes villes. A la différence des autres types de route, les voies rapides et autoroutes ne possèdent pas de

feux de circulation ou d'accès directs à une propriété. De plus les intersections sont remplacées par des échangeurs.

Pour chacun des types de route, il existe différents niveaux de densité d'infrastructure de signalisation et de trafic. Ces niveaux sont appelés niveaux de service et sont notés principalement par des lettres, de A à G : A correspondant au niveau le plus bas et G au plus haut. Un niveau bas correspond à une vitesse moyenne élevée au cours du cycle de vitesse. Les cycles de vitesse en question sont représentés aux figures 4.3 et 4.4.

Le deuxième groupe de cycles de vitesse servira à des fins de validation par simulation. Les cycles considérés sont le « Federal Test Procedure (FTP-75) » et le « Highway Fuel Economy Driving Schedule (HWFET) » [108] [7] et sont illustrées à la figure 4.5. Ces cycles sont couramment utilisés dans l'industrie automobile afin d'effectuer des tests sur dynamomètre de

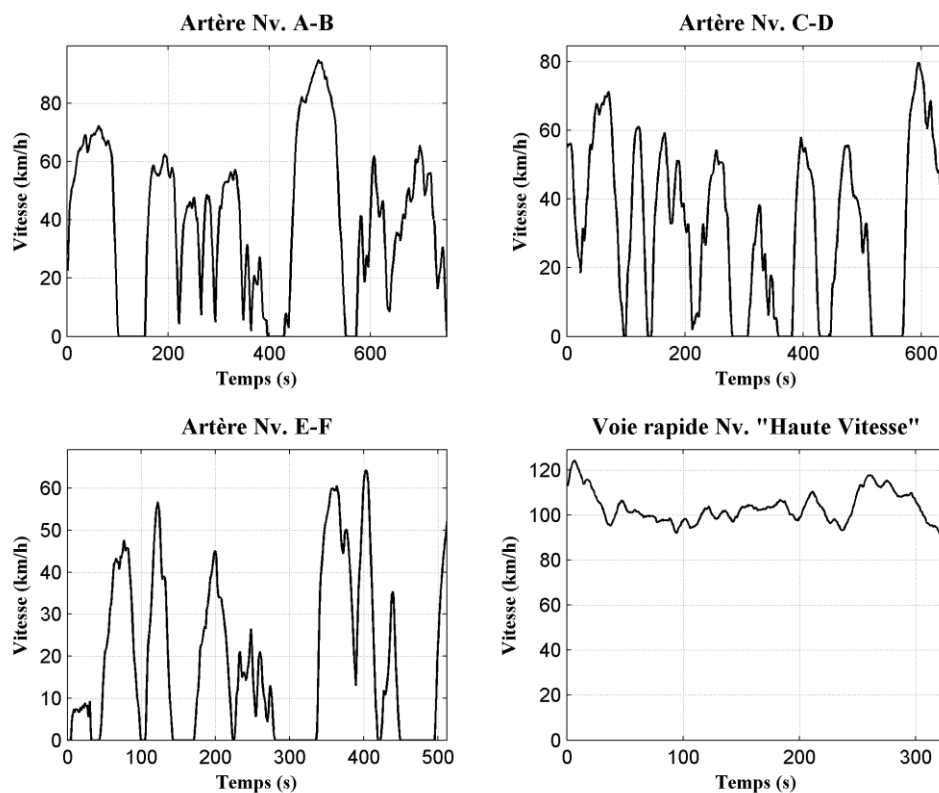


Figure 4.3 Cycles de vitesse développés par Sierra Research Inc. (1). Source : Agence de Protection de l'Environnement des États-Unis [11]

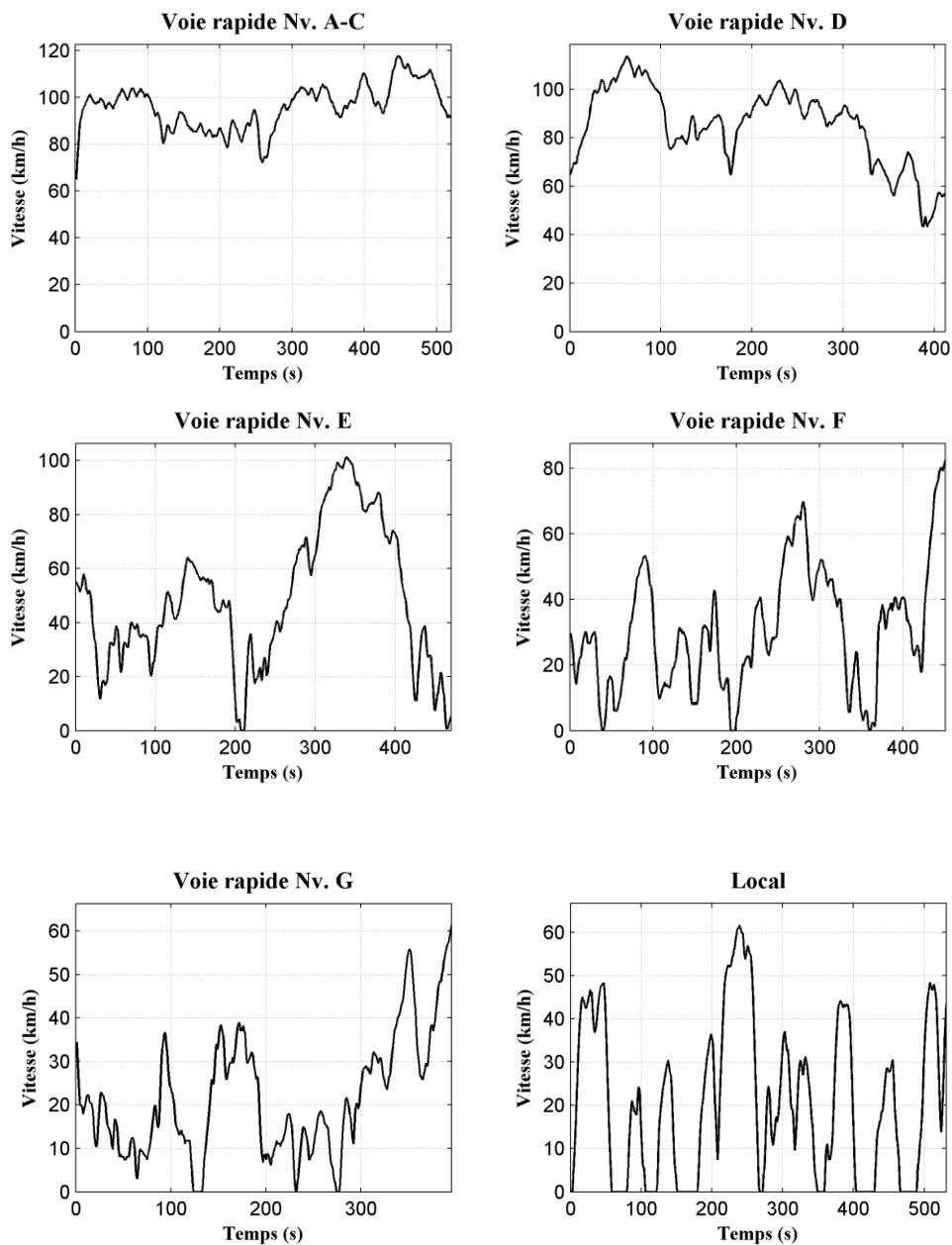


Figure 4.4 Cycles de vitesse développés par Sierra Research Inc. (2). Source : Agence de Protection de l'Environnement des États-Unis [11]

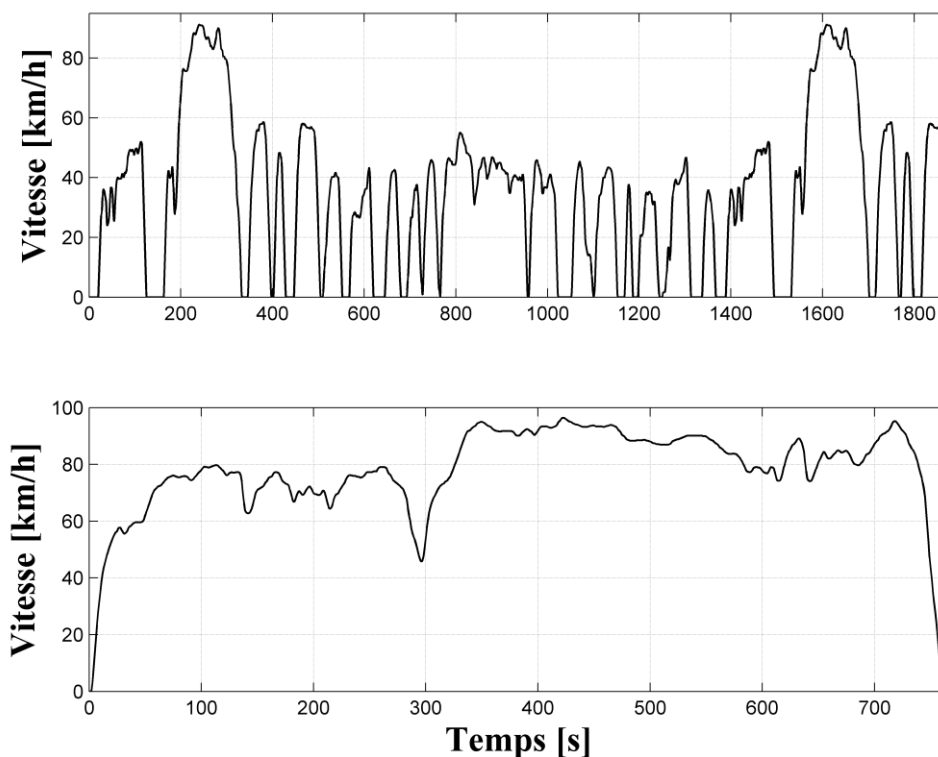


Figure 4.5 Cycles de vitesse FTP-75 (haut) et HWFET (bas). Source : Agence de Protection de l'Environnement des États-Unis [108]

manière à estimer les émissions et la consommation des véhicules. C'est pourquoi ils seront utilisés à des fins de validation dans cette thèse. Le cycle FTP-75 représente des conditions de route rencontrées en milieu urbain et HWFET représente des conditions de route rencontrées sur voie rapide. Ces cycles sont utilisés principalement en Amérique du Nord mais il existe des cycles normalisés différents pour la législation européenne et la législation japonaise par exemple.

4.3 Performances maximales de la motorisation

Cette section a pour but de déterminer les performances maximales permises par la motorisation du véhicule, c'est-à-dire le couple demandé (couple à la roue) maximum que la motorisation peut fournir en fonction de la vitesse du véhicule. En simulation, le couple demandé, déduit du cycle de vitesse, ne devra pas dépasser cette limitation. De plus, durant les

expérimentations, cette limitation devra être prise en compte par la stratégie de contrôle implantée sur le prototype. La présence de deux moteurs rend la tâche plus complexe que pour un véhicule classique. En effet les limitations mécaniques des deux moteurs ainsi que les rapports d'engrenage de la boîte de vitesse doivent être pris en compte.

La plage de vitesse admissible du MCI est délimitée par sa vitesse minimale N_{MCI_min} (1600 rpm dans notre cas) et sa vitesse maximale N_{MCI_max} (7500 rpm dans notre cas), la courbe du couple maximal est illustrée à la figure 2.6. Le moteur électrique de cette thèse peut atteindre une vitesse maximale de 8000 rpm et sa caractéristique couple-vitesse maximale est illustrée à la figure 4.6. La caractéristique couple-vitesse maximale du moteur est constituée d'une courbe donnant la limite pic et d'une courbe donnant la limite en fonctionnement continu. Le moteur ne peut pas fonctionner indéfiniment entre la limite en fonctionnement continu et la limite pic. En effet, l'échauffement du moteur va imposer une contrainte de temps qui variera selon le point de fonctionnement considéré. Le fonctionnement au delà de la limite pic est impossible. Les courbes pic et continu se retrouvent aussi bien lors du fonctionnement en moteur (couple positif) que lors du fonctionnement en générateur (couple négatif). Dans le cas du moteur utilisé dans cette thèse, la courbe pic est caractérisée par une puissance maximale

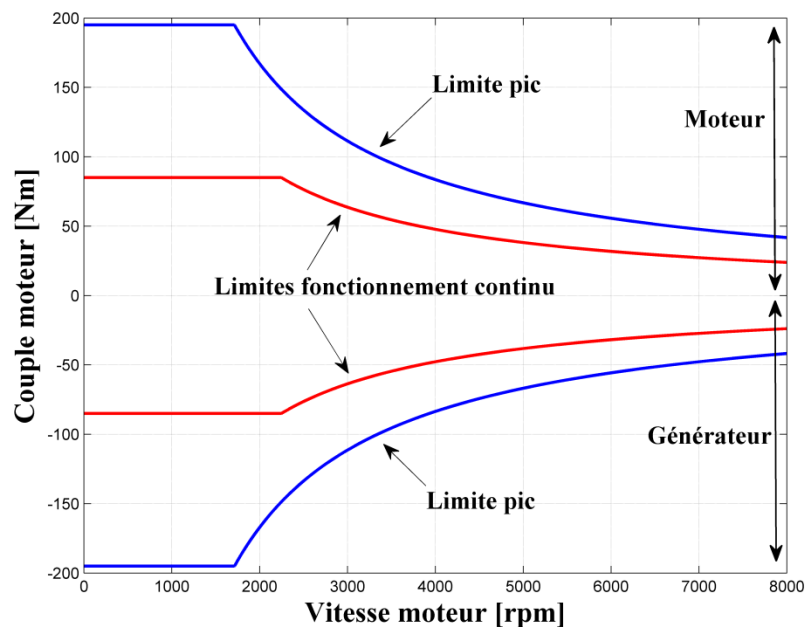


Figure 4.6 Limites mécaniques du moteur électrique utilisé dans cette thèse

de 35 kW et un couple maximale de 195 Nm et la courbe de fonctionnement continu est caractérisée par une puissance maximal de 20 kW et un couple maximal de 85 Nm.

Les limitations des deux moteurs permettent de déterminer les frontières d'opération du couple à la roue T_{req} en fonction de la vitesse du véhicule v_{veh} . Au démarrage ($v_{veh} = 0$), le véhicule est propulsé uniquement par le moteur électrique jusqu'à ce qu'il ait atteint la vitesse limite à partir de laquelle l'allumage du MCI est possible. Cette limite correspond à la vitesse minimum du MCI lorsque le premier ratio de boîte de vitesse est sélectionné. Dans notre cas, elle est égale à 17,7 km/h et correspond à une vitesse de 805 rpm pour le moteur électrique. Ainsi, en dessous de cette vitesse, le couple demandé T_{req} est limité par le couple maximum du moteur électrique uniquement. Au dessus de cette vitesse, il est possible de fonctionner en mode « hybride » donc la valeur maximale du couple à la roue pour une vitesse donnée dépend de la puissance maximale que peut fournir le MCI, elle-même fonction du rapport de boîte de vitesse, ainsi que de la puissance maximale que peut fournir le moteur électrique.

La méthode de calcul du couple maximal à la roue proposée ici consiste d'abord à trouver, pour toutes les valeurs de T_{req} et v_{veh} , le couple T_{MCI}^m et le ratio de boîte de vitesse k^m permettant de maximiser la puissance fournie par le MCI. Le problème se résume par l'équation (4.1).

$$(T_{MCI}^m, k^m) = \operatorname{argmax}(P_{MCI})$$

$$\text{sous les contraintes } \begin{cases} N_{MCI_min} \leq N_{MCI} \leq N_{MCI_max} \\ T_{MCI} \leq T_{MCI_max} \\ T_{ME} \geq T_{ME_min} \\ P_{ME} \geq P_{ME_min} \end{cases} \quad (4.1)$$

Les contraintes de l'équation (4.1) montrent que le choix de k^m doit respecter la contrainte sur la vitesse N_{MCI} et le choix de T_{MCI}^m ne doit pas dépasser le couple maximum T_{MCI_max} dépendant de la vitesse du moteur à combustion. D'autre part, pour une vitesse v_{veh} et un couple T_{req} donnés, la valeur choisie pour k^m et T_{MCI}^m peut impliquer une puissance négative au niveau du moteur électrique et donc un fonctionnement en générateur. Le couple et la

puissance du moteur électrique ne devront toutefois pas excéder les valeurs admissibles en générateur, ce qui ajoute une contrainte supplémentaire au niveau du choix de k^m et T_{MCI}^m . Nous retrouverons ces contraintes, ainsi qu'une explication plus détaillée de celles-ci, dans la section 4.4.

Deux cas principaux doivent être distingués lors du calcul du couple maximal à la roue. Le premier cas est celui où l'état de charge est considéré trop bas et nécessite impérativement une recharge de la batterie en utilisant le MCI. Dans ce cas, le couple maximal à la roue est défini par le couple au-delà duquel la recharge de la batterie est impossible, même en imposant la puissance maximale au MCI. Pour identifier la courbe de ce couple maximal, nous construisons la zone 1, illustrée à la figure 4.7, dans le plan T_{req}/v_{veh} . Dans cette zone, imposer la puissance maximale au MCI ($k=k^m$ et $T_{MCI}=T_{MCI}^m$) implique un fonctionnement en générateur du moteur électrique et donc une recharge de la batterie. La courbe du couple maximal est donc définie par la frontière entre la zone 1 et le reste du plan T_{req}/v_{veh} .

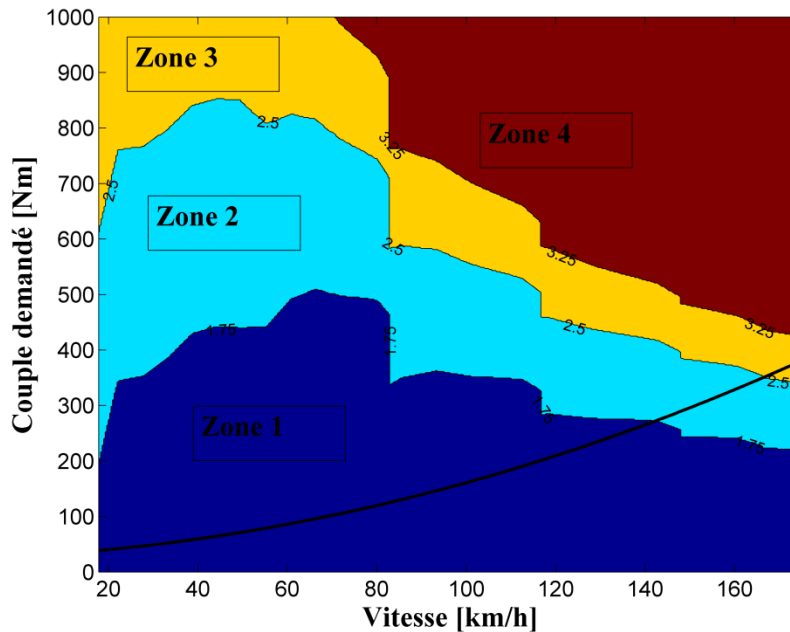


Figure 4.7 Limites sur le couple demandé et courbe du couple de charge à vitesse constante (courbe noire)

Le deuxième cas est celui où la recharge de la batterie n'est pas nécessaire. Dans ce cas, le couple maximal à la roue est défini par le couple à la roue au-delà duquel le fonctionnement implique un dépassement de la limite d'au moins un des deux moteurs. Deux sous cas sont distingués selon la limite (pic ou fonctionnement continu) considérée pour le moteur électrique.

Dans le premier sous cas, c'est la limite de fonctionnement continu qui est considérée et la courbe du couple maximal est identifiée en construisant les zones 2 et 3 de la figure 4.7. Dans la zone 2, imposer la puissance maximale au MCI implique un fonctionnement en moteur du moteur électrique qui reste en deçà de la limite de fonctionnement continu. Dans la zone 3 de la figure 4.7, imposer la puissance maximale au MCI implique un fonctionnement en moteur du moteur électrique qui reste entre la limite de fonctionnement continu et la limite pic. De ce fait, pour le premier sous cas, la courbe du couple maximal est identifiée par la frontière entre les zones 2 et 3. Au-delà de cette frontière, le fonctionnement est possible seulement temporairement puisqu'il implique nécessairement un fonctionnement du moteur électrique au-delà de la limite de fonctionnement continu.

Dans le deuxième sous cas, c'est la limite pic du moteur électrique qui est considérée et la courbe du couple maximal est identifiée en construisant la zone 4 de la figure 4.7. Dans cette zone, même en imposant la puissance maximale au MCI, le moteur électrique fonctionnerait au-delà de la limite pic. C'est donc une zone de fonctionnement impossible pour la motorisation du véhicule. Ainsi, pour le deuxième sous cas, la courbe du couple maximal est identifiée par la frontière entre la zone 4 et le reste du plan T_{req}/v_{veh} .

Si nous traçons, sur la figure 4.7, la courbe du couple de charge à vitesse constante spécifique au véhicule considéré dans cette thèse (couple nécessaire pour maintenir une certaine vitesse), nous observons que dans notre cas, le véhicule ne peut pas maintenir une vitesse supérieure à 142 km/h lorsque la recharge de la batterie est nécessaire. De plus, lorsque la batterie ne nécessite pas de recharge, le véhicule ne peut pas maintenir indéfiniment une vitesse supérieure à 166 km/h à cause des risques d'échauffement du moteur électrique.

4.4 Programmation dynamique et analyse de l'optimalité

Dans cette thèse, il a été choisi d'utiliser la programmation dynamique afin de calculer la séquence de contrôle optimale du partage de puissance qui minimise la consommation totale sur les différents cycles de vitesse introduits dans la section 4.2. Nous proposons, dans cette section, une méthode d'analyse des résultats de la programmation dynamique permettant d'aboutir à l'établissement de lois de contrôle utilisables en temps réel. En accord avec la section 4.1, nous proposerons deux lois de contrôle principales : une qui gèrera la transition entre le mode « hybride » et le mode « tout électrique » et une qui décidera du ratio de partage de puissance à appliquer lorsque le mode « hybride » est choisi.

4.4.1 Le processus de résolution en pratique

L'algorithme de programmation dynamique a été expliqué de manière théorique dans la section 3.2.2. Nous avons vu que l'équation dynamique (3.6) régissant l'évolution de l'état de charge ainsi que la fonction de coût (3.7) donnant la consommation au cours d'un trajet dépendent à la fois des variables de contrôle libres, de la vitesse et du couple requis. La vitesse est imposée en chaque instant par le cycle de vitesse considéré, le couple requis est déduit du cycle de vitesse via l'équation (2.16) introduite dans le chapitre 2 et les variables de contrôle libres choisies dans notre cas sont le couple du MCI T_{MCI} et le ratio de boîte de vitesse k . L'état de l'embrayage (enclenché ou non) est utilisé implicitement comme variable de contrôle libre car celui-ci est considéré comme enclenché dès que $T_{MCI} > 0$ et disjoint dès que $T_{MCI} = 0$. En ce qui concerne le couple du moteur électrique, il n'est pas utilisé comme variable de contrôle libre car il est lié à T_{MCI} et T_{req} par l'équation (2.4).

Lors du processus de recherche de la commande optimale à appliquer, la programmation dynamique effectue un balayage de toutes les possibilités pour le choix des valeurs des variables de contrôle. Il est donc important de bien définir les contraintes du problème de minimisation. Les contraintes à prendre en compte sont exprimées à l'équation (4.2). Une partie de ces contraintes est identique aux contraintes du problème (4.1) de la section 4.3.

$$\begin{cases} N_{MCI_{min}} \leq N_{MCI} \leq N_{MCI_{max}} \\ 0 \leq T_{MCI} \leq T_{MCI_{max}} \\ T_{ME_{min}} \leq T_{ME} \leq T_{ME_{max}} \end{cases} \quad (4.2)$$

Il est nécessaire, lors de la résolution du problème, de ramener le système (4.2) à des contraintes sur les variables de contrôle. Ces contraintes seront dépendantes de la vitesse du véhicule ainsi que du couple requis et vont par conséquent être dépendantes de l'instant considéré dans le cycle de vitesse.

Tout d'abord la vitesse du véhicule et la contrainte sur N_{MCI} restreignent le choix sur le ratio de la boîte de vitesse. Il nous faut calculer la valeur de N_{MCI} qu'impliquerait chacun des ratios de la boîte de vitesse étant donné la vitesse du véhicule. Les ratios impliquant une vitesse qui ne respecte pas la contrainte sont éliminés. Ainsi la contrainte sur k à l'instant t_i considéré s'exprime grâce à l'équation (4.3).

$$k(t_i) \in K_{adm}(t_i) \quad K_{adm}(t_i) \subset \{1; 2; 3; 4; 5; 6\} \quad (4.3)$$

K_{adm} est l'ensemble des numéros de rapports de boîte de vitesse admissibles pour la vitesse du véhicule considérée. À chacun des numéros de rapport correspond une valeur de rapport d'engrenage donnée par $e_{bv}(k)$. Dans notre cas la boîte de vitesse possède 6 rapports. Le choix de cette boîte de vitesse vient du fait qu'elle est déjà présente sur l'équivalent conventionnel (muni uniquement d'un MCI) du VEHR à trois roues utilisé dans cette thèse. Dans notre cas, aucune optimisation n'a été effectuée pour le choix de la valeur des rapports de la boîte de vitesse. Une telle étude sort du cadre de cette thèse mais peut être le sujet de travaux ultérieurs.

Toujours sur la base de la vitesse du véhicule, la vitesse N_{MCI} qu'implique chacun des ratios k admissibles peut être déduite en utilisant l'équation (2.2). Il est donc possible de calculer $T_{MCI_{max}}$ pour chacun des ratios admissibles en se basant sur la courbe du couple maximale du MCI de la figure 2.6. D'autre part, la vitesse du véhicule permet de déduire celle du moteur électrique et donc les valeurs de $T_{ME_{max}}$ et $T_{ME_{min}}$ en se basant sur la caractéristique couple-vitesse maximale du moteur électrique (figure 4.6). En reprenant l'équation architecturale

(2.4) et avec la donnée du couple requis à l'instant considéré, il est possible d'exprimer la contrainte sur le moteur électrique comme une contrainte sur le couple utile du moteur à combustion, contrainte qui va s'ajouter à celle intrinsèque au MCI (0 et T_{MCI_max}). La contrainte T_{ME_max} implique une borne minimum sur le couple utile du MCI et la contrainte T_{ME_min} implique une borne maximum. Celles-ci sont données par les équations (4.4) et (4.5)

$$T_{MCI}^u \geq \frac{\frac{T_{req}}{e_{fin}} \left(\overline{H}_v(P_{req}) \eta_{fin} + H_v(P_{req}) \frac{1}{\eta_{fin}} \right) - T_{ME_max} e_{me} \eta_{me}}{e_{pr} e_{bv}(k) e_{sec} \eta_{pr} \eta_{bv} \eta_{sec}} \quad (4.4)$$

$$T_{MCI}^u \leq \frac{\frac{T_{req}}{e_{fin}} \left(\overline{H}_v(P_{req}) \eta_{fin} + H_v(P_{req}) \frac{1}{\eta_{fin}} \right) - T_{ME_min} \frac{e_{me}}{\eta_{me}}}{e_{pr} e_{bv}(k) e_{sec} \eta_{pr} \eta_{bv} \eta_{sec}} \quad (4.5)$$

H_v est la fonction de Heaviside et \overline{H}_v son complémentaire, ces fonctions sont données par les équations (4.6) et (4.7).

$$H_v(x) = \frac{1 + sg(x)}{2} \quad x \in \mathbb{R} \quad (4.6)$$

$$\overline{H}_v(x) = \frac{1 - sg(x)}{2} \quad x \in \mathbb{R} \quad (4.7)$$

Rappelons ici que e_{me} , e_{fin} , e_{pr} et e_{sec} sont respectivement les rapports des engrenages moteur, final, primaire et secondaire tels que présentés dans le tableau 2.1 du chapitre 2.

Cette contrainte sur le couple utile peut se ramener à une contrainte sur le couple total T_{MCI} en prenant en compte la fraction de T_{MCI} dédiée à l'alimentation des accessoires (T_{MCI}^{acc}). Ainsi les contraintes supplémentaires $T_{MCI_min}^{supp}$ et $T_{MCI_max}^{supp}$ s'ajoutent aux contraintes intrinsèques du moteur à combustion et s'expriment par les équations (4.8) et (4.9).

$$T_{MCI_min}^{supp} = \frac{\frac{T_{req}}{e_{fin}} \left(\overline{H}_v(P_{req}) \eta_{fin} + H_v(P_{req}) \frac{1}{\eta_{fin}} \right) - T_{ME_max} e_{me} \eta_{me}}{e_{pr} e_{bv}(k) e_{sec} \eta_{pr} \eta_{bv} \eta_{sec}} + T_{MCI}^{acc} \quad (4.8)$$

$$T_{MCI_max}^{supp} = \frac{\frac{T_{req}}{e_{fin}} \left(\overline{H}_v(P_{req}) \eta_{fin} + H_v(P_{req}) \frac{1}{\eta_{fin}} \right) - T_{ME_min} \frac{e_{me}}{\eta_{me}}}{e_{pr} e_{bv}(k) e_{sec} \eta_{pr} \eta_{bv} \eta_{sec}} + T_{MCI}^{acc} \quad (4.9)$$

Où T_{MCI}^{acc} est donné par l'équation (2.17) du chapitre 2.

Les contraintes les plus fortes ont la priorité sur les contraintes les plus faibles donc les contraintes finales sur le moteur à combustion à l'instant considéré s'expriment grâce à l'équation (4.10). Hormis le cas où la contrainte minimale est nulle, les contraintes finales sur le couple du MCI dépendent du rapport de la boîte de vitesse.

$$\max(0, T_{MCI_min}^{supp}) \leq T_{MCI}(t_i) \leq \min(T_{MCI_max}, T_{MCI_max}^{supp}) \quad (4.10)$$

Les contraintes sur les variables de contrôle étant définies pour chaque instant du cycle de vitesse, l'état de charge est ensuite discrétisé à l'intérieur de la plage admissible ([20%; 100%] dans notre cas). Le cycle de vitesse est aussi discrétisé temporellement et il est possible de former un réseau dont chaque nœud représente une certaine valeur d'état de charge à un instant donné. A partir d'un certain nœud à l'instant t_i , il est possible d'atteindre plusieurs nœuds différents à l'instant t_{i+1} en appliquant les variables de contrôle adéquates. En pratique, le nombre de nœuds qu'il est possible d'atteindre est restreint par les contraintes sur les variables de contrôle introduites précédemment. Ainsi il est possible de former des arêtes reliant les nœuds, complétant ainsi le réseau. A chaque arête sont associées certaines valeurs pour les variables de contrôle et aussi un coût en carburant égal à $D_{mci} \left(T_{MCI}(t_i), k(t_i), T_{req}(t_i), v_{veh}(t_i) \right)$. Un exemple simple est illustré à la figure 4.8. Sur cette figure, les arêtes montantes illustrent une recharge, le coût en carburant qui leur est associé est donc plus grand que pour les arêtes descendantes qui illustrent une décharge.

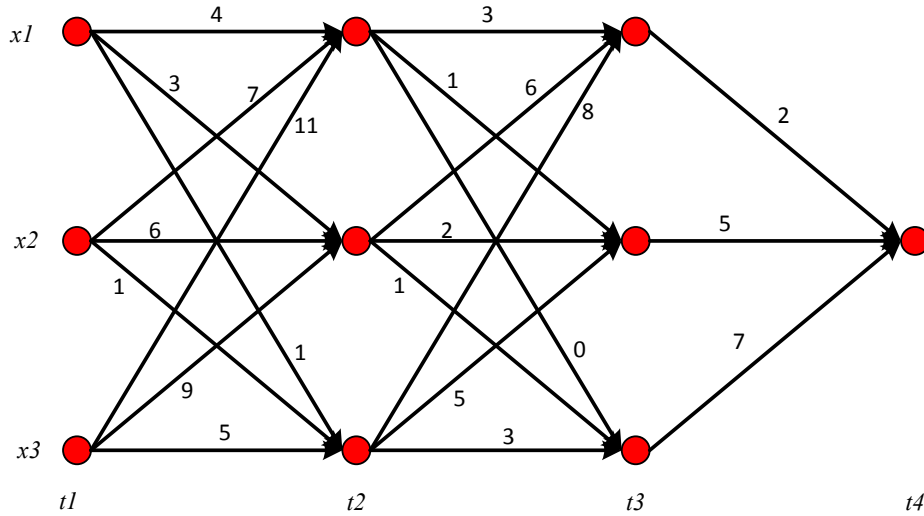


Figure 4.8 Initialisation du problème de programmation dynamique

En utilisant le principe d'optimalité de Bellman, il est possible de trouver le chemin à coût minimum, donc qui minimise la quantité de carburant, en procédant de manière itérative depuis le nœud final, correspondant à l'EDC final de la batterie, jusqu'au nœud initial, correspondant à l'état de charge initial imposé. Les chemins à coût minimal sont illustrés à la figure 4.9 et ils dépendent de l'état de charge initial. Si x_2 est choisi comme état de charge initial, alors le trajet bleu est l'un des trajets optimaux qui minimisent la consommation de carburant; le coût de carburant minimum associé au trajet est donné par le chiffre bleu au dessus du nœud initial. Comme chacune des arêtes associe une certaine valeur pour les

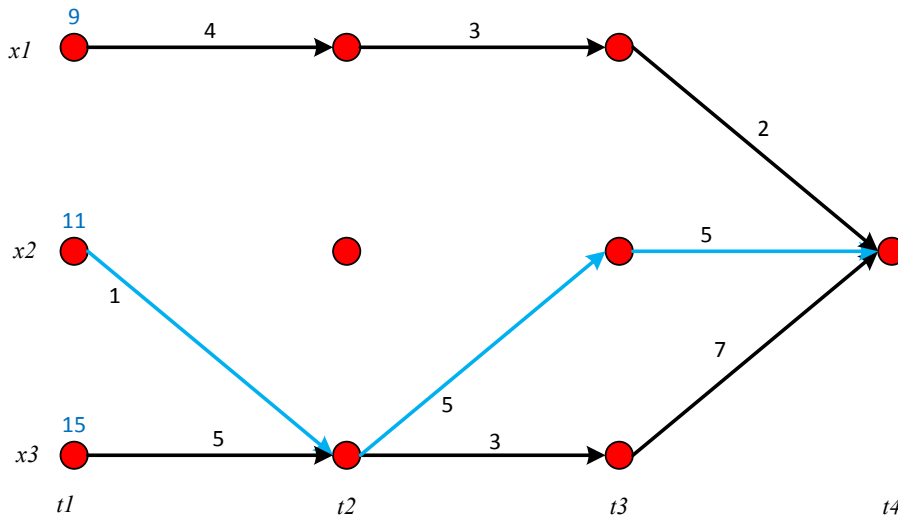


Figure 4.9 Résultat de l'algorithme PD et chemin optimal

variables de contrôle alors la connaissance du chemin optimal assure aussi celle du contrôle optimal du partage de puissance. Les résultats qui découleront de cette optimisation mettront en évidence l'importance du choix de l'état de charge initial. Ces résultats seront discutés tout au long de la thèse.

La résolution du problème consiste, à chaque itération, à balayer l'ensemble des possibilités dans le respect des contraintes sur les variables de contrôle et l'état de charge. En supposant que l'algorithme soit à l'itération correspondant à l'instant t_i du cycle de vitesse et qu'il considère l'état de charge x_j , alors celui-ci va d'abord tester le cas où le MCI est éteint, c'est-à-dire le mode « tout électrique ». Ce test est effectué seulement si la demande de puissance peut être satisfaite uniquement par le moteur électrique. Ce test étant fait, l'algorithme considère le mode « hybride », MCI allumé, et teste toutes les combinaisons (T_{MCI}, k) possibles. Pour chacun des tests, la consommation en carburant est calculée ainsi que la valeur de l'état de charge à l'instant t_{i+1} qu'engendre le choix de la valeur des variables de contrôle. Dans la pratique, l'état de charge à l'instant t_{i+1} ne tombe jamais exactement sur un nœud du réseau, comme l'illustre la figure 4.9, mais plutôt entre les nœuds comme l'illustre l'exemple de la figure 4.10. Ceci est dû à la discrétisation numérique finie de l'état de charge. Cet exemple illustre le cas particulier où il y a m possibilités pour T_{MCI} et n possibilités pour k , et où le mode « tout électrique » est un choix possible (arête MCI_{OFF}). Afin de mener à bien le processus de résolution, l'algorithme doit choisir les valeurs optimales de T_{MCI} et k qui minimisent l'équation (3.9), c'est-à-dire la somme de la consommation liée à l'arête et de la consommation minimale $J_{t_{i+1}}^*$ à l'instant t_{i+1} qui est connue pour chaque valeur d'EDC à ce stade de la résolution. C'est le principe d'optimalité de Bellman. Une interpolation est nécessaire afin de déterminer la valeur de $J_{t_{i+1}}^*$ liée à l'arête considérée. Dans notre cas, une interpolation linéaire a été adoptée. Par exemple, l'extrémité de l'arête supérieure de la figure 4.10 se verra attribuée une valeur de $J_{t_{i+1}}^*$ située entre $J_{t_{i+1}}^*(x_{j+1})$ et $J_{t_{i+1}}^*(x_{j+2})$. En pratique, il est important de faire un choix éclairé du pas de discrétisation de l'état de charge. Il ne doit pas être choisi trop petit de manière à ne pas allonger inutilement le temps de calcul et ne doit pas être choisi trop grand de manière à obtenir un résultat très proche de l'optimalité. En pratique, un pas de 0,05% sur l'état de charge donne des résultats satisfaisants. On comprend dans la description du processus de résolution que celui-ci demande beaucoup de calculs et est

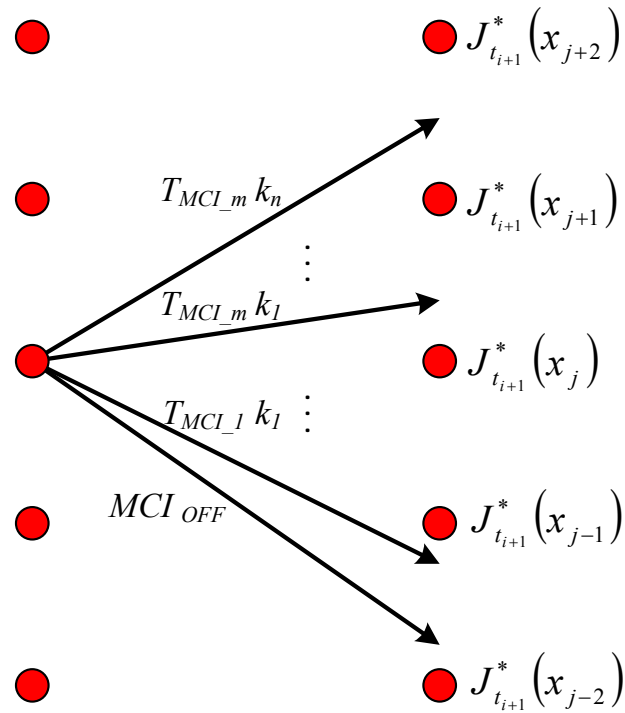


Figure 4.10 Balayage du domaine des solutions lors d'une itération de l'algorithme PD

assez long. À titre d'exemple, une telle résolution prend une dizaine d'heures pour un cycle d'une durée d'environ 1800 s.

4.4.2 Analyse et observation des résultats optimaux

L'observation et l'analyse des résultats optimaux obtenus grâce à la programmation dynamique sont la base de l'établissement des lois de contrôle de la stratégie de gestion d'énergie proposée dans cette thèse. L'algorithme de programmation dynamique a été utilisé sur les cycles développés par Sierra Research Inc. vus à la section 4.2. Une fois la résolution terminée il est possible de générer le tracé optimal de l'état de charge au cours du temps pour plusieurs états de charge initiaux différents. L'EDC final est toujours imposé à 30%, valeur considérée comme la limite en dessous de laquelle la dégradation de la batterie est accélérée. Notons cependant que la valeur minimale admissible pour l'état de charge est 20%, ce qui signifie qu'au cours d'un trajet, l'état de charge pourra éventuellement évoluer entre 20% et 30%. La figure 4.11 montre, à titre d'exemple, l'évolution optimale de l'état de charge sur le cycle « Artère Nv. A-B » pour différents états de charge initiaux. Dans le cas où l'état de charge initial est imposé à 30%, tout le cycle de vitesse est effectué en maintien de charge et,

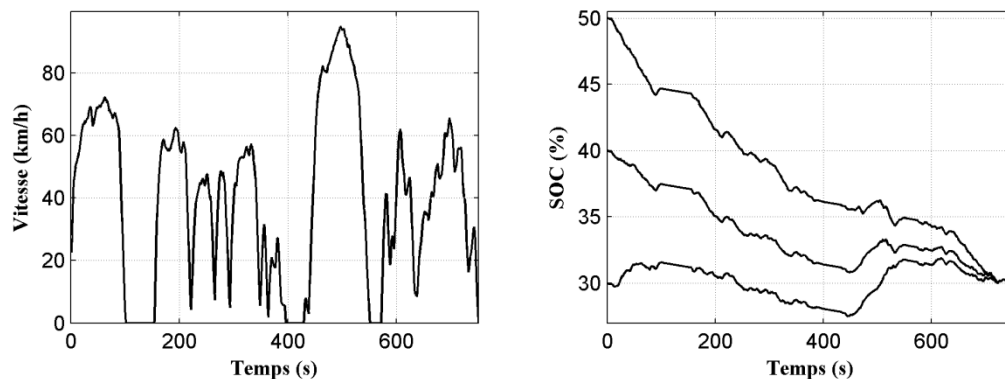


Figure 4.11 Évolution optimale de l'état de charge sur « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%, 40% et 50% (droite). Cycle de vitesse « Artère Nv. A-B » (gauche).

globalement parlant, aucune énergie n'est prise de la batterie. Dans le cas où l'état de charge initial est supérieur à 30%, une partie de l'énergie de la batterie est utilisée au cours du cycle. Il est intéressant de noter que lorsque le cycle de vitesse « Artère Nv. A-B » est commencé avec un état de charge de 40% et 50%, le tracé optimal observe une décharge progressive en utilisant le mode « hybride » avant que l'état de charge de 30% ne soit atteint. Cette observation nous montre qu'une stratégie de décharge « mixte » est préférable à une stratégie de décharge « tout électrique » composée d'une phase initiale de propulsion électrique suivie d'une phase de maintien de charge. Nous retrouvons donc les conclusions établies dans l'état de l'art. Notons qu'au dessus d'une certaine valeur d'état de charge initial, tout le cycle peut être effectué en mode « tout électrique » et la consommation de carburant est nulle. Aucune optimisation n'est alors nécessaire. La figure 4.12 montre l'évolution optimale de l'état de charge sur les cycles « Artère Nv. A-B », « Voie rapide Nv. A-C », « Voie rapide Nv. F » et « Local ». Pour chacun de ces exemples un état de charge initial de 30% est imposé. Enfin, les figures 4.13 et 4.14 illustrent les séquences de commandes optimales de T_{MCI} , T_{ME} et k qui minimisent la consommation totale sur le cycle « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 40%. La figure 4.14 illustre la consommation instantanée en fonction du temps qui en résulte.

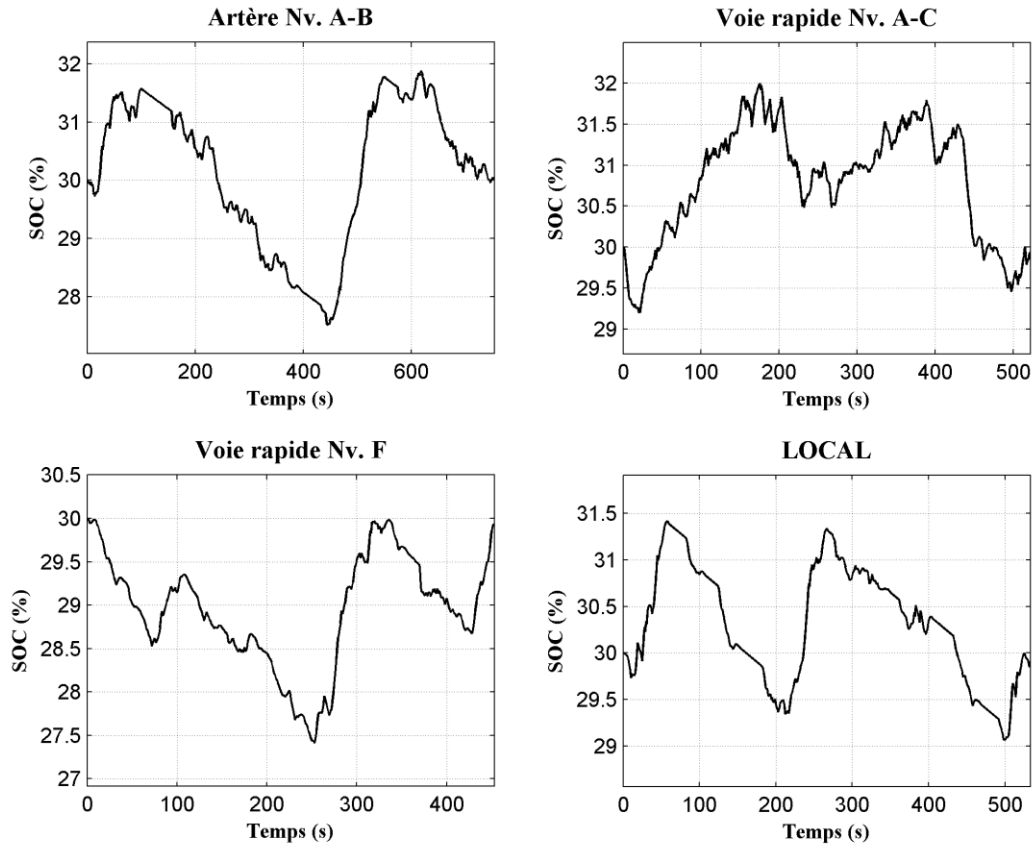


Figure 4.12 Évolution optimale de l'état de charge pour différents cycles de vitesse avec EDC initial de 30%

Analyse des résultats en vue de l'établissement de la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride »

Il s'agit ici de visualiser la décision de l'algorithme PD vis-à-vis du ratio de partage de puissance en mode « hybride ». Pour cela, les points de fonctionnement optimaux du MCI choisis par l'algorithme sur un cycle entier ont été tracés sur la carte de rendement du MCI. La figure 4.15 illustre cette comparaison pour le cycle « Artère Nv. A-B » avec un état de charge initial de 30%. Nous y observons que l'algorithme choisit la plupart du temps un couple T_{MCI} impliquant un fonctionnement du MCI à haut rendement. Les points de fonctionnement sont proches de la courbe de rendement maximal du moteur. Notons que cette courbe ne suit pas le rendement maximal pour les vitesses inférieures à 2000 rpm, en effet, dans ces régimes, le fonctionnement à rendement maximal impliquerait le non-respect des contraintes mécaniques du MCI. Sur les autres cycles de vitesse et avec des conditions d'état de charge initial

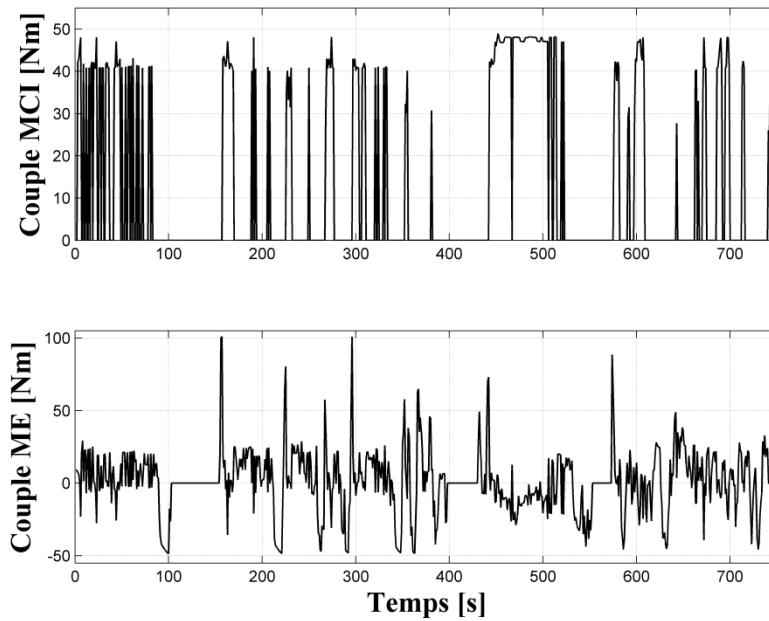


Figure 4.13 Séquence de commande optimale de T_{MCI} et T_{ME} pour « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 40%

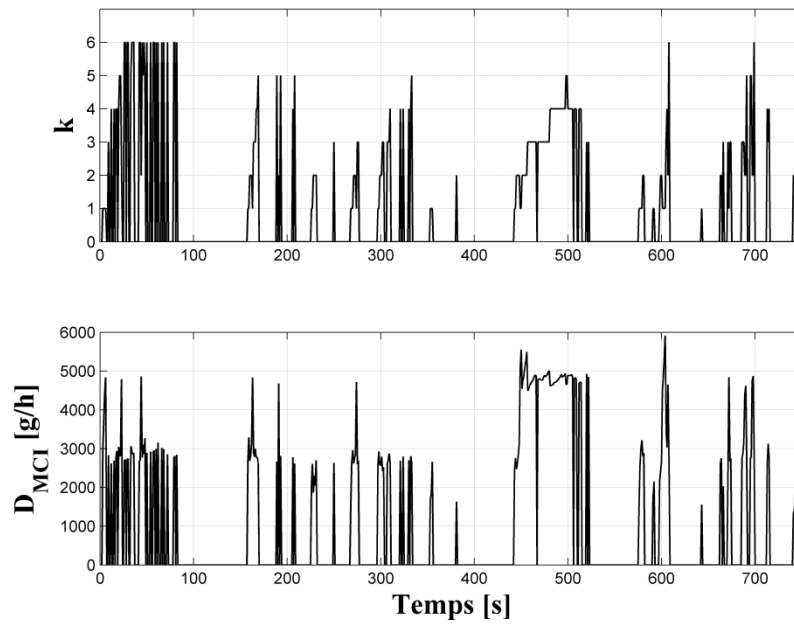


Figure 4.14 Séquence de commande optimale de k et consommation instantanée pour « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 40%

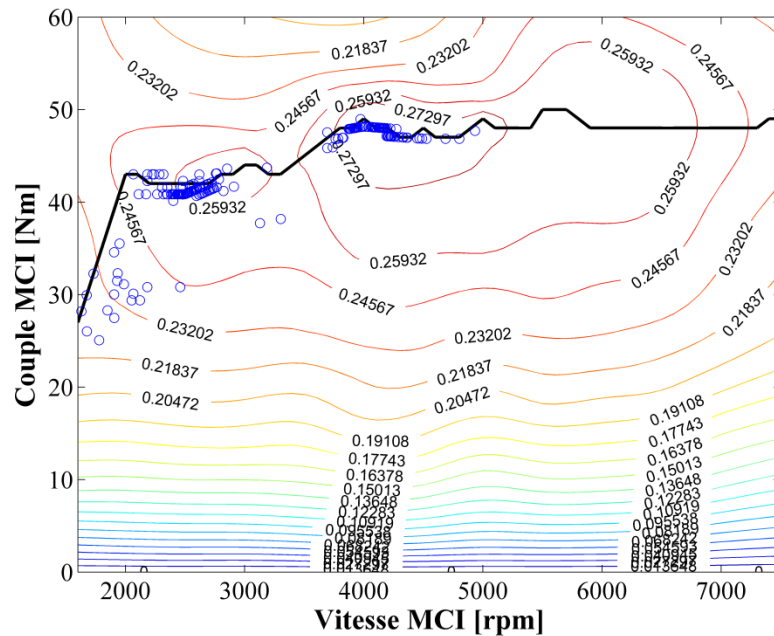


Figure 4.15 Rendement du MCI, points de fonctionnements optimaux sélectionnés par l'algorithme PD (cercles bleus) et courbe d'efficacité maximale (courbe noire)

différentes, les mêmes observations ont été faites. Cependant, l'intégralité des résultats n'est pas présentée ici afin de ne pas alourdir inutilement le document. Même si l'algorithme PD choisi des points de fonctionnement à haut rendement lors du mode hybride, il est inexact d'affirmer que l'optimalité serait garantie en faisant fonctionner le MCI à son rendement maximal en tout temps. Plus précisément, il est possible d'observer deux niches à haut rendement sur la figure 4.15, une première niche située entre 2400 rpm et 3200 rpm et une deuxième niche entre 3800 rpm et 5200 rpm. La première niche donne un rendement moins important que la deuxième, néanmoins il est possible d'observer que parfois, l'algorithme PD privilégie un ratio de boîte de vitesse relativement haut de manière à baisser la vitesse de rotation du MCI et ainsi le faire fonctionner dans la première niche plutôt que dans la deuxième. Pour comprendre ce phénomène, il est important de se souvenir que la chaîne électrique possède son rendement propre qui, même s'il est bien supérieur au rendement du MCI, a un impact sur la consommation en carburant. Ces observations restent ici qualitatives et les sections suivantes proposeront une analyse plus quantitative, notamment pour ce qui est de la consommation.

Analyse des résultats en vue de l'établissement de la loi de contrôle de la transition de mode

À présent, il s'agit de visualiser la décision de l'algorithme PD en ce qui concerne le choix du mode de fonctionnement. Pour cela il est proposé d'observer à quels moments le MCI est éteint (mode « tout électrique ») et à quels moments il est allumé (mode « hybride »). Pour cela, il a été décidé de comparer les points de fonctionnement issus de la vitesse du véhicule et du couple demandé ramenés à l'arbre du moteur électrique (traduisant la demande en couple de l'utilisateur) et les points de fonctionnement optimaux du moteur électrique obtenus avec l'algorithme PD. Cette comparaison est illustrée à la figure 4.16 pour le cas « Artère Nv. A-B » avec un état de charge initial de 30%. Chaque point correspond à un instant particulier du cycle de vitesse. Les cercles bleus sont les points de fonctionnement issus de la demande en couple de l'utilisateur et les étoiles rouges sont les points de fonctionnement optimaux du moteur électrique. Cette comparaison nous permet d'identifier les zones du plan couple/vitesse où le MCI est allumé et les zones où il est éteint. En effet, dès lors que les cercles bleus et les étoiles rouges coïncident, il est possible de déduire que le mode optimal choisi par la programmation dynamique est le mode « tout électrique ». Au contraire, lorsque le MCI est

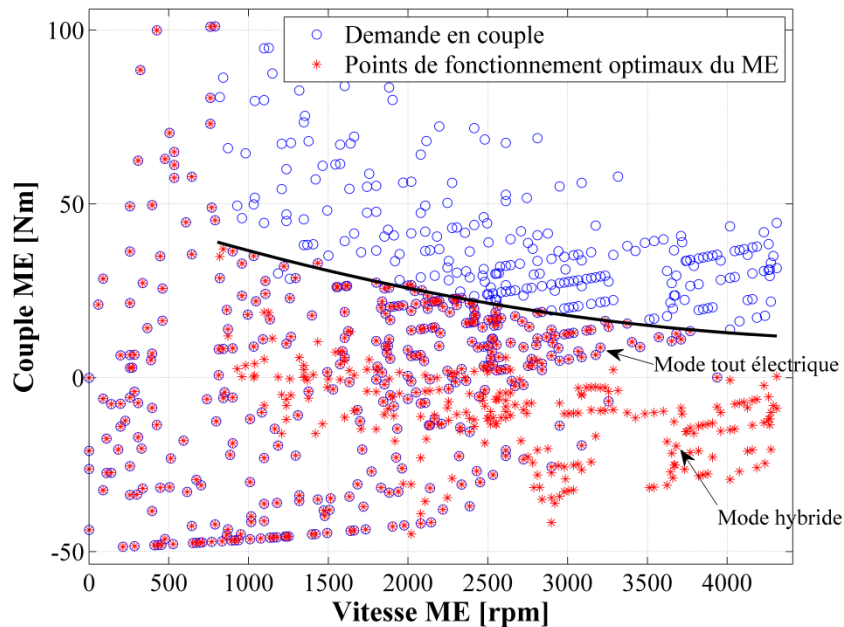


Figure 4.16 Analyse du choix du mode optimal pour « Artère Nv. A-B » avec un état de charge initial de 30%

allumé, il apporte une contribution de couple positive et le couple du moteur électrique est nécessairement moins élevé que s'il avait fourni l'entière du couple. Ainsi lorsque les cercles bleus et les étoiles rouges ne coïncident plus, il est possible d'affirmer que le mode optimal choisi par l'algorithme PD est le mode « hybride ». Sur la figure 4.16, nous retrouvons le fait que le mode « tout électrique » est imposé à faible vitesse (en dessous de 805 rpm au moteur électrique dans notre cas) et lors d'un couple demandé négatif où le freinage régénératif est priorisé. Pour le reste du plan couple/vitesse, le mode « hybride » est choisi lorsque le couple demandé est fort et le mode « tout électrique » est choisi lorsque le couple demandé est plus faible. Il est possible d'identifier les deux zones en les séparant par une courbe fictive (courbes en trait plein sur les figures), tracée par observation, qui représenterait le seuil de transition à partir duquel il est préférable de fonctionner dans le mode « hybride » afin de garantir l'optimalité. En observant les différents résultats de la programmation dynamique, une telle courbe peut être identifiée pour tous les cycles de vitesse et pour les différentes valeurs d'état de charge initial. Cependant la forme et le niveau de chaque courbe changent. Les figures 4.17 et 4.18 illustrent ce phénomène.

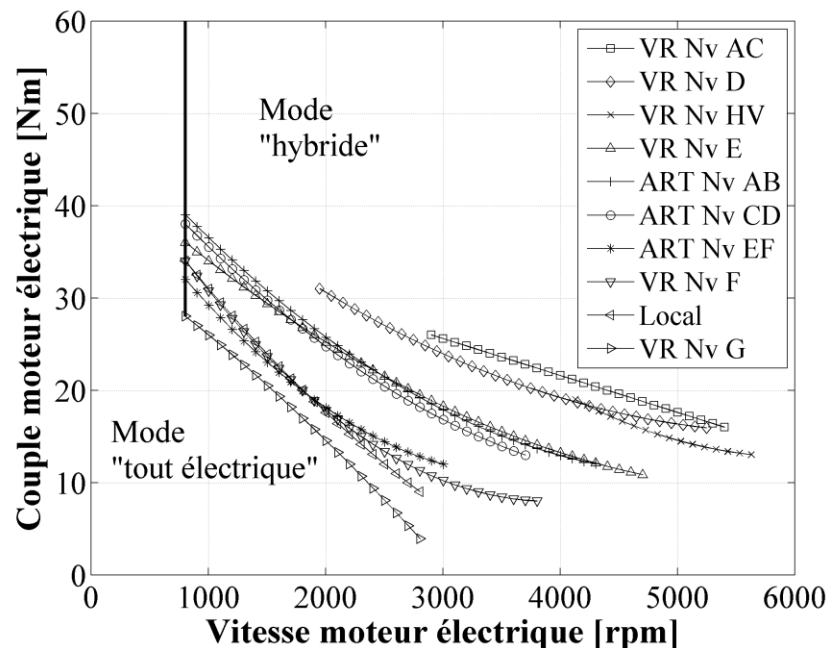


Figure 4.17 Variation du seuil de transition observé selon les 10 cycles de vitesse de Sierra Research Inc. (EDC initial de 30%)

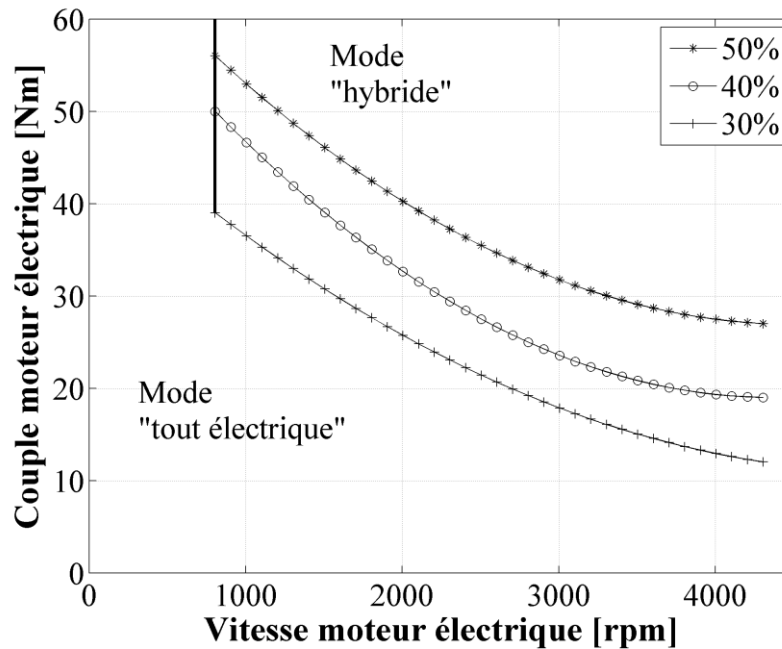


Figure 4.18 Variation du seuil de transition observé selon différentes valeurs d'état de charge initial (cycle de vitesse Artère Nv. A-B)

De ces différentes observations vont découler plusieurs idées quant à l'établissement des deux lois de contrôle. L'essence de ces différentes idées sera toujours d'établir des lois de contrôle simples, utilisables en temps réel, et qui chercheront à imiter les choix optimaux effectués par l'algorithme de programmation dynamique.

4.5 Établissement de la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride »

Dans cette section, le mode de fonctionnement est supposé être le mode « hybride » et deux approches sont proposées quant à l'établissement de la loi de contrôle gérant le ratio de partage de puissance pendant le mode « hybride ». Bien qu'il ne soit pas possible d'affirmer que l'algorithme PD choisit de faire fonctionner le MCI à rendement maximal en tout temps, nous avons pu observer que ce dernier choisissait des points de fonctionnement tout de même proches du rendement maximal. Ainsi, nous proposons une première approche simple qui consiste à imposer un partage de puissance qui maximise en tout temps le rendement du MCI. Cette approche est aussi adoptée dans les stratégies déterministes de bases telles que le

« thermostat » et le « power follower » [94] [42]. Cependant, baser une approche sur une simple observation pose la question de la pertinence et de la performance de la loi de contrôle issue de cette approche. Ainsi, une seconde approche par apprentissage supervisé est proposée. Celle-ci bénéficie plus amplement de la base de données que constituent les résultats de la programmation dynamique. Les performances des lois de contrôle issues de ces deux approches seront examinées dans la section 4.6.3.

4.5.1 Approche par maximisation du rendement du MCI.

Pour cette approche, il a été décidé de concevoir deux cartes de contrôle 2D destinées à la commande en temps réel de T_{MCI} et k . Plus précisément, ces cartes fournissent les valeurs de commandes T_{MCI}^{com} et k^{com} en fonction du couple demandé et de la vitesse du véhicule. Les valeurs de commandes sont calculées de manière à faire fonctionner le MCI à son rendement maximal. La vitesse du véhicule est aisément obtenue en temps réel grâce au capteur embarqué et le couple demandé est une traduction de l'angle de poignée (ou de la position de la pédale dans le cas d'un véhicule à 4 roues) appliqué par l'utilisateur. Nous faisons ici l'hypothèse d'une relation linéaire entre l'angle de poignée et le couple demandé, telle qu'illustrée à la figure 4.19. Notons que cette relation linéaire est la relation la plus simple qui puisse être et rien n'empêche, en pratique, de définir une relation de type parabolique par exemple. Dans ce dernier cas cela changera simplement la sensation de l'utilisateur en ce qui concerne son rapport avec la machine, il pourra avoir la sensation que le véhicule répond plus

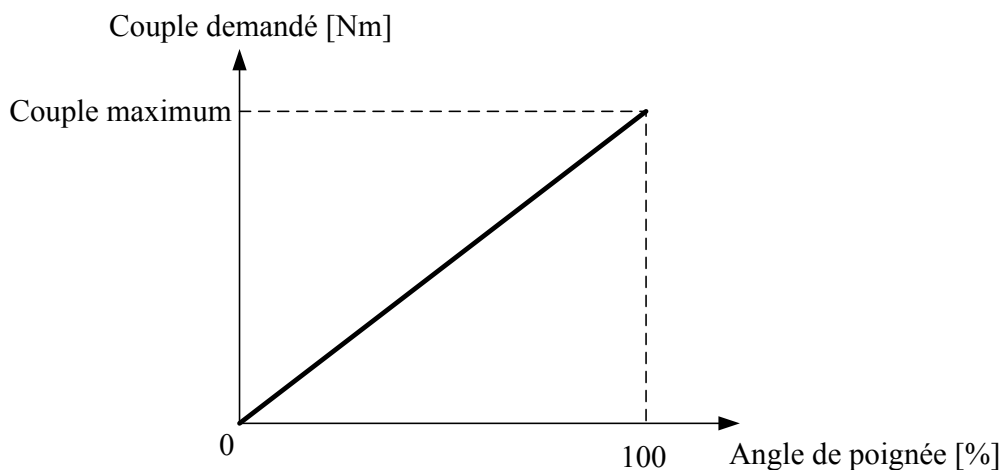


Figure 4.19 Couple demandé et angle de poignée

ou moins agressivement à sa sollicitation. Cela sort néanmoins du cadre de cette thèse. Afin de spécifier la valeur du couple maximum il faut revenir à la section 4.3. Lorsque l'état de charge de la batterie ne nécessite aucune recharge et que la température du moteur électrique n'est pas dangereuse, le couple maximum sera défini par la frontière entre les zones 3 et 4. Si le moteur électrique indique une température dangereuse, le couple maximum sera redéfini comme étant la frontière entre les zones 2 et 3. Enfin, lorsque l'état de charge atteint la valeur minimale de 20%, le couple maximum est redéfini comme étant la frontière entre les zones 1 et 2 de manière à rendre possible la recharge de la batterie.

Le rendement du moteur à combustion a déjà été exprimé à l'aide de l'équation (2.18). Ce rendement dépend directement de T_{MCI} et indirectement de k dans le sens où k impose N_{MCI} via la vitesse du véhicule. La construction de la carte de contrôle se fait en résolvant le problème de maximisation (4.11) pour l'ensemble du plan couple/vitesse.

$$(T_{MCI}^{com}, k^{com}) = \underset{T_{MCI}, k}{argmax} \eta_{MCI}(T_{MCI}, k, v_{veh}) \quad (4.11)$$

Cette résolution se fait par une exploration systématique du domaine de solutions dans le respect des contraintes de l'équation (4.2) ramenées à des contraintes sur les variables de contrôle. Ainsi les contraintes à considérer sur T_{MCI} sont données par l'équation (4.10) qui dépend du couple demandé. Ainsi, même si le rendement ne dépend pas directement de T_{req} , il doit être pris en compte dans la résolution car il restreint le domaine de solutions. Les cartes de contrôle obtenues sont illustrées aux figures 4.20 et 4.21. Le contrôle en temps réel du ratio de partage de puissance se fera en lisant T_{MCI}^{com} et k^{com} sur les cartes de contrôle à partir des signaux d'entrée T_{req} et v_{veh} . Le couple du moteur à combustion et le numéro de rapport de la boîte de vitesse seront directement commandés à l'aide des valeurs lues tandis que le couple à appliquer au moteur électrique sera déduit du couple du MCI et du couple demandé, imposant ainsi implicitement le ratio de partage de puissance. L'approche par maximisation du rendement privilégie, dans la mesure du possible, un fonctionnement du MCI dans la plage de vitesse située entre 3600 rpm et 5100 rpm en jouant sur le rapport de vitesse k . C'est en effet dans cette plage que les plus hauts rendements peuvent être atteints. De plus, le rendement maximal dans cette plage est atteint pour des valeurs de couple relativement constantes, ce qui

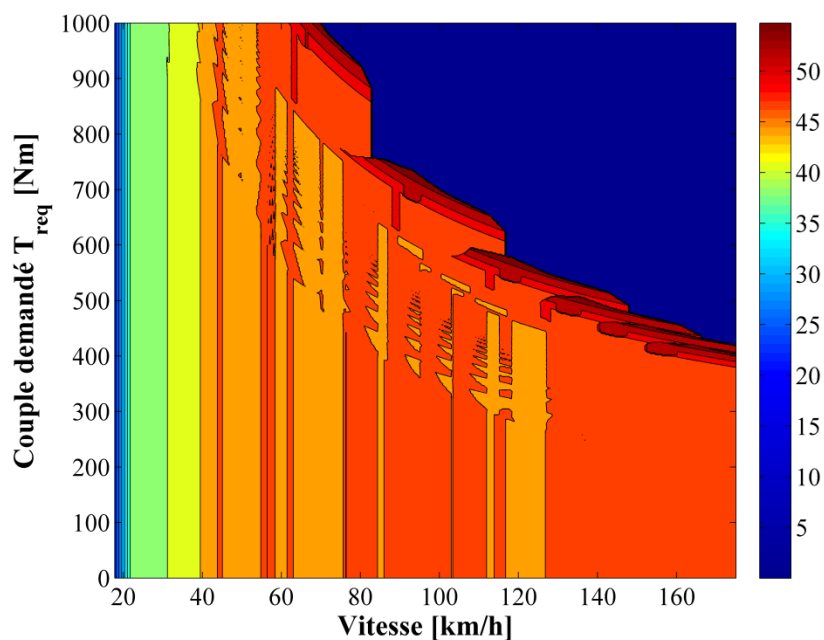


Figure 4.20 Carte de contrôle de T_{MCI} [Nm] pour la maximisation du rendement du MCI

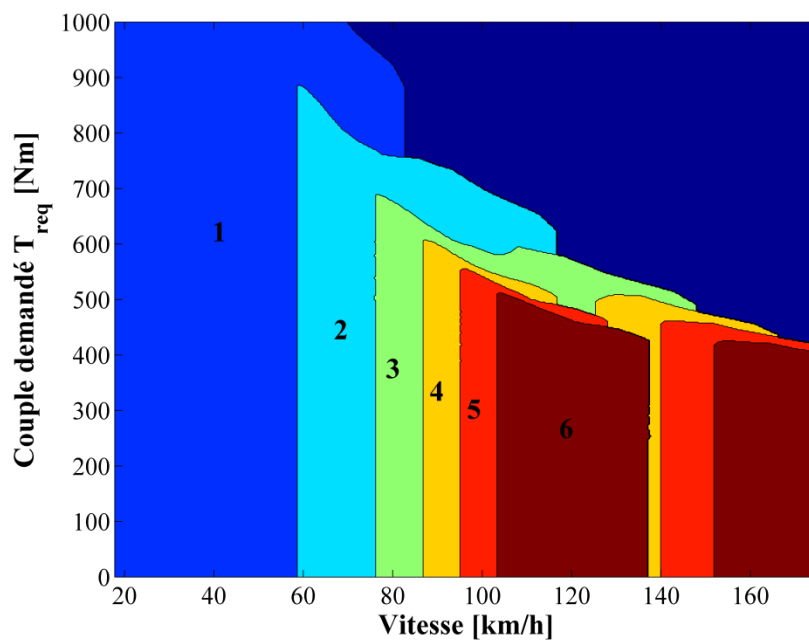


Figure 4.21 Carte de contrôle de k pour la maximisation du rendement du MCI

explique que les valeurs de T_{MCI}^{com} lues sur la carte de la figure 4.20 sont majoritairement regroupées entre 44 Nm et 47 Nm. Lorsque le véhicule atteint la vitesse de 137 km/h environ, il n'est plus possible de faire fonctionner le MCI en dessous de 5100 rpm, même avec le 6^{ème} rapport. Dans ce cas, l'approche par maximisation du rendement impose la rétrogradation en 4^{ème} puis 5^{ème} rapport, comme l'illustre la figure 4.21. La vitesse du MCI passe alors de 5100 rpm à 6200 rpm environ, où un rendement plus haut peut être trouvé.

4.5.2 Approche par apprentissage supervisé

Comme il a été mentionné dans la section 4.4, il est inexact d'affirmer que l'algorithme PD choisit un ratio de partage de puissance qui maximise en tout temps le rendement du MCI de manière stricte suivant la vitesse et le couple requis. Alors que la section précédente présente une approche permettant le fonctionnement du MCI à rendement maximal, cette section propose une approche différente qui consiste à tirer directement profit des résultats bruts obtenus par la programmation dynamique. En effet les résultats de l'algorithme PD sur les 10 cycles de vitesses développés par Sierra Research Inc. constituent une base de données reliant la valeur optimale du couple du MCI T_{MCI}^* et le ratio de vitesse optimal k^* avec T_{req} et v_{veh} . Aussi, il est proposé ici d'utiliser cette base de données de manière à construire une nouvelle carte de contrôle 2D. Il est possible, dans un premier temps, de visualiser cette base de données en observant les points de fonctionnement du plan couple/vitesse issus des cycles de vitesse pour lesquels l'algorithme PD a choisi le mode « hybride » et a dû déterminer le ratio de partage de puissance optimal. La figure 4.22 répertorie ces points de fonctionnement. Autrement dit, pour tous ces points, les valeurs de T_{MCI}^* et k^* sont connues. La valeur optimale du couple du moteur électrique T_{ME}^* correspondante se déduit de T_{MCI}^* , k^* , T_{req} et v_{veh} en utilisant l'équation (2.4). On observe que ces points ne couvrent pas tout le plan puisque l'algorithme PD choisit parfois le mode « tout électrique ».

L'idée derrière cette approche est de construire une nouvelle carte de contrôle qui épousera mieux les résultats de la programmation dynamique, plutôt que de rechercher systématiquement le rendement maximal. Pour cela, il est proposé d'effectuer une régression utilisant la méthode k-NN (méthode des plus proches voisins). Cette méthode, faisant partie des méthodes d'apprentissage automatique, est une méthode d'apprentissage supervisé. Dans

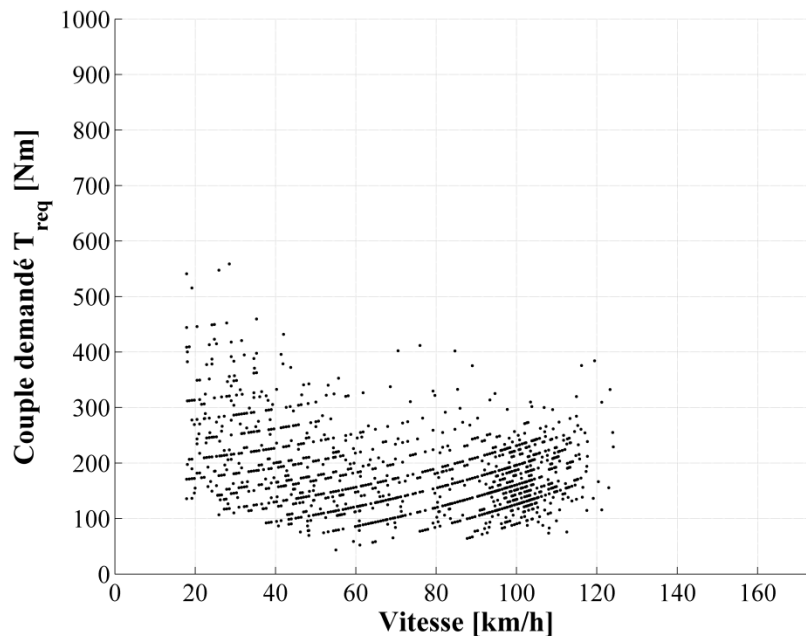


Figure 4.22 Points de fonctionnement du plan couple/vitesse pour lesquels l’algorithme PD a choisi le mode « hybride »

notre cas, les valeurs optimales T_{MCI}^* et k^* associées à chacun des points du plan couple/vitesse de la figure 4.22 constituent l’ensemble d’entraînement. La méthode consiste à calculer les valeurs de T_{MCI}^{com} et k^{com} , pour toute la part du plan T_{req}/v_{veh} où le mode « hybride » peut être envisagé, en se basant sur les données d’entraînement. Pour un point quelconque du plan couple/vitesse, le calcul consiste à trouver les k plus proches voisins de ce point parmi l’ensemble d’entraînement (où le nombre de voisins est à déterminer) et d’associer à ce point des valeurs de T_{MCI}^{com} et k^{com} qui sont égales à la moyenne des valeurs T_{MCI}^* et k^* associées à chacun des voisins. En ce sens, la régression par la méthode k -NN consiste à faire l’hypothèse que les valeurs optimales associées à un point quelconque du plan sont probablement proches des valeurs optimales associées à ses voisins les plus proches parmi l’ensemble d’entraînement. Dans le cadre général, plusieurs voisins sont considérés et la moyenne est pondérée suivant la distance des voisins par rapport au nouveau point. Plus le voisin est lointain et plus le coefficient de pondération est faible de manière à limiter son influence. Nous avons fait le choix de ne considérer qu’un seul voisin ici, les valeurs associées au nouveau point sont alors celles de son plus proche voisin. Ce choix a été fait car il a été observé que les voisins autres que le plus proche nuisent à l’optimalité s’ils sont pris en

compte. Ils ne font en fait que détériorer le choix des valeurs T_{MCI}^{com} et k^{com} pour le point considéré. D'autre part, la notion de proximité nécessite la définition de la distance dans le plan couple/vitesse. Il existe plusieurs définitions de la distance mais de par la simplicité du problème évoqué ici, nous avons choisi la distance euclidienne. La régression par la méthode k-NN appliquée à notre problème est illustrée à la figure 4.23.

La carte de contrôle est ensuite construite en appliquant ce principe à toute la part du plan T_{req}/v_{veh} où le mode « hybride » peut être envisagé. Cependant cette méthode est sensible à la structure des données d'entraînement, plus précisément, si le voisin le plus proche d'un point de régression est loin de celui-ci alors nous ne pourrions accorder que peu de crédit aux valeurs qui lui seront associées. Aussi cette méthode ne garantit pas le respect des contraintes comme lors de l'approche de maximisation du rendement. Ainsi, lors de la conception de la nouvelle carte de contrôle, les valeurs T_{MCI}^{com} et k^{com} proposées par la méthode de régression seront validées et gardées uniquement si elles respectent les contraintes du problème et si les points du plan couple/vitesse sont considérés suffisamment proches des données d'entraînement. Si ces conditions ne sont pas respectées, alors les valeurs T_{MCI}^{com} et k^{com} proposées par la méthode de régression seront remplacées par celles calculées par l'approche de maximisation du rendement. Les nouvelles cartes de contrôle sont illustrées aux figures 4.24 et 4.25. La figure 4.25 nous confirme notamment ce qui a été avancé dans la section 4.4 de manière un

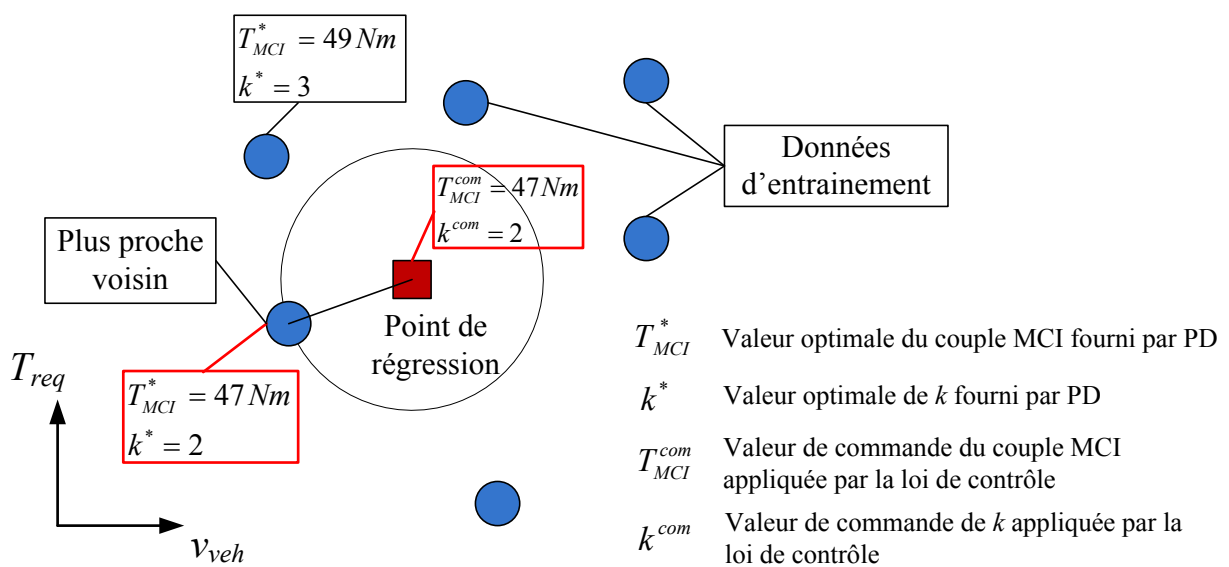


Figure 4.23 Régression par la méthode k-NN

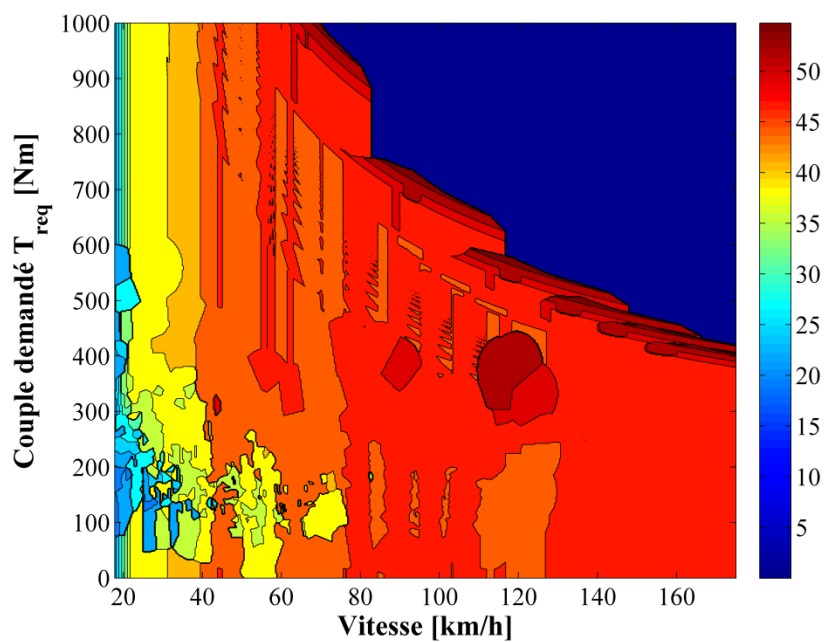


Figure 4.24 Carte de contrôle de T_{MCI} [Nm] par l'approche k-NN

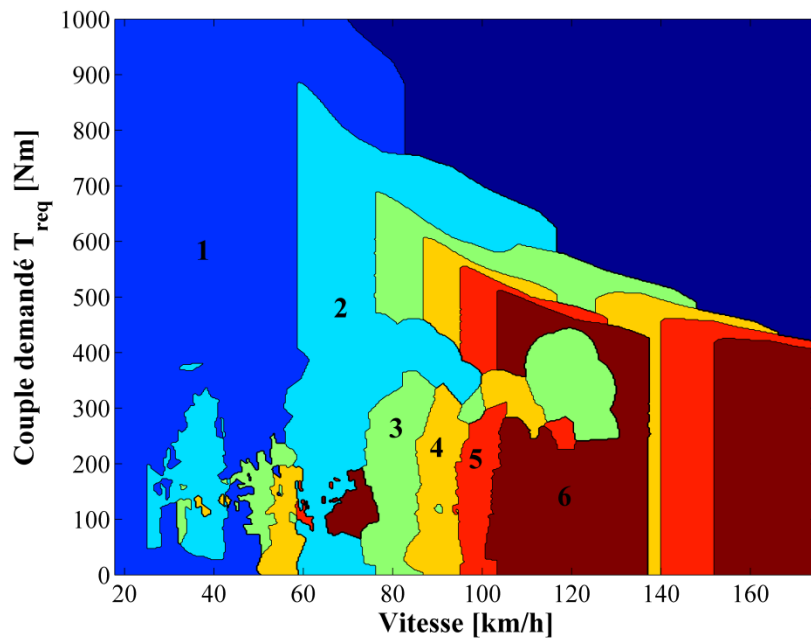


Figure 4.25 Carte de contrôle de k par l'approche k-NN

peu plus quantitative. En dessous de 80 km/h, il existe des zones où le rapport de boîte de vitesse choisi est plus élevé que lorsqu'on observe l'approche de maximisation du rendement, abaissant ainsi la vitesse du MCI. Dans les sections suivantes, nous effectuerons une comparaison quantitative des deux approches proposées. Notons enfin que la construction des cartes de contrôle des figures 4.24 et 4.25 nécessite un temps de traitement informatique beaucoup plus long que la construction des cartes de contrôle issues de l'approche par maximisation du rendement. En effet, l'approche par apprentissage supervisé nécessite l'utilisation de l'algorithme PD sur les 10 cycles de vitesse vu précédemment, chacun des cycles de vitesse nécessitant quelques heures de traitement informatique. En revanche, les puissances de calcul requises par les deux lois de contrôle sont identiques pour ce qui est de l'utilisation en temps réel car les cartes de contrôle sont de même taille.

4.5.3 Cartes de contrôle forçant la recharge de la batterie

Nous avons établi précédemment que la recharge de la batterie était nécessaire lorsque son état de charge atteignait 20%. Afin d'assurer cette recharge, il convient d'appliquer un ratio de partage de puissance adéquat. Les cartes de contrôle des figures 4.20 et 4.21 (maximisation du rendement du MCI) ainsi que celles des figures 4.24 et 4.25 (approche par apprentissage supervisé) imposent T_{MCI}^{com} et k^{com} sans se préoccuper de l'influence que cela aura sur la décharge ou la recharge de la batterie. Ainsi, il est nécessaire de créer de nouvelles cartes de contrôle imposant des valeurs de T_{MCI}^{com} et k^{com} qui assurent la recharge de la batterie. Elles seront utilisées uniquement dans les situations où la recharge de la batterie est nécessaire. D'une part, ces cartes de contrôle couvriront une partie du plan couple/vitesse plus restreinte que précédemment puisque, rappelons-le, le couple demandé est limité par la frontière entre les zones 1 et 2 dans ce cas. D'autre part, pour ce qui est du calcul de T_{MCI}^{com} et k^{com} à appliquer, il a été décidé d'appliquer la même démarche qu'à l'équation (4.11) mais en ajoutant une contrainte supplémentaire qui est la recharge de la batterie. Autrement dit, le domaine de solutions sera restreint aux solutions impliquant une recharge de la batterie. Nous obtenons alors les cartes de contrôle illustrées aux figures 4.26 et 4.27.

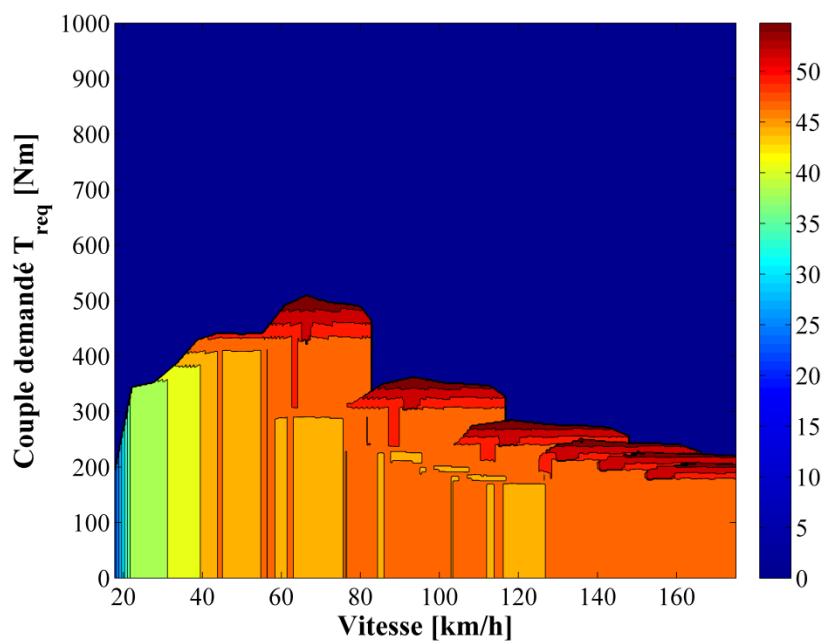


Figure 4.26 Carte de contrôle de T_{MCI} [Nm] pour la recharge de la batterie

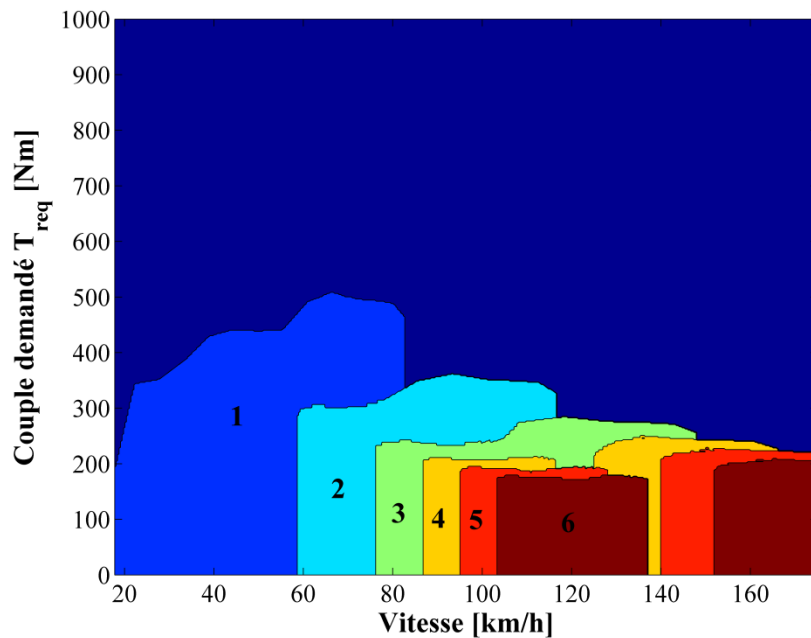


Figure 4.27 Carte de contrôle de k pour la recharge de la batterie

4.6 Établissement de la loi de contrôle de transition de mode

Dans la section 4.4, nous avons observé, pour chaque cycle de vitesse, que l'algorithme PD choisissait le mode « hybride » dès lors que le couple requis dépassait un certain seuil, dépendant de la vitesse, et qu'il choisissait le mode « tout électrique » dès lors que le couple requis était en dessous de ce seuil. Nous avons aussi observé que ce seuil changeait selon le cycle de vitesse et l'état de charge initial considéré [28]. Cette section explique dans quelle mesure il est possible de construire une loi de contrôle de transition de mode utilisable en temps réel qui mime le comportement optimal trouvé par l'algorithme PD. En accord avec les résultats de la programmation dynamique, nous faisons l'observation que la loi de contrôle proposée devra être adaptable suivant le cycle de vitesse considéré ainsi que l'état de charge initial. Dans un premier temps, la loi de contrôle sera définie par des paramètres de contrôle quantifiables. Ensuite, nous introduirons un algorithme permettant l'optimisation des paramètres de contrôle vis-à-vis de l'objectif de minimisation de carburant pour des conditions données. L'optimisation de ces paramètres sera effectuée sur les cycles de vitesse de Sierra Research Inc. afin de montrer la viabilité de la technique d'optimisation pour différentes conditions de route [28].

4.6.1 Définition des paramètres de contrôle

Il s'agit, dans un premier temps, d'exprimer le seuil observé dans la section 4.4 de manière mathématique. En décrivant le seuil de la sorte, il deviendra possible de définir une condition pour l'allumage ou l'extinction du MCI qui sera simple d'application en temps réel, ce qui ne peut être fait avec l'optimisation par PD. Il a été décidé d'exprimer ce seuil de couple, noté T_{seuil} , dans le plan couple/vitesse du moteur électrique, afin de rester cohérent avec les observations de la section 4.4. Plus précisément il a été décidé, suivant les observations, de l'exprimer comme un polynôme du second degré dépendant de la vitesse N_{ME} du moteur électrique. Ce polynôme dont les coefficients sont appelés a , b et c , est défini par l'équation (4.12).

$$T_{seuil} = a N_{ME}^2 + b N_{ME} + c \quad (4.12)$$

En ce qui concerne l'utilisation de cette équation en temps réel, si les paramètres a , b et c sont connus, il suffit de récupérer l'information sur la vitesse du moteur électrique afin de calculer la valeur de T_{seuil} . Le couple demandé, dont la valeur est préalablement ramenée à l'arbre du moteur électrique, est ensuite comparée avec T_{seuil} de manière à prendre une décision sur le mode à appliquer. Les coefficients a , b et c deviennent ainsi des paramètres de contrôle qui seront intégrés et utilisés par le système de gestion d'énergie. Afin de se rapprocher de l'optimalité, celui-ci devra utiliser des paramètres de contrôle adéquats et finement ajustés. À la lumière de nos premières observations, il est possible d'affirmer que les paramètres de contrôle adéquats varieront avec les conditions de route ainsi qu'avec l'état de charge initial.

4.6.2 Optimisation paramétrique par algorithme génétique

Nous introduisons ici une méthode d'optimisation des valeurs des paramètres de contrôle vis-à-vis de l'objectif de minimisation de la consommation totale pour un cycle de vitesse et un état de charge initial donnés. L'algorithme PD a permis d'établir l'existence d'un couple seuil ayant une forme quadratique en fonction de la vitesse. Maintenant, l'établissement des valeurs des paramètres a , b et c doit s'effectuer à l'aide d'un outil adapté à ce problème. À ce titre, il a été décidé d'optimiser les valeurs des paramètres en utilisant un algorithme génétique (AG). Un des avantages de l'AG développé ici est qu'il est capable de mettre en relation les paramètres de contrôle et la consommation totale, et d'effectuer une optimisation globale indépendamment des caractéristiques de la fonction à optimiser. Les détails sur la théorie des algorithmes génétiques ont été expliqués dans l'état de l'art et les détails pratiques de l'algorithme développé sont donnés ici. La fonction à minimiser, appelée fonction « fitness », est exprimée par l'équation (4.13).

$$f_{fit}(a, b, c) = J_{glob} + \gamma |EDC_{cib} - EDC_f| \quad (4.13)$$

J_{glob} est la consommation totale au cours du cycle, EDC_{cib} est l'état de charge final ciblé (30% dans notre cas) et EDC_f est l'état de charge final effectivement obtenu en utilisant le jeu de paramètres (a, b, c) proposé. Ainsi la fonction « fitness » est capable de donner l'évolution de l'état de charge et la consommation totale en fonction du cycle de vitesse et des paramètres de contrôle (a, b, c) gérant la transition entre les modes. Dans ce problème, la contrainte sur l'état

de charge final est prise en compte directement dans la fonction à minimiser par l'ajout d'un facteur de pondération γ . Ce facteur permet d'équilibrer l'objectif de minimisation de la consommation et celui d'atteinte de l'état de charge final ciblé. Le choix d'un facteur γ trop faible aura pour conséquence l'obtention d'un état de charge final trop bas par rapport à 30% et le choix d'un facteur γ trop haut donnera trop d'importance à la contrainte sur l'état de charge et la consommation pourrait ne pas être correctement minimisée. Il a été observé en pratique que le choix du facteur de pondération peut être grossier sans affecter le résultat final et que le manquement à l'objectif de minimisation de carburant n'intervient que lorsque le facteur choisi est très grand. Ainsi une bonne pratique consiste à partir d'un facteur bas puis de l'augmenter jusqu'à ce que l'état de charge final soit satisfaisant. Le facteur de pondération γ varie entre 0,1 et 0,5 suivant le cycle de vitesse considéré.

L'algorithme génétique utilisé ici travaille sur deux sous-populations distinctes de 50 individus. Les individus sont initialisés de manière aléatoire dans le domaine de solutions. Un individu est défini par trois valeurs de couple correspondant à un trio (a, b, c) particulier. Durant l'étape d'amélioration, une certaine proportion des individus sélectionnés dans la génération actuelle (appelés « parents ») est croisée pour former les « enfants » de la génération suivante. Le processus de croisement utilisé est de type aléatoire-heuristique : les valeurs qui composent les individus « parents » sont moyennées suivant une pondération aléatoire. Le processus de croisement est illustré à la figure 4.28. En plus du croisement, une partie des enfants est créée par une mutation aléatoire des parents. Les mutations permettent une meilleure exploration du domaine de solutions et évitent une convergence trop rapide vers un minimum local.

4.6.3 Performances de l'optimisation paramétrique

L'AG développé nécessite la connaissance de la loi de contrôle du partage de puissance pendant le mode « hybride » afin d'évaluer la consommation sur un cycle de vitesse. Dans la section 4.5, nous avons vu deux approches pour l'établissement de cette loi de contrôle, à savoir l'approche par maximisation du rendement du MCI et l'approche par apprentissage supervisé. Ainsi il y a deux variantes pour l'optimisation paramétrique :

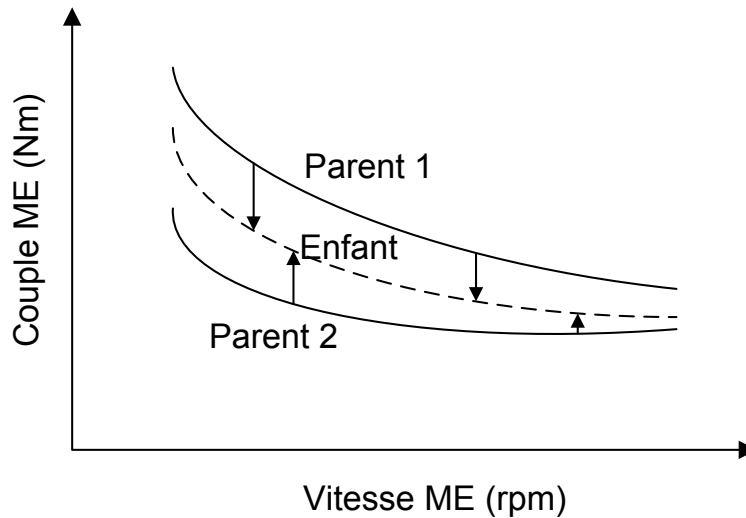


Figure 4.28 Croisement aléatoire-heuristique

- Optimisation paramétrique 1 : AG avec loi de contrôle de partage de puissance en mode « hybride » issue de l'approche par maximisation du rendement du MCI.
- Optimisation paramétrique 2 : AG avec loi de contrôle de partage de puissance en mode « hybride » issue de l'approche par apprentissage supervisé.

La figure 4.29 illustre la comparaison entre les résultats obtenus par l'optimisation paramétrique 1 et les résultats optimaux obtenus par l'algorithme PD, pour le cycle de vitesse « Artère Nv. A-B » avec un état de charge initial de 30%. La figure compare les points de fonctionnement du moteur électrique issus de l'optimisation paramétrique 1 (carrés noirs) et les points de fonctionnement optimaux issus de l'algorithme PD (étoiles rouges); elle illustre aussi le seuil de couple optimisé par l'AG. Par comparaison avec la programmation dynamique, l'approche par maximisation du rendement du MCI a tendance à imposer une puissance mécanique plus importante au MCI, impliquant un couple plus bas au moteur électrique pendant le mode « hybride ». L'AG compense en imposant un couple seuil plus haut que celui qui aurait pu être deviné par pure observation des résultats de la PD. La même comparaison a été effectuée avec l'optimisation paramétrique 2 et est illustrée par la figure 4.30. Il existe une meilleure correspondance au niveau des points de fonctionnement par rapport au cas précédent. Le tableau 4.1 donne les valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG pour chacune des deux variantes de l'optimisation paramétrique. Il est intéressant de noter qu'en plus de fournir des valeurs optimisées de a , b et c facilement utilisables en temps

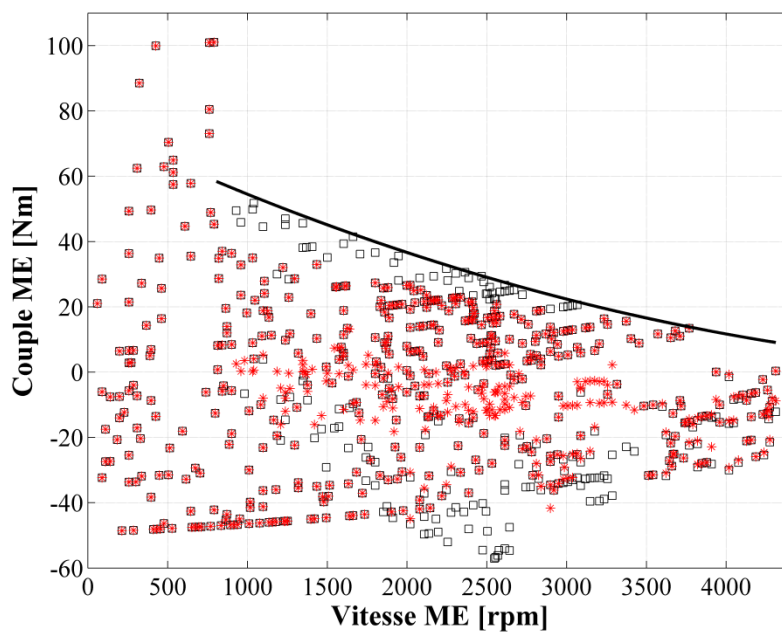


Figure 4.29 Comparaison entre l'optimisation paramétrique 1 (carrés noirs) et PD (étoiles rouges) sur « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%

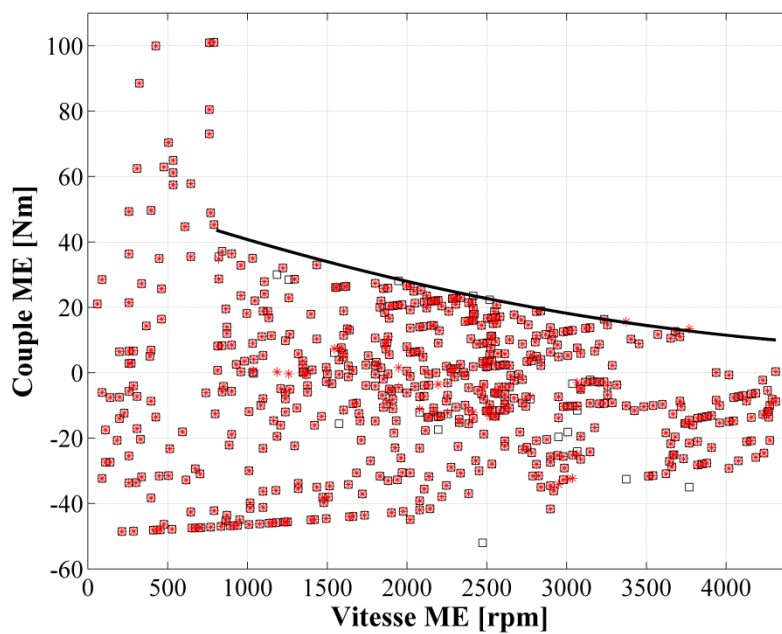


Figure 4.30 Comparaison entre l'optimisation paramétrique 2 (carrés noirs) et PD (étoiles rouges) sur « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%

Tableau 4.1 Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG sur « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%

	a [Nm/rpm ²]	b [Nm/rpm]	c [Nm]
Optimisation paramétrique 1 (maximisation du rendement du MCI)	$1,79 \cdot 10^{-6}$	$-2,32 \cdot 10^{-2}$	75,92
Optimisation paramétrique 2 (approche par apprentissage supervisé)	$1,52 \cdot 10^{-6}$	$-1,73 \cdot 10^{-2}$	56,56

réel, l'AG effectue une optimisation beaucoup plus rapidement (2 à 3 minutes) que la programmation dynamique (plusieurs heures). La figure 4.31 compare l'évolution de l'état de charge obtenue par l'algorithme PD et celles obtenues par les deux différentes optimisations paramétriques toujours sur « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 30%. Nous observons que les EDC finaux issus des optimisations paramétriques sont très proches de l'état de charge final ciblé. De plus, l'utilisation de l'approche par apprentissage supervisé donne un résultat

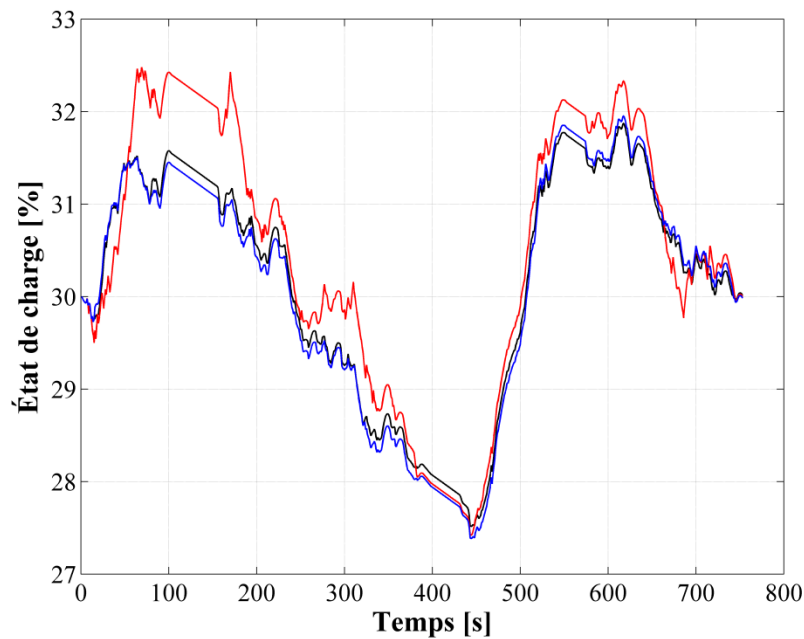


Figure 4.31 Comparaison de l'évolution de l'état de charge sur « Artère Nv. A-B » entre PD (noir), optimisation paramétrique 1 (rouge) et optimisation paramétrique 2 (bleu)

plus proche de l'optimalité que l'approche par maximisation du rendement du MCI. La figure 4.32 illustre un comparatif des consommations de carburant entre la programmation dynamique et l'optimisation paramétrique proposée. Cette comparaison répertorie la consommation totale (en L/100km) sur les 10 cycles de vitesse de Sierra Research Inc. avec un EDC initial de 30%. La figure 4.33 illustre l'augmentation de consommation (en %) issue des optimisations paramétriques par rapport au minimum obtenu par la programmation dynamique. Les figures 4.34 et 4.35 illustrent le même type de comparaison de consommation mais cette fois sur le cycle de vitesse « Artère Nv. A-B » avec des EDC initiaux différents. L'approche par maximisation du rendement du MCI est en général moins performante que l'approche par apprentissage supervisé. Elle a aussi tendance à être moins performante pour les cycles à basse vitesse en comparaison des cycles à haute vitesse. Nous observons aussi que l'approche par apprentissage supervisé ne donne pas des performances semblables pour chacun des cycles de vitesse. Cela peut être en partie attribuable au fait que l'approche par apprentissage supervisé se base sur les données de la programmation dynamique qui ont été au préalable rendues indépendantes du temps et des 10 cycles de vitesse. Les points de fonctionnement sont regroupés (Cf. figure 4.22), si bien que leur provenance devient invisible

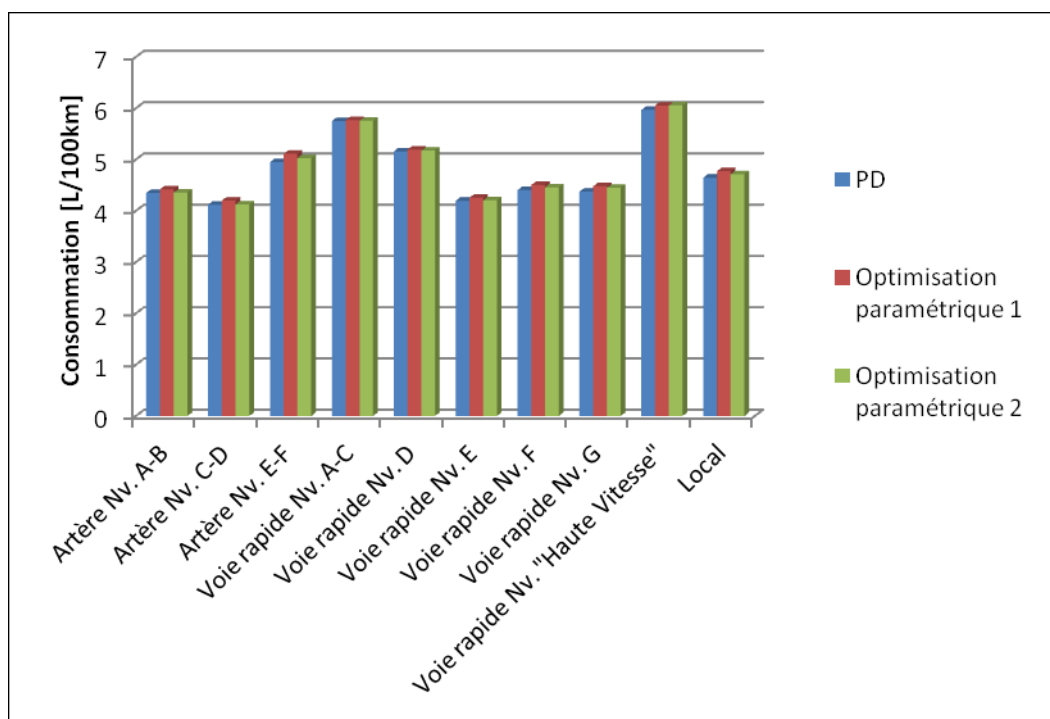


Figure 4.32 Comparaison des consommations obtenues par optimisation paramétrique et par PD pour les cycles de Sierra Research Inc. avec un EDC initial de 30%

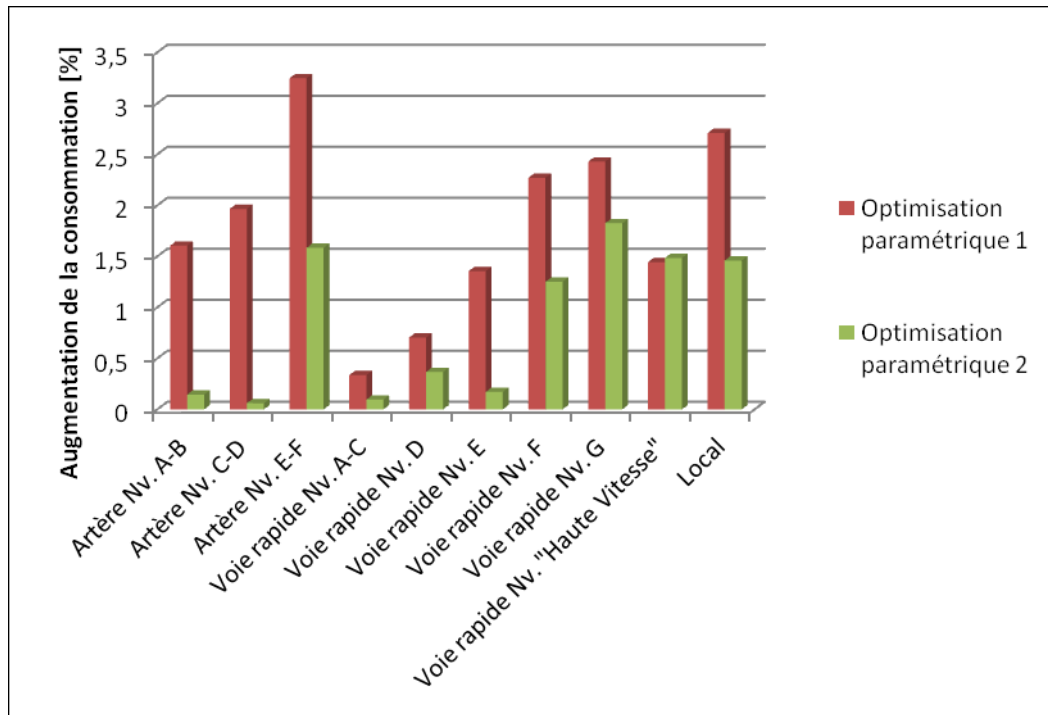


Figure 4.33 Augmentation de consommation issue de l'optimisation paramétrique par rapport à la consommation minimale pour les cycles de Sierra Research Inc. avec un EDC initial de 30%

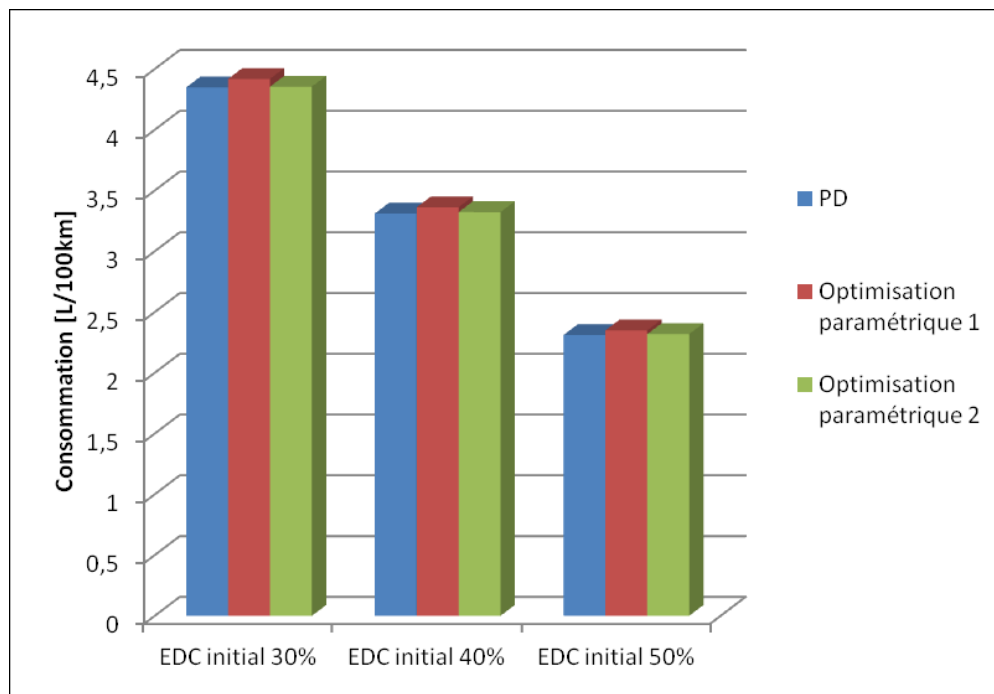


Figure 4.34 Comparaison des consommations obtenues par optimisation paramétrique et par PD pour « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 30%, 40% et 50%

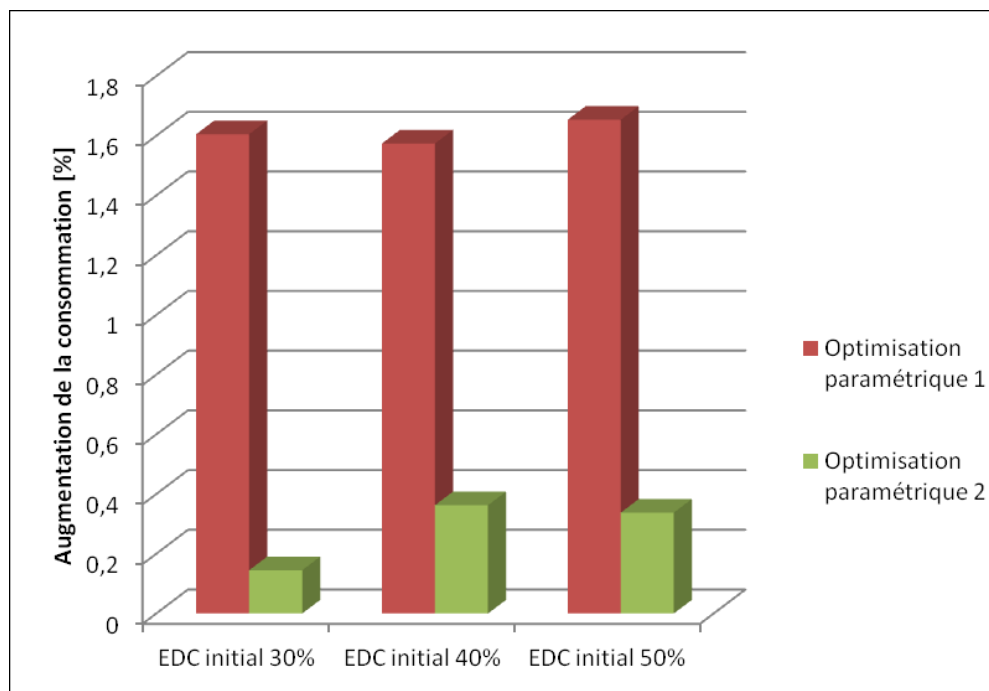


Figure 4.35 Augmentation de consommation issue de l'optimisation paramétrique par rapport à la consommation minimale pour « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 30%, 40% et 50%

du point de vue de l'algorithme de régression k-NN. Or, l'algorithme PD choisit parfois un partage de puissance différent pour un même point de fonctionnement provenant de deux cycles de vitesse différents ou de deux instants différents. Ce problème ne peut pas être géré via l'approche par apprentissage supervisé proposée car l'algorithme de régression k-NN construit une carte de contrôle se basant uniquement sur l'information à l'instant présent. Enfin, de manière générale, l'augmentation de la consommation issue de la méthode d'optimisation paramétrique par AG par rapport à la programmation dynamique reste faible. En résumé, l'utilisation de l'AG est avantageuse dans le sens où elle fournit des valeurs optimisées de a , b et c , utilisables en temps réel, avec un temps de calcul faible par rapport à l'algorithme PD tout en offrant des performances en consommation proches des performances optimales.

Ajout de la contrainte temporelle sur l'allumage du MCI

Dans toute l'analyse qui précède, les contraintes temporelles en ce qui concerne la transition entre les deux modes n'ont pas été considérées. Ainsi les algorithmes développés considèrent

que le MCI peut démarrer puis s'arrêter dans un laps de temps très court mais en réalité un délai doit être accordé. Une contrainte supplémentaire sur la gestion de la transition entre les modes est ajoutée et prend la forme des deux règles suivantes :

- Le MCI doit être maintenu en fonctionnement pendant un minimum de 5 secondes après son démarrage, sauf dans le cas où le véhicule est à basse vitesse ou dans le cas d'un freinage.
- Le MCI doit être maintenu éteint pendant un minimum de 3 secondes après son arrêt.

Ces contraintes supplémentaires ne peuvent pas être prises en compte par l'algorithme PD car celui-ci commence ses itérations en partant de la fin du cycle de vitesse et les termine lorsque l'instant initial du cycle est atteint. En revanche, l'AG peut être modifié de manière à prendre en compte ces contraintes; il va alors optimiser le seuil de couple connaissant cette nouvelle contrainte et de nouveaux résultats seront obtenus. La comparaison des points de fonctionnement du moteur électrique sur « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30% est illustrée aux figures 4.36 et 4.37. Nous observons une détérioration de la correspondance entre

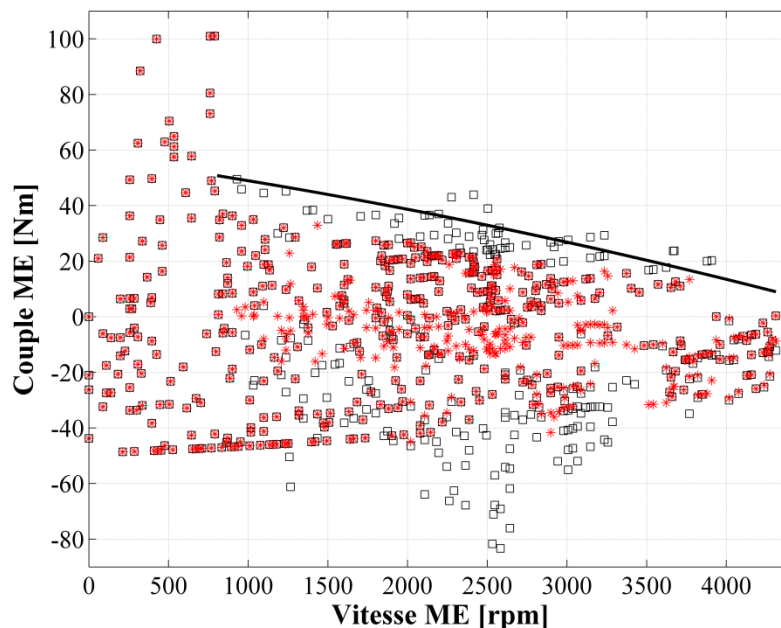


Figure 4.36 Comparaison entre l'optimisation paramétrique 1 avec contrainte sur le délai (carrés noirs) et PD (étoiles rouges) pour « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%

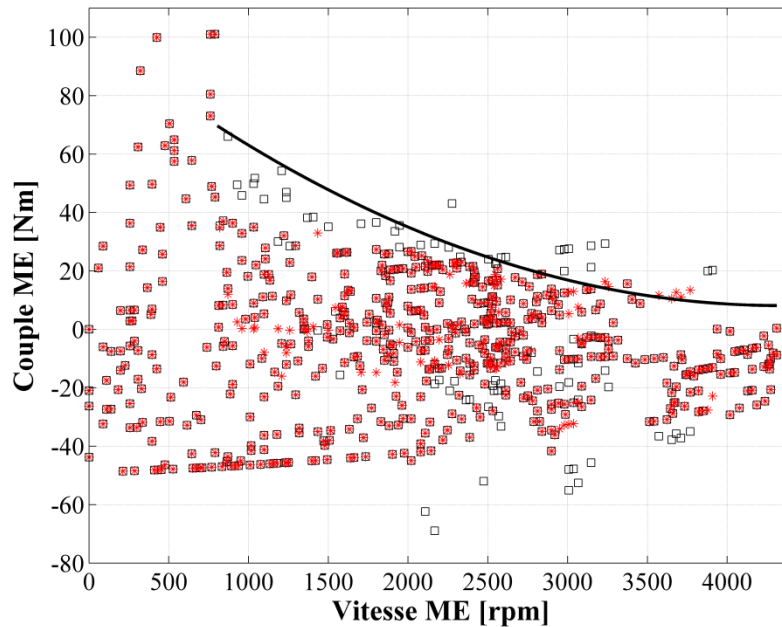


Figure 4.37 Comparaison entre l'optimisation paramétrique 2 avec contrainte sur le délai (carrés noirs) et PD (étoiles rouges) pour « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%

les résultats de l'optimisation paramétrique et les résultats de la programmation dynamique due à cette nouvelle contrainte. Aussi nous constatons qu'il est possible, par l'ajout de cette nouvelle contrainte, que le mode « tout électrique » soit imposé malgré le fait que le couple demandé soit au dessus du couple seuil (carrés noirs au dessus du seuil de couple). De la même manière, le mode « hybride » peut être imposé malgré le fait que le couple demandé soit inférieur au couple seuil. Le tableau 4.2 donne les valeurs des paramètres a , b et c obtenues

Tableau 4.2 Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG avec contrainte sur le délai pour « Artère Nv. A-B » avec EDC initial de 30%

	a [Nm/rpm ²]	b [Nm/rpm]	c [Nm]
Optimisation paramétrique 1 (maximisation du rendement du MCI)	$-7,64 \cdot 10^{-7}$	$-8,01 \cdot 10^{-3}$	57,74
Optimisation paramétrique 2 (approche par apprentissage supervisé)	$4,95 \cdot 10^{-6}$	$-4,29 \cdot 10^{-2}$	100,95

par l'AG avec contrainte sur le délai pour chacune des deux optimisations paramétriques. La comparaison sur l'évolution de l'état de charge illustrée à la figure 4.38 montre que les résultats obtenus par optimisation paramétrique s'éloignent du tracé optimal par rapport au cas précédent où la contrainte du délai n'était pas prise en compte. Les comparatifs de consommation issus de l'optimisation paramétrique sont illustrés aux figures 4.39, 4.40, 4.41 et 4.42. La nouvelle contrainte détériore la consommation de carburant, en effet l'augmentation de la consommation atteint presque 5% au maximum alors qu'elle atteignait un maximum légèrement supérieur à 3% lorsqu'aucune contrainte de délai n'était imposée. D'autre part, l'approche par apprentissage supervisé confirme son avantage par rapport à l'approche par maximisation du rendement du MCI même avec la contrainte supplémentaire du délai de transition.

Les valeurs des paramètres optimisés par l'AG pour les 10 cycles de vitesse de Sierra Research Inc. avec différentes valeurs d'état de charge initial sont données en annexe C. Les paramètres optimisés de cette annexe ont été obtenus avec l'AG muni de la contrainte sur le délai.

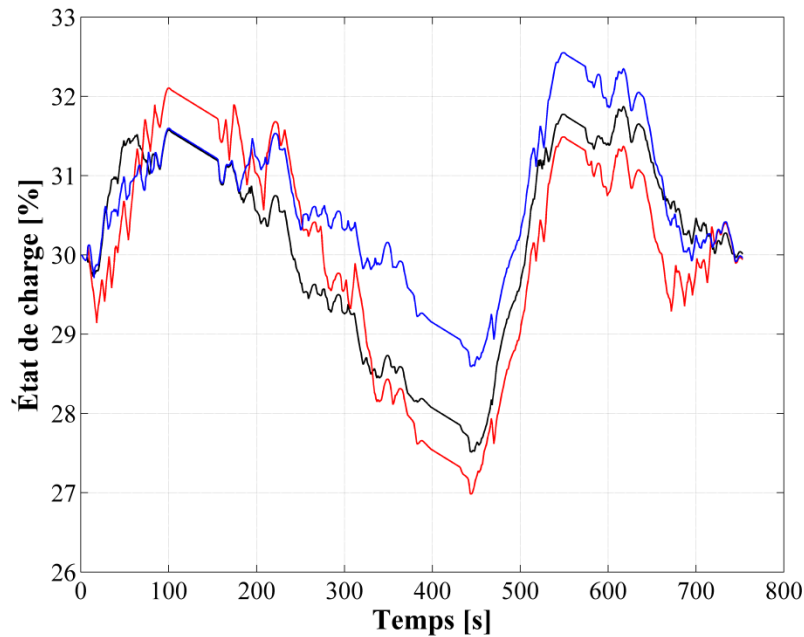


Figure 4.38 Comparaison de l'évolution de l'état de charge sur « Artère Nv. A-B » entre PD (noir) et optimisation paramétrique 1 (rouge) et 2 (bleu) avec contrainte sur le délai

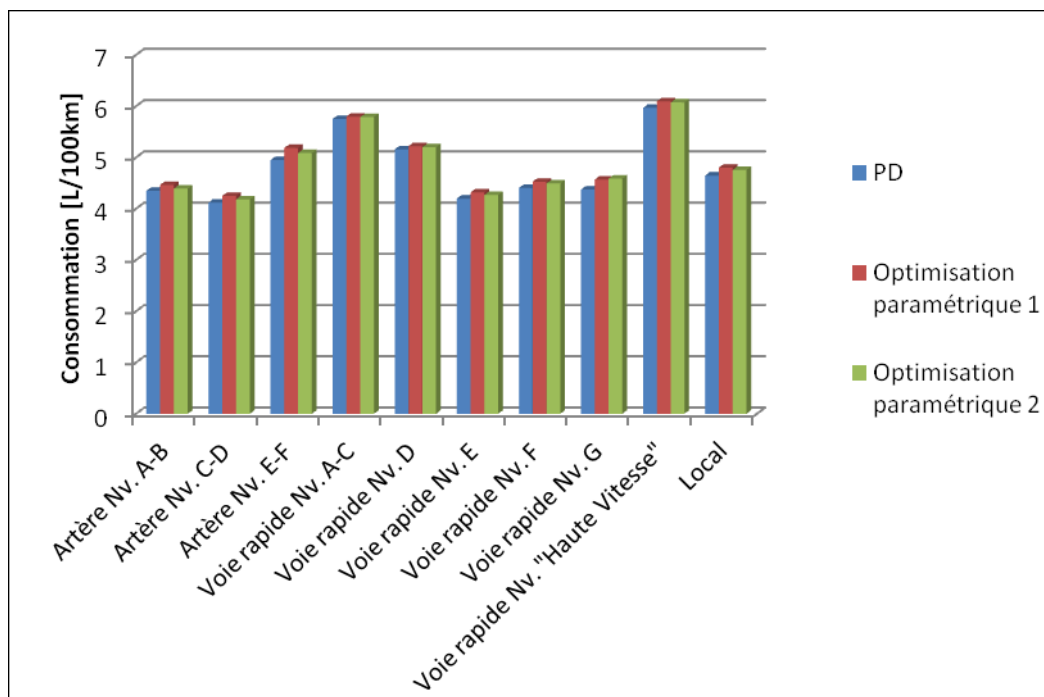


Figure 4.39 Comparaison des consommations obtenues par optimisation paramétrique avec contrainte sur le délai et par PD pour les cycles de Sierra Research Inc. avec un EDC initial de 30%

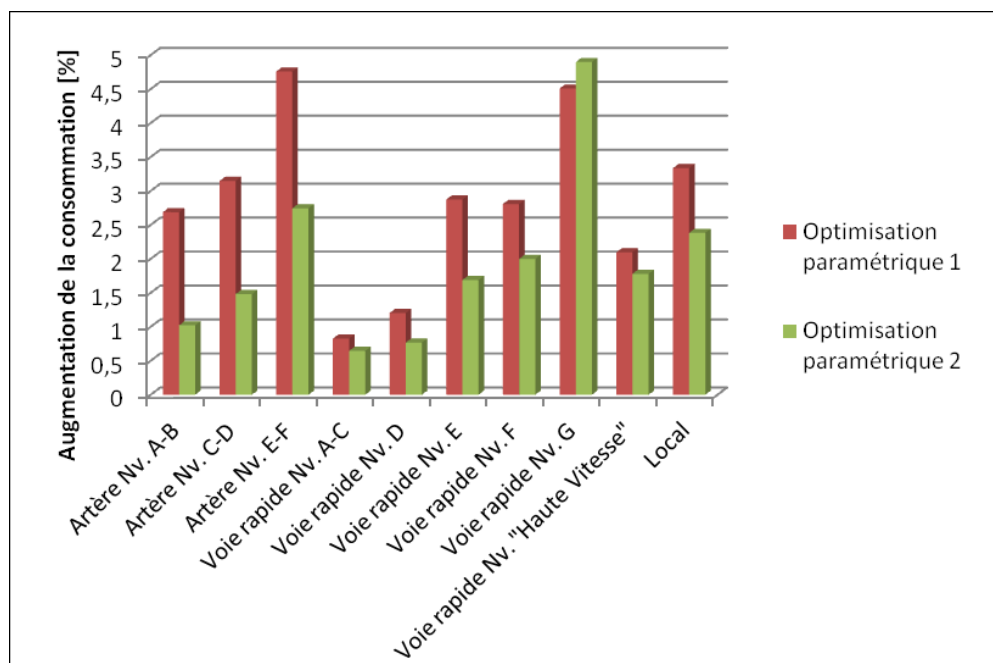


Figure 4.40 Augmentation de consommation issue de l'optimisation paramétrique avec contrainte sur le délai par rapport à la consommation minimale pour les cycles de Sierra Research Inc. avec un EDC initial de 30%

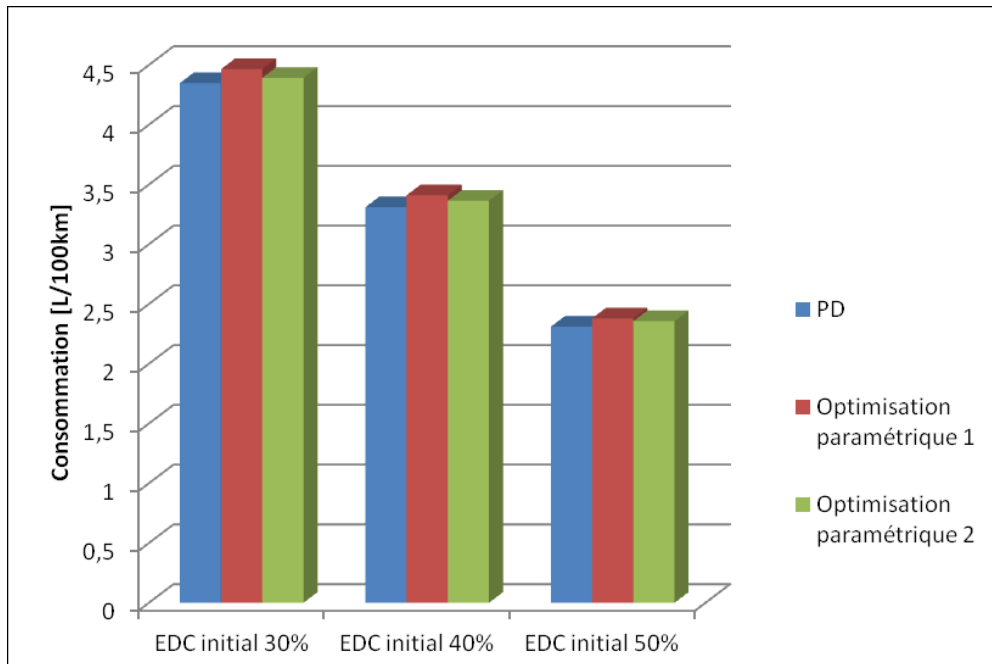


Figure 4.41 Comparaison des consommations obtenues par optimisation paramétrique avec contrainte sur le délai et par PD pour « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 30%, 40% et 50%

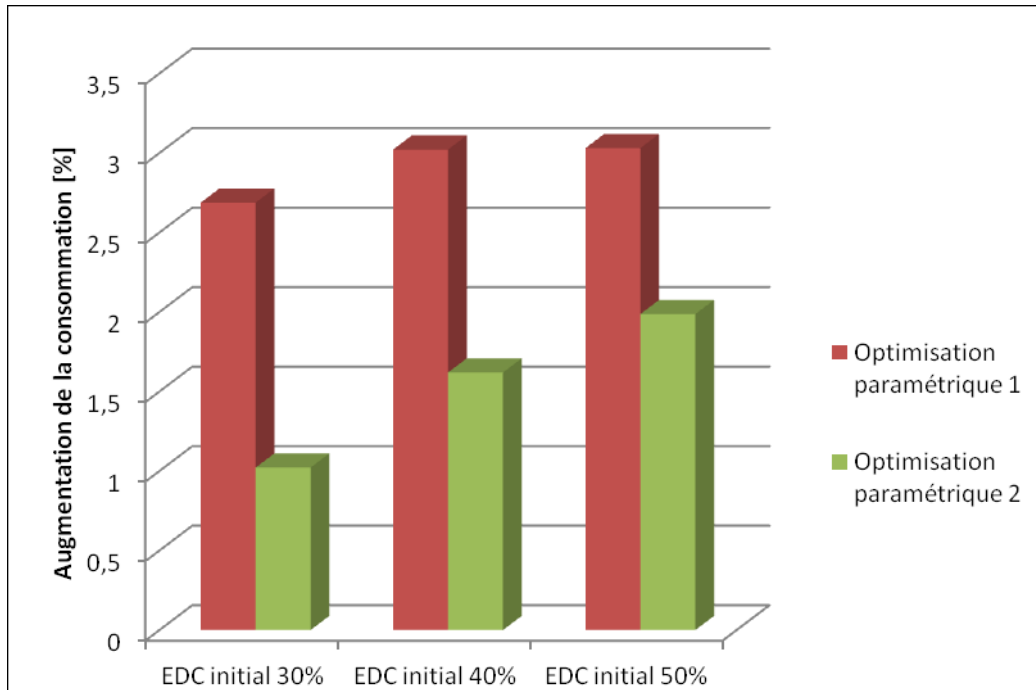


Figure 4.42 Augmentation de consommation issue de l'optimisation paramétrique avec contrainte sur le délai par rapport à la consommation minimale pour « Artère Nv. A-B » avec un EDC initial de 30%, 40% et 50%

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons pu identifier deux modes de fonctionnement pour l'architecture du VEHR à trois roues de cette thèse : le mode « hybride » dans lequel les deux moteurs sont en fonctionnement et le mode « tout électrique » dans lequel seul le moteur électrique fonctionne. Suivant ces deux modes de fonctionnement, il a été décidé d'établir une stratégie de gestion d'énergie définie par deux lois de contrôle destinées à gouverner en temps réel la commande des deux moteurs. La première loi de contrôle est responsable de la gestion du partage de puissance entre les deux moteurs pendant le mode « hybride » et la deuxième loi de contrôle est responsable de la gestion de la transition entre les modes de fonctionnement. En utilisant l'algorithme de programmation dynamique, nous avons pu trouver et observer le contrôle optimal des deux moteurs qui minimise la consommation totale de carburant. L'algorithme PD a été utilisé sur 10 cycles de vitesse développés par Sierra Research Inc., représentant des conditions de route différentes. Pour chacun des cycles de vitesse, plusieurs valeurs d'état de charge initial ont été testées. Ces résultats ont été exploités de manière à établir des lois de contrôle utilisables en temps réel et imitant le comportement optimal.

Grâce à l'observation des résultats de l'algorithme PD, nous avons proposé deux approches pour l'établissement de la première loi de contrôle : une approche visant la maximisation du rendement du MCI et une approche par apprentissage supervisé utilisant directement les données issues de la programmation dynamique. Les deux approches débouchent sur l'établissement d'une loi de contrôle agissant uniquement suivant les valeurs instantanées de T_{req} et v_{veh} . Autrement dit, ces lois ne dépendent pas des conditions de route ou de l'énergie électrique disponible dans la batterie. Nous avons pu montrer qu'en ne dépendant ni des conditions de route ni de l'énergie électrique disponible en début de trajet, ces lois de contrôle donnaient des performances proches de l'optimalité pour ce qui est de la consommation de carburant. Nous avons aussi conclu que l'approche par apprentissage supervisé, bien que nécessitant plus de calcul préalable, était légèrement meilleure que l'approche par maximisation du rendement du MCI.

Toujours en observant les résultats de l'algorithme PD, nous avons proposé une forme générale pour la loi de contrôle de transition de mode. Cette forme générale consiste en un

seuil de couple défini par trois paramètres a , b et c étant au final les paramètres de contrôle de la loi en question. Nous avons pu observer que la forme du couple seuil, et donc les valeurs des paramètres de contrôle, variaient selon le cycle de vitesse considéré et l'état de charge initial, autrement dit, l'énergie électrique disponible au début d'un trajet. Ainsi nous avons proposé l'utilisation d'un AG permettant d'optimiser les valeurs de a , b et c sur un cycle de vitesse donné vis-à-vis de l'objectif de minimisation de la consommation totale de carburant. En comparaison de l'algorithme PD, l'AG possède l'avantage de pouvoir fournir directement des valeurs de paramètres optimisées et utilisables en temps réel. Il est aussi beaucoup plus rapide que l'algorithme PD tout en fournissant des performances proches de l'optimalité pour ce qui est de la consommation de carburant. L'AG a été testé avec succès sur les 10 cycles de vitesse de Sierra Research Inc. pour différentes valeurs d'état de charge initial.

Un schéma du système de gestion d'énergie est illustré à la figure 4.43. La loi de contrôle de transition de mode est responsable du calcul de T_{seuil} à partir de la donnée des paramètres de contrôle et de la vitesse du véhicule. Elle compare ensuite la valeur de T_{seuil} calculée avec le couple demandé par l'utilisateur afin d'en déduire le choix du mode de fonctionnement, et donc l'allumage ou non du MCI. Par la suite, le calcul du partage de puissance est effectué selon le mode choisi. Si le mode « tout électrique » est choisi alors la totalité du couple demandé est fournie par le moteur électrique. Si le mode « hybride » est choisi alors le calcul du partage de puissance est effectué en utilisant l'une des deux approches pour le contrôle du partage de puissance en mode « hybride ». Notons ici que le système de gestion d'énergie tel que présenté ici requiert la connaissance des paramètres de contrôle a , b et c afin d'être complètement opérationnel en temps réel. Comme nous l'avons vu, les valeurs optimisées de a , b et c dépendent du cycle de vitesse ainsi que de l'état de charge initial. Dans le chapitre 5, nous proposerons une méthode d'auto-apprentissage permettant l'utilisation en temps réel de paramètres de contrôle appropriés au cycle de vitesse effectué et à la quantité d'énergie électrique disponible au début du trajet.

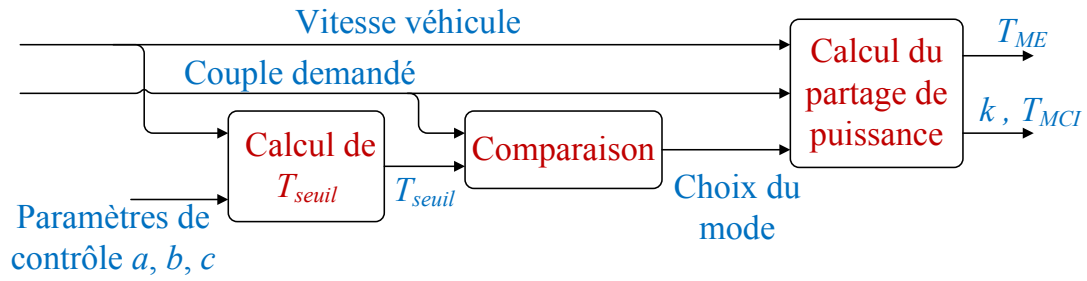


Figure 4.43 Schéma général du système de gestion d'énergie proposé dans cette thèse

CHAPITRE 5 ANALYSE DES PERFORMANCES DU SYSTÈME DE GESTION D'ÉNERGIE

Dans le chapitre 4, nous avons proposé un système de gestion d'énergie adaptatif pour VEHR munis de deux lois de contrôle. D'une part, la loi de contrôle de transition de mode gère la transition entre le mode « hybride » et le mode « tout électrique » et d'autre part la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » décide du ratio de partage de puissance à appliquer lorsque le mode « hybride » est choisi. En ce qui concerne la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride », deux approches ont été proposées. La première approche débouche sur l'établissement d'une loi de contrôle visant la maximisation du rendement du MCI pendant le mode « hybride » et la deuxième approche utilise une méthode de construction utilisant un algorithme d'apprentissage supervisé. Ces deux approches ne sont pas utilisées conjointement dans le système de gestion d'énergie. Ainsi, à chaque approche proposée correspond un système de gestion d'énergie différent. Néanmoins, ces deux systèmes utilisent une approche similaire en ce qui concerne la loi de contrôle de transition de mode.

Dans ce chapitre, nous présentons d'abord les résultats de simulations. Ces résultats permettront la comparaison des performances de :

- la stratégie de gestion d'énergie proposée dans cette thèse munie de paramètres de contrôle optimisés vis-à-vis du cycle de vitesse considéré ainsi que de l'état de charge initial,
- la programmation dynamique,
- une stratégie déterministe classique utilisée couramment dans l'industrie.

La stratégie de gestion d'énergie proposée dans cette thèse impliquera soit la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » issue de l'approche par maximisation du rendement du MCI soit celle issue de l'approche par apprentissage supervisé. Les performances seront comparées sur les cycles FTP-75 et HWFET vus au chapitre 4. Nous présenterons ensuite une comparaison entre le modèle numérique du VEHR à trois roues et le prototype utilisé dans des

conditions réelles. Enfin, nous présenterons la méthode d'auto-apprentissage permettant l'utilisation en temps réel de paramètres de contrôle appropriés au cycle de vitesse effectué et à la quantité d'énergie électrique disponible au début du trajet. La méthode sera testée par des essais sur route pendant lesquels le prototype évoluera dans des conditions réelles de trafic et d'environnement.

5.1 Résultats de simulations

5.1.1 Description de la stratégie déterministe

La stratégie déterministe utilisée en simulation est une adaptation de la stratégie « power follower » utilisée par la Toyota Prius et décrite par [43]. La stratégie « power follower » est utilisée pour le maintien de charge. Elle utilise le MCI comme source principale de puissance mécanique et le moteur électrique est utilisé comme assistance en fournissant un couple moteur supplémentaire ou comme générateur en absorbant une partie de la puissance développée par le MCI. La stratégie « power follower » se base sur l'état de charge, la vitesse et le couple requis à l'instant actuel comme variables d'entrée du contrôleur. Ainsi les lois de contrôle utilisées dans la stratégie « power follower » ne permettent pas l'adaptation aux conditions de route, au style de conduite, ou au cycle de vitesse. L'adaptation de la stratégie « power follower » à un VEHR implique l'utilisation d'une stratégie de décharge que nous avons qualifiée de « tout électrique » dans l'état de l'art. Dans le cas où le VEHR débute un trajet avec une batterie pleine, la batterie sera d'abord déchargée en utilisant le plus possible le moteur électrique puis l'opération en maintien de charge débutera dès lors que l'état de charge atteindra 30%. La stratégie déterministe adaptée au VEHR à trois roues se compose des modes de fonctionnement suivants :

- Mode « tout électrique »

Le mode « tout électrique » ne diffère pas de celui utilisé dans notre contrôleur dans le sens où il impose au moteur électrique de fonctionner seul. Ce mode est imposé par le contrôleur en dessous du seuil de vitesse de 28 km/h (ce seuil varie entre 24 km/h et 32 km/h pour la Toyota Prius). Si l'état de charge est considéré trop bas, ce seuil de vitesse diminue à 17,7 km/h, la vitesse minimum pour le démarrage du MCI. Enfin le mode « tout électrique » est aussi utilisé

pour le freinage du véhicule de la même manière que pour notre contrôleur. Lors du freinage, le moteur est utilisé en générateur et charge la batterie.

- Mode « hybride »

Dans ce mode, les deux moteurs fonctionnent de concert et le MCI est opéré au rendement maximal qu'il est possible d'obtenir suivant les contraintes sur la vitesse et le couple demandé. La loi de contrôle utilisée est ainsi semblable à la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » utilisant l'approche par maximisation du rendement du MCI que nous avons développée. Le moteur électrique assiste le MCI ou absorbe une partie de sa puissance selon la puissance demandée par l'utilisateur. Si l'état de charge est trop bas et que le fonctionnement à rendement optimal ne permet pas la recharge de la batterie alors le contrôleur impose une puissance au MCI plus grande que celle obtenue à rendement maximal de manière à forcer la recharge.

- Mode « tout MCI »

Dans ce mode, le MCI fonctionne seul. Il est imposé lorsque l'état de charge est trop haut de manière à empêcher une recharge plus importante. Dans notre cas, l'absence d'embrayage au moteur électrique ne permet pas la mise hors fonction du moteur électrique comme le voudrait ce mode en principe. Ainsi la mise hors fonction du moteur électrique est remplacée par un fonctionnement où le moteur électrique ne fournit aucun couple.

Une fois le seuil d'état de charge de 30% atteint, la stratégie déterministe opère en maintien de charge. Dans ce cas, l'état de charge est contraint à évoluer entre 20% et 40% (la plage utilisée pour la Toyota Prius hybride non rechargeable étant comprise entre 50% et 70%). Lorsque l'état de charge atteint 40%, le mode « tout MCI » est utilisé à la place du mode « hybride » afin d'éviter que l'état de charge ne dépasse ce seuil. La batterie se décharge alors lorsque la vitesse tombe sous le seuil de 28 km/h. L'état de charge est à nouveau considéré normal lorsqu'il atteint 30%, le fonctionnement en mode « hybride » peut alors être utilisé de nouveau. Lorsque l'état de charge atteint 20%, le seuil de vitesse diminue et le contrôleur force la recharge de la batterie. De la même manière que précédemment, l'état de charge est de nouveau considéré normal lorsqu'il atteint 30%.

5.1.2 Performances de la stratégie de gestion d'énergie munie de la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » issue de l'approche par maximisation du rendement du MCI

Cycle FTP-75, EDC initial de 30%

Les premières simulations sont effectuées sur le cycle FTP-75 en considérant un état de charge initial de 30%. Dans un premier temps, l'algorithme génétique développé est utilisé afin d'obtenir un jeu de paramètres optimisé minimisant la consommation de carburant pour le cycle de vitesse et l'état de charge initial considéré. Le jeu de paramètres obtenu est donné par le tableau 5.1 et est utilisé pour la loi de contrôle de transition de mode de la stratégie proposée dans cette thèse. La stratégie proposée munie des paramètres optimisés a été testée en simulation et comparée avec la programmation dynamique et la stratégie déterministe. La figure 5.1 présente la comparaison de l'évolution de l'état de charge. L'optimisation préalable par algorithme génétique permet d'obtenir une évolution de l'état de charge relativement proche de l'évolution optimale obtenue avec la programmation dynamique. À l'inverse, l'absence d'optimisation et de connaissance à priori du cycle de vitesse ne permet pas à la stratégie déterministe de suivre une telle progression, même si l'état de charge reste dans les limites autorisées. Afin d'en comprendre la cause, il faut se rappeler que la stratégie déterministe impose le mode « hybride » dès lors que le seuil de vitesse minimum est dépassé. De plus, dans ce mode, le fonctionnement du MCI à rendement maximal implique un fort couple et donc une forte recharge lorsque le couple demandé est faible. Ainsi, pour la stratégie déterministe, l'utilisation exclusive du mode « hybride » au dessus du seuil de vitesse implique une forte recharge, jusqu'à l'atteinte de 40% de l'état de charge (comportement observable pendant les 200 premières secondes). Une fois le seuil de 40% atteint, la stratégie déterministe impose le mode « tout MCI » dès lors que la vitesse minimum est dépassée. Ce

Tableau 5.1 Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG sur FTP-75 avec EDC initial de 30%

a [Nm/rpm ²]	b [Nm/rpm]	c [Nm]
$-1,07.10^{-6}$	$-9,43.10^{-4}$	34,05

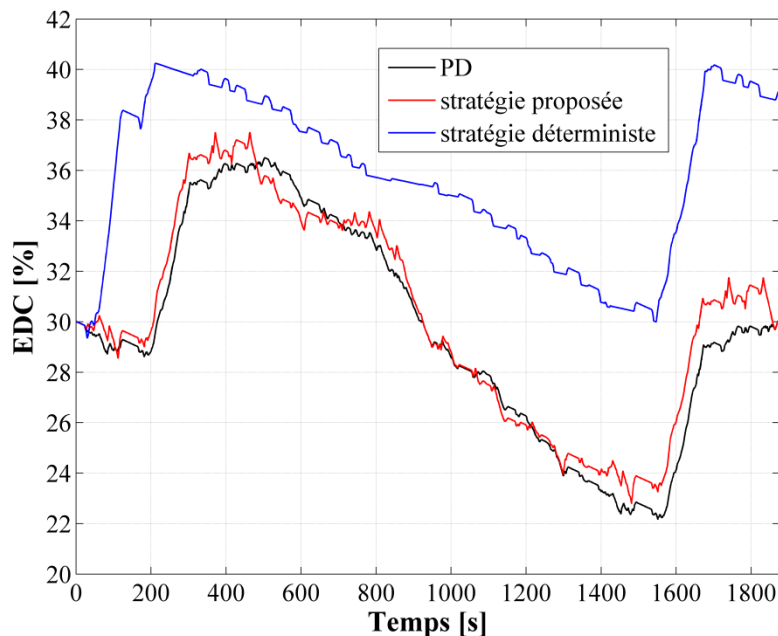


Figure 5.1 Évolution de l'état de charge sur FTP-75 avec EDC initial de 30%.

sont alors les nombreuses phases de démarrage/arrêt du cycle FTP-75 qui provoquent une décharge de la batterie même si quelques phases de recharge ont lieu lors du freinage du véhicule. Enfin lorsque l'état de charge atteint 30%, le mode « hybride » de la stratégie déterministe peut à nouveau être utilisé. Contrairement à la stratégie déterministe, la stratégie proposée limite l'utilisation du mode « hybride » en appliquant un couple seuil approprié pour la transition de mode.

Cycle FTP-75, EDC initial de 80%

Considérons à présent un état de charge initial de 80%. L'algorithme génétique est utilisé afin d'obtenir un nouveau jeu de paramètres optimisé vis-à-vis de la condition d'état de charge initial de 80%. Le jeu de paramètres obtenu est donné par le tableau 5.2. La stratégie proposée munie des nouveaux paramètres optimisés a été testée en simulation et comparée avec la programmation dynamique et la stratégie déterministe. La figure 5.2 présente la comparaison de l'évolution de l'état de charge. Nous observons une fois de plus que l'évolution de l'état de charge obtenue avec la stratégie proposée est plus proche de l'évolution optimale obtenue par la programmation dynamique en comparaison de celle obtenue avec la stratégie déterministe. Comme nous l'avons décrit dans la section 5.1.1, lorsque l'état de charge initial est supérieur à

Tableau 5.2 Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG sur FTP-75 avec EDC initial de 80%

a [Nm/rpm ²]	b [Nm/rpm]	c [Nm]
$-1,65 \cdot 10^{-6}$	$-7,23 \cdot 10^{-3}$	77,9

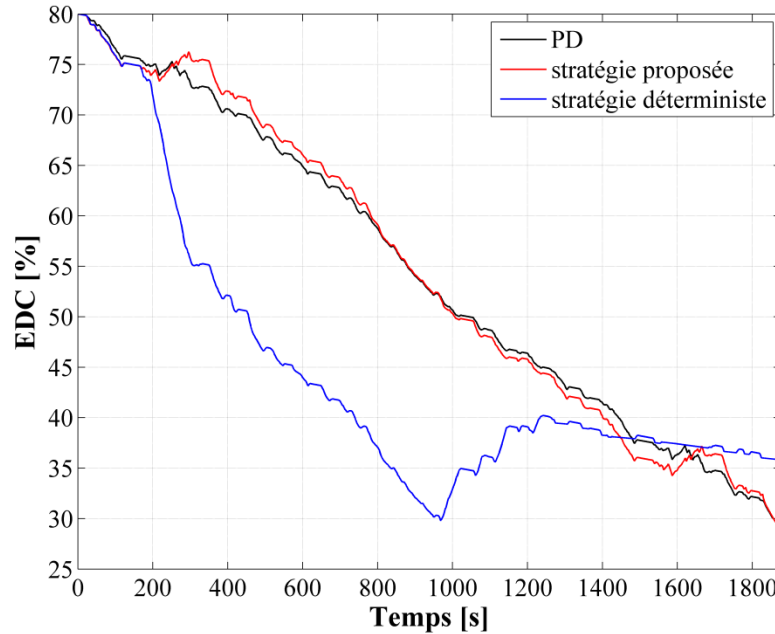


Figure 5.2 Évolution de l'état de charge sur FTP-75 avec EDC initial de 80%.

30%, la stratégie déterministe impose une première phase utilisant uniquement le mode « tout électrique » afin de décharger la batterie. Puis, lorsque l'état de charge atteint 30%, elle impose une deuxième phase de maintien de charge.

Enfin, il est intéressant de comparer les consommations de carburant qu'impliquent chacune des stratégies. La stratégie déterministe ne bénéficie d'aucune information sur le profil de vitesse future, ainsi elle ne garantit pas nécessairement un état de charge final égal à 30% comme nous avons pu le voir sur les figures 5.1 et 5.2. Aussi, il serait inapproprié et non représentatif de comparer la consommation brute issue de la stratégie déterministe sans considérer la valeur de l'état de charge final. Une consommation corrigée prenant en compte l'état de charge final obtenu doit être trouvée afin de fournir des résultats comparables. Dans

cette thèse, il a été décidé d'utiliser la programmation dynamique pour cela. La détermination de la consommation corrigée suit les étapes suivantes :

- Effectuer une optimisation par PD en imposant un état de charge final égal à celui obtenu avec la stratégie déterministe afin de trouver la consommation minimale atteignable correspondant à cet état de charge final.
- Calculer le pourcentage d'augmentation de consommation qu'implique la stratégie déterministe par rapport à la consommation minimale précédemment trouvée. En effet ces deux consommations sont comparables puisque les états de charge finaux sont identiques.
- Appliquer cette augmentation à la consommation minimale obtenue par PD avec un EDC final imposé à 30%. Nous obtenons la consommation corrigée issue de la stratégie déterministe.

Le comparatif de consommation est donné au tableau 5.3. Les consommations mentionnées pour la stratégie déterministe sont des consommations corrigées prenant en compte l'état de charge final obtenu. Dans le cas à EDC initial de 30% comme dans le cas à EDC initial de 80%, la stratégie proposée permet d'obtenir un gain de consommation substantiel par rapport à la stratégie déterministe. De plus, la consommation de carburant issue de la stratégie proposée est proche de la consommation minimale atteignable.

Tableau 5.3 Comparatif des consommations (en L/100km) sur FTP-75

	EDC initial de 30%		EDC initial de 80%	
Programmation dynamique (EDC final de 30%)	4,31		1,89	
Stratégie proposée (EDC final de 30%)	4,43	+ 2,55%	1,94	+ 2,51%
Stratégie déterministe (consommation corrigée)	5,23	+ 21,35%	2,46	+ 30,16%

Cycle HWFET, EDC initial de 30%

Nous effectuons à présent une deuxième série de simulations sur le cycle de vitesse HWFET. Tandis que le cycle FTP-75 caractérise des conditions de route urbaines, HWFET représente des conditions de route plutôt rencontrées sur voie rapide. Il est possible de distinguer deux phases à l'intérieur de ce cycle : une première phase de 0s à 300s où la vitesse est majoritairement comprise entre 60 km/h et 80 km/h suivie d'une deuxième phase de 300s à 766s où la vitesse est majoritairement comprise entre 80 km/h et 100 km/h. Nous considérons dans un premier temps un état de charge initial de 30%. L'algorithme génétique développé est utilisé afin d'obtenir le jeu de paramètres optimisé correspondant au cycle de vitesse et à l'état de charge initial considéré. Le jeu de paramètres obtenu est donné par le tableau 5.4. La stratégie proposée munie des paramètres optimisés a été testée en simulation et comparée avec la programmation dynamique et la stratégie déterministe. La figure 5.3 présente la comparaison de l'évolution de l'état de charge. La programmation dynamique privilégie une décharge jusqu'à 20% pendant la première phase, puis profite de la phase à plus haute vitesse pour la recharge. Le contrôle optimal du partage de puissance dépend donc fortement du cycle de vitesse et notamment du fait que celui-ci contient deux phases distinctes. La stratégie proposée permet d'obtenir une évolution de l'état de charge assez similaire à l'évolution optimale tandis que ce comportement est difficile à reproduire par la stratégie déterministe qui n'a aucune information sur le profil de vitesse futur. La stratégie déterministe impose le mode « hybride » dès le départ, impliquant une recharge de la batterie. Le seuil de 40% est rapidement atteint. Les règles déterministes imposent ensuite le passage en mode « tout MCI » où la décharge de la batterie est principalement due au courant de défluxage apparaissant à haute vitesse.

Tableau 5.4 Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG sur HWFET avec EDC initial de 30%

a [Nm/rpm ²]	b [Nm/rpm]	c [Nm]
$-3,72 \cdot 10^{-6}$	$2,16 \cdot 10^{-2}$	-1,79

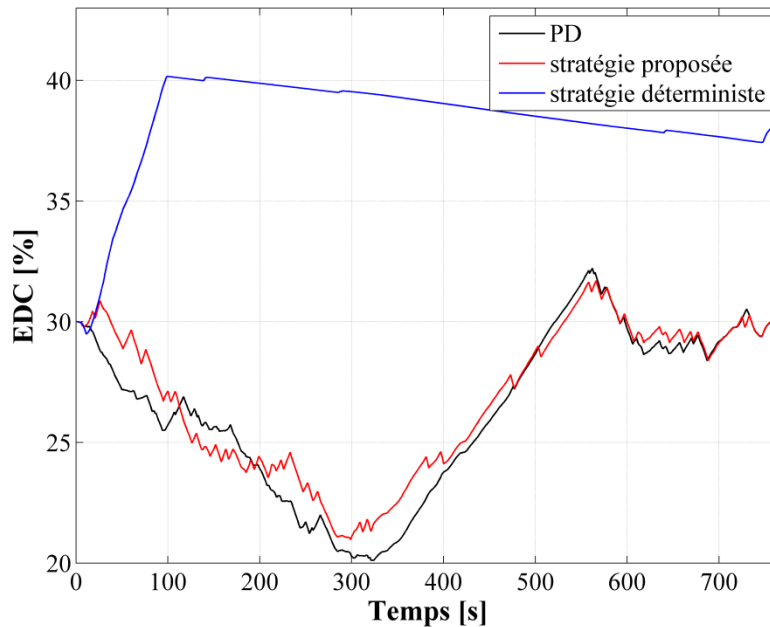


Figure 5.3 Évolution de l'état de charge sur HWFET avec EDC initial de 30%.

Cycle HWFET, EDC initial de 80%

Considérons à présent un état de charge initial de 80%. L'algorithme génétique est utilisé afin d'obtenir un nouveau jeu de paramètres optimisé vis-à-vis de la condition d'état de charge initial de 80%. Le jeu de paramètres obtenu est donné par le tableau 5.5. La stratégie proposée munie des nouveaux paramètres optimisés a été testée en simulation et comparée avec la programmation dynamique et la stratégie déterministe. La figure 5.4 présente la comparaison de l'évolution de l'état de charge. Tout comme pour le cycle FTP-75, l'évolution optimale obtenue par la programmation dynamique montre qu'il est préférable d'opter pour une stratégie de décharge « mixte » où le MCI est utilisé avant que l'EDC n'atteigne 30%. La stratégie proposée permet d'obtenir une évolution de l'état de charge proche de l'évolution optimale. En ce qui concerne la stratégie déterministe, la batterie est d'abord déchargée en

Tableau 5.5 Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG sur HWFET avec EDC initial de 80%

a [Nm/rpm ²]	b [Nm/rpm]	c [Nm]
$-6,57 \cdot 10^{-6}$	$3,11 \cdot 10^{-2}$	11,31

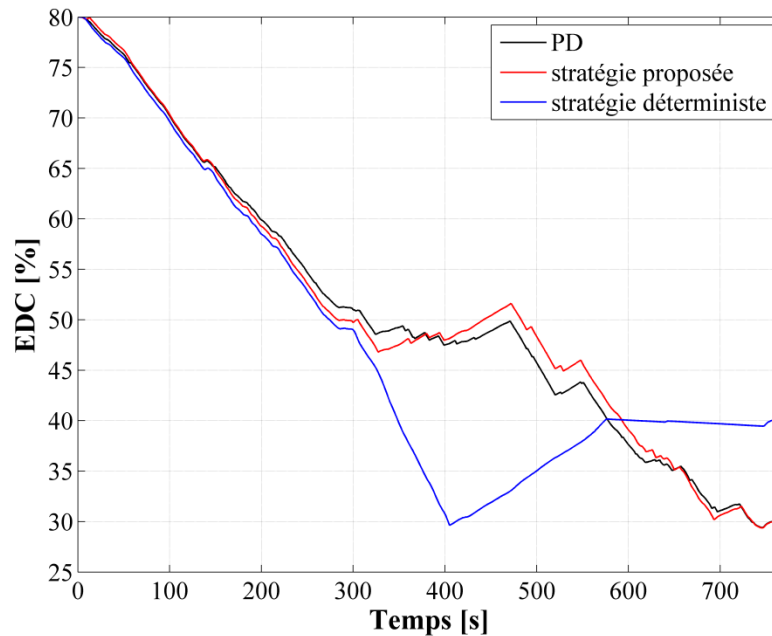


Figure 5.4 Évolution de l'état de charge sur HWFET avec EDC initial de 80%.

utilisant uniquement le mode « tout électrique », puis le maintien de charge intervient après 400s. Ce comportement s'éloigne ainsi du comportement optimal.

Le tableau 5.6 donne le comparatif de consommation pour le cycle HWFET avec les EDC initiaux de 30% et 80%. Une fois de plus, la stratégie proposée permet d'obtenir de meilleurs résultats en comparaison de la stratégie déterministe. Toutefois, la stratégie déterministe s'avère meilleure sur le cycle HWFET que sur le cycle FTP-75. Il est possible d'expliquer ce

Tableau 5.6 Comparatif des consommations (en L/100km) sur HWFET

	EDC initial de 30%		EDC initial de 80%	
Programmation dynamique (EDC final de 30%)	4,84		2,44	
Stratégie développée (EDC final de 30%)	4,91	+ 1,41%	2,46	+ 0,75%
Stratégie déterministe (consommation corrigée)	5,35	+ 10,54%	2,60	+ 6,56%

résultat en comparant les points de fonctionnement du MCI issus de la stratégie déterministe pour les deux cycles concernés. Cette comparaison est illustrée à la figure 5.5 qui présente les points de fonctionnement vis-à-vis de la carte de rendement du MCI. L'utilisation du mode « tout MCI » sur le cycle HWFET implique des points de fonctionnement à rendement plus élevé, diminuant ainsi la consommation.

5.1.3 Performances du système de gestion d'énergie muni de la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » issue de l'approche par apprentissage supervisé

Il a déjà pu être constaté au chapitre 4 que loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » issue de l'approche par apprentissage supervisé donnait de meilleures performances de consommation que la loi de contrôle issue de l'approche par maximisation du rendement du MCI. Afin de simplifier les notations, nous appelons, dans cette section la première loi : la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » issue de l'approche par maximisation du rendement du MCI et la deuxième loi : la loi de contrôle du

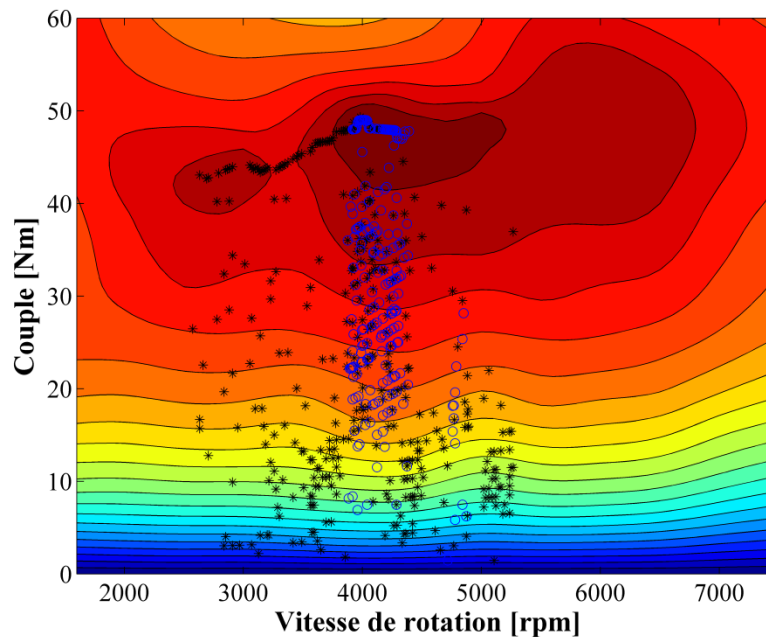


Figure 5.5 Points de fonctionnement du MCI pour la stratégie déterministe appliquée aux cycles FTP-75 (points noirs) et HWFET (points bleus) avec un EDC initial de 80%.

partage de puissance en mode « hybride » issue de l'approche par apprentissage supervisé. Dans cette section, chaque optimisation paramétrique sera faite grâce à l'algorithme génétique utilisant implicitement la deuxième loi. La stratégie proposée se décline donc en deux versions :

- celle qui utilise la première loi ainsi que les paramètres optimisés grâce à l'AG muni de cette même loi (vue dans la section précédente),
- celle qui utilise la deuxième loi ainsi que les paramètres optimisés grâce à l'AG muni de cette même loi.

Cycle FTP-75

Nous considérons d'abord le cycle FTP-75 avec un état de charge initial de 30%. L'algorithme génétique muni de la deuxième loi est utilisé afin d'obtenir le jeu de paramètres optimisé correspondant aux conditions considérées. Le jeu de paramètres obtenu est donné par le tableau 5.7. La stratégie proposée munie de ces paramètres a été testée en simulation et comparée avec la programmation dynamique et la stratégie munie de la première loi vue dans la section 5.1.2. La figure 5.6 présente une comparaison de l'évolution de l'état de charge.

En considérant maintenant un état de charge initial de 80%, les nouveaux paramètres de contrôle optimisés deviennent ceux du tableau 5.8. La stratégie proposée munie de ces paramètres a été testée en simulation et comparée avec la programmation dynamique et la stratégie munie de la première loi. La figure 5.7 présente une comparaison de l'évolution de l'état de charge. Dans le cas à EDC initial de 30% comme dans le cas à EDC initial de 80%, la stratégie munie de la deuxième loi semble mieux suivre l'évolution optimale obtenue par programmation dynamique. Cependant, il n'est pas possible de tirer de conclusions définitives quant à la performance tant que l'analyse de la consommation de carburant n'a pas été faite.

Tableau 5.7 Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG muni de la deuxième loi sur FTP-75 avec EDC initial de 30%

a [Nm/rpm ²]	b [Nm/rpm]	c [Nm]
$1,13.10^{-7}$	$-7,04.10^{-3}$	38,27

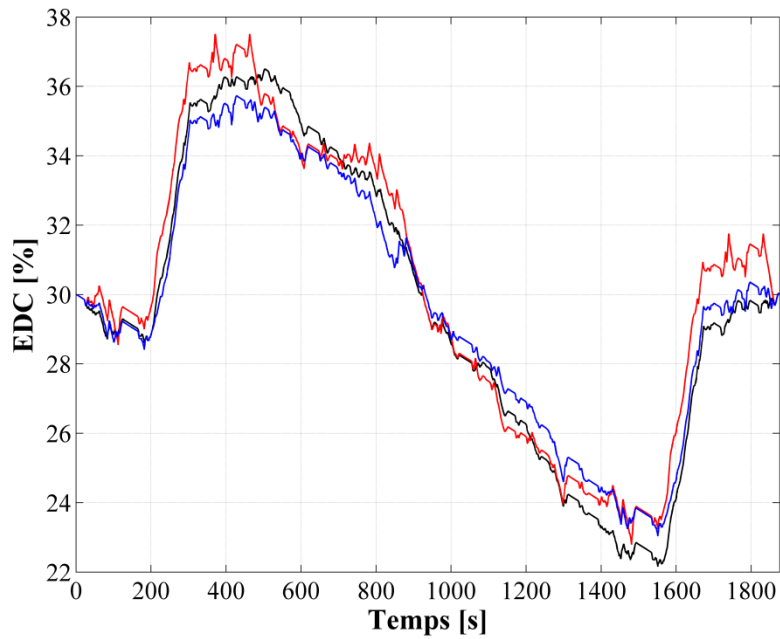


Figure 5.6 Évolution de l'état de charge sur FTP-75 avec EDC initial de 30%.
 Programmation dynamique (noir), stratégie munie de la première loi (rouge), stratégie munie
 de la deuxième loi (bleu)

Tableau 5.8 Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG muni de la deuxième loi sur
 FTP-75 avec EDC initial de 80%

a [Nm/rpm ²]	b [Nm/rpm]	c [Nm]
$-1,01 \cdot 10^{-5}$	$3,91 \cdot 10^{-2}$	24,05

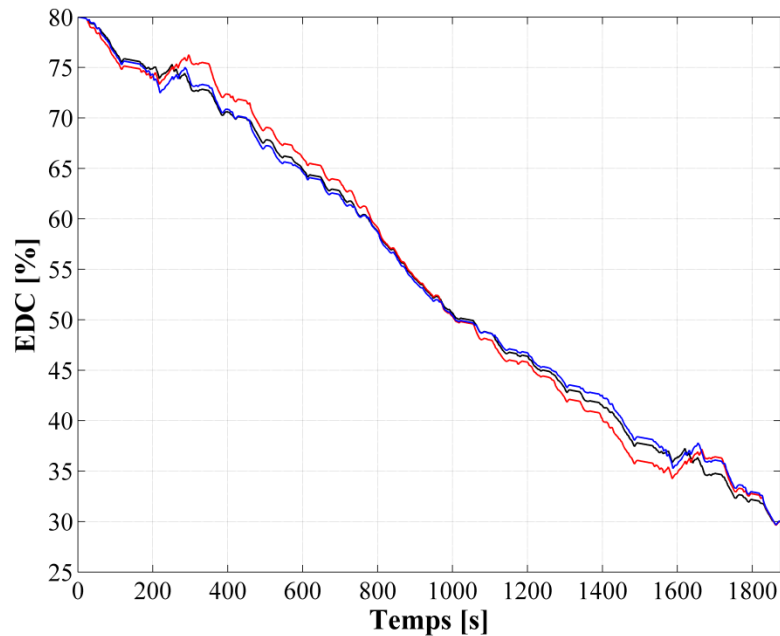


Figure 5.7 Évolution de l'état de charge sur FTP-75 avec EDC initial de 80%.

Programmation dynamique (noir), stratégie munie de la première loi (rouge), stratégie munie de la deuxième loi (bleu)

La principale différence entre les deux lois de contrôle est la gestion du partage de puissance pendant le mode « hybride ». Ainsi, il est à propos de comparer le lieu des points de fonctionnement du MCI pour les deux stratégies. La figure 5.8 présente cette comparaison vis-à-vis de la carte de rendement du MCI pour le cycle FTP-75 avec un état de charge initial de 30%. Le lieu des points issu de la stratégie munie de la deuxième loi fait apparaître les deux niches que nous avons identifiées dans la section 4.4.2 tandis que le lieu des points issu de la stratégie munie de la première loi est réparti sur la courbe de rendement maximal du MCI. Le rendement moyen du MCI sur tout le cycle de vitesse pour la stratégie munie de la première loi est de 27,31% tandis que celui obtenu pour la stratégie munie de la deuxième loi est de 26,68%. Ceci est conforme au fait que la première loi choisit en tout temps le couple T_{MCI} et le ratio k qui maximise le rendement du MCI. Le tableau 5.9 fournit les consommations de carburant pour les deux stratégies par rapport à la consommation minimale. Nous observons que la stratégie munie de la deuxième loi amène une amélioration par rapport à la stratégie munie de la première loi lorsque l'état de charge initial est de 30%. Cependant, les deux stratégies donnent des résultats semblables lorsque l'état de charge initial est égal à 80%. Dans

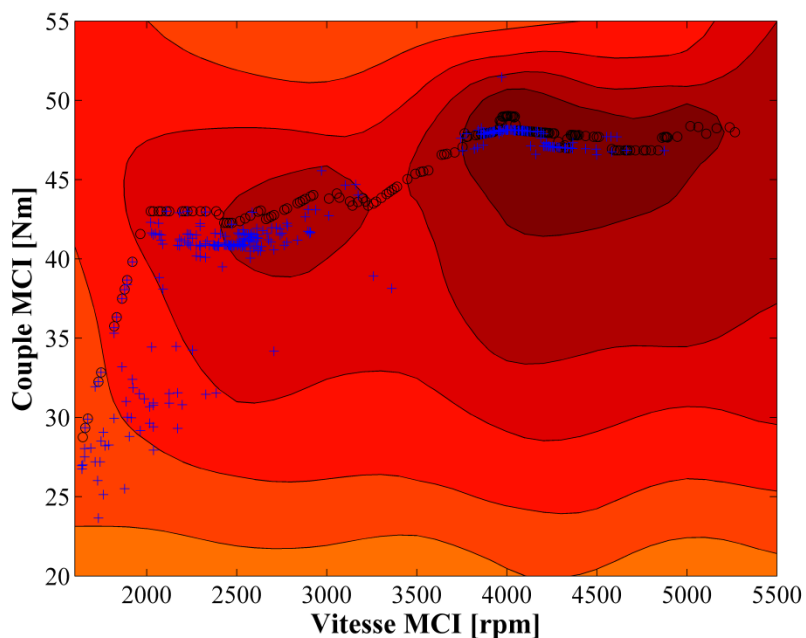


Figure 5.8 Points de fonctionnement du MCI pour la stratégie munie de la première loi (ronds noirs) et pour la stratégie munie de la deuxième loi (croix bleues) sur FTP-75 avec un EDC initial de 30%.

Tableau 5.9 Comparatif des consommations (en L/100km) sur FTP-75 pour les stratégies munies des lois 1 et 2.

	EDC initial de 30%		EDC initial de 80%	
Programmation dynamique	4,31		1,89	
Stratégie munie de la première loi	4,43	+ 2,55%	1,94	+ 2,51%
Stratégie munie de la deuxième loi	4,36	+ 1,15%	1,94	+ 2,52%

le cas à EDC initial de 30%, la stratégie munie de la deuxième loi permet d'obtenir une consommation plus faible bien qu'elle ne maximise pas le rendement du MCI. Cependant la stratégie munie de la première loi fournit tout de même des performances semblables tout en possédant l'avantage d'être plus facile dans sa conception que la deuxième loi.

Cycle HWFET

Nous considérons à présent le cycle de vitesse HWFET avec un état de charge initial de 30%. L'algorithme génétique muni de la deuxième loi nous permet d'obtenir le jeu de paramètres optimisé correspondant aux conditions considérées. Le jeu de paramètres obtenu est donné par le tableau 5.10. La stratégie proposée munie de ces paramètres a été testée en simulation et comparée avec la programmation dynamique et la stratégie munie de la première loi. La figure 5.9 présente une comparaison de l'évolution de l'état de charge.

Tableau 5.10 Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG muni de la deuxième loi sur HWFET avec EDC initial de 30%

a [Nm/rpm ²]	b [Nm/rpm]	c [Nm]
$-3,47.10^{-7}$	$2,49.10^{-3}$	20,71

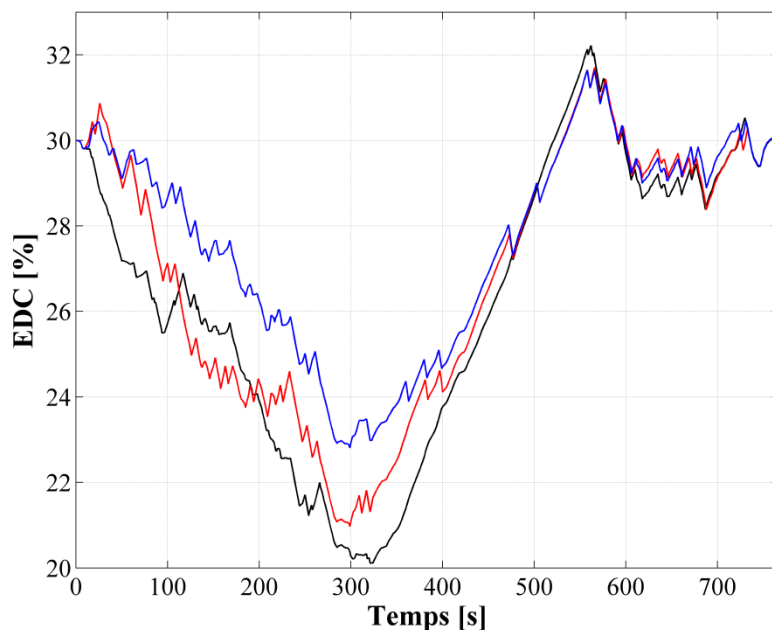


Figure 5.9 Évolution de l'état de charge sur HWFET avec EDC initial de 30%.

Programmation dynamique (noir), stratégie munie de la première loi (rouge), stratégie munie de la deuxième loi (bleu)

En considérant maintenant un état de charge initial de 80%, les nouveaux paramètres de contrôle optimisés deviennent ceux du tableau 5.11. La stratégie proposée munie de ces paramètres a été testée en simulation et comparée avec la programmation dynamique et la stratégie munie de la première loi. La figure 5.10 présente une comparaison de l'évolution de l'état de charge.

Tableau 5.11 Valeurs des paramètres a , b et c obtenues par l'AG muni de la deuxième loi sur HWFET avec EDC initial de 80%

a	b	c
$-2,60.10^{-6}$	$4,00.10^{-3}$	56,31

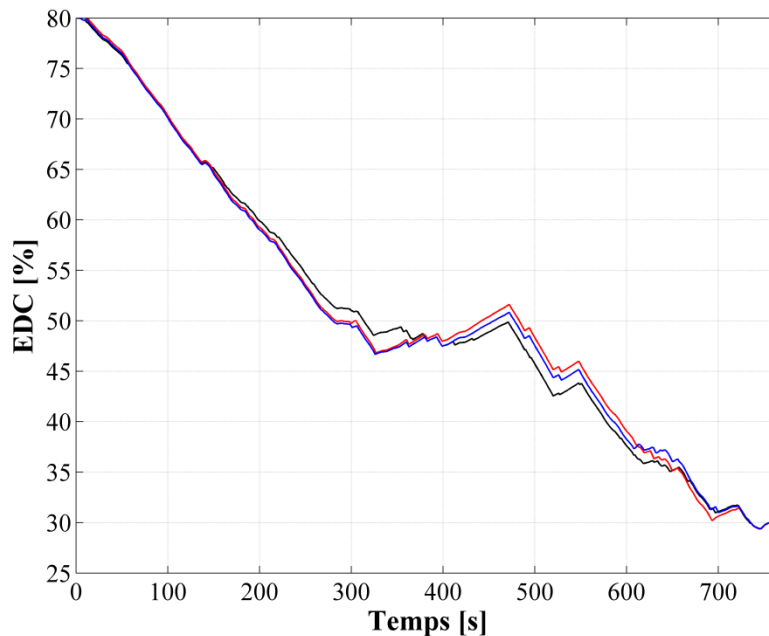


Figure 5.10 Évolution de l'état de charge sur HWFET avec EDC initial de 80%.
 Programmation dynamique (noir), stratégie munie de la première loi (rouge), stratégie munie de la deuxième loi (bleu)

Le tableau 5.12 présente le comparatif de consommation sur le cycle HWFET pour les deux stratégies par rapport à la consommation minimale. Nous observons encore une fois que la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » issue de l'approche par apprentissage supervisé permet de diminuer la consommation de carburant même si les chiffres sont relativement proches pour les deux stratégies.

5.1.4 Conclusion

Les essais en simulation nous ont permis de confirmer la viabilité des lois de contrôle proposées ainsi que de la méthode d'optimisation paramétrique de la loi de contrôle de transition de mode. Sous réserve de la connaissance à priori du cycle de vitesse, l'algorithme génétique est capable de fournir des paramètres de contrôle optimisés, utilisables en temps réel, et qui permettent d'obtenir des performances proches de l'optimalité. De plus, la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » issue de l'approche par apprentissage supervisé permet d'obtenir une meilleure consommation par rapport à la loi de contrôle issue de l'approche par maximisation du rendement du MCI. Néanmoins, les performances restent proches et la loi de contrôle issue de l'approche par maximisation du rendement du MCI reste une bonne alternative. Enfin les stratégies proposées dans cette thèse permettent d'obtenir un gain substantiel par rapport à une stratégie déterministe. La stratégie déterministe ne bénéficie cependant pas, à l'inverse des stratégies proposées, de la connaissance du cycle de vitesse. Nous verrons dans la section 5.3 dans quelle mesure il est possible d'utiliser la stratégie proposée en temps réel avec un cycle de vitesse à priori inconnu au préalable.

Tableau 5.12 Comparatif des consommations (en L/100km) sur HWFET pour les stratégies munies des lois 1 et 2.

	EDC initial de 30%		EDC initial de 80%	
Programmation dynamique	4,84		2,44	
Stratégie munie de la première loi	4,91	+ 1,41%	2,46	+ 0,75%
Stratégie munie de la deuxième loi	4,88	+ 0,65%	2,45	+ 0,62%

5.2 Comparaison entre le modèle numérique et le prototype expérimental

Le véhicule prototype utilisé pour les essais expérimentaux est illustré à la figure 5.11. Dans cette sous-section nous comparons le modèle numérique et le prototype sous trois angles différents, à savoir la dynamique du véhicule, le modèle de consommation du MCI et le modèle de la chaîne électrique. Ces comparaisons sont basées sur un essai sur route.

Dynamique du véhicule

Dans un premier temps, il est intéressant de mener cette comparaison au niveau de la relation entre le couple requis et la vitesse du véhicule. Cette relation est définie dans le modèle par l'équation (2.16) faisant intervenir les coefficients de résistance au roulement f_{r0} , f_{r1} et f_{r2} ainsi que le coefficient de traînée aérodynamique C_d . L'itinéraire de l'essai sur route servant à la comparaison est illustré à la figure 5.12. Cet itinéraire sera nommé itinéraire « Labbé » par la suite en raison du nom de l'une des routes empruntées. Il est d'une longueur de 11 km. Le cycle de vitesse obtenu expérimentalement lors de l'essai est illustré à la figure 5.13. En utilisant ce cycle de vitesse comme entrée du simulateur, nous obtenons le profil du couple



Figure 5.11 Prototype expérimental du VEHR à trois roues

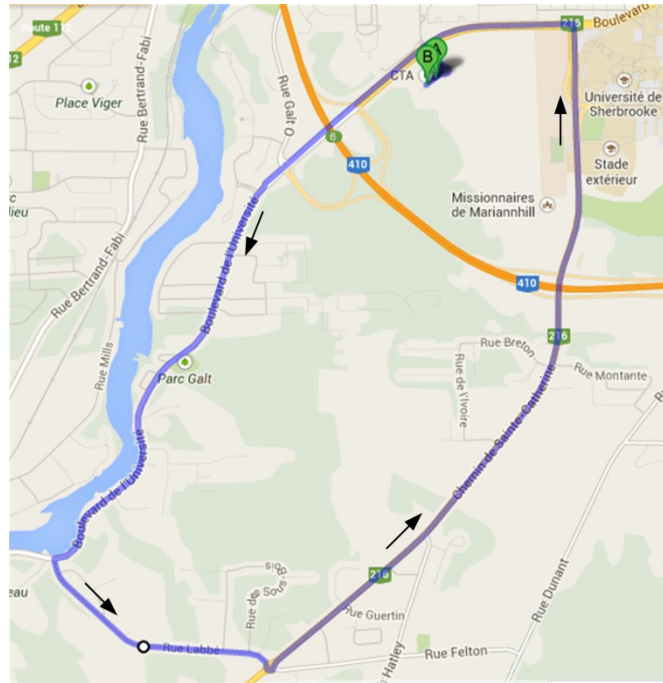


Figure 5.12 Itinéraire « Labbé »

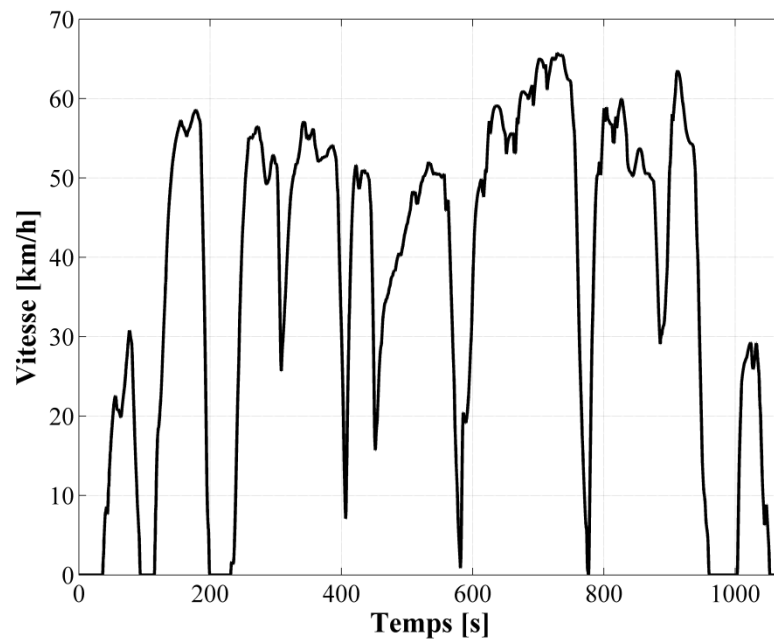


Figure 5.13 Cycle de vitesse de l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé »

demandé à la roue illustré à la figure 5.14. Sur cette figure, le profil obtenu par simulation est comparé au profil relevé lors de l'essai qui est la traduction directe de l'angle de poignée imposé par le conducteur. En tenant compte d'une incertitude de +/- 5% sur les paramètres f_{r0} , f_{r1} , f_{r2} et C_d , il est possible d'affirmer que le profil de couple obtenu par simulation possède une incertitude de +/- 3,75 Nm en moyenne et +/- 5,85 Nm au maximum, ce qui n'explique pas les divergences obtenues. En réalité, celles-ci sont en partie dues au fait que le profil obtenu par simulation est basée seulement sur la vitesse du véhicule et ne prend pas en compte la pente. Nous remarquons ici que l'établissement des lois de contrôle a été faite à partir de cycles de vitesse à pente nulle. Ceci peut être une source de baisse de performance du système de gestion d'énergie lorsqu'il est utilisé dans des conditions réelles. Nous verrons cependant par la suite, un moyen de limiter ce problème lors de l'utilisation en temps réel du système de gestion d'énergie proposé.

Afin d'effectuer une nouvelle comparaison prenant en compte la pente du trajet, il est possible d'utiliser le logiciel Google Earth afin d'obtenir une approximation de la topographie, c'est-à-dire l'élévation par rapport au niveau de la mer en fonction de la distance. La courbe donnant

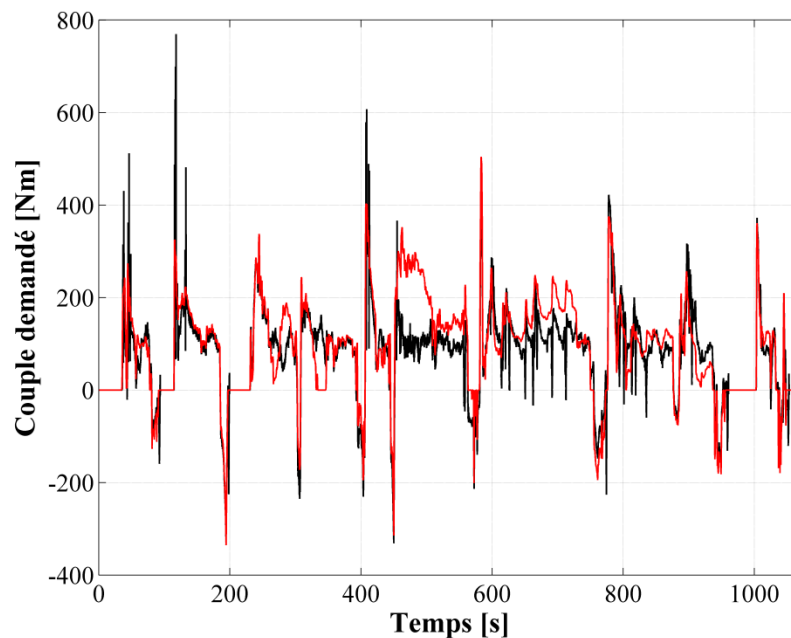


Figure 5.14 Comparaison du couple demandé obtenu par simulation (noir) et de celui relevé expérimentalement (rouge) pendant l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé ».

cette élévation est illustrée à la figure 5.15. La pente en fonction de la distance peut être déduite en se basant sur la dérivée de l'élévation par rapport à la distance. Cette pente peut ensuite être utilisée comme entrée de l'outil de simulation afin de déduire un nouveau profil du couple demandé. Celui-ci est illustré à la figure 5.16. Nous observons une diminution de la divergence entre les données expérimentales et les données de simulation lorsque l'information approximative de la pente est fournie au simulateur. Le vent peut aussi être une source de divergence entre le modèle et la réalité. Cependant, dans notre cas, la vitesse du vent est une variable aléatoire, difficile à prendre en compte dans le simulateur.

Modèle de consommation du MCI

Comme nous l'avons vu dans le chapitre 2, l'outil de simulation modélise la consommation du MCI par une carte donnant la consommation instantanée en fonction du couple et de la vitesse de rotation du MCI. Cette carte est fournie par le fabricant et est issue d'une calibration expérimentale complète. La consommation instantanée peut aussi être mesurée expérimentalement et en temps réel sur le prototype via un convertisseur analogique numérique (CAN). Pour cela, l'unité de contrôle du MCI se base sur une estimation du temps

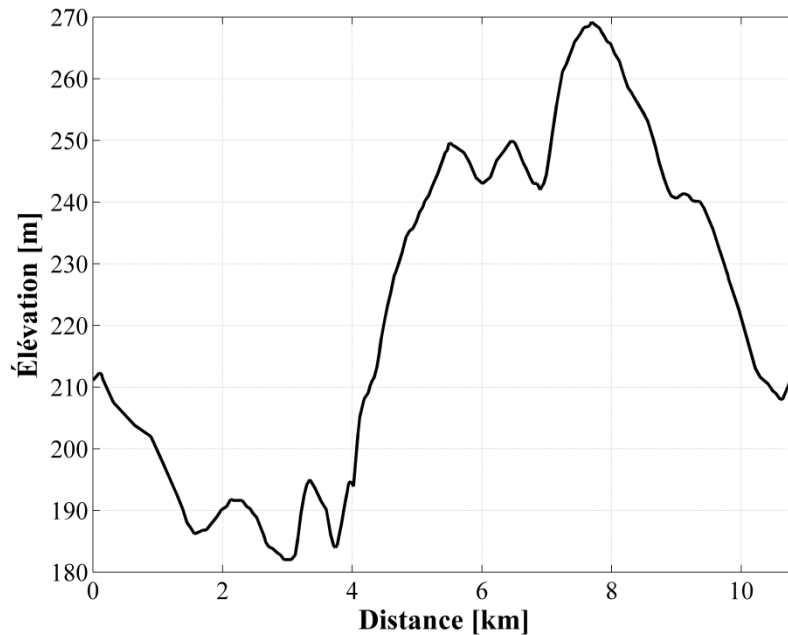


Figure 5.15 Topographie de l'itinéraire « Labbé »

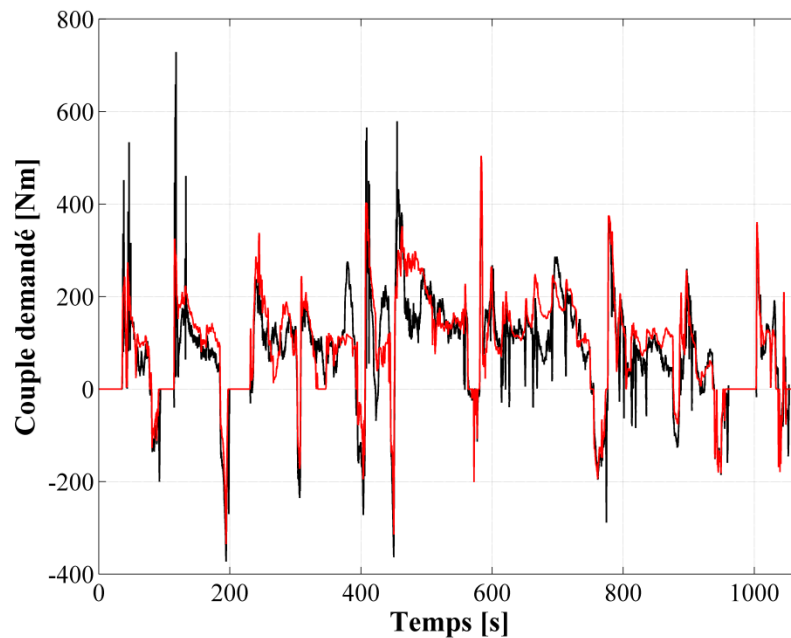


Figure 5.16 Comparaison du couple demandé obtenu par simulation avec l'information sur la pente (noir) et de celui relevé expérimentalement (rouge) pendant l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé ».

d'injection, de la pression du carburant, du volume d'injection ainsi que sur la vitesse de rotation de l'arbre moteur.

Afin de comparer le modèle avec la mesure expérimentale, nous nous sommes basés sur le relevé expérimental du couple et de la vitesse de rotation du MCI provenant du même essai que précédemment. Il est illustré à la figure 5.17. Évidemment, ce relevé dépend du système de gestion d'énergie embarqué qui décide, en temps réel, de la commande des deux moteurs en se basant sur le couple demandé, la vitesse du véhicule et l'état de charge. Nous ne commentons pas cette commande ici puisque cela fera l'objet de la prochaine section. Ainsi, le relevé expérimental couple/vitesse du MCI sert uniquement de base de comparaison. Les données de la figure 5.17 ont été soumises au simulateur afin d'obtenir l'évolution de la consommation basée sur le modèle du MCI; cette consommation a été comparée au relevé expérimental. Les résultats sont illustrés à la figure 5.18. Des différences non négligeables sont observables entre le relevé expérimental et la simulation. En tenant compte d'une incertitude de +/- 5% sur la carte de consommation du modèle, il est possible d'affirmer que le

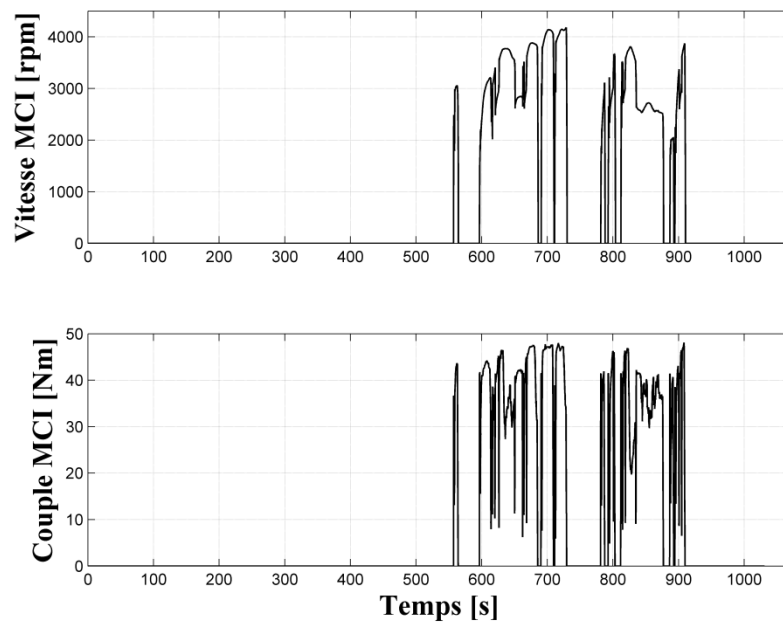


Figure 5.17 Couple et vitesse de rotation du MCI relevés lors de l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé »

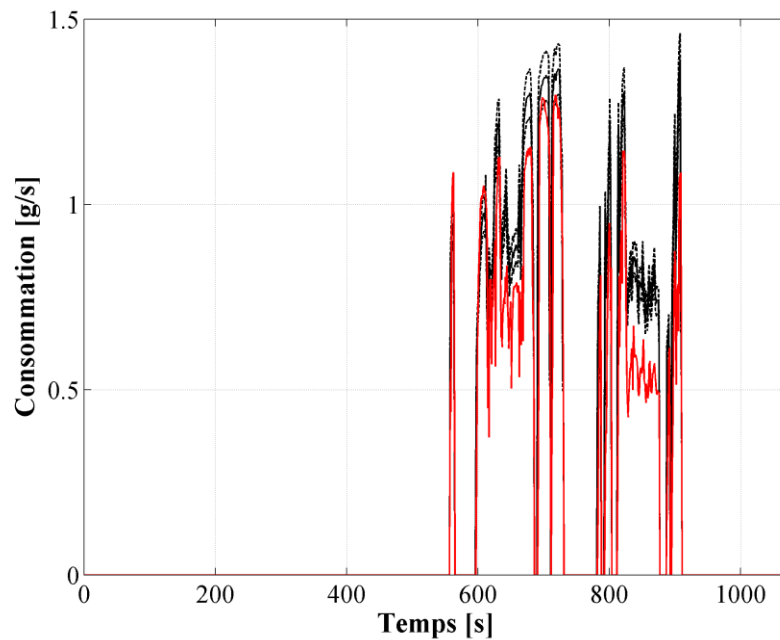


Figure 5.18 Consommation instantanée par simulation (noir + incertitudes en pointillés) et expérimentale (rouge) pour l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé »

profil obtenu par simulation possède une incertitude atteignant +/- 0,07 g/s au maximum, ce qui ne suffit pas à expliquer les différences obtenues. Après discussions avec les ingénieurs et experts, il n'y a aucune certitude sur la raison pour laquelle cette différence apparaît. Cependant deux hypothèses principales sont avancées. La différence pourrait provenir d'une mauvaise calibration du système de mesure expérimental ou bien d'une différence mécanique entre le système d'échappement utilisé sur le prototype et celui utilisé par le fabricant lors de la caractérisation expérimentale de la consommation. Idéalement, il aurait fallu, une fois le prototype monté, effectuer une caractérisation totale de la consommation afin de comparer le modèle existant avec les résultats issus de cette caractérisation. Ainsi, il aurait été possible de modifier le modèle existant suivant les éventuelles différences observées. Cependant, nous n'avions pas les moyens ni le temps pour effectuer une telle étude. Finalement nous pensons que le modèle existant constitue la source la plus fiable et la plus complète en ce qui concerne la caractérisation en consommation du MCI.

Modèle de la chaîne de traction électrique

Le prototype développé permet de mesurer le couple et la vitesse de rotation du moteur électrique ainsi que le courant et la tension en sortie de la batterie et l'état de charge. L'état de charge est estimé par le système de gestion de la batterie en effectuant une intégration du courant débité ou injecté. Ce même système de gestion indiquera que la batterie est déchargée dès que la tension passera en dessous d'un certain seuil, la valeur d'EDC indiquée sera alors inférieure à 10%.

La comparaison entre le modèle de la chaîne de traction électrique et son comportement expérimental est basée sur le relevé expérimental du couple et de la vitesse du moteur électrique. Le relevé expérimental du couple et de la vitesse de rotation du moteur électrique pendant l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé » est illustré à la figure 5.19. Ces relevés ont été soumis au simulateur afin de comparer le courant de la batterie donné par le simulateur avec celui issu de la mesure expérimentale. Le comparatif est illustré à la figure 5.20. Le courant obtenu par simulation est légèrement plus élevé que celui mesuré sur le prototype. Ce comportement est observable sur toute la durée de l'essai mais est particulièrement visible lors des phases d'arrêt du véhicule.

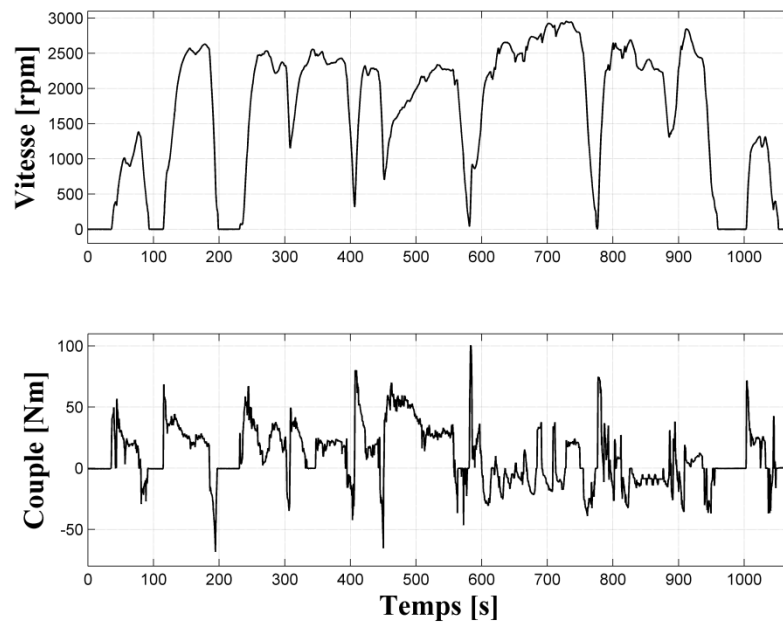


Figure 5.19 Couple et vitesse de rotation du moteur électrique relevés pendant l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé »

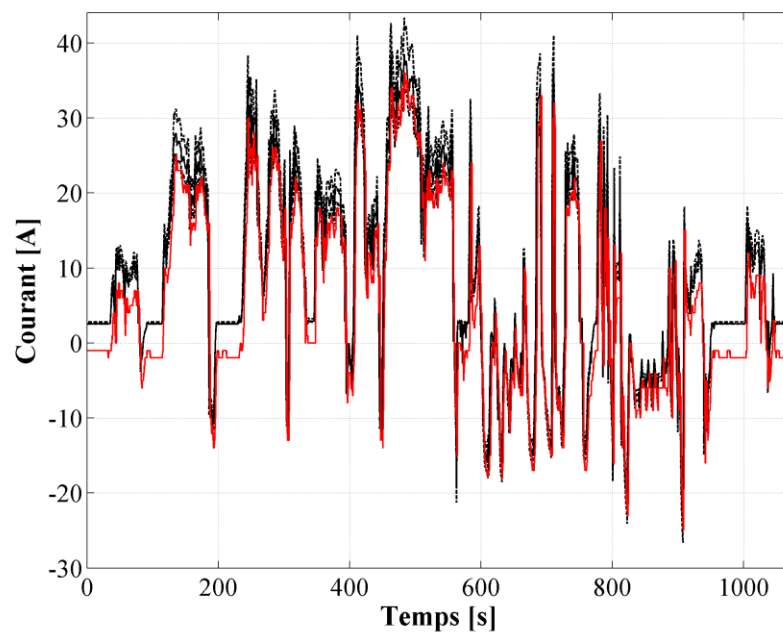


Figure 5.20 Courant en sortie de la batterie par simulation (noir + incertitudes en pointillés) et expérimental (rouge) pour l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé »

Une étude de sensibilité paramétrique du modèle de la chaîne électrique est délicate car il existe beaucoup de paramètres qui ont des influences différentes sur la valeur du courant de batterie. Ainsi, l'étude de sensibilité proposée ici identifie le pire cas, c'est-à-dire celui qui mène à la pire erreur. Pour cela plusieurs facteurs, sujets à incertitudes, ont été identifiés comme pouvant mener à une sous-estimation du courant de batterie :

- Une sous-estimation de la résistance de phase du moteur électrique
- Une sous-estimation du couple de freinage dû aux pertes fer
- Une sous-estimation du flux de circulation total en fonction des courants I_d et I_q
- Une sous-estimation des tensions seuil des IGBT et diodes
- Une sous-estimation des pertes en commutation évaluées par le constructeur
- Une surestimation de la tension de bus
- Une sous-estimation de la résistance interne des cellules de la batterie

Dans le cas inverse, ces facteurs mènent à une surestimation du courant de batterie. Afin de déterminer l'incertitude sur l'évaluation du courant, une incertitude de +/- 5% a été considérée pour les paramètres et grandeurs mis en jeu dans les facteurs cités précédemment. Le pire cas est alors celui où l'erreur est maximale pour chaque facteur. Par cette étude, il est possible d'affirmer que le profil de courant obtenu par le modèle possède une incertitude de +4,87 A / - 3,85 A au maximum (lorsque le courant atteint sa valeur la plus forte) et +1,36 A / -1,07 A en moyenne. Ainsi les incertitudes paramétriques peuvent expliquer les divergences entre la modélisation et l'expérimentation pour les fortes valeurs de courant mais ne permettent pas d'expliquer les divergences observées à faible courant.

Lorsque le véhicule est immobile, la puissance à fournir aux accessoires est délivrée par la batterie via un convertisseur DC/DC et dans ce cas la batterie débite un courant. Le modèle considère ce courant constant et égal à environ 2,5A. Cependant la mesure expérimentale montre un courant négatif de -1A à l'arrêt. Nous avons pu conclure de ces résultats que le capteur de courant est biaisé avec une valeur de biais négatif. De plus, ce biais semble varier en fonction du temps tout en gardant une moyenne négative. Le capteur est à effet « hall », il est intégré au système de gestion de la batterie fourni par le constructeur et est utilisé pour estimer l'EDC en temps réel. Il se peut que celui-ci soit mal calibré, imprécis ou défectueux.

Cette hypothèse pourrait expliquer un tel biais dans la mesure. L'estimation de l'EDC étant basée sur l'intégration du courant mesuré, le biais de mesure est susceptible d'introduire une erreur qui grandira avec le temps. La figure 5.21 illustre la comparaison entre l'EDC estimé par le modèle et celui relevé expérimentalement. L'incertitude sur l'estimation de l'EDC par le modèle grandit au cours du temps à cause de l'intégration de l'incertitude sur le courant. Malgré cela, la courbe expérimentale finit par sortir de la zone d'incertitude de la courbe obtenue en simulation, ce qui confirme qu'un problème existe sur la mesure expérimentale.

Afin de confirmer ce comportement, nous avons effectué un essai routier plus long (environ 3800s pour 38km) sur autoroute. La figure 5.22 montre les mesures expérimentales de l'état de charge et de la tension de la batterie pour cet essai. Il est possible de constater que la tension a tendance à diminuer rapidement vers la fin de l'essai, ce qui traduit un état de charge bas. Or le système de gestion de la batterie indique un état de charge au dessus de 40% alors que la tension décroît. L'état de charge estimé n'est donc pas cohérent avec la mesure de tension. Ce comportement se poursuit jusqu'à ce que la tension soit considérée dangereusement basse, à ce

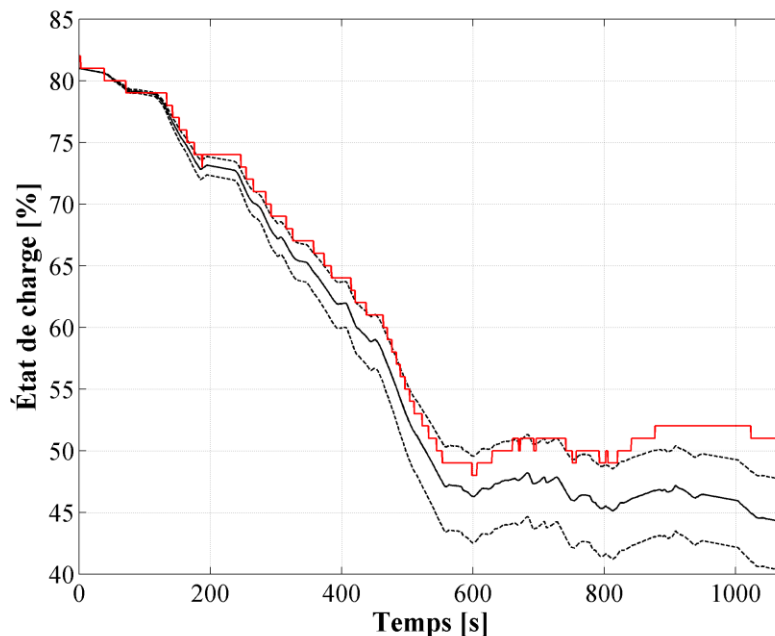


Figure 5.21 Évolution de l'état de charge par simulation (noir + incertitudes en pointillés) et expérimental (rouge) pour l'essai no.1 sur l'itinéraire « Labbé »

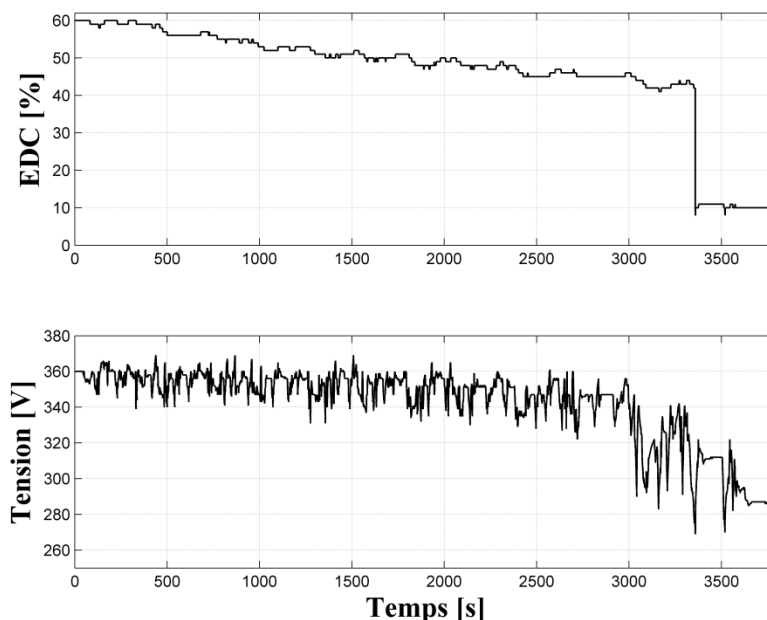


Figure 5.22 Relevé expérimentaux de l'état de charge et de la tension de la batterie au cours de l'essai sur autoroute

moment le système de gestion de la batterie indique une faute de tension et change brusquement son estimation de l'état de charge. Celui-ci passe alors à 10%. Dans ce cas, le système de sécurité de la batterie s'enclenche et ne permet plus aucune demande de couple positif au niveau du moteur électrique afin d'éviter toute décharge supplémentaire de la batterie. Afin d'éviter ce genre de situations lors des essais expérimentaux, le maintien de charge est considéré nécessaire à partir d'un EDC de 50% (au lieu de 30% lors les simulations).

En plus du problème de biais sur le capteur de courant, quelques divergences ont pu être observées expérimentalement entre la commande de couple du moteur électrique imposée par le système de gestion d'énergie et le couple effectivement appliqué. Un exemple de cette divergence est illustré à la figure 5.23. Cette divergence apparaît ponctuellement et seulement lors des phases où le couple commandé est négatif. Ce phénomène intervient lorsque la tension d'une ou plusieurs cellules devient supérieure à un seuil critique. En effet, au dessus d'un certain niveau de tension, le système de gestion de la batterie considère que la ou les cellules en question sont chargées et qu'elles ne peuvent donc plus absorber d'énergie. Dans

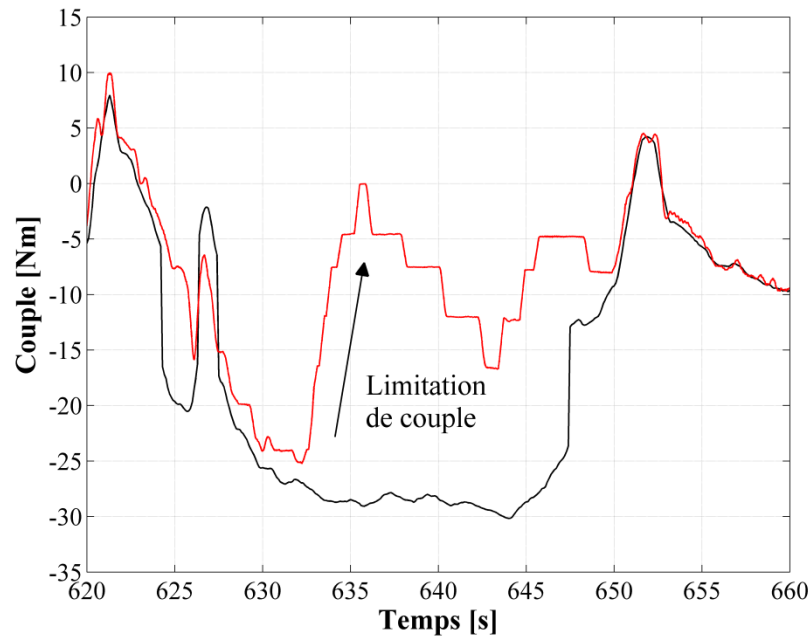


Figure 5.23 Limitation du couple régénératif durant l'essai no. 1 sur l'itinéraire « Labbé ».

Couple moteur électrique commandé (noir) et réellement appliqué (rouge)

ce cas, le système de gestion de la batterie envoie une requête prioritaire de limitation du couple régénératif au moteur électrique afin de protéger les cellules d'une surcharge. Le phénomène de surtension peut être dû à un déséquilibre des cellules de la batterie, c'est-à-dire une disparité au niveau de l'état de charge des cellules. En effet, même si l'état de charge global de la batterie est considéré moyen, il peut exister une ou plusieurs cellules plus chargées que les autres donc ayant une tension à vide plus importante. Une ou plusieurs cellules endommagées peuvent aussi être la cause du problème. En effet, une cellule endommagée présente une résistance plus grande que les autres et donc une tension plus importante à ses bornes lors de la recharge. Le phénomène de limitation du couple est plus à même d'apparaître lors des phases en mode « hybride » où le couple appliqué au MCI peut impliquer une recharge longue et relativement intense. Dans le cas où la limitation intervient, une correction doit être apportée à la commande en couple du MCI afin de respecter la demande en couple de l'utilisateur. Le point de fonctionnement du MCI se déplace alors du point de fonctionnement optimal prévu par la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride ». Ce phénomène constitue une différence entre le prototype expérimental et le

modèle dans le sens où le débalancement et l'endommagement ne sont pas modélisés. Le modèle suppose que les cellules de la batterie sont saines et balancées.

5.3 Méthode d'auto-apprentissage pour l'utilisation en temps réel

Afin d'obtenir des résultats comparables pour ce qui est de la consommation, quelques modifications doivent être apportées au modèle numérique afin de prendre en compte les différences citées dans la section précédente. En premier lieu, le modèle de la chaîne électrique a été modifié afin de prendre en compte au mieux le biais sur la mesure du courant de la batterie. D'autre part, aucun changement n'est apporté quant au débalancement et/ou endommagement des cellules de la batterie. Ce phénomène complexe est difficile à modéliser et reste ici une différence entre le modèle et le prototype dont il faut se souvenir lors de l'analyse des résultats expérimentaux. Enfin, pour les raisons évoquées dans la section précédente, nous utilisons la carte de consommation du chapitre 2 afin d'estimer la consommation du MCI autant pour les simulations que lors des essais expérimentaux.

Il existe aussi quelques différences entre le contrôleur effectivement implanté dans le prototype et celui utilisé dans l'outil de simulation. D'une part, il s'avère que le premier rapport de la boîte de vitesse du prototype était inutilisable pour des raisons techniques. Ainsi, la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » a du être modifiée en conséquence. Cette modification est aisée pour la loi de contrôle issue de l'approche par maximisation du rendement du MCI car cette loi nécessite une simple optimisation du rendement vis-à-vis des variables de contrôle que sont T_{MCI} et k . En revanche la loi de contrôle issue de l'approche par apprentissage supervisé nécessite une série d'optimisation par programmation dynamique sur les 10 cycles de vitesse en prenant en compte cette modification au niveau de la boîte de vitesse. Ce travail assez long n'a pas été effectué par manque de temps. Ainsi, seule la loi de contrôle issue de l'approche par maximisation du rendement du MCI a été utilisée lors des essais expérimentaux. Néanmoins à la vue du comparatif de performances entre les deux lois de contrôle, l'utilisation de la première loi uniquement est considérée comme acceptable.

Le but de cette section est de proposer une méthode permettant l'utilisation en temps réel de valeurs de paramètres de contrôle adaptées au cycle de vitesse rencontré ainsi qu'à l'état de charge initial de la batterie. Les méthodes de prédiction du cycle de vitesse peuvent être une solution mais elles nécessitent, pour être performantes, des données issues d'infrastructures de mesure de trafic. De telles infrastructures sont supposées non disponibles dans notre cas. Une autre alternative pourrait être la reconnaissance de conditions de route. Cette piste a été explorée et est disponible aux références [30] [31]. La méthode proposée ici se base sur l'hypothèse que la plupart des trajets de la vie courante sont susceptibles d'être faits plusieurs fois. Une étude menée par Froehlich *et al.* [47] montre la pertinence de cette hypothèse en observant le comportement de 250 automobilistes pendant une période donnée. Ils observent en effet que plus de 50% des parcours présentent des répétitions. Cette hypothèse a été utilisée avec succès par Dubé *et al.* pour la prédiction en temps réel de la distance résiduelle d'un véhicule électrique [39]. Ainsi il pourrait être bénéfique d'enregistrer un certain nombre de données tout au long d'un trajet si celui-ci est susceptible d'être refait plus tard. Plus précisément, nous proposons d'enregistrer les profils complets du couple demandé et de la vitesse lorsqu'un trajet est effectué pour la première fois. En utilisant ensuite l'algorithme génétique sur les données enregistrées, il est possible d'obtenir un jeu de paramètres a , b , c optimisé qui pourra être utilisé lorsque le trajet sera de nouveau effectué [29].

Essai no.1 et optimisation par AG

Il a été décidé d'illustrer cette méthode de manière purement expérimentale en effectuant plusieurs fois le même trajet. Nous avons pour cela choisi l'itinéraire « Labbé ». Au cours de l'essai no.1 sur cet itinéraire, les profils du couple demandé (figure 5.14 courbe rouge) et de la vitesse (figure 5.19 en haut) ont été relevés. Comme nous l'avons montré précédemment, le contrôle optimal du partage de puissance dépend du cycle de vitesse et de l'état de charge initial. Par conséquent, du point de vue de la stratégie que nous proposons dans cette section, un trajet est défini par son itinéraire ainsi que l'état de charge initial. Lors des tests expérimentaux, l'état de charge initial est toujours de 80% et l'état de charge final est fixé à 50%. À l'aide des données enregistrées lors du premier essai et des états de charge initiaux et finaux, l'AG peut être utilisé afin d'obtenir un premier jeu de paramètres de contrôle optimisés. Le seuil de couple optimisé grâce à l'AG est illustré à la figure 5.24 dans laquelle

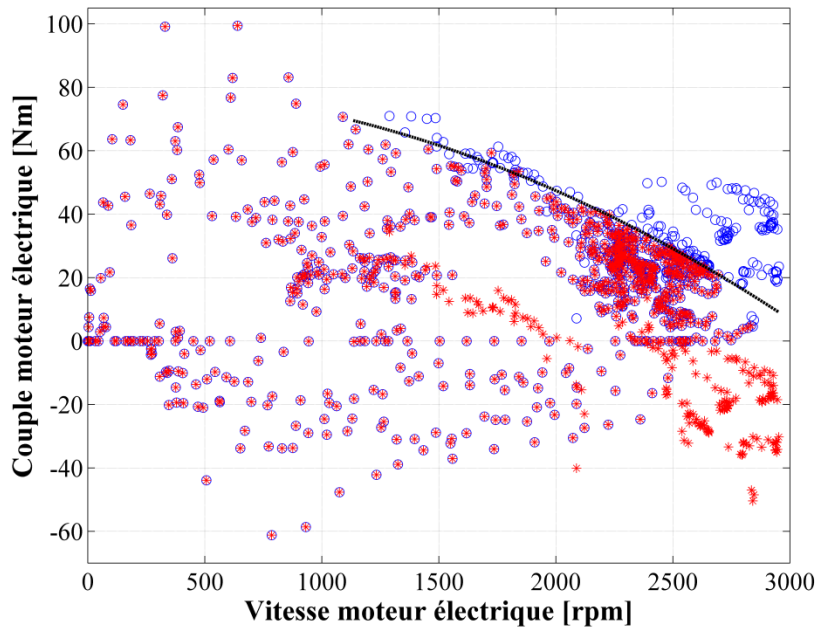


Figure 5.24 Optimisation par AG pour l'essai no.1 sur « Labbé ». Seuil de couple (noir), couple demandé (cercles bleus) et couple obtenu par l'AG (rouge).

les cercles bleus sont les points de fonctionnement représentant la demande de l'utilisateur et les étoiles rouges sont les points de fonctionnement du ME issus de l'AG. Les paramètres de contrôle obtenus sont donnés par l'équation (5.1).

$$\begin{aligned}
 a_1 &= -8,09 \cdot 10^{-6} \text{ Nm/rpm}^2 \\
 b_1 &= -1,79 \cdot 10^{-4} \text{ Nm/rpm} \\
 c_1 &= 80,1 \text{ Nm}
 \end{aligned}
 \tag{5.1}$$

Un avantage de cette méthode vient du fait qu'elle exploite directement la donnée expérimentale du couple demandé; ainsi l'optimisation par algorithme génétique prend indirectement en compte la topologie de l'itinéraire.

Essai no.2, optimisation par AG et consommation de carburant

L'itinéraire « Labbé » a été fait une nouvelle fois en utilisant uniquement a_1 , b_1 et c_1 comme paramètres de contrôle pour la gestion de la transition de mode. Les profils du couple demandé et de la vitesse pour ce nouvel essai sont illustrés à la figure 5.25. La figure 5.26 présente la

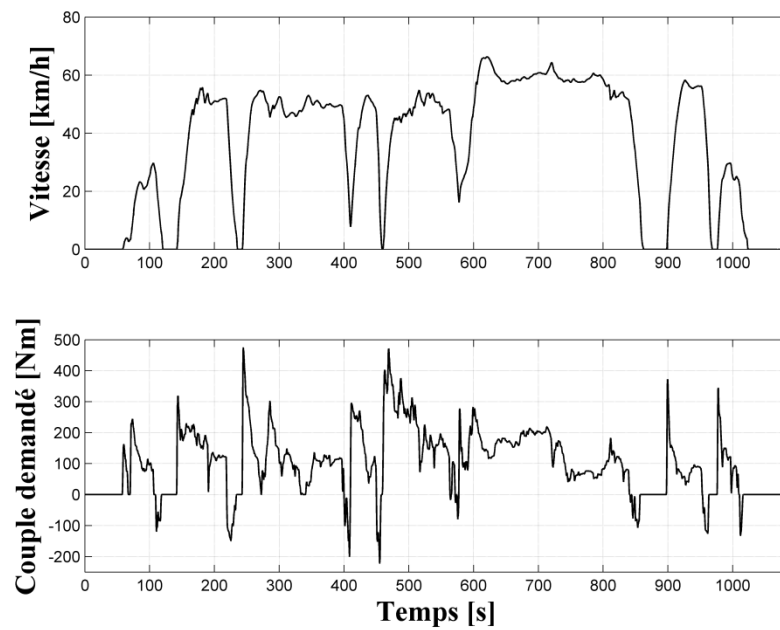


Figure 5.25 Vitesse du véhicule et couple demandé relevés lors de l'essai no. 2 sur l'itinéraire « Labbé »

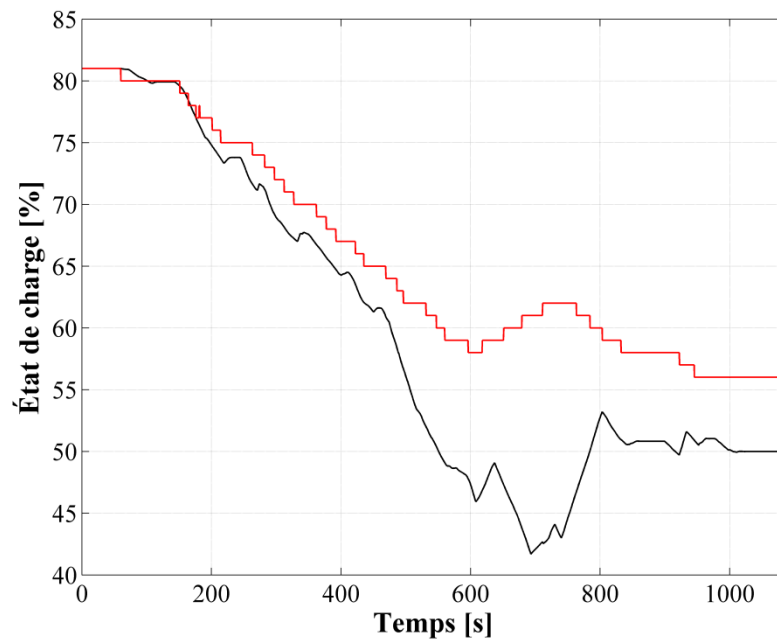


Figure 5.26 Évolution de l'état de charge obtenu avec PD (noir) et expérimentalement (rouge) pour l'essai no. 2 sur l'itinéraire « Labbé »

comparaison entre l'évolution de l'état de charge relevé expérimentalement et celle obtenue par PD. Le tableau 5.13 présente le comparatif de consommation entre la programmation dynamique, l'algorithme génétique utilisé sur les données de l'essai no. 2, et l'expérience. Des différences sont observables tant du point de vue de l'évolution de l'état de charge que de la consommation. L'état de charge final obtenu expérimentalement (56%) est sensiblement plus élevé que celui visé (50%). Ceci signifie que l'énergie électrique disponible n'a pas été totalement mise à contribution, pénalisant ainsi la performance en consommation. D'autre part, il existe aussi une augmentation entre la consommation expérimentale et la consommation minimale issue de l'algorithme PD avec un état de charge final imposé à 56%. La différence de performance tant au niveau de la consommation que de l'évolution de l'état de charge peut être expliquée par plusieurs facteurs. D'une part le cycle de vitesse suivi lors de l'essai en question possède des différences avec le premier cycle qui a servi de base à l'optimisation et à l'obtention des paramètres a_I , b_I et c_I . Ceci est dû à un changement des conditions de route (trafic et signalisation) et éventuellement un type de conduite légèrement différent entre les deux essais. D'autre part, même si l'AG utilise un modèle modifié qui prend en compte le biais de courant, celui-ci varie au cours d'un essai et aussi d'un essai à l'autre, rendant ainsi le modèle modifié plus ou moins précis. Enfin, le phénomène de limitation de couple, qui n'est pas pris en compte par l'AG, intervient et diminue les performances. Il y a donc une certaine inadéquation des paramètres de contrôle a_I , b_I et c_I vis-à-vis à la fois des

Tableau 5.13 Comparatif de consommation (en L/100km) entre PD, AG, et le contrôleur muni des paramètres a_I , b_I et c_I pour l'essai no. 2 sur l'itinéraire « Labbé ».

	État de charge final 50%	État de charge final 56%
PD	2,44	2,92
AG	2,54	3,06
Expérience	-	3,21
Augmentation de consommation entre PD et expérience	+ 31,4 %	+ 10,1%

caractéristiques du prototype et du cycle de vitesse effectué, provoquant ainsi les différences observées.

Ce nouvel essai fournit un nouveau profil de vitesse et de couple demandé pour le trajet sur l'itinéraire « Labbé ». Ces données peuvent être exploitées afin d'obtenir un nouveau jeu de paramètres de contrôle en utilisant l'algorithme génétique. Le nouveau seuil de transition obtenu avec l'AG est illustré à la figure 5.27 et le jeu de paramètres obtenu est donné à l'équation (5.2).

$$\begin{aligned} a_2 &= -5,77 \cdot 10^{-6} \text{ Nm/rpm}^2 \\ b_2 &= -7,93 \cdot 10^{-3} \text{ Nm/rpm} \\ c_2 &= 88,9 \text{ Nm} \end{aligned} \quad (5.2)$$

Essai no. 3 et processus d'apprentissage

Nous disposons à présent de deux jeux de paramètres a , b , c pour le même trajet. Avant d'effectuer une nouvelle fois ce trajet, nous proposons d'ajouter un module de reconnaissance

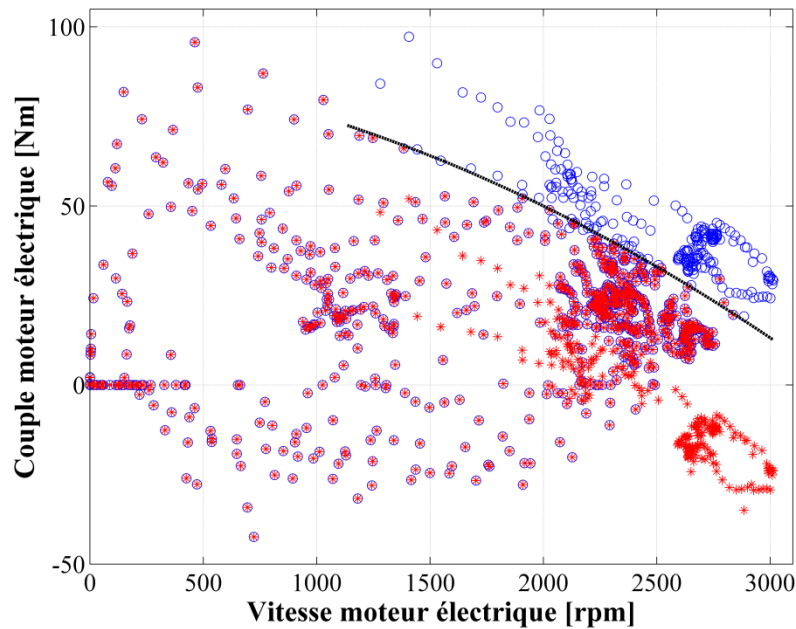


Figure 5.27 Optimisation par AG pour l'essai no.2 sur « Labbé ». Seuil de couple (noir), couple demandé (cercles bleus) et couple obtenu par l'AG (rouge).

capable de faire un choix pertinent en temps réel parmi les deux jeux de paramètres. Ce module de reconnaissance est illustré à la figure 5.28. Pour la conception de ce module, les deux premiers cycles de vitesse ont été échantillonnés tous les 20m. De cette manière, du point de vue du module de reconnaissance, les cycles de vitesse sont caractérisés par l'information sur la vitesse à des positions équidistantes. Les positions d'échantillonnage sont donc définies sur l'itinéraire complet. Lors d'un nouvel essai, le module de reconnaissance fera l'acquisition de la vitesse à ces différentes positions. À un instant quelconque lors du nouvel essai, le module de reconnaissance comparera les vitesses relevées sur les 50 dernières positions, ce qui représente 1km, avec les échantillons correspondants issus des anciens cycles de vitesse. Si le profil de vitesse du dernier kilomètre est plus proche du premier cycle de vitesse que du deuxième alors le premier jeu de paramètres sera choisi. Dans le cas contraire, le deuxième jeu de paramètres sera choisi. Ainsi, le module de reconnaissance choisira en temps réel le cycle le plus proche ainsi que son jeu de paramètres correspondant. La gestion de la transition de mode changera en conséquence.

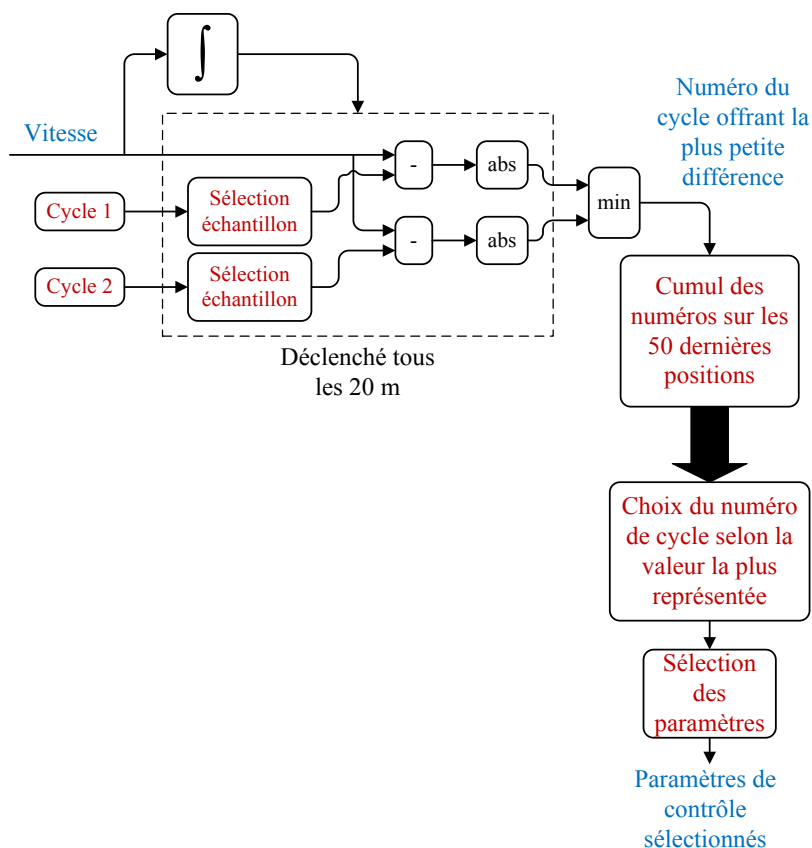


Figure 5.28 Module de reconnaissance pour la méthode d'auto-apprentissage

Le trajet a été effectué une troisième fois avec le contrôleur muni cette fois des deux jeux de paramètres a , b , c précédents ainsi que du module de reconnaissance proposé. Les profils de vitesse et de couple demandé sont illustrés à la figure 5.29. La figure 5.30 illustre la séquence de reconnaissance obtenue au long du trajet. La sortie du module est égale à 1 lorsque le profil de vitesse suivi se rapproche le plus du premier cycle effectué. Lorsqu'il se rapproche le plus du deuxième cycle, la sortie du module est égale à 2. Nous constatons que le module reconnaît majoritairement le second cycle, ce qui signifie que le deuxième jeu de paramètres a été le plus souvent utilisé pour gérer la transition de mode. L'évolution de l'état de charge obtenu expérimentalement pendant cet essai est illustrée à la figure 5.31. Elle est comparée à l'évolution optimale obtenue par la programmation dynamique. Enfin, le tableau 5.14 donne le comparatif de consommation. Cette fois, l'état de charge final à l'issue de l'essai (52%) est plus proche de l'état de charge final ciblé. Ainsi, la différence entre la consommation issue de l'expérience et la consommation minimale obtenue par PD pour un état de charge final imposé à 50% a diminué par rapport à l'essai précédent (elle passe de 31,4% à 18,9%). Ceci est dû au fait que le contrôleur possède cette fois un historique de données plus important, il possède une capacité d'adaptation accrue vis-à-vis d'un nouveau cycle de vitesse effectué sur le même trajet. D'autre part, l'augmentation entre la consommation expérimentale et la consommation

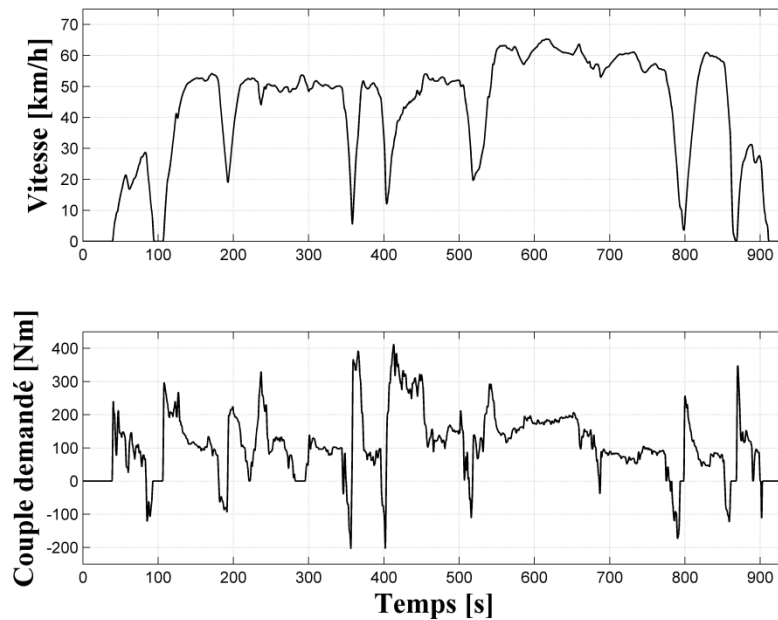


Figure 5.29 Vitesse du véhicule et couple demandé relevés lors de l'essai no.3 sur « Labbé »

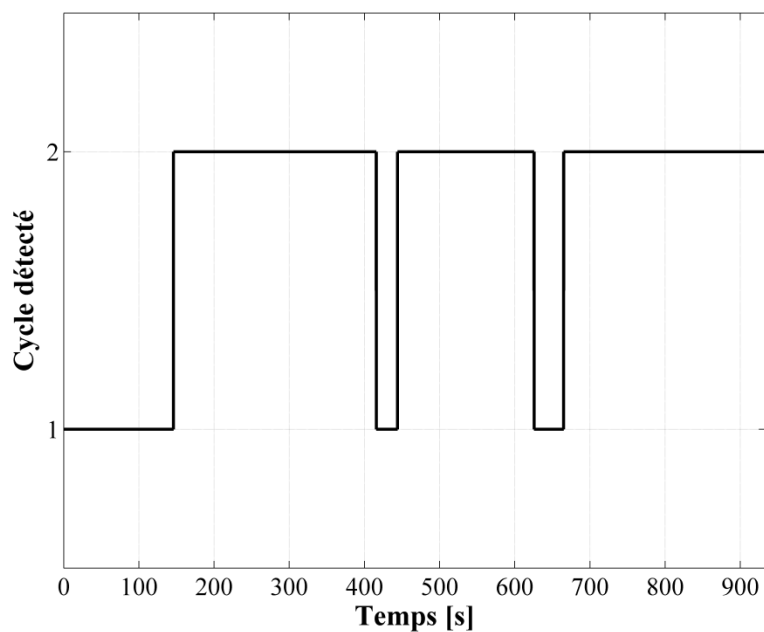


Figure 5.30 Cycle détecté par le module de reconnaissance au cours de l'essai no.3 sur l'itinéraire « Labbé »

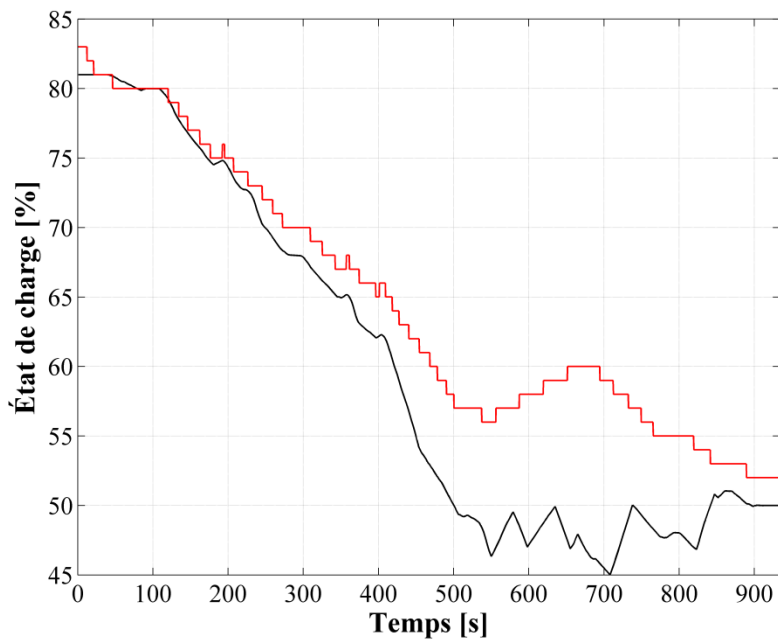


Figure 5.31 Évolution de l'état de charge obtenu avec PD (noir) et expérimentalement (rouge) pour l'essai no.3 sur l'itinéraire « Labbé »

Tableau 5.14 Comparatif de consommation entre PD et le contrôleur muni des deux jeux de paramètres pour l'essai no.3 sur l'itinéraire « Labbé ».

	État de charge final 50%	État de charge final 52%
PD	2,16	2,31
Expérience	-	2,57
Augmentation de consommation entre PD et expérience	+ 18,9 %	+ 11,1%

minimale issue de l'algorithme PD avec un état de charge final imposé à 52% est égale à 11,1%. Cette augmentation est comparable à l'essai précédent (10,1%). L'utilisation de la méthodologie d'optimisation du chapitre 4 implique une augmentation de la consommation d'au plus 5% avec un cycle de vitesse connue au préalable tandis que la méthode d'auto-apprentissage permet de lever le problème d'incertitude du cycle de vitesse futur au prix d'une augmentation de la consommation de 10%. Cette augmentation est considérée comme acceptable compte tenu de l'avantage apporté par la méthode d'auto-apprentissage. Cependant les remarques faites lors du premier essai restent valables ici. En effet, même si le système de gestion d'énergie possède une base de comparaison plus grande, le cycle de vitesse suivi lors de cet essai reste différent des deux autres. De plus, les problèmes de biais sur la mesure de courant et de limitation de couple ont une fois de plus été rencontrés lors de cet essai.

Le processus d'optimisation décrit peut être répété dans la limite de capacité de stockage de données du contrôleur. Celui-ci sera alors capable d'améliorer sa capacité d'adaptation d'un trajet à l'autre, au fur et à mesure de l'augmentation des données enregistrées. Comparativement à l'utilisation d'une technique de prédiction pure du cycle de vitesse, cette méthode exige que le trajet soit fait au moins une fois avant qu'une optimisation ne puisse être effectuée. Cette technique ne peut donc pas être utilisée lorsque le trajet est effectué pour la première fois. Dans ce cas, une solution possible serait d'utiliser une stratégie déterministe classique ou une stratégie utilisant un module de reconnaissance de condition de route [30] [31]. Néanmoins, ceci est un inconvénient léger en comparaison du fait que la méthode proposée possède l'avantage de ne nécessiter aucune infrastructure de mesure de trafic.

D'autre part, le contrôleur doit pouvoir communiquer avec un système GPS capable d'enregistrer des itinéraires. En effet, le contrôleur doit déterminer si l'itinéraire à venir a déjà été fait dans le passé. Dans la suite d'essais expérimentaux présentés ici, l'optimisation par AG permettant d'obtenir les jeux de paramètres optimisés a été faite entre chaque essai grâce à un ordinateur. Afin d'être totalement autonome, le véhicule devrait posséder une unité de calcul dédiée et découplée du système de gestion d'énergie. Comme l'optimisation nécessite seulement quelques minutes sur un ordinateur classique, une unité dédiée serait capable d'effectuer ce travail pendant les phases où le véhicule est à l'arrêt ou en charge.

Finalement, comme nous avons pu le voir avec les premiers essais expérimentaux, il est possible d'affirmer que le modèle numérique développé n'est pas complètement valide par rapport au prototype réel. D'une part, il existe une incertitude quant au modèle utilisé pour la caractérisation de la consommation du MCI. D'autre part, les problèmes techniques liés au système de gestion de la batterie ainsi que l'impossibilité d'utiliser le premier rapport de la boîte de vitesse ne sont pas pris en compte dans le modèle développé. Or l'établissement et l'optimisation des lois de contrôle de la stratégie de gestion d'énergie proposée se basent sur ce modèle numérique. Malgré cela, la méthode d'auto-apprentissage proposée donne de bonnes performances en consommation comme nous avons pu le voir. La technique d'optimisation du couple seuil par algorithme génétique notamment, semble être efficace tant dans les simulations que lors des essais expérimentaux.

CHAPITRE 6 CONCLUSION

6.1 Résumé des travaux

Plusieurs travaux ont été effectués dans le but d'atteindre l'objectif principal : le développement d'un système de gestion d'énergie pour VEHR dont les performances en consommation se rapprochent de l'optimalité pour une grande variété de types de trajet. Tout d'abord nous avons construit un modèle numérique du véhicule. Ce modèle est constitué en premier lieu d'une partie mécanique dédiée à l'estimation du couple demandé par l'utilisateur en fonction du profil de vitesse du véhicule. Cette partie se base sur une modélisation des forces de traînée aérodynamique et de résistance au roulement. La chaîne de traction électrique est aussi modélisée et permet d'estimer la consommation d'énergie électrique pour un point de fonctionnement donné du moteur électrique. De la même manière, le modèle de la chaîne de traction associée au MCI est responsable de l'estimation de la consommation de carburant en fonction du point de fonctionnement du MCI. Le modèle développé permet de caractériser le comportement du véhicule en matière de consommation énergétique. Il a servi à l'établissement des lois de contrôle du système de gestion d'énergie et nous a permis d'évaluer leur performance vis-à-vis de plusieurs cycles de vitesse.

Suite au travail de modélisation, nous avons développé un algorithme d'optimisation mathématique, basé sur le concept de programmation dynamique, permettant d'obtenir la séquence de contrôle optimale des deux moteurs qui minimise la consommation de carburant au cours d'un cycle de vitesse donné. Les résultats obtenus avec cet algorithme nous ont permis de déduire que le contrôle optimal et la consommation minimale dépendent du cycle de vitesse et de la quantité d'énergie électrique disponible dans la batterie au début d'un trajet. L'utilisation d'un tel algorithme à des fins de contrôle en temps réel est irréalisable puisque d'une part il nécessite la connaissance préalable de la totalité du cycle de vitesse et d'autre part son temps de résolution est très long (plusieurs heures pour un cycle). Basée sur ces observations, nous concluons que le système de gestion d'énergie doit à la fois être capable de gérer le contrôle en temps réel tout en s'adaptant aux différentes situations qu'il est possible de rencontrer dans des conditions réelles d'utilisation.

Par la suite, nous avons proposé des lois de contrôle utilisables en temps réel qui miment le comportement optimal obtenu par la programmation dynamique. La première loi est celle qui régit le partage de puissance pendant le mode « hybride ». Deux approches ont été proposées pour l'établissement de cette loi de contrôle. Elles permettent toutes deux d'obtenir des cartes de commande du couple du MCI et du numéro de rapport de boîte de vitesse en fonction du couple demandé et de la vitesse du véhicule. Ainsi, nous avons proposé un contrôle du partage de puissance en mode « hybride » indépendant des conditions de route rencontrées ou de l'état de charge de la batterie. Nous avons pu conclure que cette loi de contrôle offre des performances proches de l'optimalité tout en ne nécessitant pas d'adaptation particulière par rapport aux conditions de route ou à l'état de charge.

La deuxième loi de contrôle est celle qui régit la transition entre les modes de fonctionnement « hybride » et « tout électrique ». Toujours en observant les résultats de l'algorithme PD, nous avons proposé une forme générale pour la deuxième loi de contrôle. Cette forme générale est basée sur la définition d'un seuil de couple variant avec la vitesse du moteur électrique et défini par trois paramètres a , b et c étant au final les paramètres de contrôle de la loi en question. Lorsque le couple demandé est supérieur au seuil de couple, le mode « hybride » est sélectionné. À l'inverse, lorsque le couple demandé est inférieur au seuil de couple, le mode « tout électrique » est sélectionné. Nous avons pu observer que la forme du couple seuil, et donc les valeurs des paramètres de contrôle de transition, variaient avec les conditions de route et l'état de charge initial, autrement dit l'énergie électrique disponible au début d'un trajet. Ainsi nous avons proposé l'utilisation d'un AG permettant d'optimiser les valeurs de a , b et c sur un cycle de vitesse donné, vis-à-vis de l'objectif de minimisation de la consommation totale de carburant. En comparaison de l'algorithme PD, l'AG possède l'avantage de pouvoir fournir directement des valeurs de paramètres optimisées et utilisables en temps réel. Il est aussi beaucoup plus rapide que l'algorithme PD (quelques minutes) tout en fournissant des performances en consommation proches de l'optimalité pour ce qui est de la consommation de carburant.

Les essais en simulation nous ont permis de constater que les deux lois de contrôle établies et optimisées permettent d'obtenir une augmentation de consommation d'au plus 5% par rapport

à la consommation minimum atteignable obtenue par PD, sous réserve de la connaissance préalable du cycle de vitesse. Par la suite, il a fallu proposer une méthode permettant d'établir puis d'utiliser en temps réel des paramètres de contrôle de transition adaptés au cycle de vitesse rencontré, qui est a priori inconnu à l'avance. La prédiction d'un cycle de vitesse reste un exercice périlleux qui, pour être précise, nécessite des infrastructures de mesure de trafic disposées sur la route. Ces infrastructures ne sont pas toujours disponibles en réalité et cette thèse fait l'hypothèse qu'elles ne le sont pas. Afin de remédier à cela, nous proposons une méthode d'auto-apprentissage. Basée sur l'algorithme génétique développé et les paramètres de contrôle de transition proposés, cette méthode propose d'enregistrer la totalité des cycles de vitesse effectués par le véhicule et de les associer à leur itinéraire respectif. Dans l'hypothèse où un trajet est répété une ou plusieurs fois dans l'avenir, la stratégie consiste à bénéficier des enregistrements précédents de manière à obtenir des paramètres de contrôle a , b , c adaptés au trajet considéré. Le contrôleur effectue ainsi une pseudo-prédiction du cycle de vitesse complet et adapte les paramètres de contrôle a , b , c en conséquence. Nous avons pu constater, grâce à l'utilisation de cette méthode, une amélioration des performances entre deux trajets successifs effectués sur le même itinéraire. En effet, les essais expérimentaux montrent une amélioration de 12,5% en ce qui concerne la différence entre la consommation réelle du véhicule et la consommation minimum atteignable obtenue par la programmation dynamique. Ce résultat montre la capacité de la méthode à adapter le contrôle du partage de puissance à un trajet donné. De plus, en considérant des états de charge finaux identiques entre les essais expérimentaux et la programmation dynamique, l'augmentation de consommation obtenue est de 10 à 11%. La méthode proposée donne ainsi de bonnes performances en consommation sans nécessiter de prédiction du cycle de vitesse.

6.2 Contributions originales

Les contributions originales de cette thèse se déclinent comme suit :

Loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » : approche par apprentissage supervisé

Certains auteurs ont déjà proposé des lois de contrôle construites grâce à un outil d'apprentissage supervisé à partir de données optimales issues de la programmation

dynamique [56]. Cependant la loi de contrôle que nous proposons dans cette thèse reste originale tant dans sa conception que dans sa structure. La loi proposée est simple à implanter dans un contrôleur temps réel et apporte une amélioration des performances par rapport à la loi de contrôle de base consistant à maximiser le rendement du MCI.

Loi de contrôle pour la transition de mode

Certains auteurs proposent aussi l'utilisation d'un seuil de couple comme transition entre certains modes d'opération [120]. Tout comme dans cette thèse, la proposition de cette loi de contrôle s'appuie sur les résultats de la programmation dynamique. Cependant, les auteurs ne considèrent qu'un seul cycle de vitesse normalisé dans leur démarche. Dans cette thèse, nous validons l'approche pour plusieurs cycles de vitesse représentant différentes conditions de route. Nous proposons aussi une méthode d'optimisation par algorithme génétique permettant de palier aux problèmes relatifs à la programmation dynamique en fournissant des paramètres de contrôle optimisés et utilisables en temps réel [28].

Méthode d'auto-apprentissage basée sur l'historique à long terme du véhicule

Le contrôle optimal du partage de puissance étant fortement dépendant du cycle de vitesse, plusieurs auteurs proposent l'utilisation de techniques de prédiction du cycle de vitesse [85] [87]. Cependant la difficulté et l'imprécision de ces prédictions rendent ces techniques parfois peu viables. Dans cette thèse, nous proposons une méthode d'auto-apprentissage. Cette méthode repose sur l'hypothèse que la majorité des trajets de la vie courante sont faits à plusieurs reprises dans la vie d'un véhicule. Ainsi, les cycles de vitesse sont enregistrés puis un algorithme génétique est utilisé afin d'obtenir les paramètres de contrôle optimaux relatifs à ces cycles. Les paramètres sont ensuite réutilisés lorsque le trajet est à nouveau effectué. Plus un trajet est répété et plus le contrôleur acquiert de l'expérience vis-à-vis des variations de trafic et de signalisation, augmentant ainsi sa capacité d'adaptation [29].

6.3 Recommandations et propositions d'études supplémentaires

Plusieurs problèmes techniques sont apparus sur le prototype, menant à une différence entre le modèle numérique développé et le prototype expérimental. Or, l'établissement et

L'optimisation des lois de contrôle ont été effectués dans l'hypothèse d'un système sain. Bien que les résultats obtenus valident les concepts proposés dans cette thèse, nous pensons qu'une action appropriée quant aux problèmes techniques rencontrés pourrait amener un gain en matière de consommation. Ainsi, nous pensons que le potentiel d'économie que peut apporter un bon système de gestion d'énergie dépend de la fiabilité du système de gestion de la batterie. Il serait donc approprié de s'assurer que celui-ci soit capable de fournir une estimation précise de l'état de charge et une information pertinente et juste sur l'état de santé des cellules de la batterie. Idéalement, le système de gestion de la batterie devrait être capable de détecter une cellule endommagée ou un déséquilibre pour fournir l'information sur l'état de santé de la batterie et corriger les problèmes détectés dans la mesure du possible.

L'approche par apprentissage supervisé pour l'établissement de la loi de contrôle du partage de puissance en mode « hybride » utilise la méthode de régression k-NN. Cette méthode a été choisie car elle fait partie des méthodes de régression non paramétriques et ne nécessite donc pas d'hypothèses particulières sur la tendance des données d'entraînement et sur la fonction à estimer. Aussi, elle est simple à mettre en place et nécessite peu de puissance de calcul, ce qui est une considération importante dans l'optique d'une utilisation dans un système embarqué. Cependant, il doit être noté que cette méthode n'est en théorie pas la plus performante, bien que donnant de très bons résultats dans notre cas (voir les performances en consommation de la section 4.6.2). Il existe aussi d'autres méthodes plus complexes ou requérant plus de puissance de calcul mais qui sont en théorie plus performantes, telles que le perceptron multicouche, la régression par processus gaussien et la régression à vecteurs de support. Il serait donc à propos d'effectuer une étude comparative de ces méthodes afin de trouver le meilleur compromis entre la performance et la puissance de calcul requise.

Aussi, une particularité notable du VEHR à trois roues de cette thèse est l'absence d'habitacle. Il est donc moins insonorisé qu'une automobile classique et le conducteur est plus susceptible d'entendre les sons du véhicule. Le bruit du MCI peut être acceptable sur un trois roues non-hybride car il n'est jamais éteint et son régime suit la vitesse et la demande de couple. Ceci peut même être agréable pour un conducteur recherchant le type d'expérience que peut fournir un véhicule récréatif. Cependant, nous pensons qu'il en est tout autrement avec le véhicule

hybride. Nous avons pu constater une grande différence entre les modes « tout électrique » et « hybride » en matière de signature sonore. Le moteur électrique étant peu bruyant, le mode « tout électrique » est relativement agréable lors de la conduite. Les principaux sons entendus sont le vent et éventuellement les roues sur l'asphalte. A l'inverse, le MCI est plus bruyant et le couple qui lui est imposé en mode « hybride » ne correspond pas toujours au couple demandé à la roue, provoquant ainsi un excès de bruit non naturel pour un conducteur expérimenté. De plus, la multiplication des transitions de mode implique de nombreux arrêts et démarrages du MCI qui sont gênants pour le conducteur qui passe subitement d'un environnement calme et silencieux à un environnement bruyant. Ainsi nous pensons qu'il pourrait être bénéfique de mener une étude acoustique visant à réduire le bruit provenant du MCI. Il s'agirait d'étudier la possibilité de réduire la source du bruit en modifiant le dimensionnement du MCI afin d'allier haut rendement et faible bruit. Cette étude pourrait aussi porter sur l'amélioration acoustique des composantes qui rayonnent le bruit comme par exemple l'échappement. Une autre possibilité serait de modifier les lois de contrôle développées afin de trouver un compromis entre le bruit entendu par l'utilisateur et les performances en consommation.

Pour finir, nous rappelons l'objectif principal de cette thèse qui est de développer un système de gestion d'énergie pour VEHR dont les performances en consommation se rapprochent de l'optimalité pour une grande variété de types de trajet. La principale difficulté dans la réalisation de cet objectif vient du fait qu'il existe énormément de types de trajet et donc de cycles de vitesse. Or, le partage de puissance optimal entre les deux moteurs dépend du cycle de vitesse. Dans cette thèse, nous soutenons dans un premier temps que si le cycle de vitesse correspondant à un trajet particulier est connu à l'avance, alors il est possible d'établir des lois de contrôle du partage de puissance menant à des performances en consommation très proches de l'optimalité. Néanmoins lors d'une utilisation en temps réel, le cycle de vitesse constitue une information soumise à beaucoup d'incertitudes. Aussi, nous soutenons qu'il est possible de développer un système de gestion d'énergie pour VEHR dont les performances en consommation se rapprochent de l'optimalité pour n'importe quel trajet, sans prédiction préalable du cycle de vitesse, moyennant le fait que le trajet en question soit fait au moins une fois au préalable. Ainsi, nous considérons comme atteint l'objectif proposé dans cette thèse.

ANNEXE A CARACTÉRISTIQUES TECHNIQUES DU VEHR À TROIS ROUES

Tableau A.1 Éléments de la transmission

	Rapport	Rendement
Engrenage primaire	75/52	0,990
Engrenage secondaire	1	0,965
Engrenage moteur	50/28	0,980
Engrenage final	79/28	0,960
Boîte de vitesse	1 ^{ère} : 32/13	0,980
	2 ^{ème} : 28/16	
	3 ^{ème} : 29/21	
	4 ^{ème} : 27/22	
	5 ^{ème} : 26/23	
	6 ^{ème} : 25/24	

Tableau A.2 Coefficients de résistance au roulement et comparaison avec la littérature.

Source : Ehsani *et al.* [40]

Conditions	Coefficients
VEHR à trois roues	$f_{r0} = 0,0274$
	$f_{r1} = 7,93 \cdot 10^{-4}$
	$f_{r2} = 3,17 \cdot 10^{-6}$
Pneu d'automobile sur route d'asphalte ou de béton	$f_r = 0,013$
Pneu d'automobile sur route de graviers	$f_r = 0,02$
Tarmacadam	$f_r = 0,025$
Route non pavée	$f_r = 0,05$
Pneu de poids lourd sur route d'asphalte ou de béton	$f_r = 0,006 - 0,01$
Roue sur rail de fer	$f_r = 0,001 - 0,002$

Note : Les valeurs typiques de la littérature ne prennent pas en compte la variation de la résistance au roulement avec la vitesse. De plus les valeurs expérimentales prennent en compte la résistance de la transmission alors que les valeurs de comparaison ne considèrent que la résistance due au pneu sur la route.

Tableau A.3 Coefficient de traînée aérodynamique et comparaison avec la littérature. Source : Ehsani *et al.* [40]

Type de véhicule	C_d
VEHR à trois roues	0,537
Décapotable et Van	0,5 – 0,7
Carrosserie Ponton	0,4 – 0,55
Train et poids lourd	0,8 – 1,5
Bus	0,6 – 0,7
Deux roues	0,6 – 0,7
Carrosserie optimisée	0,15 – 0,2

Note : l'aire frontale A_f du VEHR à trois roues est égale à 1,19 m².

Tableau A.4 Caractéristiques inertielles

Caractéristique	Symbole	Valeur
Masse du véhicule hors passager	M_v	565 kg
Masse équivalente du moment d'inertie totale des pièces tournantes	M_{eq}	23 kg
Rayon de la roue arrière	R_{roue}	0,2939 m

Tableau A.5 Caractéristiques du MCI

Caractéristique	Valeur
4 temps – 2 cylindres en ligne	
Cylindrée	600 cm ³
Puissance nominale	35 kW
Vitesse au « point mort »	1600 rpm
Vitesse maximale	7500 rpm

Tableau A.6 Caractéristiques du moteur électrique

Caractéristique	Symbole	Valeur
Puissance pic		35 kW
Puissance maximale en fonctionnement continu		20 kW
Couple pic		195 Nm
Couple maximal en fonctionnement continu		85 Nm
Vitesse maximale		8000 rpm
Nombre de paires de pôles	p	5
Inductance d'axe d	L_d	90 μ H
Inductance d'axe q	L_q	90 μ H
Résistance statorique	R	15 m Ω
Amplitude du flux de circulation à vide	ψ_{fm}	0,0543 Wb

Tableau A.7 Caractéristiques des interrupteurs de l'onduleur

	Symbole	Valeur
IGBT		
Courant nominal	I_{CN}	550 A
Tension nominale	V_{CEN}	1,35 V
Tension de seuil	V_{CE0}	0,8 V
Diode		
Courant nominal	I_{FN}	550 A
Tension nominale	V_{FN}	1,35 V
Tension de seuil	V_{F0}	0,9 V
Fréquence de découpage	F_d	10 kHz

Tableau A.8 Caractéristiques de la batterie

Caractéristique	Symbole	Valeur
Énergie totale de la batterie		2,5 kWh
Capacité d'une cellule	Q	2,3 Ah
Tension nominale de la batterie		360 V
Tension nominale d'une cellule		3,3 V
	A	0,284 V
Constantes de calcul de la tension à vide d'une cellule de batterie	B	14,52 A ⁻¹ h ⁻¹
	K	0,0224 V.A ⁻¹ .h ⁻¹
	E_0	3,346 V
Nombre total de cellules	N_c	330
Nombre de cellules en série	N_{cs}	110

ANNEXE B VALEURS DES PARAMÈTRES DE CONTRÔLE OPTIMISÉS

Artère Nv. A-B (8,24 km)

EDC initial [%]	1ère loi de contrôle : Approche par maximisation du rendement du MCI			2ème loi de contrôle : Approche par apprentissage supervisé		
	a	b	c	a	b	c
30	-7,64E-07	-8,01E-03	57,74	4,95E-06	-4,29E-02	100,95
31	-8,23E-08	-1,03E-02	59,47	6,54E-06	-5,19E-02	113,76
32	-3,72E-06	8,91E-03	35,20	5,37E-06	-4,36E-02	100,76
33	-3,08E-06	6,76E-03	36,30	8,01E-06	-5,78E-02	119,47
34	-2,65E-07	-1,20E-02	65,99	7,59E-06	-5,44E-02	114,86
35	-8,94E-07	-3,03E-03	47,48	6,59E-06	-4,57E-02	100,39
36	5,72E-07	-1,65E-02	74,20	7,92E-07	-1,18E-02	56,13
37	7,61E-07	-1,39E-02	64,82	6,94E-07	-1,48E-02	65,17
38	-2,61E-06	-3,68E-03	65,88	-1,54E-06	-4,54E-03	54,77
39	-5,26E-07	-1,74E-02	88,54	-4,95E-06	1,78E-02	21,47
40	4,73E-06	-4,27E-02	116,38	-3,82E-07	-1,33E-02	71,01
41	4,85E-07	-2,28E-02	96,23	-1,71E-06	3,55E-03	37,51
42	2,14E-06	-2,88E-02	100,18	1,32E-06	-1,72E-02	69,83
43	3,11E-06	-3,28E-02	104,43	-6,23E-07	-5,44E-03	55,43
44	3,14E-06	-3,64E-02	115,07	4,07E-07	-9,79E-03	58,92
45	-3,47E-07	-9,67E-03	69,46	2,89E-06	-2,64E-02	86,90
46	-1,10E-06	-8,83E-03	74,44	3,13E-06	-2,98E-02	95,53
47	2,76E-06	-3,27E-02	109,66	5,99E-06	-4,73E-02	121,03
48	6,25E-06	-5,35E-02	139,53	-3,77E-07	-1,01E-02	71,44
49	1,24E-06	-2,12E-02	90,72	2,99E-06	-3,38E-02	110,95
50	-7,36E-06	2,65E-02	30,94	-7,38E-06	2,44E-02	33,75
51	-4,74E-06	1,12E-02	52,09	-1,89E-06	-2,21E-03	62,98
52	-7,24E-07	-9,67E-03	75,18	-1,98E-06	-3,77E-03	69,63
53	4,59E-07	-2,16E-02	102,03	-3,29E-06	6,57E-03	50,07
54	-3,51E-06	6,92E-03	55,95	-2,38E-06	-4,61E-04	63,41
55	-1,14E-05	4,48E-02	25,54	-5,89E-06	2,05E-02	38,17
56	-7,19E-06	1,86E-02	61,62	-2,46E-06	-2,15E-03	73,25
57	-6,81E-06	1,77E-02	63,81	-4,32E-06	8,26E-03	62,59
58	-3,32E-06	-2,00E-03	86,10	-4,92E-06	1,19E-02	59,55
59	-2,72E-06	-7,59E-03	100,26	7,34E-07	-2,67E-02	119,60
60	-6,54E-06	1,56E-02	72,04	-1,07E-05	3,94E-02	41,42
61	3,46E-07	-2,22E-02	115,17	-1,06E-05	4,60E-02	18,99
62	-8,82E-07	-1,95E-02	119,59	5,37E-06	-4,09E-02	116,10
63	-4,57E-06	7,17E-03	78,53	-7,99E-06	3,33E-02	33,15
64	-2,29E-06	1,06E-03	69,67	-3,60E-06	6,10E-03	72,07
65	-1,36E-06	-1,91E-03	71,73	-3,99E-06	6,25E-03	77,99
66	-3,98E-06	7,25E-03	77,41	-1,27E-06	-8,12E-03	90,47
67	6,41E-06	-5,16E-02	144,49	4,57E-07	-1,58E-02	98,30
68	1,67E-06	-2,75E-02	123,69	-4,69E-07	-1,43E-02	106,65
69	6,26E-06	-5,27E-02	151,71	4,63E-06	-4,05E-02	132,02
70	7,39E-07	-1,53E-02	104,38	-4,20E-06	6,53E-03	85,05
71	-9,31E-06	3,58E-02	53,20	-3,92E-06	1,44E-02	68,18

72	-3,29E-06	-5,74E-03	117,70	7,58E-06	-5,21E-02	147,91
73	2,84E-06	-3,54E-02	140,43	4,51E-07	-2,10E-02	122,56
74	-2,18E-06	-2,56E-03	97,34	-2,01E-06	-3,74E-03	98,18
75	7,76E-07	-1,46E-02	110,22	6,76E-08	-1,50E-02	111,48
76	Tout électrique			Tout électrique		

Artère Nv. C-D (5,51 km)

EDC initial [%]	1ère loi de contrôle : Approche par maximisation du rendement du MCI			2ème loi de contrôle : Approche par apprentissage supervisé		
	a	b	c	a	b	c
30	9,42E-06	-6,29E-02	123,91	1,52E-05	-8,80E-02	139,70
30,5	6,95E-06	-4,61E-02	99,53	4,83E-06	-3,26E-02	73,57
31	1,32E-05	-7,86E-02	139,15	6,11E-06	-4,02E-02	84,79
31,5	1,41E-05	-8,39E-02	147,48	1,25E-05	-7,72E-02	134,18
32	5,45E-06	-4,39E-02	106,34	1,24E-06	-1,78E-02	61,85
32,5	-1,36E-06	-1,44E-02	79,60	1,75E-06	-1,92E-02	62,33
33	9,03E-06	-6,06E-02	125,81	9,81E-06	-5,83E-02	107,18
33,5	-2,66E-07	-1,83E-02	82,88	6,78E-06	-4,14E-02	86,06
34	-1,53E-06	-1,30E-02	78,52	1,31E-05	-7,58E-02	129,18
34,5	-4,94E-07	-1,70E-02	81,42	1,05E-05	-6,34E-02	116,29
35	-1,09E-06	-1,47E-02	79,95	5,87E-06	-4,50E-02	101,32
35,5	8,68E-07	-2,14E-02	84,12	6,86E-06	-4,86E-02	103,62
36	-5,80E-07	-1,52E-02	79,41	9,18E-06	-5,67E-02	109,98
36,5	-4,91E-06	-7,73E-04	72,48	7,45E-06	-4,86E-02	102,71
37	-5,51E-06	1,07E-02	46,61	9,16E-06	-5,49E-02	107,47
37,5	1,88E-07	-1,74E-02	80,54	1,28E-05	-7,23E-02	128,50
38	4,44E-06	-3,89E-02	106,29	1,66E-05	-9,78E-02	168,80
38,5	-5,08E-07	-1,79E-02	87,44	1,73E-05	-9,96E-02	169,08
39	2,04E-06	-2,44E-02	86,44	1,02E-05	-5,72E-02	109,08
39,5	2,79E-06	-2,73E-02	89,19	1,24E-06	-2,47E-02	89,72
40	4,65E-06	-3,21E-02	91,23	7,86E-06	-4,71E-02	100,43
40,5	-4,34E-06	-2,53E-03	76,30	5,70E-06	-3,82E-02	95,51
41	7,94E-07	-2,35E-02	94,69	1,06E-05	-6,27E-02	124,76
41,5	6,16E-06	-6,11E-02	154,11	1,88E-06	-2,35E-02	84,24
42	-2,56E-06	-1,20E-02	89,44	4,53E-06	-3,50E-02	95,43
42,5	-4,57E-06	2,02E-03	67,28	1,19E-06	-2,19E-02	85,67
43	-6,26E-06	8,58E-03	63,34	3,10E-06	-2,63E-02	87,16
43,5	-6,10E-07	-2,40E-02	108,74	1,31E-05	-7,97E-02	153,08
44	-2,68E-06	-2,42E-03	70,20	9,73E-06	-5,41E-02	111,76
44,5	-9,80E-06	2,53E-02	48,67	4,35E-06	-3,80E-02	108,95
45	2,45E-06	-2,94E-02	104,57	3,72E-06	-3,82E-02	113,42
45,5	-2,87E-06	-1,23E-02	98,39	9,25E-06	-6,25E-02	137,78
46	3,73E-06	-3,82E-02	119,34	4,83E-07	-2,55E-02	105,12
46,5	-1,69E-07	-2,04E-02	102,04	3,15E-06	-3,18E-02	104,30
47	2,02E-06	-2,26E-02	90,00	4,66E-06	-4,12E-02	119,77
47,5	-2,97E-06	-5,52E-03	83,53	8,38E-06	-5,30E-02	123,74
48	7,17E-06	-4,43E-02	113,20	3,13E-06	-2,91E-02	97,91
48,5	-1,98E-06	-4,63E-03	74,43	3,49E-06	-3,45E-02	111,32
49	-6,01E-07	-1,04E-02	79,58	-1,49E-06	-1,39E-02	95,40
49,5	3,09E-06	-3,16E-02	110,81	-3,71E-07	-1,93E-02	102,35
50	-2,41E-07	-7,96E-03	76,19	-6,21E-07	-1,80E-02	102,01
50,5	6,92E-06	-4,84E-02	130,64	3,46E-06	-3,66E-02	121,43

51	2,87E-06	-2,32E-02	94,12	6,20E-06	-4,79E-02	131,65
51,5	-8,59E-06	1,67E-02	73,21	-1,16E-06	-2,10E-02	116,45
52	2,69E-06	-4,42E-02	151,56	1,54E-05	-9,56E-02	192,39
52,5	-6,62E-07	-2,39E-02	123,08	-1,33E-05	4,24E-02	45,78
53	-4,11E-06	-1,90E-03	91,83	-1,84E-06	-1,64E-02	111,98
53,5	-1,01E-05	3,01E-02	56,54	-4,57E-06	-1,35E-03	93,38
54	-1,06E-05	2,23E-02	78,87	-9,42E-06	3,07E-02	47,18
54,5	-2,14E-05	8,23E-02	10,94	-2,54E-05	9,40E-02	6,93
55	-1,49E-05	5,55E-02	35,79	1,41E-06	-3,86E-02	148,96
55,5	1,61E-07	-1,49E-02	107,10	-3,02E-07	-2,46E-02	130,67
56	-3,32E-06	-1,73E-02	131,93	-1,82E-05	7,20E-02	18,74
56,5	-4,60E-06	8,18E-03	92,72	-5,20E-06	4,18E-03	96,23
57	-9,91E-06	3,46E-02	64,76	-5,15E-06	7,73E-03	90,23
57,5	-7,42E-06	3,78E-03	124,05	-1,01E-05	9,54E-03	125,39
58	-7,97E-07	-1,48E-02	123,81	-9,93E-06	3,01E-02	82,30
58,5	Tout électrique			Tout électrique		

Artère Nv. E-F (2,64 km)

EDC initial [%]	1ère loi de contrôle : Approche par maximisation du rendement du MCI			2ème loi de contrôle : Approche par apprentissage supervisé		
	a	b	c	a	b	c
30	2,08E-05	-9,87E-02	142,59	1,66E-07	-2,21E-02	70,76
30,3	3,33E-05	-1,43E-01	175,02	2,12E-05	-1,13E-01	157,87
30,6	3,31E-05	-1,41E-01	171,75	1,43E-05	-8,68E-02	137,94
30,9	3,53E-05	-1,46E-01	174,15	1,59E-05	-8,36E-02	127,88
31,2	1,82E-05	-8,86E-02	135,85	3,46E-05	-1,54E-01	185,73
31,5	4,72E-06	-4,37E-02	104,63	1,56E-05	-8,49E-02	133,45
31,8	4,35E-06	-4,77E-02	116,25	2,59E-05	-1,19E-01	156,92
32,1	4,13E-05	-1,72E-01	203,27	2,69E-05	-1,21E-01	157,88
32,4	2,51E-05	-1,10E-01	150,68	2,37E-05	-1,16E-01	162,82
32,7	2,28E-05	-1,04E-01	150,37	3,00E-05	-1,38E-01	178,99
33	2,70E-05	-1,22E-01	167,93	1,70E-05	-9,33E-02	147,96
33,3	2,99E-05	-1,21E-01	155,28	3,15E-05	-1,35E-01	167,59
33,6	1,99E-05	-9,34E-02	144,95	1,78E-05	-8,95E-02	138,61
33,9	1,74E-05	-1,05E-01	179,52	5,08E-06	-4,49E-02	105,46
34,2	9,34E-06	-5,76E-02	119,81	3,47E-05	-1,51E-01	187,69
34,5	1,56E-05	-8,50E-02	147,29	2,83E-05	-1,25E-01	165,10
34,8	1,53E-05	-8,49E-02	149,40	3,14E-05	-1,38E-01	177,54
35,1	1,12E-05	-6,76E-02	132,42	1,88E-05	-8,77E-02	134,82
35,4	2,07E-05	-1,06E-01	168,82	1,73E-05	-8,79E-02	141,85
35,7	2,60E-05	-1,29E-01	191,90	3,53E-05	-1,42E-01	174,18
36	1,58E-05	-8,91E-02	157,14	1,74E-05	-9,54E-02	160,66
36,3	2,41E-05	-1,16E-01	176,71	1,82E-05	-9,60E-02	159,03
36,6	8,71E-06	-5,55E-02	119,92	3,29E-05	-1,34E-01	170,00
36,9	2,09E-05	-1,11E-01	180,36	1,57E-05	-7,76E-02	134,26
37,2	2,51E-06	-2,99E-02	97,57	2,30E-05	-1,13E-01	174,09
37,5	4,38E-06	-3,87E-02	106,99	-4,05E-06	-1,27E-02	88,26
37,8	-3,70E-06	-1,59E-02	99,41	3,66E-06	-3,27E-02	95,14
38,1	-1,01E-06	-2,04E-02	96,80	5,25E-06	-3,82E-02	101,80
38,4	2,45E-05	-1,30E-01	205,58	-2,49E-06	-1,08E-02	80,69
38,7	6,39E-06	-5,06E-02	125,26	1,05E-05	-6,15E-02	127,00
39	6,83E-06	-4,96E-02	120,54	1,64E-05	-8,35E-02	145,31

39,3	-1,33E-06	-1,21E-02	82,91	1,42E-05	-7,27E-02	134,32
39,6	5,60E-06	-3,84E-02	105,76	1,02E-05	-5,73E-02	120,88
39,9	4,20E-08	-2,16E-02	100,55	-3,90E-06	-4,23E-03	77,14
40,2	5,76E-06	-5,13E-02	132,83	-6,51E-07	-1,76E-02	90,94
40,5	1,05E-05	-6,63E-02	142,74	1,18E-05	-5,84E-02	120,04
40,8	2,35E-05	-1,15E-01	186,74	2,00E-05	-9,47E-02	158,17
41,1	-1,92E-05	5,01E-02	41,58	7,74E-06	-5,77E-02	136,18
41,4	-6,36E-06	3,24E-03	83,95	1,15E-05	-6,45E-02	140,10
41,7	-1,87E-06	-2,34E-02	118,81	3,83E-07	-1,03E-02	81,15
42	2,84E-06	-3,41E-02	120,92	-1,55E-05	3,60E-02	55,77
42,3	2,61E-05	-1,23E-01	202,13	-1,48E-05	2,44E-02	77,29
42,6	-4,14E-06	-2,27E-02	130,40	2,78E-06	-3,30E-02	120,22
42,9	-2,91E-05	7,81E-02	37,22	1,99E-05	-1,01E-01	183,39
43,2	-1,27E-05	2,57E-02	73,84	-2,28E-06	-2,26E-02	120,22
43,5	-3,07E-05	8,56E-02	31,43	1,49E-05	-7,81E-02	161,57
43,8	-1,17E-05	3,27E-03	112,70	-2,87E-05	7,75E-02	38,92
44,1	4,32E-06	-4,13E-02	134,84	8,58E-06	-7,27E-02	184,90
44,4	1,33E-05	-6,21E-02	139,70	-2,37E-05	5,63E-02	70,72
44,7	-2,78E-05	9,01E-02	27,50	1,31E-05	-6,04E-02	138,39
45	-6,23E-06	-3,43E-03	120,76	-2,17E-05	7,58E-02	33,75
45,3	9,41E-07	-3,70E-02	159,71	-7,19E-06	3,03E-03	118,77
45,6	-4,35E-06	3,61E-03	88,81	-1,27E-05	3,28E-02	75,05
45,9	Tout électrique			Tout électrique		

Voie rapide Nv. A-C (13,87 km)

EDC initial [%]	1ère loi de contrôle : Approche par maximisation du rendement du MCI			2ème loi de contrôle : Approche par apprentissage supervisé		
	a	b	c	a	b	c
30	1,39E-05	-1,33E-01	330,20	2,04E-05	-1,87E-01	439,28
31,3	6,36E-06	-6,19E-02	165,50	1,08E-05	-1,00E-01	246,72
32,6	1,91E-05	-1,73E-01	403,55	1,89E-05	-1,69E-01	393,06
33,9	1,90E-06	-2,67E-02	98,53	4,07E-06	-3,82E-02	108,10
35,2	1,23E-05	-1,18E-01	298,72	1,58E-05	-1,59E-01	408,44
36,5	1,28E-05	-1,19E-01	293,32	1,10E-05	-1,05E-01	268,90
37,8	1,02E-05	-1,08E-01	293,15	2,88E-06	-4,04E-02	141,00
39,1	2,94E-06	-4,28E-02	149,65	6,44E-06	-7,27E-02	213,98
40,4	1,92E-05	-1,89E-01	477,47	5,70E-06	-4,96E-02	129,41
41,7	6,91E-06	-7,51E-02	217,38	8,98E-06	-1,00E-01	288,19
43	1,66E-05	-1,55E-01	382,49	-4,21E-07	-9,10E-03	70,29
44,3	1,78E-05	-1,63E-01	395,32	1,04E-05	-1,02E-01	268,00
45,6	1,14E-05	-1,08E-01	276,38	1,26E-05	-1,19E-01	302,42
46,9	1,22E-06	-2,80E-02	123,72	-5,40E-06	3,68E-02	-32,52
48,2	1,15E-05	-1,11E-01	288,29	6,19E-06	-7,14E-02	218,43
49,5	1,37E-05	-1,28E-01	323,18	1,16E-05	-1,12E-01	293,75
50,8	8,58E-06	-8,65E-02	240,16	1,36E-05	-1,28E-01	324,48
52,1	1,01E-06	-2,30E-02	107,79	1,37E-05	-1,30E-01	333,45
53,4	5,75E-06	-5,74E-02	168,62	1,62E-05	-1,54E-01	390,24
54,7	2,36E-06	-4,12E-02	161,82	2,08E-05	-1,87E-01	446,25
56	-8,92E-07	-2,22E-03	55,99	-5,10E-06	3,60E-02	-29,21
57,3	3,64E-06	-4,52E-02	157,08	7,75E-06	-7,98E-02	229,54
58,6	1,49E-06	-2,89E-02	127,17	-8,11E-06	5,75E-02	-65,56
59,9	4,97E-06	-5,26E-02	164,88	1,44E-06	-2,08E-02	93,49
61,2	-6,95E-07	-6,92E-03	74,50	9,56E-06	-9,86E-02	278,27

62,5	1,97E-05	-1,89E-01	479,56	-3,07E-06	1,36E-02	31,82
63,8	1,94E-07	-1,69E-02	103,13	3,31E-06	-4,22E-02	153,00
65,1	2,33E-06	-3,41E-02	137,11	-8,73E-06	5,82E-02	-53,37
66,4	5,23E-06	-5,37E-02	167,23	1,71E-05	-1,67E-01	433,02
67,7	-8,38E-07	-1,19E-02	102,44	-1,07E-05	8,35E-02	-125,55
69	2,54E-06	-4,31E-02	174,71	-4,82E-06	3,15E-02	-10,44
70,3	-1,16E-05	8,19E-02	-100,07	-1,80E-07	-3,69E-03	54,38
71,6	6,49E-06	-6,70E-02	203,68	5,32E-06	-5,30E-02	164,32
72,9	-7,35E-06	4,63E-02	-25,39	-2,64E-07	-5,67E-03	65,58
74,2	4,29E-06	-4,52E-02	151,31	1,01E-06	-1,38E-02	76,43
75,5	-3,21E-06	1,99E-02	11,49	-1,29E-05	1,00E-01	-151,69
76,8	4,93E-06	-4,64E-02	144,58	-6,42E-06	4,06E-02	-17,05
78,1	-1,67E-06	2,84E-03	57,13	-3,78E-06	2,42E-02	4,98
79,4	-3,97E-06	2,51E-02	5,48	-1,46E-05	1,13E-01	-173,53
80,7	5,47E-07	-1,64E-02	100,15	-7,34E-06	5,70E-02	-69,49
82	-1,69E-06	5,13E-03	49,26	1,30E-05	-1,28E-01	348,37
83,3	1,40E-06	-2,04E-02	101,46	-9,58E-06	7,27E-02	-93,20
84,6	-4,29E-06	3,38E-02	-26,75	9,82E-09	-3,00E-03	52,28
85,9	2,30E-06	-2,82E-02	118,48	5,39E-06	-5,21E-02	164,11
87,2	8,38E-06	-8,31E-02	242,48	8,93E-06	-8,60E-02	245,00
88,5	1,03E-05	-1,08E-01	316,65	-5,48E-06	4,51E-02	-51,07
89,8	1,92E-06	-1,96E-02	89,73	-6,02E-06	4,47E-02	-36,74
91,1	-7,83E-06	6,15E-02	-76,84	5,80E-07	-8,78E-03	69,47
92,4	-1,46E-06	1,06E-02	23,89	-6,80E-06	5,18E-02	-52,21
93,7	-1,41E-06	8,40E-03	33,70	-6,53E-07	4,14E-03	36,93
95	1,21E-05	-1,17E-01	323,96	-1,76E-05	1,37E-01	-216,37
96,3	-9,49E-06	5,41E-02	-7,65	-1,47E-07	-2,86E-02	175,54
97,6	8,42E-06	-9,38E-02	294,67	-3,54E-06	1,48E-02	49,44
98,9	-4,00E-06	2,27E-02	24,77	5,16E-06	-4,45E-02	138,31

Voie rapide Nv. D (9,72 km)

EDC initial [%]	1ère loi de contrôle : Approche par maximisation du rendement du MCI			2ème loi de contrôle : Approche par apprentissage supervisé		
	a	b	c	a	b	c
30	3,99E-06	-4,40E-02	128,56	-1,11E-06	-3,72E-03	49,95
31	1,45E-06	-2,73E-02	104,16	1,49E-07	-1,02E-02	56,74
32	1,25E-05	-1,08E-01	246,37	8,57E-06	-8,19E-02	206,44
33	1,31E-05	-1,12E-01	256,77	-9,46E-07	-7,10E-03	63,00
34	7,29E-06	-6,41E-02	159,15	6,10E-06	-6,23E-02	170,39
35	6,11E-06	-5,59E-02	147,08	8,80E-06	-7,45E-02	175,08
36	6,41E-06	-5,76E-02	149,17	7,38E-06	-6,68E-02	169,81
37	6,14E-06	-5,48E-02	142,58	1,00E-05	-9,17E-02	228,09
38	7,43E-06	-6,24E-02	153,07	7,27E-06	-6,27E-02	156,17
39	8,43E-06	-8,28E-02	220,26	6,69E-06	-5,51E-02	136,17
40	1,43E-05	-1,22E-01	281,66	1,22E-05	-1,05E-01	247,02
41	-7,30E-07	-1,43E-02	96,76	8,65E-06	-7,18E-02	171,62
42	1,11E-05	-1,02E-01	255,41	8,63E-06	-7,30E-02	178,11
43	3,68E-06	-4,93E-02	165,82	1,23E-05	-1,03E-01	238,00
44	4,25E-06	-5,12E-02	164,89	6,08E-06	-6,49E-02	189,45
45	3,73E-06	-4,76E-02	159,20	4,70E-06	-4,06E-02	115,14
46	-3,11E-06	1,30E-02	28,89	9,29E-06	-7,75E-02	187,69
47	-2,22E-07	-9,86E-03	73,00	-5,04E-07	-1,90E-02	114,23

48	-4,40E-07	-4,19E-03	54,92	-3,24E-06	6,47E-03	56,73
49	7,12E-07	-1,43E-02	77,45	-1,65E-06	-4,64E-03	76,36
50	4,68E-07	-1,63E-02	90,06	1,89E-06	-2,35E-02	95,39
51	7,69E-06	-7,65E-02	212,94	2,60E-06	-2,73E-02	99,35
52	3,03E-06	-3,67E-02	131,14	4,83E-06	-4,49E-02	134,40
53	8,31E-06	-7,75E-02	208,47	5,76E-06	-5,14E-02	145,31
54	8,29E-06	-7,56E-02	202,06	-3,47E-06	1,66E-02	24,45
55	7,37E-06	-6,84E-02	188,47	6,67E-06	-6,21E-02	174,07
56	1,00E-05	-8,76E-02	222,77	2,11E-06	-3,17E-02	128,39
57	-4,52E-06	2,40E-02	13,84	2,75E-06	-3,74E-02	142,45
58	4,96E-06	-5,52E-02	177,98	-8,18E-07	-8,09E-03	83,48
59	-1,02E-06	-7,96E-03	86,94	5,80E-06	-6,13E-02	188,92
60	1,99E-06	-3,03E-02	128,03	3,65E-06	-4,48E-02	159,48
61	3,44E-06	-4,80E-02	176,37	5,00E-06	-5,79E-02	190,94
62	6,47E-06	-5,68E-02	160,61	-1,72E-06	7,26E-03	37,91
63	2,34E-06	-4,12E-02	169,38	1,43E-06	-3,53E-02	161,52
64	-1,24E-06	-8,94E-03	97,79	1,57E-06	-3,21E-02	145,18
65	1,95E-06	-2,66E-02	116,89	6,69E-06	-6,54E-02	194,58
66	-3,29E-07	-9,67E-03	86,30	-1,53E-06	3,29E-03	54,43
67	-4,96E-06	2,81E-02	10,72	-2,43E-06	9,61E-03	44,00
68	5,62E-06	-5,56E-02	174,43	-6,69E-06	4,04E-02	-10,65
69	-3,61E-06	8,82E-03	67,94	6,52E-06	-6,29E-02	189,50
70	-2,20E-06	-4,64E-04	81,88	1,29E-06	-2,13E-02	108,23
71	2,89E-07	-1,29E-02	90,67	-9,74E-06	6,50E-02	-58,53
72	-9,27E-07	-1,25E-02	111,38	-6,98E-06	4,55E-02	-24,48
73	-9,97E-06	6,31E-02	-45,73	-3,59E-06	1,39E-02	47,14
74	-8,26E-06	4,84E-02	-10,99	-3,56E-06	1,85E-02	27,53
75	4,38E-06	-5,01E-02	175,48	-5,91E-06	2,67E-02	39,22
76	-3,00E-06	1,65E-02	28,43	2,68E-06	-3,61E-02	149,32
77	8,33E-08	-1,59E-02	111,64	-1,15E-05	6,80E-02	-33,75
78	-2,74E-06	9,75E-03	54,85	-1,08E-05	7,01E-02	-54,29
79	-6,44E-06	4,56E-02	-28,36	-1,87E-06	-3,38E-03	97,36
80	-1,02E-05	6,61E-02	-45,81	-2,19E-06	1,23E-02	37,15
81	-9,63E-06	5,51E-02	-7,31	-1,78E-05	1,19E-01	-131,47
82	-9,12E-06	6,40E-02	-56,14	-8,46E-06	5,37E-02	-23,88
83	-4,68E-06	2,19E-02	44,43	-8,05E-06	5,32E-02	-26,50
84	-4,51E-06	1,93E-02	52,43	-4,51E-06	1,80E-02	58,46
85	-7,91E-06	3,24E-02	64,50	3,01E-07	-7,11E-03	76,89
86	-1,22E-05	8,75E-02	-91,65	-1,15E-05	8,43E-02	-89,52
87	-1,16E-05	7,10E-02	-29,01	-1,40E-05	9,84E-02	-104,46
88	-1,79E-05	1,24E-01	-140,80	-1,67E-05	1,18E-01	-136,28
89	-1,20E-05	8,17E-02	-67,10	-1,07E-05	7,21E-02	-49,94
90	-1,66E-05	1,16E-01	-129,67	-1,59E-05	1,14E-01	-132,54
91	2,81E-06	-3,36E-02	148,77	-7,35E-06	4,68E-02	-3,10
92	-9,50E-06	7,28E-02	-74,20	-4,85E-06	2,09E-02	62,26
93	-1,41E-05	1,05E-01	-126,22	-1,20E-05	9,14E-02	-105,21
94	-1,97E-05	1,48E-01	-202,05	-1,42E-05	1,06E-01	-127,71
95	-1,19E-05	8,55E-02	-81,99	-5,79E-06	3,08E-02	41,25
96	-1,20E-05	9,18E-02	-105,21	-1,28E-05	9,58E-02	-107,49
97	-1,40E-05	1,07E-01	-130,25	-1,53E-05	1,15E-01	-139,39
98	3,55E-07	-1,06E-02	105,21	-7,53E-06	5,69E-02	-38,06
99	Tout électrique			Tout électrique		

Voie rapide Nv. E (6,32 km)

EDC initial [%]	1ère loi de contrôle : Approche par maximisation du rendement du MCI			2ème loi de contrôle : Approche par apprentissage supervisé		
	a	b	c	a	b	c
30	8,44E-06	-6,44E-02	136,40	5,28E-06	-3,74E-02	84,62
30,6	5,86E-06	-4,62E-02	108,75	-4,05E-07	-1,01E-02	56,82
31,2	4,56E-06	-4,00E-02	102,22	-1,69E-06	2,03E-03	35,66
31,8	6,49E-06	-5,61E-02	129,54	5,10E-07	-1,36E-02	60,50
32,4	5,45E-06	-4,94E-02	121,94	4,54E-06	-3,97E-02	100,38
33	1,91E-06	-2,70E-02	91,16	-1,59E-06	-2,96E-03	52,42
33,6	9,46E-06	-7,15E-02	148,81	-2,80E-07	-7,84E-03	55,15
34,2	8,09E-06	-6,76E-02	152,88	4,20E-06	-3,84E-02	100,36
34,8	1,02E-05	-8,08E-02	172,59	7,14E-06	-5,86E-02	131,32
35,4	5,72E-06	-4,88E-02	122,41	6,91E-06	-5,59E-02	127,03
36	7,02E-06	-5,54E-02	128,80	6,01E-06	-5,12E-02	122,49
36,6	7,26E-06	-6,37E-02	152,96	5,06E-06	-4,60E-02	117,90
37,2	8,92E-06	-7,45E-02	170,22	7,82E-06	-6,03E-02	133,20
37,8	5,02E-06	-5,84E-02	163,50	6,13E-06	-5,39E-02	132,65
38,4	5,65E-06	-5,63E-02	152,11	7,65E-06	-6,23E-02	145,79
39	6,46E-07	-2,65E-02	109,67	4,94E-06	-4,92E-02	132,10
39,6	-2,10E-06	-6,52E-03	76,42	1,46E-06	-2,53E-02	97,33
40,2	9,34E-08	-2,22E-02	102,71	6,19E-06	-4,93E-02	121,27
40,8	-1,17E-06	-1,24E-02	86,73	4,23E-06	-4,25E-02	124,03
41,4	-1,11E-06	-1,34E-02	88,86	3,91E-06	-4,07E-02	122,11
42	7,98E-07	-2,34E-02	101,56	3,44E-06	-3,52E-02	108,65
42,6	-1,35E-06	-9,74E-03	82,66	1,76E-06	-2,77E-02	104,52
43,2	2,21E-07	-1,68E-02	89,10	5,60E-06	-4,87E-02	130,97
43,8	1,17E-07	-1,61E-02	88,87	4,78E-06	-5,21E-02	152,91
44,4	-1,05E-06	-1,76E-02	105,47	-4,20E-07	-1,18E-02	81,24
45	-2,52E-06	-6,09E-03	83,87	5,58E-06	-5,37E-02	148,57
45,6	4,64E-07	-2,42E-02	111,33	1,16E-06	-3,48E-02	138,41
46,2	-2,50E-06	-9,95E-03	101,01	4,81E-06	-4,54E-02	132,76
46,8	3,29E-07	-2,14E-02	103,98	5,54E-07	-2,35E-02	108,40
47,4	2,09E-06	-3,03E-02	116,99	4,46E-06	-5,08E-02	154,29
48	1,31E-06	-2,76E-02	117,68	4,69E-06	-4,68E-02	140,37
48,6	-3,95E-07	-2,10E-02	116,44	2,07E-06	-3,04E-02	118,07
49,2	-6,14E-06	1,69E-02	57,37	-5,13E-06	6,37E-03	81,62
49,8	-1,62E-06	-1,84E-02	125,06	-4,01E-06	7,88E-03	64,48
50,4	-2,08E-06	-8,21E-03	98,65	-2,67E-06	-1,86E-03	81,92
51	-2,44E-07	-2,14E-02	121,26	3,36E-08	-2,10E-02	116,25
51,6	-7,55E-06	2,66E-02	50,98	-1,13E-06	-1,43E-02	109,13
52,2	-4,97E-06	1,23E-02	67,08	9,53E-07	-2,54E-02	120,14
52,8	1,53E-06	-2,99E-02	130,07	-4,21E-06	-1,79E-03	111,25
53,4	-7,86E-06	2,06E-02	84,10	-1,17E-05	4,70E-02	40,36
54	-2,60E-07	-2,08E-02	124,66	-6,16E-07	-1,78E-02	118,47
54,6	-8,66E-06	2,85E-02	72,36	-8,46E-06	3,15E-02	53,81
55,2	-1,14E-05	5,10E-02	26,42	-9,44E-06	2,95E-02	82,22
55,8	-3,98E-06	1,15E-02	59,87	-8,32E-06	2,72E-02	73,07
56,4	-1,03E-05	4,33E-02	43,15	-7,60E-06	1,73E-02	102,18
57	-8,42E-06	2,23E-02	98,06	-3,48E-06	1,30E-03	95,90
57,6	-6,66E-06	2,26E-02	66,38	2,71E-06	-3,09E-02	122,02
58,2	-4,18E-06	4,82E-04	116,07	-1,42E-05	6,85E-02	8,06
58,8	1,21E-06	-2,15E-02	112,81	-1,32E-05	5,90E-02	31,59

59,4	3,61E-06	-3,12E-02	114,00	-5,56E-06	1,14E-02	95,74
60	-9,67E-06	3,49E-02	74,90	-6,56E-07	-1,04E-02	107,37
60,6	-1,06E-05	3,87E-02	72,98	-8,94E-06	2,88E-02	86,01
61,2	-7,38E-06	2,23E-02	85,56	4,72E-06	-3,70E-02	121,84
61,8	2,76E-07	-1,31E-02	112,33	-5,72E-06	2,85E-02	47,11
62,4	-3,59E-06	1,46E-02	71,11	-3,39E-06	1,56E-02	64,07
63	-1,29E-06	-4,82E-03	104,14	-1,48E-06	-1,03E-02	128,11
63,6	-6,18E-06	3,08E-02	57,10	-4,49E-06	1,93E-02	69,13
64,2	Tout électrique			Tout électrique		

Voie rapide Nv. F (3,80 km)

EDC initial [%]	1ère loi de contrôle : Approche par maximisation du rendement du MCI			2ème loi de contrôle : Approche par apprentissage supervisé		
	a	b	c	a	b	c
30	1,92E-05	-1,16E-01	183,88	5,70E-06	-4,46E-02	89,09
30,4	-1,00E-07	-1,27E-02	59,24	6,72E-06	-4,62E-02	88,51
30,8	1,74E-05	-1,07E-01	172,36	4,98E-06	-4,20E-02	89,95
31,2	1,77E-05	-1,10E-01	177,81	5,61E-06	-4,18E-02	88,65
31,6	4,50E-06	-3,82E-02	92,64	1,44E-05	-7,62E-02	117,13
32	1,04E-05	-6,78E-02	124,95	1,66E-05	-1,01E-01	161,66
32,4	5,05E-06	-3,93E-02	93,56	8,70E-06	-5,65E-02	107,36
32,8	1,60E-05	-1,16E-01	209,13	9,93E-06	-6,29E-02	114,63
33,2	6,86E-06	-4,68E-02	101,37	-6,63E-07	-1,26E-02	61,74
33,6	-4,36E-06	1,17E-02	35,45	3,83E-06	-3,32E-02	84,76
34	4,04E-06	-3,69E-02	94,43	6,83E-06	-4,74E-02	99,23
34,4	4,18E-06	-4,00E-02	101,05	1,56E-05	-1,01E-01	168,66
34,8	3,57E-06	-2,66E-02	76,54	4,15E-06	-3,54E-02	88,69
35,2	5,66E-06	-3,72E-02	91,37	1,46E-05	-9,07E-02	153,03
35,6	4,17E-06	-3,35E-02	91,81	2,47E-05	-1,51E-01	239,60
36	9,75E-07	-1,76E-02	76,66	6,65E-06	-4,50E-02	97,42
36,4	1,34E-05	-8,90E-02	169,55	1,62E-05	-9,34E-02	157,66
36,8	3,17E-06	-1,93E-02	67,22	3,95E-06	-3,22E-02	90,02
37,2	9,09E-07	-1,70E-02	76,43	1,68E-05	-1,15E-01	208,17
37,6	-9,99E-06	3,26E-02	25,28	7,26E-06	-6,42E-02	147,79
38	1,20E-05	-9,15E-02	185,42	6,51E-06	-4,07E-02	97,49
38,4	-4,28E-06	3,76E-03	57,34	1,16E-05	-7,60E-02	152,73
38,8	7,53E-06	-5,84E-02	135,43	-9,18E-06	3,00E-02	25,03
39,2	-4,85E-06	6,73E-03	57,67	-2,02E-06	-2,30E-03	60,49
39,6	7,92E-06	-6,12E-02	142,64	1,34E-05	-9,99E-02	200,29
40	-7,59E-06	1,41E-02	63,48	1,67E-05	-1,06E-01	195,01
40,4	6,85E-06	-6,05E-02	147,92	7,91E-06	-6,79E-02	159,06
40,8	1,54E-05	-1,03E-01	201,22	-5,79E-06	5,83E-03	67,66
41,2	-7,53E-06	1,19E-02	70,35	1,68E-05	-1,15E-01	219,19
41,6	-1,67E-05	5,83E-02	21,51	1,41E-05	-9,85E-02	199,91
42	1,14E-05	-8,77E-02	192,23	2,01E-05	-1,30E-01	240,37
42,4	9,90E-06	-8,74E-02	198,88	2,32E-06	-3,78E-02	129,03
42,8	1,04E-05	-7,85E-02	177,19	-1,21E-05	3,48E-02	48,72
43,2	1,07E-05	-9,83E-02	220,83	1,52E-05	-1,03E-01	207,23
43,6	7,19E-06	-7,24E-02	186,86	-8,58E-06	3,33E-02	29,53
44	1,12E-05	-7,24E-02	162,89	-5,88E-08	-2,46E-02	118,78
44,4	1,14E-05	-6,75E-02	150,81	-5,20E-06	1,23E-02	60,47
44,8	-1,49E-05	4,89E-02	38,37	8,94E-06	-8,04E-02	198,29

45,2	1,86E-05	-1,21E-01	234,06	-1,38E-05	4,29E-02	47,28
45,6	-2,64E-05	1,10E-01	-25,86	-1,30E-05	5,36E-02	14,50
46	-1,53E-05	4,89E-02	44,25	-2,82E-05	1,19E-01	-33,51
46,4	-2,41E-05	1,01E-01	-10,99	-1,40E-05	4,00E-02	59,33
46,8	-2,03E-06	-1,17E-02	107,85	-6,51E-06	1,71E-02	62,90
47,2	-4,40E-06	1,36E-03	93,67	-2,23E-05	9,79E-02	-18,98
47,6	3,56E-06	-3,17E-02	125,55	5,05E-06	-5,12E-02	159,06
48	-1,47E-05	4,99E-02	50,94	-2,33E-06	-7,76E-04	87,81
48,4	1,95E-05	-1,19E-01	232,84	8,81E-06	-7,76E-02	205,69
48,8	-1,06E-05	1,84E-02	112,22	-1,09E-05	3,19E-02	71,72
49,2	2,75E-06	-4,37E-02	164,36	-9,00E-06	1,29E-02	113,32
49,6	5,33E-06	-5,00E-02	167,03	9,91E-06	-7,84E-02	205,71
50	1,71E-06	-1,83E-02	112,15	-4,49E-06	1,04E-03	113,99
50,4	Tout électrique			Tout électrique		

Voie rapide Nv. G (2,37 km)

EDC initial [%]	1ère loi de contrôle : Approche par maximisation du rendement du MCI			2ème loi de contrôle : Approche par apprentissage supervisé		
	a	b	c	a	b	c
30	3,67E-05	-1,57E-01	175,01	2,06E-05	-9,22E-02	105,47
30,25	3,65E-05	-1,52E-01	168,05	3,25E-05	-1,28E-01	130,66
30,5	2,61E-05	-1,13E-01	137,61	2,30E-05	-1,00E-01	113,10
30,75	1,81E-05	-9,54E-02	133,43	4,75E-05	-1,89E-01	187,79
31	2,03E-05	-9,73E-02	130,05	2,40E-05	-1,02E-01	114,38
31,25	3,32E-05	-1,47E-01	176,66	1,83E-05	-8,23E-02	100,14
31,5	1,03E-05	-6,86E-02	114,91	3,53E-05	-1,56E-01	169,42
31,75	1,38E-05	-8,04E-02	124,38	4,33E-05	-1,75E-01	180,42
32	1,49E-05	-8,71E-02	133,82	3,49E-05	-1,50E-01	162,55
32,25	1,55E-05	-7,57E-02	113,05	3,08E-05	-1,33E-01	150,87
32,5	1,52E-05	-8,05E-02	122,73	5,56E-05	-2,32E-01	236,77
32,75	1,25E-05	-6,71E-02	109,16	2,63E-05	-1,18E-01	140,84
33	2,62E-05	-1,22E-01	162,21	3,27E-05	-1,45E-01	164,88
33,25	1,42E-05	-8,11E-02	130,80	3,34E-05	-1,55E-01	185,80
33,5	1,79E-05	-9,44E-02	143,24	3,45E-05	-1,47E-01	171,73
33,75	2,15E-06	-3,43E-02	87,69	3,14E-05	-1,43E-01	174,29
34	1,28E-05	-7,00E-02	116,59	3,51E-05	-1,67E-01	204,40
34,25	1,70E-05	-7,71E-02	115,18	1,41E-05	-8,37E-02	128,37
34,5	1,36E-05	-9,52E-02	161,41	3,47E-05	-1,64E-01	202,98
34,75	5,11E-06	-4,26E-02	97,11	2,13E-05	-1,13E-01	158,89
35	9,01E-06	-7,62E-02	143,29	8,75E-06	-6,47E-02	114,58
35,25	3,68E-08	-2,85E-02	88,36	2,37E-05	-1,11E-01	152,10
35,5	-1,98E-06	-1,61E-02	75,77	1,39E-05	-6,92E-02	110,54
35,75	1,37E-06	-2,79E-02	86,83	1,20E-05	-6,24E-02	104,90
36	8,38E-06	-7,03E-02	142,75	1,20E-05	-6,33E-02	107,24
36,25	1,50E-06	-4,74E-02	124,77	1,57E-05	-7,33E-02	112,59
36,5	5,57E-06	-6,06E-02	136,30	8,14E-07	-3,26E-02	92,36
36,75	4,15E-06	-5,51E-02	131,12	3,32E-05	-1,27E-01	153,88
37	4,23E-06	-5,47E-02	131,55	1,22E-05	-8,73E-02	152,58
37,25	1,35E-05	-8,25E-02	149,29	2,94E-06	-3,41E-02	92,85
37,5	-1,15E-05	9,77E-03	77,31	1,64E-05	-7,76E-02	124,05
37,75	-1,91E-05	3,81E-02	52,43	5,62E-06	-6,15E-02	136,61
38	2,15E-06	-2,44E-02	83,36	2,82E-05	-1,16E-01	156,99

38,25	-7,68E-07	-1,09E-02	69,89	4,85E-06	-4,36E-02	109,80
38,5	-1,49E-06	-8,11E-03	67,98	1,25E-05	-6,76E-02	124,44
38,75	1,63E-05	-8,40E-02	143,71	1,70E-05	-6,53E-02	102,98
39	-1,29E-05	4,12E-02	18,57	-2,08E-05	4,16E-02	53,48
39,25	-8,99E-06	2,59E-02	33,84	8,29E-06	-4,09E-02	93,90
39,5	-4,45E-06	4,91E-04	66,42	2,54E-06	-3,28E-02	104,84
39,75	2,21E-06	-3,39E-02	111,93	-1,32E-05	4,24E-02	17,11
40	-4,31E-05	1,40E-01	-34,84	4,00E-06	-4,97E-02	133,65
40,25	-2,68E-05	6,87E-02	34,76	-1,05E-05	1,89E-02	57,04
40,5	-3,28E-05	9,73E-02	5,42	2,86E-06	-2,23E-02	80,75
40,75	-1,84E-05	4,97E-02	34,22	-1,62E-05	3,19E-02	63,16
41	-5,59E-06	3,76E-03	75,79	-2,36E-05	6,54E-02	32,35
41,25	-1,21E-05	8,78E-03	95,72	-6,85E-06	8,64E-03	76,40
41,5	-1,35E-05	1,73E-02	85,45	-1,36E-05	1,79E-02	82,76
41,75	Tout électrique			Tout électrique		

Voie rapide Nv. « Haute vitesse » (9,38 km)

EDC initial [%]	1ère loi de contrôle : Approche par maximisation du rendement du MCI			2ème loi de contrôle : Approche par apprentissage supervisé		
	a	b	c	a	b	c
30	1,47E-05	-1,27E-01	281,64	1,49E-05	-1,37E-01	327,91
30,9	2,88E-05	-2,83E-01	699,39	3,03E-05	-3,00E-01	750,07
31,8	1,79E-05	-1,88E-01	499,97	4,75E-05	-4,71E-01	1174,01
32,7	3,84E-05	-3,73E-01	913,78	3,96E-05	-4,11E-01	1062,12
33,6	2,65E-06	-3,11E-02	100,97	6,13E-05	-5,94E-01	1448,15
34,5	2,48E-05	-2,54E-01	655,36	2,20E-05	-2,09E-01	508,39
35,4	4,51E-05	-4,65E-01	1196,13	-1,21E-05	1,28E-01	-315,21
36,3	3,39E-05	-3,20E-01	772,01	-9,69E-06	1,03E-01	-246,58
37,2	1,01E-05	-1,16E-01	341,02	1,25E-05	-1,21E-01	311,10
38,1	-2,56E-06	2,76E-02	-50,60	1,41E-05	-1,31E-01	324,94
39	7,62E-06	-6,93E-02	179,69	2,00E-05	-1,86E-01	455,15
39,9	1,65E-05	-1,56E-01	389,97	2,82E-05	-2,68E-01	659,97
40,8	8,77E-06	-7,98E-02	205,07	3,95E-06	-1,98E-02	30,40
41,7	7,13E-06	-4,95E-02	99,38	4,51E-05	-4,12E-01	957,12
42,6	7,30E-06	-5,23E-02	109,26	9,36E-05	-9,25E-01	2291,79
43,5	-2,70E-06	4,49E-02	-125,76	4,45E-05	-4,07E-01	951,32
44,4	1,34E-05	-1,12E-01	254,61	4,01E-05	-3,64E-01	846,31
45,3	5,66E-05	-5,17E-01	1199,81	-4,59E-06	5,79E-02	-143,25
46,2	6,35E-05	-5,94E-01	1412,44	3,25E-05	-2,98E-01	707,84
47,1	2,01E-05	-1,81E-01	430,08	3,49E-05	-3,23E-01	770,54
48	1,50E-05	-1,33E-01	319,63	5,16E-05	-4,86E-01	1168,55
48,9	4,88E-05	-4,58E-01	1101,95	3,42E-05	-3,20E-01	772,56
49,8	8,09E-05	-7,61E-01	1810,45	4,35E-05	-4,05E-01	967,84
50,7	4,01E-05	-3,73E-01	892,68	3,19E-05	-3,13E-01	791,65
51,6	4,14E-05	-3,85E-01	920,67	6,38E-05	-6,03E-01	1447,08
52,5	5,51E-05	-5,18E-01	1242,17	6,46E-05	-6,08E-01	1455,13
53,4	5,96E-05	-5,57E-01	1327,72	5,42E-05	-5,08E-01	1214,95
54,3	2,26E-05	-2,13E-01	528,50	6,22E-05	-5,89E-01	1418,50
55,2	8,87E-05	-8,43E-01	2026,82	8,81E-05	-8,36E-01	2005,45
56,1	6,11E-05	-5,77E-01	1389,16	3,58E-05	-3,42E-01	847,46
57	3,21E-05	-3,08E-01	766,06	6,63E-05	-6,35E-01	1544,74
57,9	5,09E-05	-5,01E-01	1257,23	9,12E-05	-8,76E-01	2129,09

58,8	6,68E-05	-6,41E-01	1563,69	6,48E-05	-6,18E-01	1501,90
59,7	5,06E-05	-4,81E-01	1174,61	-3,07E-05	2,99E-01	-692,62
60,6	-3,53E-05	3,40E-01	-779,62	7,89E-05	-7,54E-01	1828,37
61,5	7,28E-05	-6,99E-01	1705,81	-2,33E-05	2,30E-01	-531,28
62,4	-1,39E-06	2,45E-02	-48,69	-2,59E-06	2,05E-02	-3,92
63,3	5,38E-07	-8,65E-03	63,64	-1,67E-05	1,56E-01	-328,28
64,2	-5,45E-06	4,99E-02	-78,52	8,76E-06	-7,73E-02	205,18
65,1	1,85E-05	-1,80E-01	469,49	1,93E-06	-1,17E-02	48,35
66	-4,49E-06	4,78E-02	-88,99	2,04E-05	-2,04E-01	544,99
66,9	-5,65E-06	4,63E-02	-55,31	1,83E-05	-1,81E-01	482,93
67,8	2,34E-05	-2,31E-01	601,97	-2,91E-06	2,00E-02	7,31
68,7	2,19E-05	-2,17E-01	570,61	5,77E-05	-5,63E-01	1403,59
69,6	1,30E-05	-1,29E-01	354,23	3,07E-06	-3,39E-02	128,83
70,5	8,10E-06	-8,32E-02	249,42	1,94E-05	-1,89E-01	495,02
71,4	1,90E-05	-1,84E-01	480,47	2,04E-05	-2,01E-01	530,33
72,3	3,67E-05	-3,53E-01	885,54	1,94E-05	-1,94E-01	522,96
73,2	3,00E-05	-2,90E-01	735,01	3,24E-05	-3,14E-01	797,69
74,1	2,78E-05	-2,71E-01	695,93	8,54E-06	-8,83E-02	265,86
75	2,28E-05	-2,33E-01	627,68	3,49E-05	-3,53E-01	925,90
75,9	-9,56E-06	8,26E-02	-135,84	4,63E-06	-6,50E-02	246,09
76,8	-1,68E-07	-1,70E-02	125,93	1,35E-05	-1,46E-01	430,09
77,7	1,53E-05	-1,64E-01	472,59	3,79E-05	-3,82E-01	996,75
78,6	2,17E-05	-2,22E-01	604,34	2,61E-05	-2,73E-01	746,01
79,5	2,83E-07	-1,65E-02	114,49	-1,91E-06	9,40E-03	42,54
80,4	8,56E-06	-9,58E-02	304,47	4,00E-05	-4,08E-01	1079,53
81,3	1,09E-05	-1,26E-01	394,17	1,39E-05	-1,54E-01	463,31
82,2	1,27E-05	-1,35E-01	400,08	3,72E-05	-3,79E-01	1004,21
83,1	4,06E-05	-4,17E-01	1108,09	9,54E-06	-1,25E-01	422,27
84	6,12E-05	-6,16E-01	1587,58	3,17E-05	-3,39E-01	937,72
84,9	-1,12E-05	9,00E-02	-128,91	-1,57E-05	1,35E-01	-242,18
85,8	5,02E-05	-5,24E-01	1403,56	3,11E-05	-3,26E-01	889,97
86,7	8,65E-07	-3,71E-02	202,88	4,84E-05	-5,06E-01	1358,91
87,6	3,78E-06	-6,39E-02	265,27	9,52E-06	-1,20E-01	400,38
88,5	1,02E-05	-1,26E-01	412,51	2,42E-05	-2,61E-01	740,30
89,4	3,95E-05	-4,28E-01	1187,04	-1,17E-05	8,86E-02	-107,22
90,3	7,14E-05	-7,45E-01	1974,11	5,53E-05	-5,78E-01	1548,17
91,2	5,70E-05	-5,84E-01	1531,39	4,60E-05	-4,87E-01	1324,33
92,1	3,03E-05	-3,20E-01	884,06	5,59E-05	-5,80E-01	1542,99
93	7,93E-05	-8,22E-01	2165,99	6,02E-05	-6,32E-01	1696,26
93,9	9,63E-05	-9,87E-01	2567,02	1,51E-05	-1,96E-01	649,57
94,8	6,99E-05	-7,32E-01	1953,55	3,81E-05	-4,33E-01	1257,27
95,7	1,57E-05	-2,06E-01	684,19	2,49E-05	-2,95E-01	900,38
96,6	5,00E-05	-5,48E-01	1533,51	4,96E-05	-5,56E-01	1586,83
97,5	4,34E-05	-4,21E-01	1071,31	5,84E-05	-6,38E-01	1776,96
98,4	3,39E-05	-3,69E-01	1043,04	8,04E-08	5,76E-03	23,90
99,3	9,17E-07	-1,89E-03	40,87	-4,35E-06	-2,44E-02	288,83

Local (3,05 km)

EDC initial [%]	1ère loi de contrôle : Approche par maximisation du rendement du MCI			2ème loi de contrôle : Approche par apprentissage supervisé		
	a	b	c	a	b	c
30	-8,51E-06	8,88E-03	44,57	1,22E-05	-6,54E-02	96,57
30,3	-1,40E-05	3,25E-02	20,90	1,15E-05	-6,17E-02	94,33

30,6	-3,50E-06	-4,93E-03	50,81	-4,04E-06	-1,92E-03	41,93
30,9	-3,92E-06	-7,24E-03	59,03	-4,12E-06	-3,93E-03	44,92
31,2	-1,11E-05	2,57E-02	23,30	-5,94E-06	5,09E-03	37,00
31,5	-5,26E-06	3,23E-03	44,25	5,43E-06	-3,83E-02	74,31
31,8	-3,16E-07	-1,17E-02	53,11	1,87E-06	-2,38E-02	62,36
32,1	3,65E-06	-3,08E-02	75,61	9,40E-06	-5,60E-02	94,07
32,4	-2,82E-06	-6,69E-03	56,45	1,26E-05	-6,68E-02	102,84
32,7	1,26E-07	-1,68E-02	63,75	1,12E-05	-5,84E-02	94,17
33	-4,15E-06	-1,80E-03	52,54	-1,24E-05	2,81E-02	22,40
33,3	-5,54E-06	4,66E-03	45,66	1,58E-05	-7,58E-02	110,89
33,6	9,21E-06	-4,70E-02	86,62	-1,03E-06	-1,13E-02	53,01
33,9	-2,98E-06	-7,15E-03	59,04	-3,14E-06	-8,92E-03	58,21
34,2	-3,87E-06	-3,33E-03	55,56	-9,89E-06	2,07E-02	28,60
34,5	5,48E-06	-4,34E-02	96,35	-3,92E-07	-1,70E-02	65,38
34,8	3,88E-06	-4,01E-02	97,73	-7,04E-06	6,62E-03	46,14
35,1	-3,93E-06	5,91E-03	39,17	1,08E-07	-1,70E-02	63,73
35,4	3,22E-06	-1,73E-02	54,67	-2,08E-06	-3,34E-03	44,57
35,7	-4,91E-06	8,44E-04	53,52	1,82E-06	-2,37E-02	70,46
36	2,80E-06	-1,28E-02	46,37	-2,30E-06	-1,32E-02	67,86
36,3	-1,43E-05	3,46E-02	25,04	7,40E-06	-3,85E-02	78,38
36,6	2,16E-06	-2,21E-02	71,98	4,70E-06	-3,87E-02	89,77
36,9	-1,97E-05	4,79E-02	23,20	-2,25E-06	-1,74E-02	75,89
37,2	-2,12E-05	5,40E-02	19,76	9,81E-06	-5,99E-02	111,63
37,5	5,11E-06	-2,79E-02	70,44	-1,42E-06	1,80E-03	36,22
37,8	1,58E-05	-7,00E-02	108,36	-2,81E-06	5,59E-03	35,52
38,1	6,59E-06	-3,56E-02	79,95	1,32E-06	-2,06E-02	70,52
38,4	-1,75E-06	5,23E-04	43,08	1,09E-05	-5,16E-02	92,28
38,7	-7,44E-06	2,24E-02	24,54	-1,35E-05	3,13E-02	28,45
39	-2,13E-05	6,14E-02	12,92	-6,50E-06	5,12E-03	52,99
39,3	-4,08E-06	6,66E-03	41,82	6,56E-06	-3,64E-02	81,93
39,6	1,26E-05	-6,49E-02	115,58	-2,87E-05	9,13E-02	-16,22
39,9	-1,45E-07	-1,18E-02	64,38	-5,32E-06	-8,49E-03	76,48
40,2	-2,10E-05	6,43E-02	5,08	-7,70E-07	-2,20E-02	85,09
40,5	8,18E-06	-4,53E-02	94,75	6,56E-06	-4,42E-02	98,85
40,8	-2,60E-06	-6,41E-02	65,48	-7,32E-07	-1,19E-02	66,33
41,1	1,75E-06	-2,44E-02	85,22	-9,60E-06	1,09E-02	63,99
41,4	-9,96E-06	1,49E-02	61,87	-4,60E-06	1,04E-03	59,18
41,7	1,27E-05	-6,45E-02	114,85	-1,55E-05	3,87E-02	37,36
42	7,07E-06	-4,09E-02	93,55	5,92E-06	-4,43E-02	106,05
42,3	1,70E-07	-1,82E-02	81,73	-1,31E-05	2,44E-02	55,70
42,6	-7,03E-06	6,72E-03	68,40	8,25E-06	-4,13E-02	90,47
42,9	-2,15E-05	6,15E-02	24,64	1,19E-05	-6,44E-02	121,41
43,2	-2,23E-06	-1,65E-02	92,66	-2,43E-06	-1,03E-02	80,46
43,5	-1,41E-05	3,26E-02	50,13	-2,40E-05	7,29E-02	12,79
43,8	-3,62E-05	1,24E-01	-25,50	-2,94E-06	-1,22E-02	92,58
44,1	3,74E-06	-4,07E-02	119,38	-2,39E-05	6,83E-02	22,92
44,4	-2,02E-05	5,68E-02	31,67	1,49E-05	-9,59E-02	182,51
44,7	-1,98E-05	5,65E-02	33,17	-8,91E-06	1,00E-02	73,45
45	2,00E-05	-1,12E-01	190,19	-1,53E-05	3,70E-02	49,68
45,3	-1,08E-05	1,56E-02	70,33	1,12E-05	-7,30E-02	152,17
45,6	1,28E-07	-4,56E-02	153,51	-3,37E-05	1,07E-01	-5,99
45,9	-1,29E-05	2,40E-02	65,79	-2,10E-05	4,09E-02	74,31
46,2	-2,24E-05	5,64E-02	44,76	-2,97E-05	8,78E-02	16,39
46,5	1,61E-06	-4,53E-02	146,44	1,09E-06	-4,38E-02	144,87

46,8	Tout électrique	Tout électrique
------	-----------------	-----------------

LISTE DES RÉFÉRENCES

- [1] Amiri, M., Esfahanian, V., Hairi-Yazdi, M., Esfahanian, M., Fazeli, A. M. et Nabi, A. (2009). Feed-forward modelling and fuzzy logic based control strategy for powertrain efficiency improvement in a parallel hybrid electric vehicle. *Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems*, volume 15, numéro 2, p. 191-207.
- [2] Anderson, T. A., Barkman, J. M. et Mi, C. (2008). Design and optimization of a fuzzy-rule based hybrid electric vehicle controller. Dans *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2008. VPPC '08. IEEE*. IEEE, p. 1-7.
- [3] Angarita Gil, K. P. (2012). *Modélisation Électrique et Analyse d'une Cellule Lithium*. Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec, Canada, 124 p.
- [4] Banvait, H., Anwar, S. et Yaobin Chen (2009). A rule-based energy management strategy for Plug-in Hybrid Electric Vehicle (PHEV). Dans *American Control Conference, 2009. ACC '09*. IEEE, p. 3938-3943.
- [5] Banvait, H., Lin, X., Anwar, S. et Chen, Y. (2009). Plug-in hybrid electric vehicle energy management system using particle swarm optimization. *World Electric Vehicle Journal*, volume 3, numéro 1, p 1-11.
- [6] Barbarisi, O., Westervelt, E. R., Vasca, F. et Rizzoni, G. (2005). Power Management Decoupling Control for a Hybrid Electric Vehicle. Dans *Decision and Control, 2005 and 2005 European Control Conference. CDC-ECC '05. 44th IEEE Conference on*. IEEE, p. 2012-2017.
- [7] Barlow, T. J., Latham, S., McCrae, I. S. et Boulter, P. G. (2009). *A Reference Book of Driving Cycles for Use in the Measurement of Road Vehicle Emissions*. Transport Research Laboratory (TRL), Wokingham, United Kingdom, 276 p.

- [8] Barsali, S., Miulli, C. et Possenti, A. (2004). A control strategy to minimize fuel consumption of series hybrid electric vehicles. *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, volume 19, numéro 1, p. 187-195.
- [9] Bingzhan Zhang, Mi, C. C. et Mengyang Zhang (2011). Charge-Depleting Control Strategies and Fuel Optimization of Blended-Mode Plug-In Hybrid Electric Vehicles. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 60, numéro 4, p. 1516-1525.
- [10] Bufu Huang, Zhancheng Wang et Yangsheng Xu (2006). Multi-Objective Genetic Algorithm for Hybrid Electric Vehicle Parameter Optimization. Dans *Intelligent Robots and Systems, 2006 IEEE/RSJ International Conference on*. IEEE, p. 5177-5182.
- [11] Carlson, T. R. et Austin, R. C. (1997). *Development of Speed Correction Cycles (SR97-04-01)*. Sierra Research Inc., Sacramento, CA, USA, 200 p.
- [12] Casanellas, F. (1994). Losses in PWM inverters using IGBTs. *Electric Power Applications, IEE Proceedings*, volume 141, numéro 5, p. 235-239.
- [13] Chan, C. C. (2007). The State of the Art of Electric, Hybrid, and Fuel Cell Vehicles. *Proceedings of the IEEE*, volume 95, numéro 4, p. 704-718.
- [14] Chan-Chiao Lin, Huei Peng et Grizzle, J. W. (2004). A stochastic control strategy for hybrid electric vehicles. Dans *American Control Conference, 2004. Proceedings of the 2004*, volume 5. IEEE, p. 4710-4715.
- [15] Chan-Chiao Lin, Huei Peng, Grizzle, J. W. et Jun-Mo Kang (2003). Power management strategy for a parallel hybrid electric truck. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, volume 11, numéro 6, p. 839-849.
- [16] Chao Ma, Minseok Song, Jian Ji, Jungman Park, Sungyeon Ko et Hyunsoo Kim (2011). Comparative study on power characteristics and control strategies for plug-in HEV. Dans *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2011 IEEE*. IEEE, p. 1-6.

-
- [17] Chen Zhang et Vahid, A. (2010). Real-time optimal control of plug-in hybrid vehicles with trip preview. Dans *American Control Conference (ACC), 2010*. IEEE, p. 6917-6922.
- [18] Chen Zhang, Vahidi, A., Pisu, P., Xiaopeng Li et Tennant, K. (2010). Role of Terrain Preview in Energy Management of Hybrid Electric Vehicles. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 59, numéro 3, p. 1139-1147.
- [19] Chen, Z. et Mi, C. C. (2009). An adaptive online energy management controller for power-split HEV based on dynamic programming and fuzzy logic. Dans *2009 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*. IEEE, Piscataway, NJ, USA, p. 335-339.
- [20] Chenghong Yang, Jun Li, Wei Sun, Bo Zhang, Ying Gao et Xuefeng Yin (2010). Study on Global Optimization of Plug-In Hybrid Electric Vehicle Energy Management Strategies. Dans *Power and Energy Engineering Conference (APPEEC), 2010 Asia-Pacific*. IEEE, p. 1-5.
- [21] Chunting Mi, Slemon, G. R. et Bonert, R. (2003). Modeling of iron losses of permanent-magnet synchronous motors. *Industry Applications, IEEE Transactions on*, volume 39, numéro 3, p. 734-742.
- [22] CPGE Brizeux (2010). Inertie Équivalente. Dans *CPGE Brizeux*. http://www.cpge-brizeux.fr/casiers/marc/COURS_PSI/cours_inertie_equivalente.pdf (page consultée le 15 novembre 2013).
- [23] Dac Viet Ngo, Hofman, T., Steinbuch, M. et Serrarens, A. F. A. (2010). An optimal control-based algorithm for Hybrid Electric Vehicle using preview route information. Dans *American Control Conference (ACC), 2010*. IEEE, p. 5818-5823.
- [24] Dehlinger, N., Desjardins, M., Dubois, M., Longchamps, J., Tremblay, L., Bélanger, P., Bourdeau-Brien, M., Eaves, J. et Gendron, M. (2009). Plug-in Hybrid Electric Vehicle (PHEV) Québec Test Program: A Major Real-World Test Study on Financial, Technological and Social Aspects of PHEVs. Dans *Proceedings of International Conference on Ecologic Vehicles Renewable Energies*. MC2D & MITI, p. 1-9.

- [25] Delprat, S., Lauber, J., Guerra, T. M. et Rimaux, J. (2004). Control of a parallel hybrid powertrain: optimal control. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 53, numéro 3, p. 872-881.
- [26] Dengke Lu, Weimin Li, Guoqing Xu et Meilan Zhou (2012). Fuzzy logic control approach to the energy management of Parallel Hybrid Electric Vehicles. Dans *Information and Automation (ICIA), 2012 International Conference on*. IEEE, p. 592-596.
- [27] Denis, N., Dubois, M. R. et Desrochers, A. (2013). An energy management system using trip information and fuzzy logic for a plug-in hybrid electric vehicle. Dans *Proceedings of the 20th ITS World Congress*. Japan Organizing Committee of ITS World Congress Tokyo 2013 and ITS Japan, p. 1-10.
- [28] Denis, N., Dubois, M. R. et Desrochers, A. (soumis en 2014). Fuel minimization in plug-in hybrid electric vehicles by torque threshold optimization using genetic algorithms. *IEEE Transactions on Vehicular Technologies*.
- [29] Denis, N., Dubois, M. R. et Desrochers, A. (soumis en 2014). Self-learning real-time energy management system for a plug-in hybrid electric vehicle. *IEEE Transactions on Vehicular Technologies*.
- [30] Denis, N., Dubois, M. R., Dubé, R. et Desrochers, A. (2013). Power split strategy for a plug-in hybrid electric vehicle using driving pattern recognition and genetic algorithm. Dans *Proceedings of the 20th ITS World Congress*. Japan Organizing Committee of ITS World Congress Tokyo 2013 and ITS Japan, p. 1-10.
- [31] Denis, N., Dubois, M. R., Dubé, R. et Desrochers, A. (soumis en 2014). Blended power management strategy using pattern recognition for a plug-in hybrid electric vehicle. *International Journal of ITS Research*.
- [32] Denis, N., Dubois, M. R., Gil, K. A., Driant, T. et Desrochers, A. (2012). Model development and performance estimation of a three-wheel plug-in hybrid electric vehicle. Dans *Proceedings of EV2012 Montréal*. Electric Mobility Canada, p. 39-50.

-
- [33] Denis, N., Dubois, M. R. et Desrochers, A. (soumis en 2014). Fuzzy-based blended control for the energy management of a parallel plug-in hybrid electric vehicle. *IET Intelligent Transport Systems*.
- [34] Denis, N., Dubois, M. R., Gil, K. A., Driant, T. et Desrochers, A. (2012). Range prediction for a three-wheel plug-in hybrid electric vehicle. Dans *Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC), 2012 IEEE*. IEEE, p. 1-6.
- [35] Driant, T. (2012). *Réduction de la traînée aérodynamique d'un tricycle de type roadster*. Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec, Canada, 105 p.
- [36] Driant, T., Fellouah, H., Moreau, S., Desrochers, A. et Remaki, L. (2013). Numerical simulation and wind tunnel measurements on a tricycle wheel sub-system. *International Journal of Engineering Systems Modelling and Simulation*, volume 5, numéro 1, p. 159-167.
- [37] Driant, T., Remaki, L., Fellouah, H., Moreau, S. et Desrochers, A. (2013). Aerodynamic Study of a Tricycle Wheel Subsystem for Drag Reduction. *Journal of Fluids Engineering*, volume 136, numéro 1, p. 1-7.
- [38] Duan Wei, Yan Fuwu et Du Changqing (2010). Powertrain Control Strategies Overview for Hybrid Electric Vehicles. Dans *Power and Energy Engineering Conference (APPEEC), 2010 Asia-Pacific*. IEEE, p. 1-5.
- [39] Dubé, R., Boisvert, M., Dubois, M. R. et Desrochers, A. (2013). Forecasting of an electric vehicle residual range using manoeuvres identification. Dans *Proceedings of the 13th Stuttgart International Symposium Automotive and Engine Technology*. Springer-Vieweg, p 1-15.
- [40] Ehsani, M., Gao, Y. et Emadi, A. (2010). Fundamentals of Vehicle Propulsion and Brake. Dans *Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles*, 2^e édition. CRC Press Taylor and Francis Group, Boca Raton, FL, USA, p. 19-65.

- [41] Ehsani, M., Gao, Y. et Emadi, A. (2010). Hybrid Electric Vehicles. Dans *Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles*, 2^e édition. CRC Press Taylor and Francis Group, Boca Raton, FL, USA, p. 123-149.
- [42] Ehsani, M., Gao, Y. et Emadi, A. (2010). Parallel (Mechanically Coupled) Hybrid Electric Drive Train Design. Dans *Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles*, 2^e édition. CRC Press Taylor and Francis Group, Boca Raton, FL, USA, p. 283-295.
- [43] Ehsani, M., Gao, Y. et Emadi, A. (2010). Technical Overview of Toyota Prius. Dans *Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles*, 2^e édition. CRC Press Taylor and Francis Group, Boca Raton, FL, USA, p. 499-512.
- [44] Duvall, M. et Knipping, E. (2007). *Environmental Assessment of Plug-In Hybrid Electric Vehicles. Volume 1: Nationwide Greenhouse Gas Emissions (Executive Summary)*. Electric Power Research Institute (EPRI), 10 p.
- [45] Euh-Suh Koo, Hyeoun-Dong Lee, Seung-Ki Sul et Joohn-Sheok Kim (1998). Torque control strategy for a parallel hybrid vehicle using fuzzy logic. Dans *Industry Applications Conference, 1998. Thirty-Third IAS Annual Meeting. The 1998 IEEE*, volume 3. IEEE, p. 1715-1720.
- [46] European Commission (Avril 2014). *European Commission*. http://ec.europa.eu/index_en.htm (page consultée le 2 juin 2013).
- [47] Froehlich, J. et Krumm, J. (2008). Route Prediction from Trip Observations. *Society of Automotive Engineering Special Publication (SAE SP)*, volume 2193, p. 53-66.
- [48] Fukunaga, K. (1990). *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, 2^e édition. Academic Press, 591 p.
- [49] Gates Corporation (2009). *Poly Chain GT - Drive Design Manual*. Gates Corporation, Denver, Colorado, USA, 113 p.

-
- [50] Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA, 412 p.
- [51] Hamilton, J. D. (2010). *Historical Oil Shocks* (Working Paper 16790). National Bureau of Economic Research, 51 p.
- [52] Infineon (2010). *Automotive IGBT Module - Application Note - Explanation of Technical Information* (AN2010-09). Infineon, 29 p.
- [53] Infineon (2011). *Technical Information IGBT Module FS800R07A2E3*. Infineon, 9 p.
- [54] Jahns, T. M. (1987). Flux-Weakening Regime Operation of an Interior Permanent-Magnet Synchronous Motor Drive. *Industry Applications, IEEE Transactions on*, volume IA-23, numéro 4, p. 681-689.
- [55] Jungme Park, Zhihang Chen, Kiliaris, L., Kuang, M. L., Masrur, M. A., Phillips, A. M. et Murphey, Y. L. (2009). Intelligent Vehicle Power Control Based on Machine Learning of Optimal Control Parameters and Prediction of Road Type and Traffic Congestion. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 58, numéro 9, p. 4741-4756.
- [56] Jungme Park, Zhihang Chen et Murphey, Y. L. (2010). Intelligent vehicle power management through neural learning. Dans *Neural Networks (IJCNN), The 2010 International Joint Conference on*. IEEE, p. 1-7.
- [57] Kahrobaeian, A., Asaei, B. et Amiri, R. (2009). Comparative investigation of charge-sustaining and fuzzy logic control strategies in parallel hybrid electric vehicles. Dans *5th IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, VPPC '09*. IEEE, p. 1632-1636.
- [58] Karbowski, D. (2006). Plug-In Vehicle Control Strategy: From Global Optimization to Real-Time Application. Dans *Proceedings 22nd Int. Battery, Hybrid Fuel Cell Electric Vehicle Symposium Exhibition*. p. 1-12.
- [59] Katsargyri, G., Kolmanovsky, I. V., Michelini, J., Kuang, M. L., Phillips, A. M., Rinehart, M. et Dahleh, M. A. (2009). Optimally controlling Hybrid Electric Vehicles

- using path forecasting. Dans *American Control Conference, 2009. ACC '09*. IEEE, p. 4613-4617.
- [60] Keliang Chen, Yuanwang Deng, Fei Zhou, Guixian Sun et Ye Yuan (2011). Control strategy optimization for hybrid electric vehicle based on particle swarm and simulated annealing algorithm. Dans *Electric Information and Control Engineering (ICEICE), 2011 International Conference on*. IEEE, p. 2054-2057.
- [61] Krishnan, R. (2010). *Permanent Magnet Synchronous and Brushless DC Motor Drives*. CRC Press, 611 p.
- [62] Langari, R. et Jong-Seob Won (2005). Intelligent energy management agent for a parallel hybrid vehicle-part I: system architecture and design of the driving situation identification process. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 54, numéro 3, p. 925-934.
- [63] Larminie, J. et Lowry, J. (2003). *Electric Vehicle Technology Explained*. John Wiley & Sons, 296 p.
- [64] Lars Johannesson, Mattias Asbogard et Bo Egardt (2007). Assessing the Potential of Predictive Control for Hybrid Vehicle Powertrains Using Stochastic Dynamic Programming. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, volume 8, numéro 1, p. 71-83.
- [65] Lewis, F. L. et Syrmos, V. L. (1995). *Optimal Control*, 2^e édition. Wiley-Interscience, 560 p.
- [66] Li Yushan, Zeng Qingliang, Wang Chenglong et Li Yuanjie (2010). Research on Fuzzy Logic Control Strategy for a Plug-in Hybrid Electric City Public Bus. Dans *Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA), 2010 International Conference on*. volume 3. IEEE, p. 88-91.
- [67] Li, Q., Chen, W., Li, Y., Liu, S. et Huang, J. (2012). Energy management strategy for fuel cell/battery/ultracapacitor hybrid vehicle based on fuzzy logic. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, volume 43, numéro 1, p. 514-525.

-
- [68] Li, S. G., Sharkh, S. M., Walsh, F. C. et Zhang, C. N. (2011). Energy and Battery Management of a Plug-In Series Hybrid Electric Vehicle Using Fuzzy Logic. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 60, numéro 8, p. 3571-3585.
- [69] Lijun Gao, Shengyi Liu et Dougal, R. A. (2002). Dynamic lithium-ion battery model for system simulation. *Components and Packaging Technologies, IEEE Transactions on*, volume 25, numéro 3, p. 495-505.
- [70] Liqing Sun, Ruchuan Liang et Qingcai Wang (2008). The control strategy and system preferences of plug-in HEV. Dans *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2008. VPPC '08*. IEEE, p. 1-5.
- [71] Majdi, L., Ghaffari, A. et Fatehi, N. (2009). Control strategy in hybrid electric vehicle using fuzzy logic controller. Dans *Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2009 IEEE International Conference on*. IEEE, p. 842-847.
- [72] Mapelli, F., Mauri, M. et Tarsitano, D. (2009). Energy control strategies comparison for a city car Plug-In HEV. Dans *Industrial Electronics, 2009. IECON '09. 35th Annual Conference of IEEE*. IEEE, p. 3729-3734.
- [73] Menyng Zhang, Yan Yang et Mi, C. C. (2012). Analytical Approach for the Power Management of Blended-Mode Plug-In Hybrid Electric Vehicles. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 61, numéro 4, p. 1554-1566.
- [74] Miller, P. (2012). xEV market trend and prospect. Dans *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2012 IEEE*. IEEE, p. 1095-1099.
- [75] Montazeri-Gh, M. et Asadi, M. (2011). Intelligent approach for parallel HEV control strategy based on driving cycles. *International Journal of Systems Science*, volume 42, numéro 2, p. 287-302.
- [76] Moura, S. J., Fathy, H. K., Callaway, D. S. et Stein, J. L. (2011). A Stochastic Optimal Control Approach for Power Management in Plug-In Hybrid Electric Vehicles. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, volume 19, numéro 3, p. 545-555.

- [77] Murphey, Y. L., Zhi Hang Chen, Kiliaris, L., Jungme Park, Ming Kuang, Masrur, A. et Phillips, A. (2008). Neural learning of driving environment prediction for vehicle power management. Dans *Neural Networks, 2008. IJCNN 2008. (IEEE World Congress on Computational Intelligence). IEEE International Joint Conference on*. IEEE, p. 3755-3761.
- [78] Musardo, C., Rizzoni, G. et Staccia, B. (2005). A-ECMS: An Adaptive Algorithm for Hybrid Electric Vehicle Energy Management. Dans *Decision and Control, 2005 and 2005 European Control Conference. CDC-ECC '05. 44th IEEE Conference on*. IEEE, p. 1816-1823.
- [79] Paganelli, G. (1999). *Conception et commande d'une chaîne de traction pour véhicule hybride parallèle thermique et électrique*. Thèse de doctorat, Laboratoire d'Automatique et de Mécanique Industrielles et Humaines, Université de Valenciennes, Valenciennes, France, 169 p.
- [80] Paganelli, G., Delprat, S., Guerra, T. M., Rimaux, J. et Santin, J. J. (2002). Equivalent consumption minimization strategy for parallel hybrid powertrains. Dans *Vehicular Technology Conference, 2002. VTC Spring 2002. IEEE 55th*. volume 4. IEEE, p. 2076-2081.
- [81] Paganelli, G., Guerra, T. M., Delprat, S., Santin, J., Delhom, M. et Combes, E. (2000). 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)*, volume 214, p. 705-717.
- [82] Phillips, A. M., Jankovic, M. et Bailey, K. E. (2000). Vehicle system controller design for a hybrid electric vehicle. Dans *Control Applications, 2000. Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on*. IEEE, p. 297-302.
- [83] Piccolo, A., Ippolito, L., Zo Galdi, V. et Vaccaro, A. (2001). Optimisation of energy flow management in hybrid electric vehicles via genetic algorithms. Dans *2001 IEEE/ASME*

-
- International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics Proceedings*. volume 1. IEEE, p. 434-439.
- [84] Pisu, P. et Rizzoni, G. (2007). A Comparative Study Of Supervisory Control Strategies for Hybrid Electric Vehicles. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, volume 15, numéro 3, p. 506-518.
- [85] Qiuming Gong, Yaoyu Li et Zhongren Peng (2009). Power management of plug-in hybrid electric vehicles using neural network based trip modeling. Dans *American Control Conference, 2009. ACC '09*. IEEE, p. 4601-4606.
- [86] Qiuming Gong, Yaoyu Li et Zhong-Ren Peng (2007). Trip Based Power Management of Plug-in Hybrid Electric Vehicle with Two-Scale Dynamic Programming. Dans *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2007. VPPC 2007*. IEEE, p. 12-19.
- [87] Qiuming Gong, Yaoyu Li et Zhong-Ren Peng (2008). Trip based optimal power management of plug-in hybrid electric vehicles using gas-kinetic traffic flow model. Dans *American Control Conference, 2008*. IEEE, p. 3225-3230.
- [88] Qiuming Gong, Yaoyu Li et Zhong-Ren Peng (2008). Trip-Based Optimal Power Management of Plug-in Hybrid Electric Vehicles. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 57, numéro 6, p. 3393-3401.
- [89] Rahman, S. A., Nong Zhang et Jianguo Zhu (2010). A comparison on fuel economy and emissions for conventional hybrid electric vehicles and the UTS plug-in hybrid electric vehicle. Dans *Computer and Automation Engineering (ICCAE), 2010 The 2nd International Conference on*. volume 5. IEEE, p. 20-25.
- [90] Ravey, A., Blunier, B. et Miraoui, A. (2011). Control strategies for fuel cell based hybrid electric vehicles: From offline to online. Dans *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2011*. IEEE, p. 1-4.
- [91] Rousseau, A., Pagerit, S. et Gao, D. (2007). Plug-In Hybrid Electric Vehicle Control Strategy Parameter Optimization. Dans *Electric Vehicle Symposium and Exposition*.

- International. 23rd 2007. EVS 23 [Battery, Hybrid, Fuel Cell] Conference Proceedings.* volume 4. Curran Associates, Inc., p. 2083-2096.
- [92] Rui Wang et Lukic, S. M. (2011). Review of driving conditions prediction and driving style recognition based control algorithms for hybrid electric vehicles. Dans *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2011*. IEEE, p. 1-7.
- [93] Sagha, H., Farhangi, S. et Asaei, B. (2009). Modeling and design of a NOx emission reduction strategy for lightweight hybrid electric vehicles. Dans *Industrial Electronics, 2009. IECON '09. 35th Annual Conference of IEEE*. IEEE, p. 334-339.
- [94] Salmasi, F. R. (2007). Control strategies for hybrid electric vehicles: evolution, classification, comparison, and future trends. *IEEE Transactions on Vehicular Technologies*, volume 56, numéro 5, p. 2393-2404.
- [95] Sarvestani, A. S. et Safavi, A. A. (2009). A novel optimal energy management strategy based on fuzzy logic for a Hybrid Electric Vehicle. Dans *2009 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES 2009)*. IEEE, Piscataway, NJ, USA, p. 141-145.
- [96] Schönberger, J. (2009). Modeling of a Lithium Ion Cell using PLECS. Dans Plexim GmbH, *PLECS Simulation Software for Power Electronics*. <http://www.plexim.com/support/application-examples/285> (page consultée le 5 mai 2014).
- [97] Schouten, N. J., Salman, M. A. et Kheir, N. A. (2002). Fuzzy logic control for parallel hybrid vehicles. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, volume 10, numéro 3, p. 460-468.
- [98] Sciarretta, A., Back, M. et Guzzella, L. (2004). Optimal control of parallel hybrid electric vehicles. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, volume 12, numéro 3, p. 352-363.
- [99] Sciarretta, A., Serrao, L., Dewangan, P. C., Tona, P., Bergshoeff, E. N. D., Bordons, C., Charmpa, L., Elbert, P., Eriksson, L., Hofman, T., Hubacher, M., Isenegger, P., Lacandia,

-
- F., Laveau, A., Li, H., Marcos, D., Nüesch, T., Onori, S., Pisu, P., Rios, J., Silvas, E., Sivertsson, M., Tribioli, L., van der Hoeven, A. et Wu, M. (2014). A control benchmark on the energy management of a plug-in hybrid electric vehicle. *Control Engineering Practice*, numéro 0, p. 1-12.
- [100] Sebastian, T., Slemon, G. R. et Rahman, M. A. (1986). Modelling of permanent magnet synchronous motors. *Magnetics, IEEE Transactions on*, volume 22, numéro 5, p. 1069-1071.
- [101] Slemon, G. R. et Liu, X. (1990). Core losses in permanent magnet motors. *Magnetics, IEEE Transactions on*, volume 26, numéro 5, p. 1653-1655.
- [102] Smil, V. (2006). Pic Pétrolier: Culte du Catastrophisme et Réalités Complexes. *L'État de la Planète Magazine*, numéro 25, p. 1-3.
- [103] Soon-il Jeon, Sung-tae Jo, Yeong-il Park et Jang-moo Lee (2002). Multi-mode driving control of a parallel hybrid electric vehicle using driving pattern recognition. *Transactions of the ASME. Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, volume 124, numéro 1, p. 141-149.
- [104] Stern, N. (2007). *The Economics of Climate Change: The Stern Review*. Cambridge University Press, 712 p.
- [105] Stockar, S., Marano, V., Canova, M., Rizzoni, G. et Guzzella, L. (2011). Energy-Optimal Control of Plug-in Hybrid Electric Vehicles for Real-World Driving Cycles. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 60, numéro 7, p. 2949-2962.
- [106] Toyota Canada (2014). *Toyota Canada*. <http://www.toyota.ca/toyota/fr/vehicles/> (page consultée le 10 juin 2013).
- [107] Tremblay, O., Dessaint, L. et Dekkiche, A. (2007). A Generic Battery Model for the Dynamic Simulation of Hybrid Electric Vehicles. Dans *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2007. VPPC 2007*. IEEE, p. 284-289.

- [108] United States Environmental Protection Agency (2013). *Dynamometer Drive Schedules*. <http://www.epa.gov/nvfel/testing/dynamometer.htm> (page consultée le 17 décembre 2013).
- [109] Vaslin, J. (2012). Les temps héroïques de l'automobile française. Dans *Le Monde, Le Monde*. http://www.lemonde.fr/economie/article/2012/09/24/les-temps-heroiques-de-l-automobile-francaise_1764547_3234.html (page consultée le 28 mai 2013).
- [110] Wang, Q., Tang, X. et Sun, L. (2013). Driving intention identification method for hybrid vehicles based on fuzzy logic inference. Dans *FISITA 2012 World Automotive Congress, November 27, 2012 - November 30*. volume 191. Springer Verlag, p. 287-298.
- [111] Wimalendra, R. S., Udawatta, L., Edirisinghe, E. et Karunarathna, S. (2008). Determination of Maximum Possible Fuel Economy of HEV for Known Drive Cycle: Genetic Algorithm Based Approach. Dans *Information and Automation for Sustainability, 2008. ICIAFS 2008. 4th International Conference on*. IEEE, p. 289-294.
- [112] Wirasingha, S. G. et Emadi, A. (2011). Classification and Review of Control Strategies for Plug-In Hybrid Electric Vehicles. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 60, numéro 1, p. 111-122.
- [113] Xi Huang, Ying Tan et Xingui He (2011). An Intelligent Multifeature Statistical Approach for the Discrimination of Driving Conditions of a Hybrid Electric Vehicle. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, volume 12, numéro 2, p. 453-465.
- [114] Xiao Lin, Banvait, H., Anwar, S. et Yaobin Chen (2010). Optimal energy management for a plug-in hybrid electric vehicle: Real-time controller. Dans *American Control Conference (ACC), 2010*. IEEE, p. 5037-5042.
- [115] Xiaolan Wu, Binggang Cao, Jianping Wen et Yansheng Bian (2008). Particle swarm optimization for plug-in hybrid electric vehicle control strategy parameter. Dans *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2008. VPPC '08*. IEEE, p. 1-5.

-
- [116] Xin Li et Williamson, S. S. (2007). Comparative Investigation of Series and Parallel Hybrid Electric Vehicle (HEV) Efficiencies Based on Comprehensive Parametric Analysis. Dans *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2007. VPPC 2007*. IEEE, p. 499-505.
- [117] Xudong Liu, Qingwu Fan, Kun Zheng, Jianmin Duan et Yu Wang (2010). Constant SOC control of a series Hybrid Electric Vehicle with long driving range. Dans *Information and Automation (ICIA), 2010 IEEE International Conference on*. IEEE, p. 1603-1608.
- [118] Yang, L., He, H., Sun, F., Shi, S., Li, Y. et Liu, L. (2010). Research of fuzzy logic control strategy for engine start/stop in dual-clutch hybrid electric vehicle. Dans *2010 Seventh International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD 2010)*. volume 2. IEEE, Piscataway, NJ, USA, p. 912-917.
- [119] Ying Yan et Hui Xie (2011). Model predictive control for series-parallel plug-in hybrid electrical vehicle using GPS system. Dans *Electrical and Control Engineering (ICECE), 2011 International Conference on*. IEEE, p. 2334-2337.
- [120] Yuan Zhu, Yaobin Chen, Guangyu Tian, Hao Wu et Quanshi Chen (2004). A four-step method to design an energy management strategy for hybrid vehicles. Dans *American Control Conference. Proceedings of the 2004*,. volume 1. IEEE, p. 156-161.
- [121] Zeraoulia, M., Benbouzid, M. E. H. et Diallo, D. (2006). Electric Motor Drive Selection Issues for HEV Propulsion Systems: A Comparative Study. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 55, numéro 6, p. 1756-1764.
- [122] Zorrofi, S., Filizadeh, S. et Zanetel, P. (2009). A simulation study of the impact of driving patterns and driver behavior on fuel economy of hybrid transit buses. Dans *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2009. VPPC '09*. IEEE, p. 572-577.