



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du
DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :
Université de Toulouse III Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier)

Discipline ou spécialité :
Génie Electrique

Présentée et soutenue par :

Ahmed NEFFATI

Le 11 avril 2013

Titre :

Stratégies de gestion de l'énergie électrique d'un système multi-source :
décision floue optimisée pour véhicule électrique hybride.

École doctorale :
GEET - Génie Electrique Electronique et Télécommunications

Unité de recherche :
Laboratoire LAPLACE-UMR 5312

Directeur(s) de Thèse :
Pr Maurice FADEL
MC Stéphane CAUX

Jury :
Pr Maurice FADEL (Laplace, Toulouse, Directeur)
MC Stéphane CAUX (Laplace, Toulouse, Co-directeur)
DR Rochdi TRIGUI (IFSTTAR, Bron, Rapporteur)
Pr Bruno FRANÇOIS (L2EP, Lille, Rapporteur)
Pr Corinne ALONSO (LAAS, Toulouse, Examineur)
Dr Josep DOMINGO (NEXTER Electronics, Toulouse, Examineur)

Remerciement

Avant de commencer ce travail, je ne pensais avoir ni la force ni l'endurance d'aller jusqu'au bout... je ne pensais pas pouvoir vous présenter le fruit de tant d'heures de labeur sans la participation active de mon co-directeur de thèse M. Stéphane CAUX à qui j'adresse mes vifs remerciements. Au-delà de son éternelle bonne humeur, il a su m'encourager dans les moments difficiles et me guider tout au long de cette thèse. Je remercie également mon directeur de thèse M. Maurice FADEL pour nos discussions fructueuses et pour l'attention qu'il a accordé à mon travail. Cette thèse ne serait pas ce qu'elle est sans les nombreux échanges et interactions que nous avons eus. Qu'ils puissent trouver dans ce mémoire toute la reconnaissance que je leur adresse !!!

Mes remerciements à Mme Corine ALONSO d'avoir accepté de présider mon jury ainsi qu'à M. Rochdi TRIGUI et M. Bruno FRANÇOIS d'avoir rapporté ce travail et pour les critiques constructives émises. Leurs remarques constructives m'ont permis de mieux préparer et d'apprécier le jour de la soutenance sans trop de stress.

Je tiens à remercier tous mes collègues, pour les conditions de travail particulièrement favorables pour mener à bien cette thèse au sein du Laboratoire Laplace à l'ENSEEIH de Toulouse.

Je tiens à témoigner ma haute gratitude à mes parents qui ont vécu et partagé mes moments de joies et de faiblesse, qui ont veillé à mon épanouissement et mon bien être ... Ma réussite est la votre, je vous dois ce que je suis aujourd'hui et ce que je serais demain et je ferai toujours de mon mieux pour rester votre fierté et ne jamais vous décevoir.

Un grand merci à tous mes proches, mes frères, toutes mes tantes, tous mes oncles et tous mes cousins qui ont suivi de très près mon parcours et pour l'encouragement qu'ils ont pu m'apporter durant ce doctorat. Et surtout mon grand-père pour toutes ses prières et ses leçons de sagesse.

Un remerciement très particulier à une personne très particulière, elle se reconnaîtra sûrement, je lui fais confiance.

Je ne vous ai pas oublié mes chers amis, chers frères et sœurs, vous êtes nombreux et vous vous reconnaîtrez sans nul doute. Votre présence m'a souvent été salutaire. Je ne vais pas vous nommer parce que vous êtes très nombreux... ☺

Et pour clore, pour ceux qui se considèrent comme oubliés veuillez bien m'en excuser, et qu'ils sachent que je les porte dans mon cœur.

Avec ce mémoire qui vient clôturer plus de trois années de recherche, je tiens à remercier tous ceux qui ont contribué à l'accomplissement de ce travail, et qui ont marqué, par leur présence, une étape essentielle de ma vie.

*En ce jour mémorable pour moi, qu'ils trouvent, dans ce travail, la
preuve modeste de ma vive reconnaissance et de mon profond amour.*

Résumé

La gestion de l'énergie des véhicules électriques hybrides (VEH) a fait l'objet d'un grand effort scientifique dans les dernières années. En outre, la puissance demandée dans un (VEH) doit être gérée en ligne en respectant les contraintes de charge et d'énergie disponible. Nous nous intéressons en particulier dans notre travail à la gestion de l'énergie d'un véhicule hybride, le problème est la distribution instantanée de la puissance électrique demandée à travers les deux sources d'énergie en optimisant autant que possible la consommation globale d'hydrogène sur un profil de mission donné. Nous commençons dans une première phase d'étude par la caractérisation des profils de mission dans l'objectif de trouver des outils de caractérisation qui nous aideront à choisir des lois de commandes qui s'intègrent dans un processus de gestion d'énergie en ligne. Dans la deuxième phase d'étude, des stratégies de gestion d'énergie qui s'appuient sur des techniques de gestion fréquentielle ont été développées. Ensuite, nous présentons une méthode de gestion d'énergie en ligne basée sur les règles floues, cette méthode a été améliorée par l'application d'une méthode de basculement floue. Cette stratégie conduit la pile à combustible à fonctionner aux points de meilleur rendement. Il a été vérifié que si cette méthode est appliquée en ligne sur un profil inconnu, la consommation obtenue est quasi-optimale.

Table de matières

Liste des figures

Liste des tableaux

INTRODUCTION GENERALE	1
Chapitre 1 Véhicule hybride : présentation et problématique des systèmes multi-sources	5
I. L'énergie et le transport	5
1. Energies fossiles	5
2. Solutions alternatives	7
a. Optimisation des systèmes existants	7
b. Biocarburants	7
c. Energie photovoltaïque	8
II. Historique de la voiture électrique	9
1. Vers les solutions commerciales d'aujourd'hui	9
2. Les infrastructures de recharge	9
3. Principe d'hybridation	11
III. Classification des véhicules hybrides	12
1. Série versus parallèle	13
a. Hybride parallèle	13
b. Hybride série	15
c. Hybride parallèle à dérivation de puissance	16
2. Taux d'hybridation	16
a. Véhicule thermique assisté électriquement = TH faible	16
b. Véhicule électrique avec prolongation d'autonomie = TH moyen	16
c. Le véhicule électrique hybride proprement dit = TH élevé	17
IV. La pile à combustible	18
1. Principe de fonctionnement de la PAC	19
2. Architecture d'une PAC	21
a. Structure d'une PAC	21
b. Système PAC	22
3. Caractérisation de la PAC	23

4.	PAC dans l'industrie automobile	24
V.	L'élément de stockage	25
1.	Caractérisation des accumulateurs électriques	25
a.	Batteries	26
b.	Super-condensateur	27
2.	Batterie vs super-condensateur	27
VI.	Gestion d'énergie dans les véhicules hybrides.....	30
1.	Position du problème de la gestion d'énergie.....	30
2.	Modes de fonctionnement	31
a.	Mode démarrage (Stop-and-Start).....	31
b.	Mode régénération.....	31
c.	Mode récupératif	32
d.	Mode boost.....	32
e.	Mode thermique pur	32
f.	Mode électrique pur.....	32
3.	Gestion d'énergie multi sources	33
	Conclusion.....	34
	Chapitre 2 Gestion d'énergie globale : présentation et problématique du contrôle ...	35
	Introduction	35
I.	Dimensionnement du groupe électrogène hybride	36
1.	Cahier des charges	37
2.	Dimensionnement des deux sources d'énergie.....	37
3.	Résolution du problème de répartition optimale	39
II.	Formulation du problème d'optimisation	40
1.	Equation dynamique	40
2.	Equation d'état.....	41
3.	Critère coût et rendement PAC.....	42
4.	Contraintes.....	43
5.	Contraintes instantanées et conditions d'état	43
III.	Stratégies de gestion hors ligne	44
1.	Programmation dynamique	45
a.	Principe et propriétés	45

b.	Formalisation du problème	46
c.	Résolution : théorie des graphes.....	47
2.	Commande optimale	49
a.	Principe de la méthode.....	49
b.	Résolution	51
3.	Bilan : optimisation hors ligne.....	52
IV.	Les stratégies de gestion en ligne	53
1.	De la commande optimale à la gestion en ligne.	53
2.	Gestion à base de règles	56
3.	Stratégies d'optimisation instantanée.....	57
4.	Exploitation de la logique floue.....	59
	Conclusion.....	61
	Chapitre 3 : Caractérisation des profils de mission	63
I.	Présentation des profils.....	63
1.	Cycle Urbain.....	68
2.	Cycle Routier	69
3.	Cycle Autoroutier.....	69
II.	Approche énergétique.....	70
1.	Consommation de référence	70
2.	Programmation Dynamique DP :.....	71
3.	Energies récupérables.....	73
III.	Approche puissance	75
1.	Distribution de puissance	75
a.	Cycle routier et cycle autoroutier	76
b.	Cycle routier et cycle urbain	77
c.	Cycle urbain et autoroutier.....	77
2.	Distribution de puissance par intervalles	78
IV.	Approche signal.....	80
1.	Taux de Distorsion Harmonique TDH.....	80
2.	Transformée de Fourier FFT – Densité de Puissance DSP	82
3.	Autocorrélation	83
4.	Etude des pentes.....	83

V.	Méthode de Segmentation.....	86
1.	Puissances caractéristiques.....	86
2.	Principe de la méthode.....	87
	Conclusion.....	90
Chapitre 4 : Gestion énergétique fréquentielle		91
I.	Fonctionnement de la PAC à une puissance constante :.....	92
II.	Principe de la gestion énergétique fréquentielle :	94
1.	1 ^{er} montage « filtre passe bas ».....	95
2.	Deuxième montage filtre passe bas :.....	97
3.	Itérations sur la fréquence de répartition :.....	100
4.	Optimisation de la fréquence de filtrage	101
III.	Filtre numérique « lissage en amplitude » :.....	104
1.	Deuxième filtre numérique « Permutation des blocs » :.....	105
2.	Optimisation de la taille de la fenêtre glissante :.....	107
a.	Optimisation de la taille de la fenêtre glissante « Critère_1 » :.....	108
b.	Optimisation de la taille de la fenêtre glissante « Critère_2 »	108
	Conclusion:.....	109
Chapitre 5 Gestion temporelle floue.....		113
I.	Stratégie de gestion à base de règles floues	114
1.	Principe de la logique floue.....	114
2.	Fonctions d'appartenance du système flou optimisées sur chacun des profils.....	115
3.	Génération des règles floues.....	117
II.	Stratégie de basculement de règles.....	119
1.	Méthode de Segmentation	119
2.	Méthode de basculement des règles.....	121
3.	Optimisation des bornes de basculement via l'algorithme génétique.....	122
4.	Evolution de l'état de charge de l'élément de stockage :.....	125
5.	Chargement du système de stockage « $\Delta soc = 0$ »	127
6.	Répartition des points de fonctionnement de la PAC sur la plage de rendement 128	
III.	Basculement Flou en ligne des Règles Floues	130
1.	1 ^{er} méthode : génération d'une règle de BFRF.....	131

2.	2 ^{ème} méthode : génération d'une règle de BFRF améliorée	134
3.	Prédiction et surcoût de rechargement en fin de mission.....	138
4.	Application du BFRF sur un 4èmeprofil.....	139
	Conclusion.....	144
	Conclusions Générales	145
	Bibliographie	149
	ANNEXE	155

Liste des figures

Figure 1 : Scénario de développement du marché de véhicules électriques en France entre 2010 et 2025.	12
Figure 2: Principe de l'architecture parallèle.	14
Figure 3 : Configuration parallèle dans le Q5 hybridquattro d'Audi.	14
Figure 4: Principe de l'architecture série	15
Figure 5 : Classification des véhicules suivant le taux d'hybridation [DUB 02].....	18
Figure 6 : Production de l'électricité dans une pile à combustible.	20
Figure 7 : Vue d'ensemble du <i>stack</i> PAC.....	21
Figure 8 : Rendements caractéristiques de la PAC et du Système PAC [BER 07].....	23
Figure 9 : Courbe de polarisation classique d'une cellule de PAC [BER 07].	24
Figure 10 : la Toyota FCV-R, un véhicule hybride à pile à combustible	25
Figure 11 : Diagramme de Ragone pour comparer les performances énergétiques de différents systèmes.	28
Figure 12: Structure d'un véhicule hybride à pile à combustible.....	33
Figure 13: Schéma bloc du groupe électrogène hybride à pile à combustible.....	36
Figure 14: Modèle énergétique d'un groupe électrogène hybride à pile à combustible.	41
Figure 15: Rendement du banc de super-condensateurs en fonction de la puissance fournie.	42
Figure 16 : Rendement total du groupe électrogène en fonction de la puissance fournie par le <i>stack</i> PAC	43
Figure 17 : Maillage de l'espace d'état d'énergie de l'élément de stockage sur un horizon de temps défini.....	47
Figure 18: Domaine de validité de l'état d'énergie de l'élément de stockage.....	48
Figure 19 : Organisation de la commande adaptative : prise en compte du trajet parcouru.	54
Figure 20: Mission urbaine	65
Figure 21 : Mission routière.....	65
Figure 22 : Mission autoroutière	66
Figure 23: Groupe Moto Propulseur.....	67
Figure 24: Distribution de puissance du profil urbain.....	69
Figure 25 : Distribution de puissance du profil routier.....	69

Figure 26 : Distribution de puissance du profil autoroutier	70
Figure 27: Etats de charge de l'élément de stockage du profil 1	72
Figure 28: Etats de charge de l'élément de stockage du profil 2	72
Figure 29: Etats de charge de l'élément de stockage du profil 3	72
Figure 30: Energie récupérable du profil 1	73
Figure 31: Energie récupérable du profil 2	74
Figure 32: Energie récupérable du profil 3	74
Figure 33 : Distribution de puissance des trois missions (urbain, routier et autoroutier)	76
Figure 34 : Distribution de puissance des profils routier et autoroutier	76
Figure 35 : Distribution de puissance des profils urbain et routier	77
Figure 36 : Distribution de puissance des profils urbain et autoroutier	78
Figure 37 : Distributions de puissance par intervalles d'un profil Autoroutier (a) et d'un profil Routier (b)	79
Figure 38 : Evolution de la vitesse pour un cycle autoroutier.....	79
Figure 39: Profil ESKISEHIR (kW/s)	80
Figure 40 : l'INRETS (kW/s).....	80
Figure 41: DSP en appliquant une fenêtre rectangulaire	82
Figure 42: DSP en appliquant une fenêtre de Hanning	82
Figure 43: Auto-corrélation du profil ESK.....	83
Figure 44 : Répartition et distribution des pentes du profil Urbain.....	84
Figure 45 : Répartition et distribution des pentes du profil Routier	85
Figure 46 : Répartition et distribution des pentes du profil Autoroutier	85
Figure 47: Distribution de puissance de la puissance positive de chaque profil ($P > 0$)	87
Figure 48: Principe de la segmentation.....	88
Figure 49: Segmentation du profil routier	88
Figure 50: Cycle de vitesse d'un profil autoroutier.	89
Figure 51: Evolution de l'état de charge.....	93
Figure 52: Principe du 1er filtre	95
Figure 53: Répartition des puissances « Mission routière »	96
Figure 54: l'évolution de l'état de charge de chaque profil	96
Figure 55: Principe du 2 ^{ème} filtre « permutation des blocs »	98
Figure 56: l'évolution de l'état de charge de chaque profil	98

Figure 57: Puissance envoyée à la PAC en appliquant le 1 ^{er} filtre	100
Figure 58: Puissance envoyée à la PAC en appliquant le 2 ^{ème} filtre	100
Figure 59: l'évolution de l'état de charge « en utilisant le critère_1 »	102
Figure 60: Evolution de l'état de charge« en utilisant le critère_2 ».....	103
Figure 61 : filtre numérique « Lissage en amplitude »	104
Figure 62 : Répartition des puissances entre les sources « lissage numérique »	104
Figure 63: l'évolution de l'état de charge du profil 2 « lissage numérique »	105
Figure 64: 2 ^{ème} filtre numérique « Lissage en amplitude ».....	106
Figure 65: Evolution de l'état de charge.....	106
Figure 66: Principe de la fenêtre glissante.....	107
Figure 67: Evolution de l'état de charge.....	108
Figure 68: Evolution de l'état de charge.....	109
Figure 69: Aperçu synoptique d'un système flou	115
Figure 70: Fonctions d'appartenance du système flou optimisées sur le profil 1	116
Figure 71: Fonctions d'appartenance du système flou optimisées sur le profil 2	116
Figure 72: Fonctions d'appartenance du système flou optimisées sur le profil 3	117
Figure 73: Les règles floues optimisées pour chaque profil	118
Figure 74 : Principe de la segmentation hors ligne	120
Figure 75 : Principe de la segmentation en ligne	120
Figure 76: Segmentation d'une partie du profil Routier	120
Figure 77: caractérisation de la puissance demandée	120
Figure 78: Principe de la stratégie de gestion proposée	121
Figure 79: Emplacement des bornes X1 et X2.....	122
Figure 80 : Urbain : application règle1 : 96% - appl règle 2 : 1% appl règle3 : 3%	123
Figure 81: Routier : application règle1 : 51% - appl règle 2 : 48% appl règle3 : 1% ..	124
Figure 82: Autoroutier : application règle1 : 53% - appl règle 2 : 4% appl règle3 : 43%	124
Figure 83: Evolution de SOC du profil urbain « règle optimale vs basculement »	126
Figure 84: Evolution de SOC du profil routier « règle optimale vs basculement »	126
Figure 85: Evolution de SOC du profil autoroutier « règle optimale vs basculement »	127
Figure 86: Répartition des points de fonctionnement de la PAC en appliquant la P.D.	129
Figure 87: Répartition des points de fonctionnement de la PAC en appliquant la règle optimale	129

Figure 88: Répartition des points de fonctionnement de la PAC, méthode de basculement.	130
Figure 89: Règle de basculement Flou des règles floues BFRF	131
Figure 90: La fenêtre toolbox de Matlab : Règle de BFRF	132
Figure 91: Univers de discours et fonctions d'appartenance des variables d'entrées ...	132
Figure 92: Règle floue de BFRF « 1 ^{ère} méthode »	133
Figure 93: Répartition floue des règles floues	134
Figure 94: Figure 25: Univers de discours et fonctions d'appartenance de la variable d'entrée « <i>Pdem</i> et <i>Indice</i> »	135
Figure 95: Règle floue de basculement « 2 ^{ème} méthode »	136
Figure 96: Stratégie complète de basculement flou des règles floues BFRF.	136
Figure 97: segmentation vers la prédiction	138
Figure 98: Profil composite : mélange des trois profils	140
Figure 99: Répartition des points de rendement en appliquant la règle optimale « profil composite »	141
Figure 100: Répartition des points de rendement en appliquant la méthode BFRF « profil composite »	141
Figure 101: Profil inconnu : mission INRETS.	142
Figure 102 : Evolution de la consommation selon les stratégies : mission INRETS..	142

Liste des tableaux

Tableau 1 : Bilan des hypothèses de performances de différents types de véhicules	11
Tableau 2: Différents types de piles à combustible.	19
Tableau 3: Différentes familles de super-condensateurs [AYA 04].....	27
Tableau 4 : Résume les performances du super-condensateur et de la batterie [BUR 00].	29
Tableau 5 : Valeurs des limites en puissances et énergies adoptées dans cette étude. ...	37
Tableau 6: Consommation de référence sans stockage	71
Tableau 7: Résultats obtenus avec la programmation dynamique	71
Tableau 8: Somme des énergies récupérées.....	74
Tableau 9: THD des profils ESKISEHIR et INRETS	81
Tableau 10: Puissances caractéristiques des profils à étudier	86
Tableau 11: Caractéristiques des profils à étudier.....	92
Tableau 12: Résultats obtenus avec l'application d'une P_{PAC} constante	93
Tableau 13: les résultats obtenus en appliquant le 1er filtre.	97
Tableau 14: les résultats obtenus en utilisant le 2 ^{ème} filtre.....	99
Tableau 15: Résultats obtenus « optimisation de la consommation en fonction du Critère_1 »	101
Tableau 16: Résultats obtenus « optimisation de la consommation en fonction du Critère_2 »	102
Tableau 17: Résultats obtenus « lissage numérique 5s ».....	105
Tableau 18: Résultats obtenus « lissage numérique 14s ».....	106
Tableau 19: Résultats obtenus « taille de la fenêtre optimisée en fonction du critère_1»	108
Tableau 20: Résultats obtenus « taille de la fenêtre optimisée en fonction du critère_2»	108
Tableau 21: Consommation totale obtenue par l'application du système flou optimisé pour chaque profil de mission.....	118
Tableau 22: Bornes de basculement optimisées.....	123
Tableau 23: Consommations totales obtenues en utilisant: une des règles optimisées et la méthode de basculement des règles.	124
Tableau 24: Comparaison des consommations totales en utilisant: une des règles optimisées et la méthode de basculement des règles (La dernière ligne est le résultat optimal obtenu avec l'approche de Programmation Dynamique (P.D.) vu au Chapitre 3).....	127
Tableau 25: Règle optimale vs 1 ^{er} méthode de BFRF.	134

Tableau 26: Résultats obtenus : Règles optimales VS Basculement Flou des Règles Floues	137
Tableau 27: Comparaison des gains possible DP, filtrage 1er ordre, Basculement Flou	137
Tableau 28: Consommations impactées par la prédiction temps réel (Reg.opt).....	138
Tableau 29: Ajustement de la consommation a Δ_{SOC} équivalent (BFRF)	139
Tableau 30: Différents réglages flous sur 4e profil composite	140
Tableau 31: Bilan des consommations 4e profil INRETS	143

INTRODUCTION GENERALE

Avec la croissance démographique mondiale et le développement des pays émergents l'énergie est devenue indispensable à la vie quotidienne, mais l'homme ne s'est jamais préoccupé des menaces que peuvent lui apporter l'exploitation de cette énergie : d'une part cette énergie est appelée à s'épuiser et d'autre part elle est associée à des effets secondaires sur l'environnement. Le secteur des transports routiers est un des plus consommateur d'énergie et pollueur en termes d'émissions de gaz à effets de serre. Cette prise de conscience collective a entraîné des réglementations toujours plus strictes sur les émissions polluantes et la consommation des véhicules, qui sont ainsi devenues deux critères primordiaux pour la conception de nouveaux véhicules.

Les véhicules tout électrique ont été présentés comme une solution prometteuse, grâce à leur indépendance vis-à-vis du pétrole. Mais leur faible autonomie ne leur permet pas aujourd'hui de remplacer définitivement les véhicules conventionnels ; d'où le développement d'un autre concept : les véhicules hybrides.

Un véhicule hybride met en œuvre, par définition au moins deux sources d'énergie différentes pour utiliser les avantages de chaque organe et ainsi, améliorer le rendement global de la transmission. L'élément de stockage peut être rechargé à bord du véhicule, ce qui évite l'installation coûteuse de nouvelles infrastructures : l'autonomie du véhicule ne dépend alors plus que de la capacité de son réservoir comme dans un véhicule conventionnel. L'hybridation s'avère une des alternatives prometteuses à court et moyen terme. Le fait d'avoir deux types de source permet de récupérer l'énergie et de choisir le point de fonctionnement à meilleur rendement pour la source primaire.

Afin d'évaluer l'apport de l'hybridation et son potentiel en terme d'économie de carburant, un bilan global doit être considéré en analysant le coût du cheminement de l'énergie pour réaliser la fonction de traction. Ce coût dépend des modes de fonctionnement et les politiques de répartition de puissance et d'énergie entre les différentes sources. La source primaire est destinée à fournir de l'énergie sur les longs trajets demandant une forte autonomie et à charger l'élément de stockage en cas de besoin.

L'énergie de freinage est récupérée par la source secondaire qui répond aussi aux pics de puissance lors des accélérations. Cette combinaison est supposée répondre aux exigences de réduction de la consommation de carburant et d'émission de polluants.

Afin d'atteindre ces objectifs, nous étudions le problème de gestion d'énergie dans un véhicule hybride et nous proposons de nouvelles approches pour résoudre ce problème. Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons aux véhicules hybrides électrique, avec deux sources d'énergie : la pile à combustible comme source primaire d'énergie et les super-condensateurs comme source secondaire. Le vecteur hydrogène est une source d'énergie propre que l'on peut embarquer pour le moment dans des réservoirs haute pression. La production actuelle de l'hydrogène est amenée à évoluer ainsi que son stockage et sa production à bord des véhicules (hydrure, reformer etc.). En complément, pour fournir rapidement de l'énergie ou absorber des pics de freinage, nous avons privilégié l'utilisation de packs de super-capacités ayant les propriétés requises complémentaires pour le véhicule.

La résolution du problème de gestion d'énergie prend dans la littérature, deux dimensions : la première dimension traite le problème de dimensionnement des sources d'énergie, avec la détermination de leurs caractéristiques, de leurs performances et du taux d'hybridation (ratio entre les deux sources) en relation avec la mission. La deuxième dimension traite le problème des stratégies de gestion qui consiste à trouver la meilleure répartition de la puissance à fournir par les différentes sources d'énergie. La présence d'une source d'énergie secondaire introduit des degrés de liberté supplémentaires dans la répartition de la puissance demandée notamment en raison de la réversibilité et de la possibilité de récupérer l'énergie de freinage. Cette répartition doit satisfaire la demande de puissance du moteur électrique et respecter les contraintes énergétiques du système (puissance de la pile à combustible, bornes de l'état de charge de l'élément de stockage etc.). Nous nous intéressons, dans le cadre de cette thèse, à la définition de la répartition optimale de la demande entre la pile à combustible et les super-condensateurs. Nous partons donc d'une architecture définie et optimisée pour une mission donnée.

En fonction des hypothèses faites sur le modèle du système, les variables de décision et la fonction de coût, plusieurs méthodes ont été développées. La première catégorie, dite optimisation hors ligne, couvre les méthodes disposant d'une connaissance a priori sur le

cycle suivi par le véhicule, les résultats obtenus via ces méthodes seront considérées comme référence. En effet, ces résultats obtenus hors ligne ne peuvent donner en ligne l'optimum calculé que si tout le parcours et les sources se comportent comme prévu (ce qui est rarement le cas). La deuxième grande catégorie couvre les stratégies ne disposant pas, ou peu, de connaissance sur le trajet parcouru par le véhicule. Le travail de ce mémoire se situe dans la seconde catégorie, correspondant une gestion d'énergie en ligne ce qui impose la définition d'algorithme de décision en ligne.

L'impossibilité d'implanter en ligne une méthode d'optimisation globale nous conduit à envisager une solution prenant en compte le profil courant de la mission et d'en déduire par similarité avec des profils types, les lois de gestion adaptées. L'expertise acquise dans le domaine de la gestion d'énergie peut se traduire en termes de règles empiriques qui déterminent la répartition d'énergie entre les deux sources en fonction du profil parcouru. La gestion fréquentielle et celle par la logique floue développées dans ce manuscrit, doivent permettre de bien maîtriser la synthèse de ces algorithmes de décisions et adapter les règles de gestion à toutes les situations. Nous avons exploité l'exactitude de la solution globale fournie par programmation dynamique pour évaluer les performances des solutions en ligne proposées.

Dans le premier chapitre, nous mettons l'accent sur la nécessité d'adopter des nouvelles structures d'alimentation pour réduire la consommation du pétrole. Nous commençons par un état de l'art des véhicules hybrides à pile à combustible. Nous expliquons le fonctionnement de la pile à combustible et les éléments de stockage. Nous abordons dans la dernière partie, la problématique de la gestion d'énergie d'un système multi sources.

Nous débutons le deuxième chapitre par une présentation de l'approche dimensionnement du groupe électrogène hybride. Nous traitons ensuite la formulation générale du problème de gestion d'énergie en indiquant les critères d'optimisation et les contraintes à respecter. Nous présentons enfin un état de l'art des stratégies de gestion d'énergie dans un véhicule hybride. Ces stratégies sont classées en deux catégories : stratégies de gestion hors ligne et celles en ligne. La première catégorie couvre la programmation dynamique et la théorie de la commande optimale. La deuxième catégorie couvre la gestion à base de règles, l'optimisation instantanée et l'exploitation de la logique

floue. Nous démontrons la nécessité de développer de nouvelles approches pour l'optimisation de la gestion d'énergie.

Le but du troisième chapitre est de caractériser les profils pris en considération dans le cadre de cette thèse : cycle urbain, cycle routier et cycle autoroutier. Dans le but d'extraire des signatures et des indicateurs permettant la classification des profils étudiés, nous appliquons dans un premier temps une approche énergétique, une approche puissance et une approche fréquentielle qui applique des techniques de traitement de signal. Ces approches sont insuffisantes pour caractériser en ligne un profil donné ; nous avons adopté une méthode de segmentation.

Après la caractérisation des profils, le chapitre 4 traite la gestion d'énergie qui s'appuie sur des techniques fréquentielles. Ce principe se base sur la division de la mission de puissance en plusieurs canaux fréquentiels où chaque canal est traité par la source d'énergie adéquate. Une analyse du fonctionnement de la pile à combustible à une puissance constante est appliquée en premier lieu. Nous avons appliqué par la suite une meilleure répartition énergétique en optimisant les fréquences de filtrage afin d'obtenir une meilleure consommation.

Le dernier chapitre présente une stratégie de gestion d'énergie en ligne à base d'un système de règle floue optimisé moyennant un algorithme génétique. Cette stratégie de gestion d'énergie permet de prendre en compte l'évolution de l'état de charge de l'élément de stockage à chaque instant et en plus contraint la pile à combustible à fonctionner à ses meilleurs points de rendement. Ce système sera développé par la suite afin d'obtenir une stratégie de basculement flou des règles floues en ligne. Nous appliquons cette méthode sur un quatrième profil inconnu pour valider la robustesse des méthodes proposées.

Chapitre 1 Véhicule hybride : présentation et problématique des systèmes multi-sources

La pénurie des ressources pétrolières et l'impact des gaz à effet de serre ont encouragé le développement d'un nouveau concept de véhicule hybride (thermique et électrique) ou tout électrique. Pour atteindre l'objectif de « zéro émission » de polluants, l'émergence d'un deuxième concept de véhicule électrique est basée sur l'hybridation tout électrique, mais ce concept souffre d'un problème d'autonomie. Dans ce chapitre, nous allons analyser l'impact du domaine des transports sur le développement durable et décrire le principe de fonctionnement d'un véhicule électrique hybride dans le nouveau contexte qui se dessine, à savoir, la volonté de réduire la consommation de l'énergie, de limiter la pollution dans les villes et d'augmenter l'autonomie.

I. L'énergie et le transport

1. Energies fossiles

Selon l'INSEE, en France, 70% des émissions de Gaz à Effet de Serre (GES) en 2009 proviennent de l'utilisation des énergies fossiles. Ces émissions sont liées non seulement à leur combustion pour la production d'une énergie secondaire mais aussi, à leur utilisation finale dans différents domaines tels que les transports, l'habitat et l'industrie.

Le secteur des transports et en particulier le transport routier, pèse fortement dans le bilan global des émissions des substances impliquées dans la pollution atmosphérique. Avec 26% des émissions de GES en 2009 et 12% de hausse entre 1990 et 2009, selon la même source, les transports constituent la principale activité émettrice. En effet, la combustion des hydrocarbures dans un moteur à combustion est généralement accompagnée par l'émission, outre le dioxyde de carbone (CO_2) et l'eau, de gaz plus toxiques tels que le monoxyde de carbone (CO), les oxydes d'azote (NO_x) et les

hydrocarbures non brûlés (*HC*). La stratégie du développement durable, au niveau européen, met en exergue la nécessité de parvenir à un découplage entre le développement économique et l'augmentation des flux de transport afin de minimiser les atteintes à l'environnement. Cela implique le choix de modes de transport et des pratiques de mobilité plus économes en énergie et plus respectueuses de l'environnement.

La pollution et le réchauffement de la planète ne sont pas les seules conséquences de l'utilisation des combustibles fossiles. En effet, l'épuisement des ressources menace le développement économique et devient une préoccupation mondiale. Bien qu'il y ait des controverses sur la date annoncée, il est certain que l'épuisement des réserves mondiales est inévitable, à cause notamment du rythme actuel de la consommation. Dans l'Union Européenne, la part des transports dans la consommation finale d'énergie est estimée à 33% en 2030¹. Ce secteur représente donc un enjeu majeur à long terme.

L'Union Européenne (UE) doit faire face au triple défi du changement climatique, de la sécurité d'approvisionnement et aussi de la compétitivité. En 2010, les importations pétrolières représentent un coût global de près de 210 milliards d'euros pour l'UE. Le cours du pétrole brut sur le marché étant déterminé par le jeu de l'offre et de la demande, d'un côté il est prévu une pénurie des ressources fossiles sur le long terme et de l'autre côté, la consommation mondiale ne cesse d'augmenter, notamment avec l'industrialisation des pays émergents. Cette consommation est passée de 84,3 millions de barils/jour en 2009 à 89,3 millions en 2011. Par conséquent, le prix du pétrole poursuit sa flambée. De 10,7\$ pour le baril de pétrole en décembre 1998 à 113,3\$ en janvier 2013. Le plus important est que l'UE prévoit un cours du pétrole en continuelle ascension jusqu'en 2030. Pour faire face à ce défi économique dans des pays déjà fragilisés par une croissance anémique, l'industrie automobile investit dans des solutions technologiques innovantes.

¹ European Commission, Market observatory & Statistics(<http://ec.europa.eu>)

2. Solutions alternatives

L'épuisement des combustibles fossiles étant inéluctable, il est indispensable de trouver de nouvelles solutions alternatives. Les industriels et les chercheurs privilégient plusieurs pistes.

a. Optimisation des systèmes existants

Une première démarche consiste à améliorer les performances des systèmes existants, en optimisant la forme du véhicule et en agissant sur la motorisation.

La forme du véhicule influence sa consommation en carburant. En améliorant l'aérodynamisme du véhicule, le moteur moins sollicité, devient plus économe en carburant. Ces améliorations peuvent aussi concerner la réduction de la masse du véhicule et la minimisation des sources de frottements. Dans le domaine de l'aéronautique, nous pouvons prendre comme exemple, le développement de l'avion carbone.

En agissant directement sur le moteur et la boîte de vitesse, il est possible de réduire la consommation du véhicule. Le downsizing, par exemple est une technique qui consiste à réduire la cylindrée d'un moteur tout en préservant ses performances et en optimisant le rendement.

Une deuxième démarche consiste à trouver de nouvelles sources d'énergies, économiquement viables et idéalement renouvelables. Une voie privilégiée pour lutter contre cette pénurie d'énergie est le développement des énergies alternatives telles que les biocarburants, l'énergie solaire photovoltaïque en association avec le vecteur hydrogène.

b. Biocarburants

Les biocarburants sont des carburants à base de végétaux (colza, tournesol, etc.). Pour 2020, la commission Européenne estime à 6.6% la participation des biocarburants dans la consommation d'énergie dans le domaine des transports [Energy, Update 2009]. Pour utiliser cette alternative, deux approches sont possibles : il faut soit adapter le biocarburant à des moteurs conçus pour fonctionner avec des dérivés du pétrole, soit concevoir des moteurs robustes fonctionnant au biocarburant naturel, non transformé chimiquement.

Cette dernière stratégie est non dominante mais a le meilleur bilan énergétique et environnemental.

Les biocarburants sont souvent présentés comme une alternative énergétique durable. Cependant leur fabrication favorise la déforestation et entre en compétition avec les cultures alimentaires.

c. Energie photovoltaïque

L'effet photovoltaïque désigne la capacité de certains matériaux tels que les semi-conducteurs à convertir les différentes composantes de la lumière en électricité. La Commission Européenne vise comme objectif, 12% d'énergie photovoltaïque dans la consommation d'électricité en 2020.

Le grand avantage de l'énergie photovoltaïque est qu'il s'agit d'une source « inépuisable ». En outre, c'est une énergie propre qui ne dégage ni GES, ni déchets (mis à part la production des panneaux eux-mêmes). Mais les investissements sont coûteux, le rendement des panneaux reste faible et la production d'électricité n'est ni stable ni prévisible car elle dépend de l'ensoleillement.

Pour le domaine des transports, les énergies renouvelables représentent 4,2% de la consommation d'énergie en 2010, contre 1,4% en 2005. La loi Grenelle 1 a fixé une cible de 23% d'énergies renouvelables dans la consommation finale d'énergie d'ici 2020, en conformité avec la directive européenne de 2009. Toutes ces mesures réglementaires et ces progrès technologiques sont probants ; ils permettent de combattre la pollution et contourner la pénurie annoncée de pétrole. Mais ils restent néanmoins insuffisants : la dépendance des transports au pétrole et aux produits pétroliers reste à plus de 90%.

Pour répondre au défi d'une réduction encore accrue des consommations et des émissions de polluants, l'industrie automobile est tout d'abord tournée vers l'électrification des véhicules. Le but est d'éliminer la combustion à bord et l'émission polluante. La propulsion dite « zéro émission » est envisageable avec les véhicules tout électrique.

II. Historique de la voiture électrique

Le concept de la voiture électrique n'est pas nouveau. La première voiture électrique fut construite en 1839 et le cap de 100 km/h dépassé en 1899. Mais avec l'avènement du démarreur autonome, le moteur à pistons balaie les véhicules électriques et les véhicules à vapeur par la même occasion. Il faut attendre jusqu'en 1973 au moment où le choc pétrolier et la flambée du prix du carburant ravivent l'intérêt pour les véhicules électriques.

1. Vers les solutions commerciales d'aujourd'hui

Les véhicules tout électrique (BEV pour *Battery Electric Vehicle*) ont pris un véritable essor dans les années 1990. Ils sont apparus, dans un premier temps, comme une solution prometteuse, grâce à des atouts indéniables : absence de pollution, silence de fonctionnement et indépendance vis-à-vis du pétrole. Par contre, leur principal handicap réside dans le coût assez élevé de la batterie et sa faible autonomie pour une utilisation dans le domaine des transports.

L'utilisation plus limitée de l'énergie et l'attention particulière portée à la réduction des GES ne doit pas normalement entraver la mobilité des personnes et des marchandises. Or, avec un véhicule électrique, nous ne pouvons espérer atteindre que 200 km d'autonomie pour une durée de recharge très longue (de 6 à 8 heures). Les véhicules électriques sont alors destinés à un usage urbain uniquement, ce qui les a empêchés pour le moment d'être concurrentiels vis-à-vis de leurs homologues conventionnels.

Parallèlement aux difficultés techniques et commerciales rencontrées par les véhicules électriques, les moteurs thermiques n'ont cessé de se perfectionner, avec notamment l'apparition de l'électronique dans les systèmes de gestion des moteurs permettant de contrôler les éléments du moteur de manière précise et efficace (injection électrique, Start & Go...). Les ventes ne dépassent pas les quelques centaines d'unités. La vente des véhicules tout électrique reste très limitée.

2. Les infrastructures de recharge

Le problème d'autonomie qui a toujours pénalisé les véhicules électriques, n'est pas le seul obstacle à leur adoption massive. En effet, les véhicules électriques nécessitent

l'installation d'infrastructures spécifiques pour la recharge de la batterie. Sans infrastructure adaptée lui permettant d'effectuer des longs trajets, le consommateur réticent préfère, de toute évidence, un véhicule conventionnel à son homologue électrique. L'utilisation de véhicules électriques à grande échelle, exige donc des investissements très importants dans le système de distribution d'énergie pour devenir une alternative viable. Une des premières installations en Europe a été lancée en 2011. Bénéficiant de l'aide de l'UE, le projet « *green highway* » consiste à équiper 400 km de stations-service, entre Trondheim en Norvège et Sundvall en Suède, permettant le rechargement électrique sur la voie publique [SWE 11].

Pour une voiture électrique, il convient de distinguer deux dimensions pour bien comprendre le potentiel et les limites sur le marché. La première dimension est constituée par la fonction moteur, au niveau maîtrise et efficacité. Le moteur électrique a un rendement énergétique de l'ordre de 90%. Quant aux moteurs thermiques actuels, les plus performants ont des rendements de l'ordre de 30% ; c'est-à-dire 70% des carburants consommés sont dissipés en chaleur. La deuxième dimension est liée à la fonction de stockage nécessaire de l'énergie électrique.

Malgré les obstacles technologiques et grâce à une prise de conscience globale des enjeux environnementaux, des plans gouvernementaux ont été initiés dans les 5 dernières années, pour relancer le développement des véhicules électriques. Depuis 2011, l'offre est en train de se diversifier. En novembre 2011, BMW dévoile son nouveau concept de véhicules électriques, la BMW i3. Son moteur électrique est conçu essentiellement pour la conduite urbaine et développe 125 kW (170 ch) avec un couple maximum de 250 Nm [BMW 11]. Dévoilée au salon de Genève 2012, la Renault ZOE est une citadine animée par un moteur électrique de 60 kW (80 ch) et 222 Nm de couple.

A l'horizon 2020, l'objectif en France est de mettre en circulation 2 millions de véhicules électriques. Un tel développement nécessitera le déploiement d'infrastructures de recharge des batteries. Le plan prévoit la mise en place de 4 millions de prises dans le secteur privé, à domicile ou en entreprises, et 400 000 prises mises à disposition en voirie ou en parkings publics [DEP 11].

Tous ces « *concept-cars* » sont destinés essentiellement à une utilisation urbaine, et ceci à cause du problème d'autonomie des batteries. Afin de pallier ce problème dans les véhicules tout électrique, de nouvelles solutions sont envisagées. Nous proposons, dans la suite de décrire le principe d'hybridation des sources d'énergie, ce permettant d'améliorer la compétitivité des véhicules électriques.

3. Principe d'hybridation

Un véhicule hybride est un véhicule disposant d'au moins deux sources d'énergie différentes. L'hybridation s'avère une des alternatives prometteuses à court et moyen terme. La commission Européenne vise à établir des objectifs nationaux qui se conjugueront pour atteindre un objectif global de 10% de véhicules hybrides en 2020 et 30% en 2030.

Le Tableau 1 représente un bilan des hypothèses de performances pour différents types de véhicules. Nous remarquons que le véhicule électrique hybride réalise de meilleures performances en termes d'émissions de CO_2 par rapport aux véhicules conventionnels [DEP 11].

Tableau 1 : Bilan des hypothèses de performances de différents types de véhicules

Performances	Véhicule essence	Diesel urbain	Véhicule électrique	Diesel routier	Véhicule hybride rechargeable
2010 : Consommation	4,8 L/100 km	4,2 L/100 km	0,2 kWh/km	5,8 L/100 km	mix
2010 : Emissions de CO_2 en circulation (g CO_2 /km)	115	110	0	155	78
2020 : Consommation	3,7 L/100 km	3,1 L/100 km	0,2 kWh/km	4,7 L/100 km	mix
2020 : Emissions de CO_2 en circulation (g CO_2 /km)	90	85	0	125	63

Source : CGDD

La Figure 1 montre les détails du scénario de développement du marché de véhicules électriques en France, entre 2010 et 2025, conformément aux objectifs du plan gouvernemental, soit 2 millions de véhicules électriques à l'horizon 2020. Nous remarquons que ce scénario prévoit une évolution plus importante du marché des Véhicules Hybrides Rechargeables (VHR) par rapport aux véhicules tout électrique.

Actuellement, les véhicules hybrides regroupent le plus souvent un réservoir de carburant et une batterie, associés à des machines de conversion d'énergie telles que les moteurs à combustion interne et les moteurs électriques. La combinaison de ces deux structures permettra à la fois, d'améliorer le rendement du moteur thermique du véhicule conventionnel, de diminuer sa taille et sa consommation et de limiter la taille de la batterie à bord du véhicule électrique. De plus, le fait d'avoir deux types de source permet de récupérer l'énergie et choisir le point de fonctionnement à meilleur rendement pour la source primaire.

Des véhicules peuvent ne présenter que des sources électriques, des sources électriques et fossiles, un moteur thermique ou deux moteurs de type thermique et électrique associés pour obtenir différents types de structure moto propulseur.

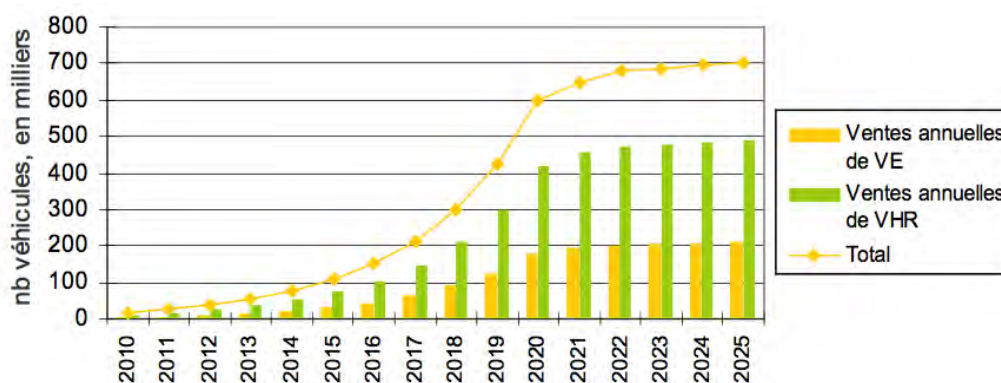


Figure 1 : Scénario de développement du marché de véhicules électriques en France entre 2010 et 2025.

III. Classification des véhicules hybrides

Les véhicules hybrides peuvent être classés selon plusieurs critères : leur architecture, leur taux d'hybridation, leur type de recharge interne ou externe (plug-in) de l'élément de stockage d'énergie, le dimensionnement des deux sources d'énergie, etc. Nous aborderons ici la classification selon l'architecture et le taux d'hybridation.

1. Série versus parallèle

De nombreuses architectures de véhicules hybrides sont concevables. Elles s'organisent cependant autour de deux configurations principales du système de propulsion, l'organisation série et l'organisation parallèle [EHS 07].

a. Hybride parallèle

Dans un véhicule hybride parallèle, le mode le plus répandu, deux types de motorisations peuvent actionner les roues. Les mouvements des moteurs thermique et électrique sont mécaniquement raccordés au même arbre.

A l'aide de nombreuses solutions d'engrenage, un système de gestion électronique permet à chaque motorisation de fonctionner dans des plages de rendement optimal. Un mode de fonctionnement possible est programmé ou manuellement enclenché :

- Lors des vitesses élevées, c'est le moteur à combustion qui sert d'entraînement.
- A basses vitesses, le moteur électrique est activé afin d'optimiser l'efficacité énergétique et la consommation ; le moteur électrique ne fonctionne pas à l'arrêt pour économiser la batterie.
- Lorsque le conducteur accélère fortement, les deux moteurs électrique et thermique fonctionnent simultanément pour transmettre plus de puissance.
- Quand le conducteur lève le pied pendant la marche ou le freinage, le moteur électrique fonctionne comme un générateur et récupère de l'énergie. Le moteur à combustion est alors découplé de la transmission et génère ainsi peu de pertes.

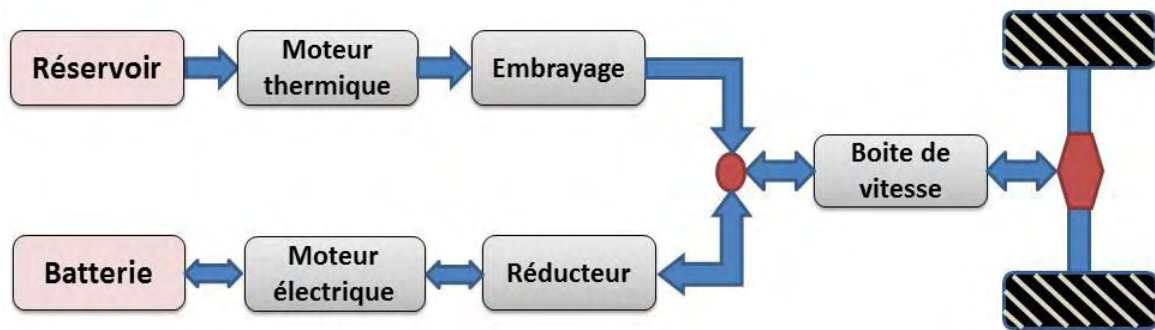


Figure 2: Principe de l'architecture parallèle.

Cette architecture permet de limiter le nombre de composants supplémentaires à installer. En contrepartie, le système est complexe mécaniquement puisque plusieurs composants sont liés aux roues.

Le Q5 hybridquattro d'Audi illustre cette technologie. Son moteur à essence 2.0 TFSI et son moteur électrique assurent une puissance de 188kW (245ch) et un couple de 480Nm. La consommation moyenne dans le cycle mixte est de 6.9 l/100 km, ce qui correspond à des émissions de CO₂ de 159 g/km.



Figure 3 : Configuration parallèle dans le Q5 hybridquattro d'Audi.

b. Hybride série

Pour les structures hybrides série, la source d'énergie primaire fonctionne comme un générateur qui transforme l'énergie issue de la combustion en énergie électrique. Cette énergie, combinée au niveau d'un nœud de courant à celle fournie par la batterie, est utilisée par le groupe moto propulseur qui assure seul la propulsion du véhicule. En ville, la batterie permet de rouler en mode purement électrique sur des trajets courts. Sur route, le moteur thermique entraîne un alternateur pour assurer la recharge de la batterie et l'alimentation de la motorisation électrique. La batterie stocke l'énergie issue de la conversion du carburant en énergie électrique, quand la puissance demandée aux roues est inférieure à la puissance fournie par le générateur électrique (association moteur thermique – alternateur) et fournit de la puissance dans le cas contraire.

Dans cette architecture, il n'existe pas de liaison mécanique complexe entre le moteur thermique et les roues, ce qui constitue son principal avantage. Il est possible aussi comme les autres architectures de choisir la part de la puissance qui sera fournie par le moteur thermique et celle qui sera issue de la batterie. Dans cette architecture, les performances du véhicule sont fixées par les composants électriques (la batterie, l'alternateur et le moteur électrique) et non par la dynamique du moteur thermique.

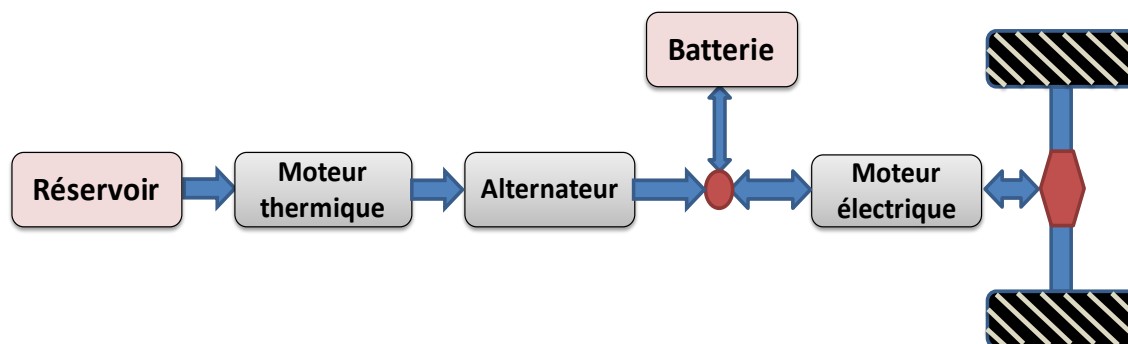


Figure 4: Principe de l'architecture série

Elue voiture de l'année 2012, la Chevrolet Volt est une voiture hybride série. Son moteur électrique assure une puissance de 111 kW (151ch). La consommation moyenne dans le cycle mixte est de 1.2 l/100 km, ce qui correspond à des émissions de CO₂ de moins de 27 g/km. Nous remarquons que par rapport à Q5 hybridquattro d'Audi, la Chevrolet Volt réalise de meilleures performances énergétiques et environnementales.

c. Hybride parallèle à dérivation de puissance

D'autres architectures combinant les motorisations thermiques et électriques sont aussi envisagées pour associer sur un même véhicule, l'hybride série et l'hybride parallèle. En multipliant les flux d'énergie possibles, ces architectures offrent un plus grand potentiel de gain en consommation. Par contre, elles multiplient le nombre de composants et complexifient leurs liens.

Avec la Prius, Toyota combine les deux architectures série et parallèle dans le même modèle, pour créer une configuration plus complexe mais plus aboutie. En effet, ces véhicules sont autonomes et ne nécessitent aucune infrastructure spécifique pour la recharge des batteries, et au même temps, elles réduisent de manière sensible les émissions de polluants et la consommation de carburant.

2. Taux d'hybridation

Nous appelons Taux d'Hybridation (TH) la part de la puissance que peut fournir la source d'énergie secondaire par rapport à la puissance totale disponible à bord. Pour un véhicule hybride thermique/électrique, le taux d'hybridation est égal au rapport de la puissance électrique sur la puissance totale exprimée en pourcentage [DOR 03]. En allant d'un véhicule thermique (TH=0%), jusqu'au véhicule tout électrique (TH=100%), il existe 3 principales catégories de véhicules électriques hybrides.

a. Véhicule thermique assisté électriquement = TH faible

Situé au bout du spectre des structures hybrides et très proche du véhicule conventionnel (cf. Figure 5), le véhicule thermique assisté électriquement (ou *power assist*) utilise un système de propulsion électrique en plus du moteur thermique pour diminuer les émissions et la consommation de carburant ; c'est un hybride de type parallèle. Le moteur thermique doit dans ce cas être capable de fournir la puissance moyenne nécessaire au véhicule pour fonctionner dans toutes les conditions de circulation.

b. Véhicule électrique avec prolongation d'autonomie = TH moyen

Le véhicule électrique à prolongateur d'autonomie (EREV pour *Extended Range Electric Vehicle*) est un véhicule hybride de type série ou parallèle, avec une utilisation très

proche du véhicule tout électrique. La propulsion du véhicule se fait par un moteur électrique alimenté par des batteries de grande capacité maintenues chargées par un petit bloc alternateur-moteur thermique. Suivant l'option choisie, le moteur thermique peut fournir la puissance permettant au véhicule de continuer à fonctionner lorsque la batterie est déchargée, mais avec un niveau de puissance maximale réduit : le véhicule est alors majoritairement utilisé comme un véhicule électrique.

En 2011, le constructeur suédois Volvo Car a annoncé la réalisation des prototypes électriques dotés d'un prolongateur d'autonomie sur les modèles électriques C30 et V60². Pour accroître leur autonomie, les voitures électriques Volvo reçoivent un moteur à combustion interne. Le premier concept technique repose sur une Volvo C30 électrique avec prolongateur d'autonomie en série. Elle sera équipée d'un moteur à combustion trois cylindres délivrant 60 ch. Le moteur thermique est relié à un générateur électrique de 40kW. La puissance fournie par le générateur sert essentiellement à entraîner le moteur électrique de 111 ch (82 kW) de la voiture.

c. Le véhicule électrique hybride proprement dit = TH élevé

Le véhicule électrique hybride désignera par la suite, un véhicule possédant deux sources d'énergie d'égale importance. Cet hybride a donc la capacité de rouler uniquement en électrique grâce à une batterie permettant de parcourir une distance en tout électrique significative et possède un moteur thermique suffisamment important pour fournir la puissance nécessaire à toutes les conditions de circulation.

² Volvo Cars, Actualités

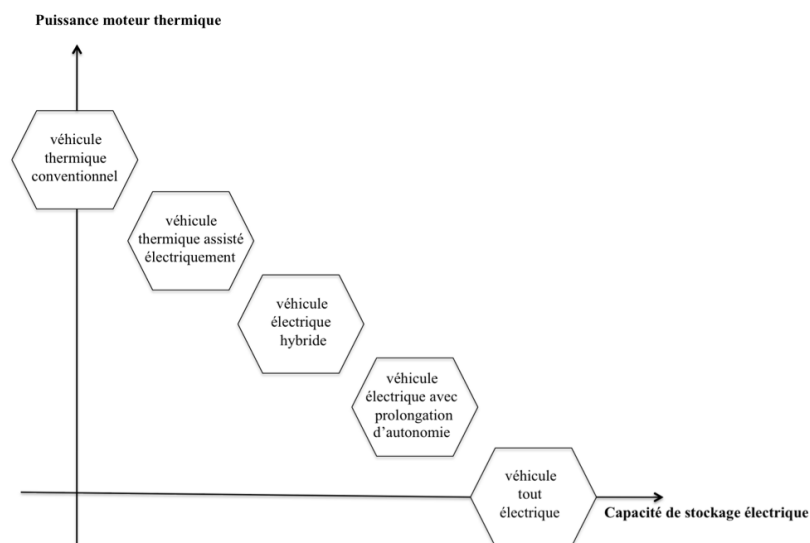


Figure 5 : Classification des véhicules suivant le taux d'hybridation [DUB 02].

Pour la suite de ce travail, nous considérons un véhicule hybride série où la source d'énergie primaire est une pile à combustible (PAC). Nous détaillerons dans la section suivante les caractéristiques de cette technologie.

IV. La pile à combustible

La production d'énergie 'propre' en quantité suffisante pour alimenter une motorisation électrique peut être réalisée par une Pile A Combustible (PAC). Si son carburant « l'hydrogène » n'est pas disponible à l'état naturel, il s'agit d'un vecteur énergétique qui peut être produit à partir de différentes sources, dont les énergies renouvelables. Propulser des véhicules en ayant de l'eau pour seules émissions sortantes, offre des perspectives d'avenir très intéressantes [SCH 01].

La possibilité de produire de l'électricité à partir de la réaction chimique entre l'hydrogène et l'oxygène, appelée *principe de l'électrolyse inverse*, fut énoncée pour la première fois en 1802 par Sir Henry David. Partant de ce procédé, Sir William Grove expérimente en 1839 la première pile à combustible avec des électrodes en platine dans un milieu acide sulfurique dilué. La pile à combustible a connu son émergence grâce à la NASA qui cherchait un moyen de produire de l'électricité à bord de ses engins spatiaux : des PAC furent utilisées avec succès par la capsule Gemini en 1964 [T. Berning]. L'intérêt

pour l'utilisation de cette technologie dans le domaine des transports remonte à 1973, date de la première crise pétrolière. En 1993 un bus à PAC est réalisé par l'entreprise Ballard en partenariat avec le constructeur automobile Daimler-Benz [PRA 92].

1. Principe de fonctionnement de la PAC

La pile à combustible est un système de conversion directe de l'énergie d'un comburant en électricité. Une cellule élémentaire, formant le noyau de la pile à combustible est responsable de la conversion de l'énergie chimique en une énergie électrique. La structure de base d'une cellule est formée d'un milieu conducteur ionique ou un électrolyte en contact avec deux électrodes.

Les PAC sont classées selon le choix de l'électrolyte et du combustible utilisé. Le choix de ces deux éléments détermine les réactions aux électrodes et le type d'ions qui traversent l'électrolyte et conditionne la température de fonctionnement de la pile. Le Tableau 2 énumère les différents types de PAC existantes [BEZ 98].

	Nom	Électrolyte	Plage de puissance	Température de fonctionnement	Domaines d'applications
PAC à basses températures	DMFC (Direct methanol fuel cell)	Membrane polymère	1mW à 100kW	60-90 °C	Portable
	PEMFC (Proton exchange membrane fuel cell)	Membrane polymère	100W à 500kW	60-90 °C	Transport Portable Stationnaire
	AFC (Alcaline fuel cell)	Solution alcaline aqueuse	10 kW à 100kW	50-250 °C	Transport Spatial
	PAFC (Phosphoric acid fuel cell)	Acide phosphorique	Jusqu'à 10MW	160-220 °C	Stationnaire
PAC à hautes températures	MCFC (Molten carbonate fuel cell)	Carbonate fondu	Jusqu'à 100MW	650 °C	Stationnaire
	SOFC (Solid oxide fuel cell)	Oxyde solide	Jusqu'à 100MW	750-1050 °C	Stationnaire

Tableau 2: Différents types de piles à combustible.

Chaque type de PAC a un domaine d'application privilégié. Parmi les divers types de pile, c'est la pile PEMFC (*Proton Exchange Membrane Fuel Cell*) qui se développe le plus vite [EMA 05]. Elle se présente comme le choix le plus adéquat pour des applications dans le domaine du transport et ceci pour trois raisons essentielles :

- Température de fonctionnement : la pile fonctionne à basse température, entre 60°C et 90°C, ce qui est adapté à un usage automobile. A haute température, la dégradation des matériaux est assez élevée.
- Structure solide : sa membrane en polymère solide garantit une certaine résistance mécanique vis à vis des contraintes liées à l'environnement automobile ; elle empêche notamment les fuites dues aux vibrations.
- Densité de puissance : la propulsion d'un véhicule requiert une puissance de quelques kilowatts à une centaine de kilowatts. En outre, le groupe motopropulseur doit avoir une masse et un encombrement acceptable. La PAC de type PEMFC répond le mieux à ces contraintes avec une densité de puissance comprise entre 1kg/kW et 3kg/kW.

Dans une PAC de type PEMFC, la fabrication de l'électricité se fait grâce à l'oxydation sur l'électrode négative d'un réducteur, couplée à la réduction sur l'autre électrode d'un oxydant. Elle possède une cathode et une anode séparées par un électrolyte qui assure entre autres le passage du courant par transfert ionique des charges. Comme une pile classique, la pile à combustible consomme son oxydant, l'oxygène (O₂) et son réducteur, l'hydrogène (H₂) et continue de fonctionner tant qu'elle est approvisionnée en hydrogène et en oxygène.

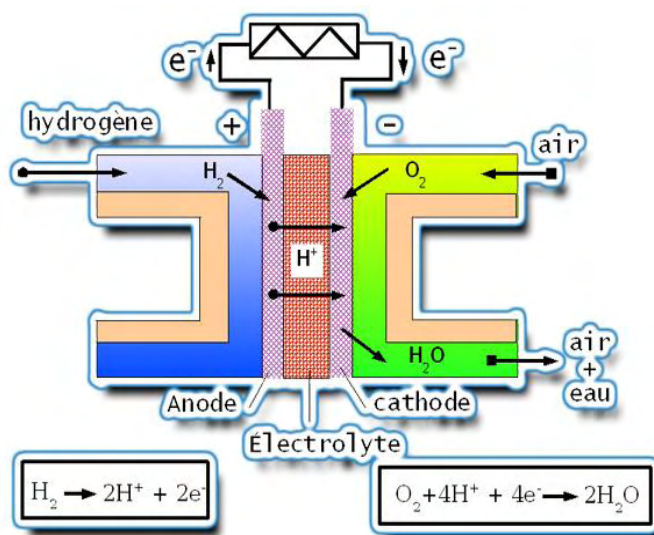


Figure 6 : Production de l'électricité dans une pile à combustible.

Chaque réaction produit de l'eau et libère deux électrons et de la chaleur. L'efficacité de l'hydrogène provient de sa grande réactivité électrochimique par rapport aux autres

carburants, tels que les hydrocarbures ou les alcools. De la même manière, l'oxygène est l'oxydant le plus commun en raison de son abondance dans l'air.

Les équations chimiques d'oxydoréduction sont les suivantes :

- Oxydation à l'anode: $H_2 \rightarrow 2 H^+ + 2e^-$
- Réduction à la cathode: $O_2 + 2 H^+ + 2e^- \rightarrow H_2O$
- En combinant les deux, la réaction globale est : $H_2 + 1/2 O_2 \rightarrow H_2O + \text{chaleur}$

L'électricité est produite par les deux électrons libérés par la molécule d'hydrogène, lors de l'oxydation de l'anode. Les protons d'hydrogène H^+ traversent la membrane séparant l'anode de la cathode et se recombinaient à la cathode avec les électrons et les atomes d'oxygène. Idéalement, les seuls produits secondaires de la réaction sont de l'eau et de la chaleur.

2. Architecture d'une PAC

a. Structure d'une PAC

La réaction électrochimique a lieu au sein d'une cellule élémentaire. Une cellule élémentaire consiste en un assemblage Electrode-Membrane-Electrode (EME) pressé entre deux plaques bipolaires.

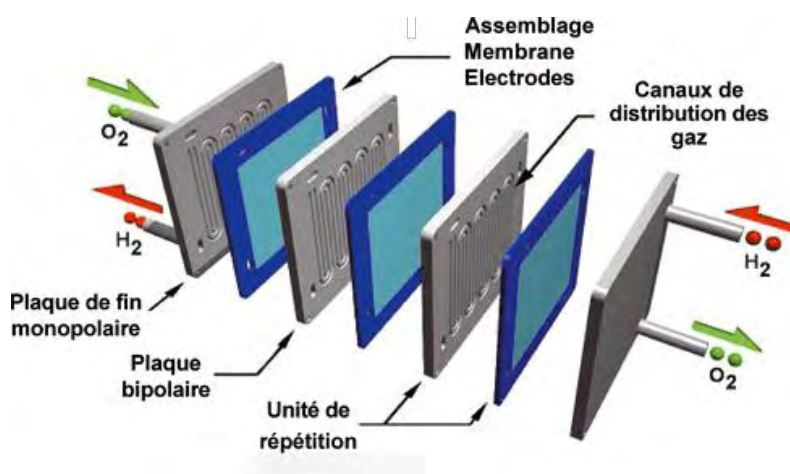


Figure 7 : Vue d'ensemble du *stack* PAC.

La membrane constitue le cœur de la cellule élémentaire. La membrane est un électrolyte qui est perméable aux protons d'hydrogène H^+ et imperméable aux gaz. Un assemblage EME comporte, outre la membrane, deux électrodes : l'anode et la cathode.

Elles sont exposées à un flux de gaz qui leur fournit l'apport en réducteur et en oxydant, l'hydrogène et l'oxygène.

La tension obtenue avec une cellule élémentaire est inférieure à 1 volt, ce qui est insuffisant pour la majorité des applications. Pour disposer d'une source de tension suffisamment élevée, plusieurs cellules sont assemblées en série pour former le cœur de la pile, appelé *stack* PAC.

b. Système PAC

Le *stack* PAC a besoin d'un ensemble de conditions pour produire de l'énergie électrique : il doit être alimenté en hydrogène et en air, la membrane doit être humidifiée en permanence et la chaleur produite doit être évacuée. Divers périphériques, appelés *auxiliaires* sont nécessaires à la mise en œuvre d'un générateur d'énergie à pile à combustible. L'ensemble composé de la pile à combustible et de ses composants auxiliaires est appelé *système pile à combustible* - SPAC.

Quatre circuits principaux composent un Système PAC :

- Le circuit d'hydrogène (circuit fermé) : il alimente l'anode en hydrogène gazeux. L'hydrogène non consommé à la sortie de la PAC peut être réinjecté à l'entrée de celle-ci par l'intermédiaire d'une pompe de recirculation.
- Le circuit d'oxygène (circuit ouvert) : à la cathode, la pile est alimentée en oxygène injecté par un compresseur d'air. On trouve également des structures avec circuit air fermé et compresseur O₂.
- Le circuit de refroidissement : il représente une partie essentielle du système PAC. Il permet de maintenir la température de fonctionnement.
- Le circuit d'eau : le débit d'air à la cathode draine l'eau produite par la réaction. Cette eau peut être utile pour diverses fonctions telles que l'humidification des membranes et le refroidissement.

Les composants auxiliaires sont donc indispensables au bon fonctionnement de la pile à combustible. Mais ils consomment une partie de l'énergie produite par la PAC.

3. Caractérisation de la PAC

Les pertes de puissance induites par la consommation électrique des composants auxiliaires affectent le rendement global du système. Alors que la PAC convertit l'énergie chimique en énergie électrique avec un rendement maximal d'environ 70% pour de faibles charges, le SPAC atteint un rendement maximal d'environ 50% [ROD 03].

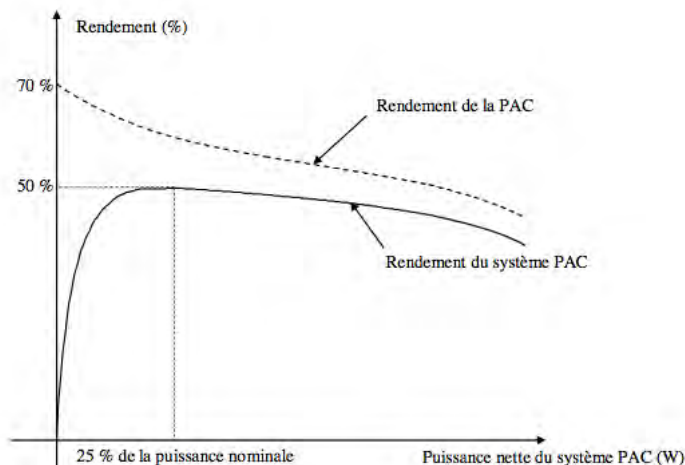


Figure 8 : Rendements caractéristiques de la PAC et du Système PAC [BER 07].

Pour les PAC en régime statique, la tension au niveau de la cellule élémentaire chute en fonction du courant débité à cause des pertes. Les pertes proviennent principalement de trois origines : zone d'activation, zone ohmique et zone de concentration. La Figure 9 trace la caractéristique électrique d'une pile à combustible ; elle représente la tension de la cellule en fonction de la densité de courant.

La chute de tension liée à la zone d'activation est due au démarrage des réactions chimiques à l'anode et à la cathode. Une partie de l'énergie disponible est utilisée pour briser et reformer les liaisons chimiques. La chute de tension due à la zone ohmique est causée par la résistance électrique de la membrane et de l'ensemble électrodes/plaques bipolaires. Finalement, la chute de tension due à la concentration résulte d'un manque de réactifs. En effet, lorsque la densité de courant devient élevée la diffusion des gaz dans les électrodes n'est plus assez rapide pour entretenir la réaction [GUI 07].

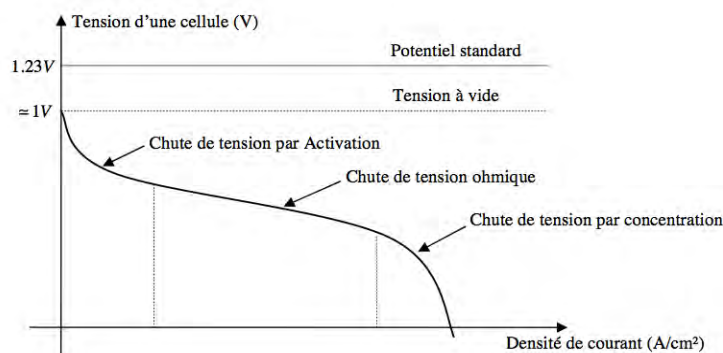


Figure 9 : Courbe de polarisation classique d'une cellule de PAC [BER 07].

4. PAC dans l'industrie automobile

Comme la production d'énergie électrique est réalisée sans émissions de gaz à effet de serre, ce type de véhicule est considéré non polluant et apparaît donc comme une solution intéressante de mobilité durable.

Plusieurs programmes de véhicules à PAC ont été lancés au début des années 90. General Motors a démarré son programme en 1990 et a présenté ses premiers prototypes en 1998. Deux concepts baptisés Hy-Wire et Sequel ont été présentés en 2002 et 2005 respectivement.

Toyota Motor Corporation a présenté son premier prototype en 1996 en utilisant une base du véhicule RAV-4 LV. En 2002, elle a commercialisé le premier véhicule à PAC, la Toyota FCHV. Le dernier concept de véhicule hybride à PAC a été présenté au salon de Genève 2012, c'est la Toyota FCV-R. La commercialisation de ce concept est prévue pour 2015.



Figure 10 : la Toyota FCV-R, un véhicule hybride à pile à combustible

V. L'élément de stockage

Dans cette partie, nous nous intéressons à la caractérisation de la source secondaire d'énergie dans un véhicule électrique hybride. Sa caractéristique principale est qu'elle doit être réversible en puissance : elle peut être rechargée par récupération de l'énergie cinétique ou par le SPAC. Dans un véhicule à pile à combustible hybride, deux technologies d'accumulateurs électriques sont généralement retenues pour constituer la source secondaire d'énergie : les batteries et les super-condensateurs.

1. Caractérisation des accumulateurs électriques

Un accumulateur électrique est un dispositif destiné à stocker l'énergie électrique afin de pouvoir l'utiliser ultérieurement. Nous citons ci-dessous ses grandeurs caractéristiques :

- La tension aux bornes est la tension fournie au cours de la décharge. Elle dépend de l'enthalpie libre de la réaction totale, de la cinétique des réactions à chaque électrode et de la résistance de l'électrolyte.
- La capacité de charge électrique, souvent appelée capacité de l'accumulateur est la charge électrique que peut fournir l'accumulateur complètement chargé pendant un cycle complet de décharge.
- L'énergie stockée dans la batterie est égale à sa charge électrique multipliée par la tension moyenne sous laquelle cette charge est délivrée.

- La densité d'énergie, exprimé en Wh/kg, est une des caractéristiques importantes d'un accumulateur, elle correspond à la quantité d'énergie qu'il peut restituer par rapport à sa masse.
- La densité de puissance est la puissance que fournit la pile par unité de masse. La puissance fournie dépend du régime de décharge.

a. Batteries

Une batterie est un accumulateur électrochimique qui fonctionne grâce aux réactions électrochimiques aux électrodes. Ces dernières assurent la conversion de l'énergie électrique en un processus chimique réversible. L'accumulateur électrochimique a la caractéristique intéressante de fournir une tension à ses bornes peu dépendante de sa charge. Cette tension est de l'ordre de quelques volts pour un élément. Comme en pratique des tensions plus élevées sont requises, typiquement 12V, 24V voire 48 V et plus, il suffit, pour augmenter la tension, de raccorder des éléments du même type en série au sein d'une batterie d'accumulateurs.

Dans le cadre d'une utilisation pour des véhicules hybrides, les principales technologies retenues sont les batteries au Plomb, les batteries Nickel Métal-Hydrure et les batteries Lithium-ion. La technologie au plomb est la technologie la plus commune dans le domaine de l'automobile et déjà utilisée pour les batteries des véhicules conventionnels, notamment dans les projets *stop-and-start* (la Lupo de Volkswagen et la C3 chez Citroën). Elle se caractérise par sa robustesse et son faible coût ; néanmoins, elle possède une puissance et une énergie spécifique médiocre.

La technologie Nickel Métal-Hydrure (Ni-Mh) présente une énergie massique estimée à deux fois celle de la technologie plomb. Ni-Mh est la technologie qui domine le marché des véhicules hybrides aujourd'hui grâce au succès de la Toyota Prius qui l'a adoptée pour ses trois générations. Finalement, la technologie Lithium-ion (Li-ion) représente de réelles perspectives d'avenir pour les applications de traction électrique. Elle possède de meilleures performances en termes de puissance et d'énergie massique. Mais malgré ses bonnes performances, la technologie Li-ion souffre de son coût élevé et de la difficulté de gestion de la température et des risques d'explosion.

b. Super-condensateur

Un super-condensateur appelé aussi super-capacité ou condensateur à double couche, stocke l'énergie de manière électrostatique en polarisant une solution électrolytique. L'histoire de ce composant débute avec la découverte du phénomène capacitif par Hermann Von Helmholtz en 1853 [CON 99]. Les premiers super-condensateurs étaient commercialisés par NEC dans les années 70, sous la dénomination de *super-capacitor* [LAS 01].

Avec les super-condensateurs, il est possible d'obtenir des capacités surfaciques élevées et donc d'obtenir des valeurs très élevées de capacité. Ceci fait des super-condensateurs des éléments potentiels de stockage d'appoint [BAR 01], ces dernières peuvent atteindre des tensions et des courants de sortie élevés en fonction de leurs structures série-parallèle de plusieurs cellules [FAN 11] et en fonction de leurs matériaux. Le Tableau 3 donne une classification des super-condensateurs, ils se différencient par leurs matériaux d'électrodes et leurs électrolytes.

Electrode	Charbon actif		Matériau métallique	Polymère conducteur
Electrolyte	Acide sulfurique	Electrolyte organique		Electrolyte organique
Moyen de stockage	énergie stockée dans la double couche		double couche + processus faradiques réversibles	double couche + processus faradiques réversibles
Energie massique (Wh.kg ⁻¹)	0.2 à 1.1	2 à 4.2	2.7 à 5.5	11
Puissance massique (kW.kg ⁻¹)	1 à 10	0. à 1	10 à 100	100
Capacité massique (F.g ⁻¹)	120 à 180	60 à 100		200 à 400
Tension (V)	0.8 à 1.2	2 à 3	0.8 à 1.2	2.5

Tableau 3: Différentes familles de super-condensateurs [AYA 04].

2. Batterie vs super-condensateur

Les batteries et les super-condensateurs ont des caractéristiques électriques extrêmement différentes. Le diagramme de Ragone est alors utilisé pour comparer leurs performances respectives. Il s'agit d'un graphique à axes logarithmiques. Nous portons en abscisse l'énergie massique et en ordonnée la puissance massique, deux grandeurs prépondérantes en matière de stockage embarqué. La Figure 11 montre que les batteries

ont une forte densité énergétique mais une faible densité de puissance. Quant aux super-condensateurs, ils ont une capacité spécifique faible mais disposent d'une puissance spécifique importante [KOT 00].

Le choix entre ces deux types d'accumulateur dépend de l'architecture globale du système. Pour un véhicule hybride, un choix de complémentarité en termes de puissance instantanée disponible et de quantité d'énergie stockée permettra d'augmenter les performances des systèmes d'alimentation. D'après le diagramme de Ragone, les piles à combustible qui constituent la source d'énergie primaire de notre système, sont caractérisées par une forte densité énergétique mais une faible densité de puissance. Cette configuration est la complémentaire de celle des super-condensateurs. Dans une application hybride, les super-condensateurs sont les mieux placés pour satisfaire les fortes pointes de puissances.

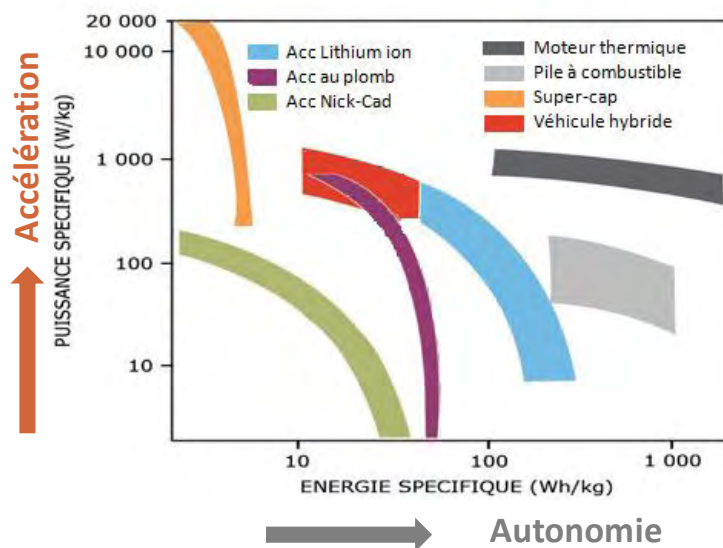


Figure 11 : Diagramme de Ragone pour comparer les performances énergétiques de différents systèmes³.

Un autre point de comparaison est la durée de vie de l'élément de stockage. Dans un super-condensateur, il n'y a pas de réaction chimique mise en jeu, ce qui permet d'obtenir des durées de vie élevées. Un super-condensateur peut être chargé et déchargé des

³ Nicolas Magdeleine : stockage de l'énergie, ressources documentaires, académie Nantes, 12/2010.

centaines des milliers de fois, tandis que la durée de vie des batteries en nombre de cycles charge/décharge est relativement limitée. Le résumé des performances de deux éléments de stockage est donné dans le Tableau 4.

Tableau 4 : Résumé les performances du super-condensateur et de la batterie [BUR 00].

	Super-condensateur	Batterie
Temps de charge t	1s<t<30s	1 heure<t<5 heures
Temps de décharge	1s<t<30s	0.3 heure<3 heures
Rendement charge/décharge	entre 85% et 98%	entre 70% et 85%
Densité de puissance (W/kg)	10^4	$<10^3$
Densité d'énergie (Wh/kg)	entre 1 et 10	entre 10 et 100
Durée de vie nombre de cycles	10^6	10^3

D'après les données du tableau ci-dessus, il est clair que le super-condensateur est un élément potentiel pour le stockage de l'énergie embarquée comme source pour la demande de fortes puissances pendant quelques secondes. Le super-condensateur a déjà pris place dans la voiture pour la récupération d'énergie et pas seulement dans les véhicules électriques. En effet, les super-condensateurs sont particulièrement efficaces pour répondre à ce besoin. Capable de se charger et se décharger très rapidement, le super-condensateur se présente comme une batterie ultra-rapide et fiable.

Nous avons décrit dans la section précédente l'architecture du groupe électrogène formé par une pile à combustible et un banc de super-condensateurs. Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons à la gestion d'énergie dans un véhicule hybride. Ce problème peut être posé sous forme d'un problème d'optimisation : la consommation de combustible doit être minimisée, sous la contrainte d'un système dynamique respectant les caractéristiques du système PAC et du dispositif de stockage électrique. Nous allons introduire dans la section suivante la problématique des stratégies de gestion d'énergie dans les véhicules hybrides.

VI. Gestion d'énergie dans les véhicules hybrides

Afin d'évaluer l'apport de l'hybridation et son potentiel en terme d'économie de carburant, un bilan global doit être considéré en analysant le coût du cheminement d'énergie. Ce coût dépend des modes de fonctionnement et les politiques de répartition de puissance entre les différentes sources. Pour un confort d'utilisation de conduite, la puissance demandée à fournir au groupe moto-propulseur doit être satisfaite. Elle est donnée par le conducteur pour conserver un confort de conduite. La modification des demandes de puissance (eco-conduite) ne sera donc pas un critère dans ce travail.

1. Position du problème de la gestion d'énergie

Dans un véhicule conventionnel, l'enfoncement de la pédale d'accélération traduit directement la puissance demandée par le conducteur à fournir par la source unique. Mais dans un véhicule hybride, l'opération est beaucoup plus complexe. La présence d'une source d'énergie réversible introduit des degrés de libertés supplémentaires dans la réalisation de la puissance demandée. Une mauvaise gestion d'énergie peut amener à une consommation de carburant analogue, voire supérieure de celle d'un véhicule conventionnel équivalent.

Le problème de la gestion d'énergie consiste alors à trouver la meilleure répartition de la puissance entre les différentes sources d'énergie. Plusieurs critères de performances interviennent pour le choix de cette répartition, telles que la consommation de carburant, les émissions de polluants, la durée de vie des composants, le confort de conduite, etc.

En raison de la difficulté de prise en compte quantitative de certains paramètres de nature subjective (confort de conduite) et de la complexité de certains modèles (vieillessement), les critères considérés sont souvent la consommation énergétique du véhicule et/ou les émissions de polluants. Les algorithmes permettant de résoudre ce problème d'optimisation sont appelés *lois de gestion d'énergie* ou encore *stratégies de commande* ou aussi *stratégies de gestion de l'énergie* (Energy Management Strategy ou EMS).

La commande d'un véhicule hybride connue sous le terme de superviseur ou UCVH (Unité de Contrôle de Véhicule Hybride) est en relation avec tous les organes de la chaîne de traction (sources, moteur thermique, moteurs électriques,...). Les lois de gestion d'énergie représentent la partie supervision de la commande. A chaque instant, elles calculent les points de fonctionnement optimaux ainsi que les alternances de phases de recharge/décharge de l'élément de stockage d'énergie.

2. Modes de fonctionnement

Dans les véhicules hybrides à moteur thermique, la gestion d'énergie peut être basée sur une approche par fonction. Nous présentons dans ce paragraphe les différentes fonctionnalités qui adaptent le comportement des machines (thermiques et électriques) aux conditions d'utilisation. Ces fonctionnalités participent à la réduction de la consommation du carburant et/ou à la récupération d'énergie électrique [CHA 07].

a. Mode démarrage (Stop-and-Start)

Nommé aussi Stop-and-Go, le Stop-and-Start consiste à couper systématiquement le moteur thermique, quand aucune puissance n'est demandée. Cette fonctionnalité est en particulier destinée à être utilisée lors des arrêts aux feux rouges et en présence des embouteillages. Ce système permet au moteur thermique d'être redémarré rapidement et sans vibration après un arrêt de courte durée, grâce à une machine électrique suffisamment puissante. Le gain apporté par ce système provient de la disparition de la consommation de carburant au ralenti, une consommation qui ne produit aucune énergie utile et augmente significativement les émissions de polluants.

b. Mode régénération

Dans ce mode, appelé aussi *flux série*, le moteur électrique fournit un couple négatif et le moteur thermique fournit un couple supérieur au couple de consigne. L'énergie provenant du moteur électrique est alors stockée dans les batteries. Un des avantages de ce mode est de pouvoir déplacer les points de fonctionnement du moteur thermique. Par exemple, quand le véhicule avance à vitesse stabilisée, il est possible d'augmenter légèrement la charge du moteur thermique lui permettant ainsi de fonctionner dans une

zone de meilleur rendement. Le supplément d'énergie est ensuite récupéré par la machine électrique pour recharger l'élément de stockage.

c. Mode récupératif

Le but est de récupérer l'énergie cinétique du véhicule, lors des phases de freinage ou de décélération du véhicule sous la forme d'une énergie électrique, qui est ensuite stockée. Si les éléments de stockage atteignent leur limite de charge maximale, le frein mécanique prend le relais pour continuer de décélérer le véhicule jusqu'à l'arrêt. L'énergie cinétique sera dissipée sous forme de chaleur dans les freins comme c'est le cas dans les véhicules conventionnels.

d. Mode boost

Cette fonction n'existe que dans les véhicules hybrides où les deux couples peuvent s'additionner (architecture hybride parallèle ou parallèle à dérivation de puissance). En effet, le mode *boost* correspond à une assistance du moteur thermique, lors de fortes demandes de puissance par le moteur électrique qui développe un couple positif et participe à la traction du véhicule (principe présent à bord des Formule1 d'aujourd'hui). Ce mode est activé pour décharger le moteur thermique afin de le placer sur un point de fonctionnement de meilleure efficacité.

e. Mode thermique pur

Durant ce mode, le moteur électrique n'est pas utilisé. Il convient à des situations où le rendement thermique est bon (sur une autoroute, par exemple), ou bien lorsque le stockage est déchargé ou complètement plein. Si l'élément de stockage est déchargé, le moteur thermique le recharge et donc ça rejoint le mode flux série.

f. Mode électrique pur

Cette fois-ci, c'est le moteur thermique qui est à l'arrêt, la machine électrique assure à elle seule la traction du véhicule. C'est le mode « zéro émission » avec une consommation nulle en carburant. La durée d'activité de ce mode dépend de la charge des éléments de stockage ; tandis que les performances dynamiques de traction dépendent des puissances maximales que peuvent fournir les machines électriques qui lui sont associées.

3. Gestion d'énergie multi sources

Si les véhicules hybrides électriques multi sources permettent de résoudre le problème d'autonomie, leur coût resté élevé : les voitures hybrides disponibles actuellement contiennent deux moteurs et une chaîne de traction complexe. En outre, nous sommes encore loin de l'objectif « zéro émission ». Des solutions pour satisfaire cet objectif sur le long terme, font émerger le véhicule tout électrique et l'utilisation de l'hydrogène comme carburant dans une architecture hybride série (Figure 12).

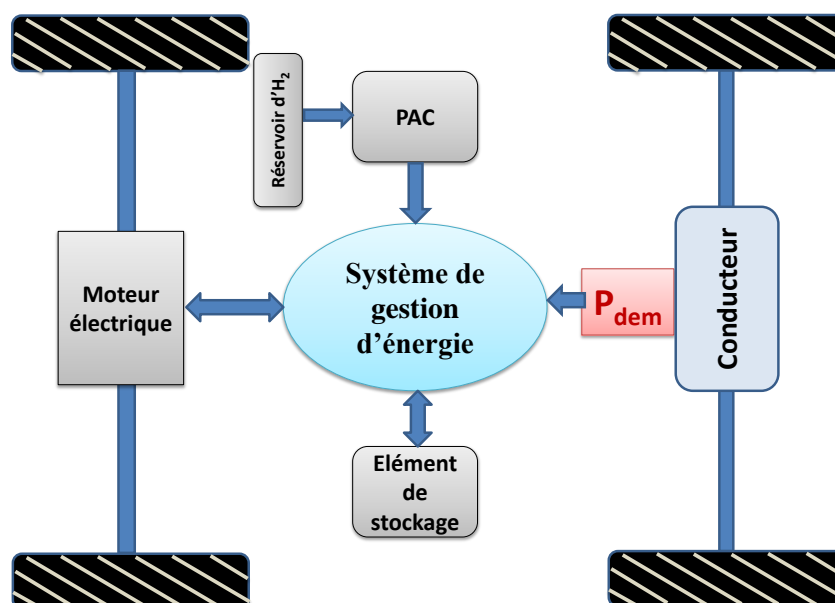


Figure 12: Structure d'un véhicule hybride à pile à combustible.

Quels que soient les choix technologiques effectués, l'objectif de tout système de gestion d'énergie est de satisfaire une mission. Cette dernière est la puissance demandée par le conducteur. Cet objectif est soumis à plusieurs contraintes : il s'agit de minimiser la consommation d'hydrogène, en réalisant une répartition optimale de la puissance entre les diverses sources. Il faut aussi respecter les contraintes énergétiques des éléments de stockage. A un instant donné, les besoins en puissance et en énergie peuvent s'avérer incompatibles avec la puissance disponible au niveau des éléments de stockage qui peuvent alors être sous-chargés ou même déchargés. Le problème consiste à déterminer instantanément la distribution de la puissance électrique demandée à travers les diverses sources d'énergie. Les stratégies « simples » présentées précédemment n'empêchent pas d'atteindre les limites du dimensionnement des sources et n'anticipent pas les besoins

futurs de puissance. Cette optimisation locale à chaque instant n'est pas suffisante et une gestion globale de l'énergie ainsi qu'une adaptation à tout type de mission est à rechercher.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons défini le concept d'hybridation dans les véhicules et présenté son importance dans l'économie des carburants et par conséquent dans la réduction des gaz à effet de serre. Pour cette étude, nous allons considérer un groupe électrogène formé par une pile à combustible et un banc de super-condensateurs. Les différents éléments de ce système ont été dimensionnés a priori afin de satisfaire les demandes de puissance, en utilisant soit une source soit deux sources simultanément. L'ensemble des limites forment des contraintes qui seront traitées plus en détails dans le chapitre suivant. Nous nous intéressons bien particulièrement à la gestion de l'énergie électrique, nous allons au cours des chapitres suivants explorer différentes stratégies de répartition optimale de puissance entre la pile à combustible et l'élément de stockage pour satisfaire la demande de puissance du groupe motopropulseur.

Chapitre 2 Gestion d'énergie globale : présentation et problématique du contrôle

Introduction

La théorie du contrôle analyse les propriétés d'un système dynamique sur lesquels il est possible d'agir au moyen d'une loi de commande. Le but est d'amener le système d'un état initial donné à un certain état final désiré et de déterminer des solutions optimales sous un certain critère d'optimisation, tout en respectant des contraintes. La théorie moderne du contrôle optimal a débuté dans les années 50, avec la formulation du principe du maximum de Pontriaguine qui généralise les équations d'Euler-Lagrange du calcul des variations [PON 87].

Le problème de la gestion d'énergie dans un véhicule hybride, consiste à trouver la meilleure répartition de la puissance entre les différentes sources d'énergie. La présence d'une source d'énergie secondaire introduit des degrés de liberté supplémentaires dans la réalisation de la puissance demandée. Mais cette répartition doit satisfaire la demande de puissance du moteur électrique et respecter les contraintes de fonctionnement (puissance de la pile à combustible, bornes de l'état de charge des super-condensateurs).

Plusieurs critères de performance peuvent intervenir dans le choix de cette répartition ; le critère le plus utilisé est la consommation de combustible (carburant pour les moteurs thermiques, hydrogène pour les piles à combustible,...). Ce critère est appelé aussi la fonction coût. La théorie de la commande optimale inclut donc l'ensemble des stratégies qui permettent de minimiser une fonction coût pendant que l'état du système dynamique évolue.

I. Dimensionnement du groupe électrogène hybride

Dans ce chapitre, nous allons présenter la formulation mathématique du problème de commande optimale pour le véhicule hybride. Le groupe électrogène est formé par une pile à combustible comme source primaire et un banc de super-condensateurs comme source secondaire. Dans cette section, nous détaillerons les caractéristiques du système faisant l'objet de cette thèse, ainsi que les contraintes énergétiques auxquelles il est soumis.

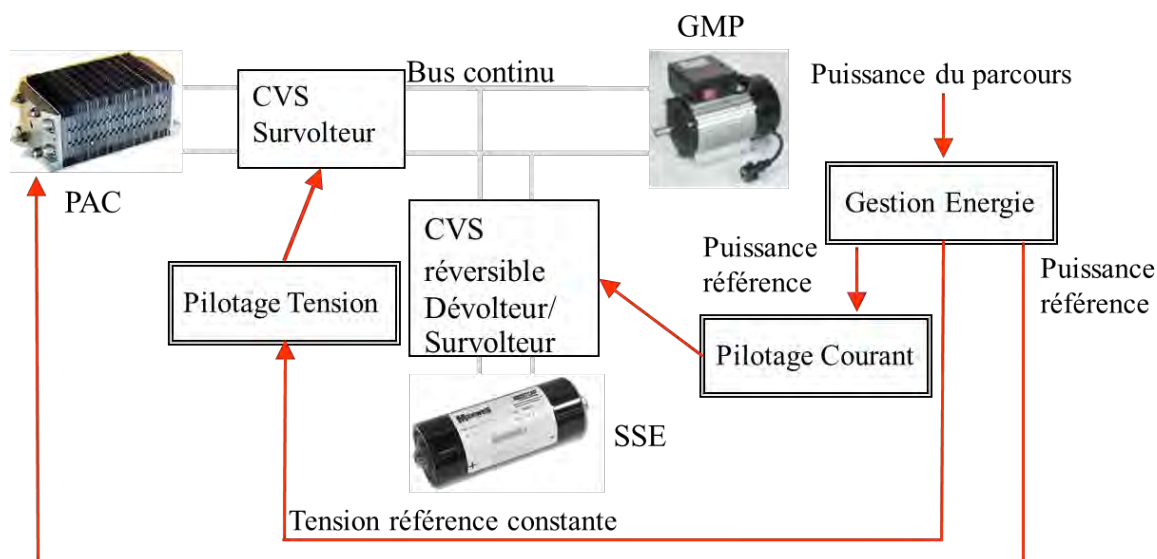


Figure 13: Schéma bloc du groupe électrogène hybride à pile à combustible

Dans la Figure 13 présentant le schéma bloc du groupe électrogène, nous remarquons la présence de deux nouveaux éléments que n'avons pas décrit précédemment : le hacheur survolteur et le hacheur réversible.

En effet, dans un véhicule hybride, un réseau de tension continue, permet de relier le groupe générateur au groupe moto-propulseur ainsi qu'aux auxiliaires utilisés à bord. La connexion des deux sources d'énergie au bus continu, est assurée à travers deux convertisseurs statiques continu-continu. Pour le SPAC, un hacheur survolteur est utilisé pour relever la tension de la pile à la tension de bus. Ce hacheur est commandé en tension afin de maintenir constante la tension de bus. La connexion de l'élément de stockage sur le bus continu est établie par l'intermédiaire d'un hacheur réversible en courant, car le pack de super-condensateurs doit être capable d'absorber l'énergie récupérée en régime de freinage. Le hacheur réversible est commandé en courant afin de fixer le niveau de courant

ou de puissance à fournir ou absorber à chaque instant par l'élément de stockage. La sortie des deux bus constitue le nœud de courant où s'ajoutent les deux courants pour satisfaire la puissance demandée (charge utilisateur).

1. Cahier des charges

Dans cette thèse, nous traitons le cas d'un véhicule hybride léger. L'extension des résultats de cette étude est possible avec la proposition d'un niveau de charge adapté au véhicule considéré (véhicule lourd, véhicule de transport maritime ou ferroviaire, etc.). Cette thèse étant une continuation des travaux élaborés par W. Hankache [HAN 08], nous considérons le même cahier des charges pour les deux sources d'énergie pré-dimensionnées. Nous fixons à 100 kW la limite supérieure pour la puissance électrique demandée P_{dem_max} . La puissance maximale de la pile à combustible P_{PAC_max} est égale à 70 kW et la puissance maximale de l'élément de stockage P_{ES_max} est fixée à 60 kW. Nous supposons que l'élément de stockage, pour sa recharge, peut récupérer une énergie maximale P_{ES_min} égale à -60 kW (par convention de signe positif pour une puissance fournie). Pour la pile à combustible, nous fixons la valeur de la puissance minimale pour la traction, P_{PAC_min} à 0 kW. En effet, il faut préciser que cette règle reste une hypothèse de simplification puisqu'en réalité, la pile n'est pas arrêtée et peut fournir de la puissance qui va être absorbée par les autres consommateurs (climatisation, éclairage...) gérée à part.

Les valeurs des limites en puissances et énergies adoptées dans notre étude, sont résumées dans le Tableau 5 suivant :

P_{ES_min}	P_{ES_max}	P_{PAC_min}	P_{PAC_max}	E_{min}	E_{max}
-60 kW	60 kW	0 kW	70 kW	400 kJ	1600 kJ

Tableau 5 : Valeurs des limites en puissances et énergies adoptées dans cette étude.

2. Dimensionnement des deux sources d'énergie

a. Dimensionnement du *stack* de pile à combustible

Nous avons donné la description des composants constituant le SPAC. Le dimensionnement de ce sous-système du groupe électrogène repose sur le choix du nombre

de cellules élémentaires et la surface active de chacune d'elles. Ces deux grandeurs dépendent, respectivement, de la tension de la pile et le courant débité et déterminent la quantité de puissance fournie. En effet, la puissance électrique brute de la pile est donnée par l'expression suivante :

$$P_{PAC} = U_{PAC} \cdot I_{PAC} = N_{cell} \cdot E_{cell} \cdot j \cdot S_{PAC},$$

Où P_{PAC} est la puissance fournie par la pile à combustible, U_{PAC} et I_{PAC} la tension et le courant de la pile respectivement. N_{cell} est le nombre de cellules élémentaires formant la pile, E_{cell} la tension par cellule, j la densité de courant (A/cm^2) et S_{PAC} la surface active d'une cellule. Une limite raisonnable, restant dans la zone linéaire ohmique de fonctionnement, est de $0,6 A/cm^2$ pour la densité de courant correspondant à une tension de cellule d'environ $0,6 V$.

b. Dimensionnement du pack de super-condensateurs

Le dimensionnement d'un pack de super-condensateurs repose sur le choix du nombre d'éléments à placer en série N_S et en parallèle N_P . Pour l'élément élémentaire, nous considérons, à titre d'exemple, un super-condensateur de type BOOSTCAP des technologies MAXWELL, notamment le BCAP2000 P270.

Le nombre de super-condensateurs élémentaires ($N_S \cdot N_P$) nécessaire pour satisfaire les contraintes en énergie et en puissance, dépend de la profondeur de décharge définie par le rapport entre la tension minimale et maximale d'un élément de stockage et de l'énergie maximale transférée E_{max_transf} . Cette énergie est la différence entre son état d'énergie (aussi appelé état de charge ou SOC, *State Of Charge*) maximal E_{max} et minimal E_{min} et est liée à la tension à vide maximale minimale du pack. Dans notre cas de figure, E_{max_transf} est fixée à $1200 kJ$.

Pour une profondeur de décharge de $0,5$, le nombre d'éléments est égal à 220 . La puissance aux bornes du pack permet de calculer le courant élémentaire maximal correspondant à la puissance maximale de freinage de $60kW$. L'élément de stockage étant connecté au hacheur survolteur réversible, sa tension maximale doit être inférieure à la tension bus, ce qui nous donne un N_P égal à 3 un N_S égal à 74 . Finalement l'état d'énergie maximal E_{max} est égal à $1600 kJ$ et l'état d'énergie minimal E_{min} est égal à $400 kJ$.

3. Résolution du problème de répartition optimale

En fonction des hypothèses faites sur le modèle du système, les variables de décision et la fonction de coût, plusieurs méthodes ont été développées. Les méthodes d'optimisation présentées dans la littérature peuvent être classées en deux grandes catégories [OPI 10].

La première catégorie couvre les méthodes disposant d'une connaissance *a priori* sur le cycle suivi par le véhicule. Dans cette catégorie, deux sous-catégories se dégagent. La première sous-catégorie rassemble les méthodes d'optimisation dites *exactes* permettant d'obtenir l'optimum global, la deuxième sous-catégorie couvre les méthodes heuristiques:

- Pour les méthodes dites *exactes*, les deux principales contributions sont la commande optimale et la programmation dynamique. La première est basée sur le principe du maximum de Pontriaguine et la deuxième sur la résolution de l'équation de Hamilton-Bellman-Jacobi [ABO 04].
- Pour les méthodes de type *heuristiques*, nous pouvons noter : le *recuit simulé* testé par S. Delprat [DEL 02]. Les solutions fournies sont des optima locaux, proches de l'optimum global, mais l'auteur fait état de temps de calcul longs et de réglages de paramètres délicats. D'autres approches, par exemple les algorithmes génétiques et les essais particuliers sont envisageables.

La deuxième grande catégorie couvre les stratégies ne disposant pas ou peu de connaissance sur le trajet parcouru par le véhicule. Dans cette catégorie, nous trouvons les méthodes à base de règles. L'idée est d'utiliser les connaissances empiriques sur la dynamique du véhicule et de les traduire sous forme de règles de gestion [WON 02] propose une répartition de puissance dans une architecture à addition de couple, en fonction de l'état de charge et du mode de propulsion (démarrage, accélération...). Pour une architecture double arbre, Salman [SAL 00] se base sur les rendements des deux moteurs électrique et thermique pour déterminer leur régime de fonctionnement. La méthode proposée par Paganelli et al. [PAG 00], appelée *Equivalent Consumption Minimization Strategy* (ECMS) repose sur la minimisation d'une somme pondérée entre la consommation de carburant et l'utilisation de la batterie. Etant donné que ces deux sources d'énergie sont différentes, l'idée de base consiste à traduire la charge/décharge de la batterie par une consommation/économie de carburant équivalente.

Dans les chapitres suivants, nous présentons la modélisation mathématique du problème. Nous décrivons ensuite les différentes approches proposées dans la littérature, pour la résolution de ce problème d'optimisation.

II. Formulation du problème d'optimisation

Le problème de prise de décision pour un véhicule hybride, consiste à trouver la meilleure manière de répartir, stocker et consommer l'énergie afin de satisfaire la demande du conducteur, tout en optimisant la consommation de carburant sur la totalité de la mission.

1. Equation dynamique

De manière générale, un problème d'optimisation dynamique est régi par l'ensemble des équations suivantes [HAN 08]:

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), t) \quad (1)$$

$$\int_{t_i}^{t_f} \gamma(x(t), u(t), t) dt \quad (2)$$

$$\psi(x(t), u(t)) = 0 \quad (3)$$

$$\varphi(x(t), u(t)) \leq 0 \quad (4)$$

Où $x(t)$ représente les variables d'état, $u(t)$ les variables de commande et $\gamma(t)$ la fonction coût. Les contraintes imposées au système sont représentées par les fonctions $\psi(t)$ et $\varphi(t)$. Le début du parcours borné est marqué par t_i et sa fin par t_f .

Nous décomposons le problème de la même manière que J. C. Culioli [CUL 94] pour l'étude du principe du maximum de Pontriaguine: équation d'état, critère de coût, conditions limites, contraintes instantanées et contraintes d'état.

2. Equation d'état

Dans le cadre de cette thèse, nous considérons une alimentation constituée d'une pile à combustible et un super-condensateur. Nous notons $P_{ES}(t)$ la puissance fournie/absorbée par l'Elément de Stockage. Cette variable est bornée et elle a comme rôle de faire des échanges des échanges d'énergie, conséquence des liens entre P_{dem} et P_{PAC} . La variable de commande, u , représente donc la puissance fournie par la PAC. La variable d'état, x , représente l'état de l'énergie de l'élément de stockage $E(t)$. L'équation régissant la dynamique du système s'écrit dans ce cas :

$$\dot{E}(t) = -P_S(t) \quad (5)$$

Où P_S représente la puissance fournie/absorbée par le pack super-condensateur. Son expression en fonction de la puissance utile P_{ES} et du rendement de l'élément de stockage η_{ES} , est donnée par la formule suivante :

$$P_S(t) = \begin{cases} \frac{P_{ES}(t)}{\eta_{ES}(P_{ES}(t))} & \text{en} \\ & \text{décharge} \\ P_{ES}(t)\eta_{ES}(P_{ES}(t)) & \text{en} \\ & \text{recharge} \end{cases} \quad (6)$$

Nous pouvons donc caractériser les flux énergétiques reliant le nœud électrique au stockage de l'énergie chimique dans le réservoir d'hydrogène d'une part, et au stockage de l'énergie électrique dans les super-condensateurs d'autre part, comme montré dans la Figure 14.

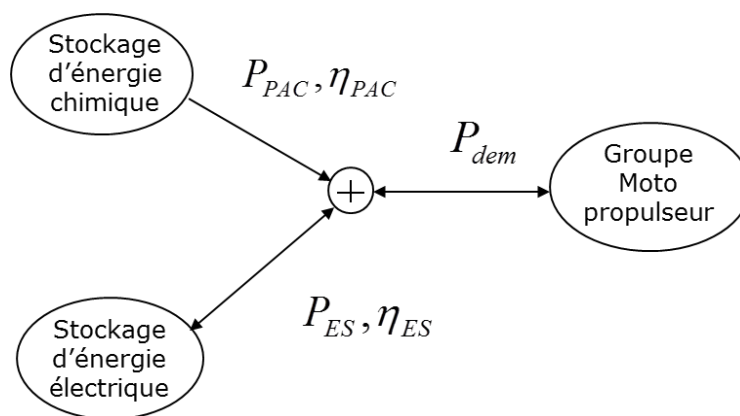


Figure 14: Modèle énergétique d'un groupe électrogène hybride à pile à combustible

Le rendement de la source secondaire d'énergie η_{ES} est défini par le rapport entre l'énergie utile produite durant un intervalle de temps et l'énergie totale fournie au système. Il est représenté par la Figure 15. Comme dans la plupart des travaux, nous pouvons considérer une valeur constante de η_{ES} égale à 95%.

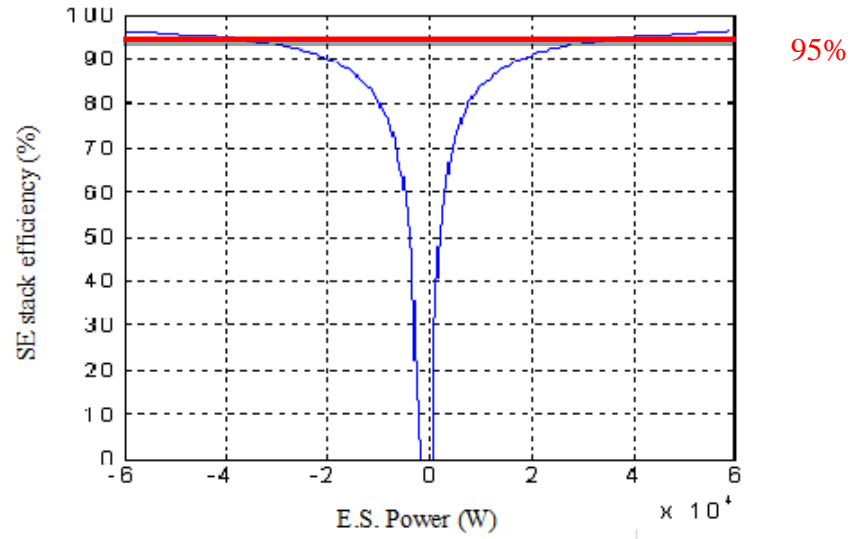


Figure 15: Rendement du banc de super-condensateurs en fonction de la puissance fournie.

3. Critère coût et rendement PAC

Le critère à minimiser est la consommation totale d'hydrogène (H_2) pour une mission donnée. La consommation instantanée d'hydrogène $\gamma(t)$, dépend de la puissance fournie par le système pile à combustible P_{PAC} et le rendement total du groupe électrogène η_{PAC} . Le critère coût s'exprime donc comme suit :

$$J_{H_2} = \int_{t_i}^{t_f} \gamma(x(t), u(t), t) dt \quad (7)$$

$$\gamma(x(t), u(t), t) = \frac{P_{PAC}(t)}{\eta_{PAC}(P_{PAC}(t))} \quad (8)$$

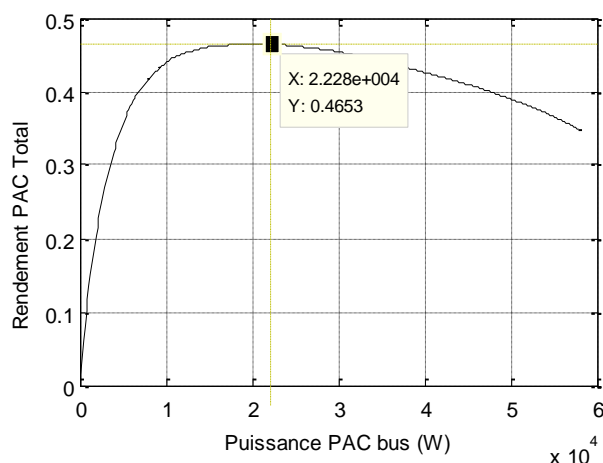


Figure 16 : Rendement total du groupe électrogène en fonction de la puissance fournie par le stack PAC

Le rendement total du SPAC est obtenu grâce à un modèle de calcul implanté sous Matlab Simulink et représenté par la Figure 16. Ce rendement atteint un maximum de 46% correspondant à une puissance de 22 kW. Il est à noter que cette courbe a été validée expérimentalement lors de travaux précédents de W Hankache en collaboration avec la plateforme de test des piles à combustible de Belfort [HAN 08].

4. Contraintes

Le dimensionnement du système impose des contraintes sur les puissances et les niveaux d'énergie. La première contrainte est liée aux limites de l'état de charge, SOC des super-condensateurs. Nous pouvons de plus imposer un bilan nul pour la source secondaire d'énergie, afin de pouvoir comparer des consommations de carburant de véhicules et de méthodes de commande différentes et aussi permettre de rejouer sur plusieurs cycles d'une même mission ces mêmes optimisations. Nous imposons la condition aux limites suivante :

$$\Delta SOC = SOC_f - SOC_i = 0 \quad (9)$$

Où SOC_f est l'état de charge ES en fin de mission et SOC_i à l'instant initial.

5. Contraintes instantanées et conditions d'état

Les phénomènes physiques liant les diverses variables du système sont exprimés dans le problème sous forme de contraintes instantanées de type égalité. La relation entre la

puissance fournie par la source secondaire (l'état du système) et la puissance fournie par la pile à combustible (la fonction de commande) est exprimée grâce à l'égalité suivante :

$$P_{ES}(t) + P_{PAC}(t) - P_{dem}(t) = 0 \quad (10)$$

Où P_{dem} est la puissance demandée par le conducteur. En effet, le groupe électrogène hybride formé par la source secondaire d'énergie et la pile à combustible, doit assurer la demande instantanée en puissance du groupe motopropulseur (P_{dem}).

Les contraintes d'inégalité définissent les limites maximales et minimales sur les puissances échangées et les niveaux d'énergies pouvant être atteints. Ces limites forment les contraintes d'inégalité exprimées comme suit :

$$P_{ES_{min}} \leq P_{ES}(t) \leq P_{ES_{max}} \quad (11)$$

$$P_{PAC_{min}} \leq P_{PAC}(t) \leq P_{PAC_{max}} \quad (12)$$

Où $P_{ES_{max}}$ est la puissance maximale que l'élément de stockage peut fournir à un instant donné, $P_{ES_{min}}$ correspond à la puissance maximale que l'élément de stockage peut absorber à un instant donné. $P_{PAC_{max}}$ et $P_{PAC_{min}}$ représentent respectivement les puissances minimale et maximale fournies par la PAC.

Finalement, la dernière contrainte concerne l'élément de stockage. Il est nécessaire de restreindre l'évolution de l'état de charge SOC de telle manière à ce qu'il reste dans la plage préconisée par le constructeur de l'équipement :

$$SOC_{min} \leq SOC \leq SOC_{max}. \quad (13)$$

Remarque : L'état de charge (SOC) représente la quantité d'énergie restant dans le système de stockage exprimée en pourcentage de l'énergie maximale. Par souci de clarté, E sera interprété de manière un peu abusive *état de charge* et la condition d'état s'écrit :

$$E_{min} \leq E \leq E_{max} \quad (14)$$

III. Stratégies de gestion hors ligne

Sur un cycle de vitesse connu à l'avance, l'utilisation des algorithmes d'optimisation globale est envisageable. Ces algorithmes permettent de calculer à chaque instant, la meilleure répartition de puissance entre les deux sources d'énergie en tenant compte de

l'ensemble des points de la mission. L'intérêt principal est d'obtenir les consommations de carburant servant de référence pour l'évaluation des performances des stratégies de commande temps réel (naturellement sous optimale). Le problème d'optimisation globale est résolu, soit en utilisant une approche par programmation dynamique, soit par une approche basée sur la commande optimale.

1. Programmation dynamique

La programmation dynamique a été largement utilisée pour résoudre le problème de gestion des échanges énergétiques au sein de véhicules hybrides. Elle a été appliquée par S. Rimaux [RIM 99] à un véhicule hybride parallèle, A. Brahma [BRA 00] à un hybride parallèle et R. Zhang [ZHA 01] à un hybride combiné série/parallèle.

a. Principe et propriétés

Le principe d'optimalité de Bellman est à la base de l'équation de Hamilton-Bellman-Jacobi. L'énoncé de ce principe a été traduit et présenté par J-C. Culioli [CUL 94] comme suit : « *Dans un processus d'optimisation dynamique, une suite de décisions est optimale si, quels que soient l'état et l'instant considérés sur la trajectoire qui lui est associée, les décisions ultérieures constituent une suite optimale de décisions pour le sous-problème dynamique ayant cet état et cet instant comme conditions initiales* ».

Pour illustrer ce principe, nous reprenons la modélisation de notre problème de gestion d'énergie. Le problème d'optimisation est formulé de manière discrète et l'état du système est décrit par l'équation suivante :

$$x_{k+1} = f_k(x_k, u_k), k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (15)$$

Où N est le nombre de décisions, l'intervalle entre chaque décision correspond à l'échantillonnage des données du profil mais permet également de considérer que l'électronique de puissance sera asservi correctement durant cet intervalle.

Une stratégie de commande $\pi = \{\mu_0, \mu_1, \dots, \mu_{N-1}\}$ est définie en liant à chaque étape k la commande à appliquer à l'état du système :

$$u_k = \mu_k(x_k) \quad (16)$$

A l'étape k , le système est dans un état x_k . Un décideur observe x_k et choisit une décision u_k . Il paye un coût $\gamma_k(x_k, u_k)$ pour cette étape, puis le système transite dans un nouvel état $x_{k+1} = f_{k+1}(x_{k+1}, u_{k+1})$ à l'étape $k+1$.

Soit $\pi^* = \{\mu_0^*, \dots, \mu_{N-1}^*\}$ une stratégie de commande optimale pour le problème considéré (P); on suppose que π^* est utilisé et l'état x_i est atteint à l'instant i . Nous pouvons considérer un sous-problème (P_i) consistant à trouver la commande optimale pour aller d'un état x_i à l'état x_N tout en minimisant la fonction coût. Selon le principe énoncé précédemment, la commande tronquée $\{\mu_i^*, \dots, \mu_{N-1}^*\}$ est optimale pour ce sous-problème. La suite des décisions prises correspond donc à un découpage du problème initial (P) en sous-problèmes (P_i), avec i de 1 à N et la i -ème étape consiste à résoudre le problème (P_i). Il faut donc chercher alors une relation de récurrence à rebours entre les sous-problèmes (P_i) de sorte à résoudre de proche en proche le problème $P = (P_1)$.

b. Formalisation du problème

Nous nous intéressons désormais à un système dynamique à temps discret ; donc la première étape consiste en la discrétisation des équations régissant ce système.

Le système d'équations est discrétisé sous la forme :

$$E_{k+1} = E_k - P_{Sk} T_e \quad (17)$$

Où T_e la période de discrétisation.

La fonction coût s'écrit :

$$J = \sum_{k=0}^{N-1} \gamma_k(x_k, u_k) = \sum_k \frac{P_{PAC_k} T_e}{\eta_{PAC}(P_{PAC_k})} \quad (18)$$

De plus, l'espace d'état caractérisé par l'état de l'élément de stockage est lui aussi discrétisé et divisé en M points distants d'un pas d'énergie fixé, ΔE qui varient entre l'état d'énergie minimal et maximal, ceci afin de correspondre à la réalité des commandes envoyées comme références aux convertisseurs et de maîtriser l'explosion des temps de calculs.

Ces deux discrétisations ne permettent donc plus de trouver l'optimum exact surtout si le pas est mal choisi. Cependant, cela permet de ramener le problème au choix de solution combinatoire en nombre plus réduit, diminuant les temps de calculs et permettant de connaître les difficultés lors d'une gestion en ligne.

c. Résolution : théorie des graphes

L'état initial et l'état final du système sont imposés ($E_0 = E_{N-1}$). Etant donné que les puissances minimales et maximales imposées à la source secondaire d'énergie sont connues pour tout le cycle constituant la mission, il est possible de calculer les limites des trajectoires admissibles du système, ou ce qui est appelé aussi le *domaine de validité*.

A chaque instant d'échantillonnage k , la variable d'état x_k est quantifiée avec le pas Δx . Les états considérés appartiennent :

- Aux sommets d'une grille $x_k(i) = (k \cdot T_e, \Delta x \cdot i)$ avec $i \in \{1, \dots, M\}$ et $k \in \{0, \dots, N-1\}$.
- A l'espace d'état admissible déterminé grâce au domaine de validité.

La discrétisation de l'espace de l'état d'énergie de l'élément de stockage sur un horizon de temps défini est montrée dans la Figure 17. Cette figure met en évidence deux stratégies de commande π et π' , menant l'état d'énergie de l'élément de stockage d'un état E_0 à l'instant initial représenté par $k = 0$ à l'état E_{N-1} à l'instant final représenté par $k = N-1$.

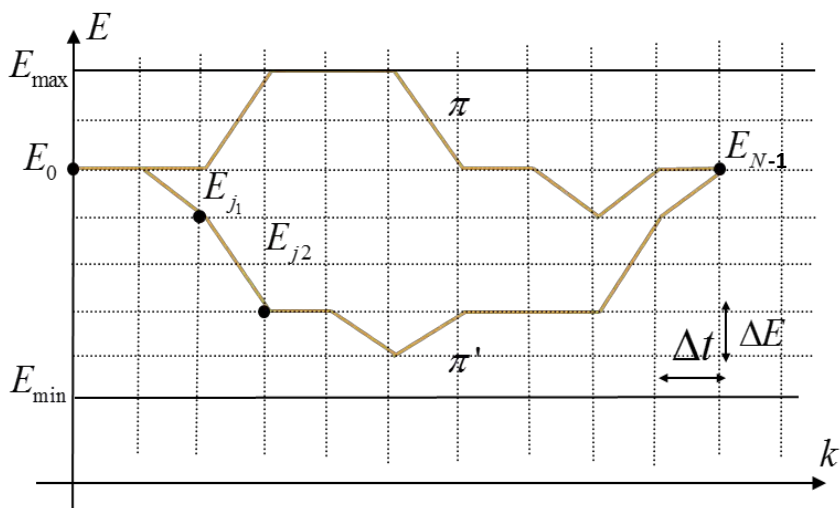


Figure 17 : Maillage de l'espace d'état d'énergie de l'élément de stockage sur un horizon de temps défini

Les contraintes imposées sur les niveaux d'énergie du groupe électrogène hybride peuvent toutes être reportées sur le niveau d'énergie de l'élément de stockage, pour ainsi former le domaine de validité. Ce domaine représenté dans la Figure 18, contient toutes les valeurs admissibles pour le choix du niveau d'énergie et donc des solutions permises lors de l'application de l'algorithme. E_{\max_div} et E_{\min_div} , sont respectivement les limites maximale et minimale de variation à partir de l'état de charge initial de l'élément de stockage (énergie extractible ou stockable durant Δt). Ces grandeurs sont calculées en fonction de la puissance minimale et maximale de l'élément de stockage. Un état d'énergie E_k au-delà de E_{\max_div} ne peut jamais être atteint en partant de l'état initial E_0 vu que la puissance qui doit être absorbée dépasse la limite inférieure de puissance imposée par les contraintes du système, cette solution devra donc être rejetée. De même, un état d'énergie plus faible que E_{\min_div} ne peut être atteint puisque l'élément de stockage devrait fournir une puissance plus élevée que la limite maximale.

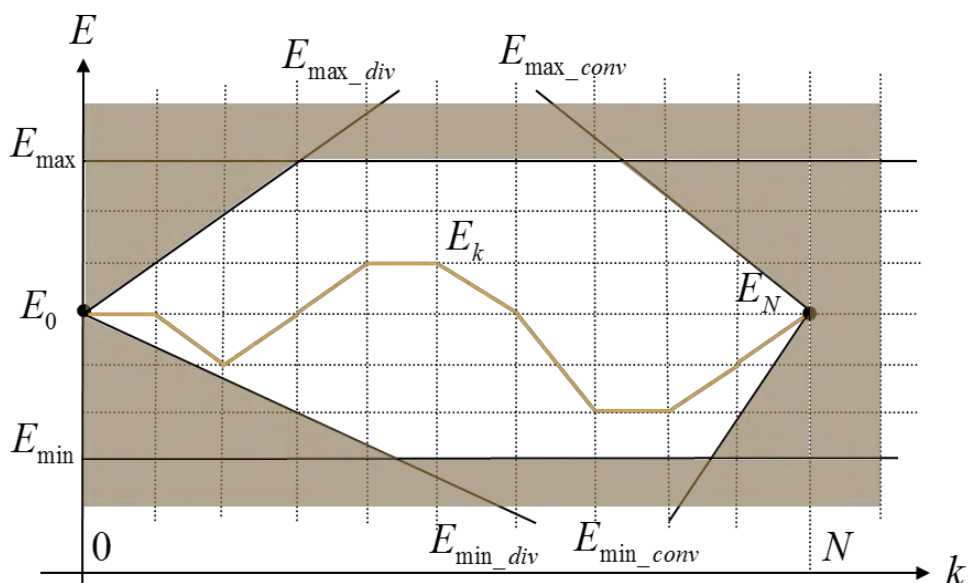


Figure 18: Domaine de validité de l'état d'énergie de l'élément de stockage

Le problème de commande optimale se ramène donc à un problème de parcours de graphe, le sommet initial et le sommet final étant fixés. Dans la théorie des graphes, on distingue deux types de graphes : orienté et non orienté. Nous nous intéressons ici aux graphes orientés, où à chaque sommet et/ou à chaque arc, correspond un coût donné. Le problème du plus court chemin dans un graphe consiste à trouver le chemin le moins coûteux pour aller d'un point à un autre dans le graphe.

Dans la théorie de la programmation dynamique, les nœuds du réseau sont les couples $(k, x_k(i))$ possibles et les arcs partant d'un nœud correspondent aux décisions u_k que l'on peut prendre à partir de ce nœud. Le passage d'un nœud à un autre correspond à l'application d'une commande donnée. Le coût associé à un sommet $S(x_k(i))$ représente le coût total pour amener l'état d'une valeur $x_k(i)$ à la valeur finale x_N . Au coût $C_k(i, j)$ associé à un arc, correspond le coût pour ramener l'état d'une valeur $x_k(i)$ à une valeur $x_{k-1}(j)$.

L'algorithme de Bellman-Ford pour la recherche du plus court chemin permet de résoudre le problème de programmation dynamique considéré. La résolution procède par la création d'une matrice coût $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{(M+1) \times N}$. Le remplissage de cette matrice se fait récursivement en commençant par $k = N-1$ et revenant jusqu'à $k = 0$ en suivant le principe de Bellman. Chaque élément (j, k) de cette matrice représente le coût optimal pour passer de l'état d'énergie E_j à l'instant k vers l'état final E_{N-1} à l'instant $N-1$. L'optimum est donc connu lorsque l'algorithme termine à $k=0$ puis il suffit de suivre le chemin minimal mémorisé dans une autre matrice $\mathbf{S} \in \mathbb{S}^{(M+1) \times N}$ de 0 à $N-1$.

La programmation dynamique permet de calculer les commandes en prenant chaque décision le plus tard possible, lorsqu'on a le maximum d'informations. En effet, à chaque instant, la série de commandes à appliquer dans le futur dépend directement de l'état courant. Mais elle nécessite souvent des moyens de calcul et de stockage mémoire prohibitifs (R et S de grande taille). Ce temps de calcul peut être réduit en diminuant la précision sur l'état (discrétisation moins fine), mais ceci entraîne une baisse de précision de la solution J-C. Culioli met en évidence le problème de complexité dans la résolution des problèmes de commande optimale par la programmation dynamique discrète. Cette complexité est proportionnelle à la dimension du vecteur de commande.

2. Commande optimale

a. Principe de la méthode

La théorie de la commande optimale a été utilisée pour la résolution de problème de gestion d'énergie dans les véhicules hybrides [SCI 07]. Elle a aussi été utilisée dans un véhicule fonctionnant avec des super-condensateurs et une pile à combustible pour minimiser le débit d'hydrogène fourni à la pile [BER 06].

Cette méthode s'applique lorsqu'il est possible de faire évaluer la variation du critère en fonction de la variation de la commande. Des hypothèses de continuité voire de dérivabilité du critère optimal en fonction de u sont donc sous-entendus.

Le principe du minimum⁴ est une généralisation du calcul des variations et le théorème de référence est celui de Pontriaguine. Soient :

- Le système dynamique :

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), t) \quad (19)$$

Où f , $\partial f / \partial x$ et $\partial f / \partial t$ sont continues sur leurs domaines de définition.

- Le critère (la fonction coût) :

$$J = \int_{t_i}^{t_f} \gamma(x, u, t) dt \quad (20)$$

Avec γ , $\partial \gamma / \partial x$ et $\partial \gamma / \partial t$ continues sur leurs domaines de définition

Si u^* et x^* sont optimaux alors il existe une fonction λ^* , appelée état adjoint du système tel que x^* et λ^* vérifient l'équation canonique de Hamilton [BER 95][BOR 90][BER 07]

$$\dot{\lambda}(t) = - \frac{\partial H(x^*, u^*, \lambda, t)}{\partial x} \quad (21)$$

Où H est la fonction Hamiltonienne appliquée sur le système sur l'intervalle de temps de la mission $[t_i, t_f]$:

$$H(\lambda, x, u, t) = \lambda^T f(x, u, t) + \gamma(x, u, t) \quad (22)$$

Pour chaque instant $t \in [t_i, t_f]$, la solution optimale vérifie le principe du minimum :

⁴On parle de minimum dans notre cas de figure au lieu de maximum, car le but est de minimiser la fonction coût.

$$H(x^*, u^*, \lambda^*, t) \leq H(x^*, u, \lambda^*, t), \forall u \in D \quad (23)$$

Où D est l'ensemble des commandes possibles.

b. Résolution

La résolution de la commande optimale consiste à trouver la commande $u(t)$ qui minimise la fonction Hamiltonienne H du système. Les contraintes imposées sur les puissances minimales et maximales rendent la résolution optimale plus délicate. J. Bernard [BER 07] et W.Hankache [HAN 08] proposent chacun une démarche composée de deux étapes. Dans un premier temps, la contrainte sur l'état de charge n'est pas prise en compte et elle ne sera intégrée que lors de la seconde étape de résolution, qui sera détaillée un peu plus loin dans cette partie.

La méthode de commande optimale est basée sur la résolution analytique d'un ensemble d'équations décrivant le système déterminé. La solution dépend donc des caractéristiques du système et des hypothèses de départ. Pour illustrer la méthode de commande optimale, nous considérons le Hamiltonien donné par la relation suivante :

$$H = \gamma (P_{PAC}(t)) + \lambda(t) f(P_{ES}(t)) = \frac{P_{ES}(t)}{\eta_{ES}(P_{ES}(t))} - \lambda(t) P_S(P_{ES}(t)) \quad (24)$$

Les conditions d'optimalité au premier ordre, données par les dérivées partielles du Hamiltonien, montrent que la solution du problème d'optimisation dépend de la condition initiale $\lambda(0)$. Une approximation polynomiale des fonctions $\gamma(P_{PAC}(t))$ et $P_S(P_{ES}(t))$ permet de les dériver analytiquement et de déduire la valeur numérique de λ .

Pour résoudre le problème de gestion d'énergie, il est indispensable de considérer une deuxième étape pour prendre en compte les contraintes non linéaires sur l'état de charge notamment. Dans ce cas, il n'est pas possible d'obtenir une expression analytique de λ ; une recherche par dichotomie est utilisée. Le critère d'arrêt de l'algorithme fait intervenir un seuil de précision ε .

W. Hankache [HAN 08] propose de rapprocher l'état de charge $E(t)$ de sa valeur moyenne $E(t_0)$ ce qui permet de minimiser la surface donnée par $|E(t) - E(t_0)|$ le long du profil.

Dans ce cas le Hamiltonien du système s'écrit :

$$H = \gamma (P_{PAC}(t)) - \lambda(t) P_S (P_{ES}(t)) + \tau \cdot (E(t) - E(t_0))^2 \quad (25)$$

Où τ est un paramètre à trouver également pour être optimal. En régime discret, λ est décrit par la relation de récurrence suivante :

$$\lambda(k+1) = \lambda(k) - 2T_e \cdot \tau \cdot (E(k) - E(t_0)) \quad (26)$$

Trouver une solution au problème de commande optimale consiste alors à trouver les valeurs de $\lambda(0)$ et τ qui permettent de respecter les conditions sur l'état de charge (maintien de l'état de charge et les limites minimales et maximales E_{\min} et E_{\max}). Une solution peut être trouvée grâce à la recherche par dichotomie. Ces calculs sont donc longs et effectués hors ligne. Les résultats obtenus sont rejoués en ligne sur le dispositif réel.

J. Bernard [BER 07] propose d'introduire une fonction de pénalité $p(x,t)$ dans la fonction coût. La fonction de pénalité introduit une consommation d'hydrogène additionnelle virtuelle lorsque l'état de charge s'approche de ses bornes. Ainsi les valeurs d'état proches des valeurs limites ont tendance à être rejetés par l'algorithme d'optimisation globale, mais l'optimalité n'est alors plus garantie.

3. Bilan : optimisation hors ligne

La discrétisation de l'espace pour la programmation dynamique présente un grand avantage et l'algorithme peut traiter des variables discrètes du problème qui peuvent être non convexes, non continues et non différentiables. L'algorithme de programmation dynamique dans sa version discrétisée présente deux paramètres de réglages, à savoir le pas de discrétisation du temps Δt et le pas de discrétisation de l'état d'énergie de l'élément de stockage ΔE . Dans une première interprétation, il est clair que le pas de discrétisation doit être le plus petit possible, afin de représenter au mieux le profil de puissance demandée vu qu'en augmentant le pas de discrétisation, plusieurs points ou pics de puissance demandée seront perdus. Mais la diminution du pas de calcul augmente exponentiellement le temps de calcul de l'algorithme. De la même manière, il est évident qu'augmenter le pas de discrétisation diminue considérablement le temps de calcul de l'algorithme mais cela au détriment de la précision sur la consommation d'hydrogène

obtenue. Un compromis entre temps de simulation et précision de l'algorithme doit être pris en compte, afin d'éviter de longs temps de calcul et la consommation d'une quantité importante de la mémoire informatique.

L'application de la commande optimale nécessite l'approximation du critère par une fonction analytiquement différentiable. Cet aspect présente lui aussi un avantage : les fonctions continues et continuellement différentiables sont plus faciles à résoudre de manière analytique et numérique. En revanche, il est nécessaire de connaître le profil de la puissance demandée et avoir des méthodes précises pour le calcul des paramètres $\lambda(0)$ et τ et il est difficile de respecter les contraintes non linéaires.

IV. Les stratégies de gestion en ligne

Les méthodes de gestion d'énergie hors ligne permettent d'obtenir une consommation de carburant optimale. Mais l'hypothèse sur la connaissance *a priori* du cycle de puissance demandée et les temps de calcul associés posent un problème pour embarquer ces méthodes directement dans un véhicule pour lequel intrinsèquement le profil de mission sera peu connu car soumis à des variations certaines.

1. De la commande optimale à la gestion en ligne.

Nous avons décrit dans la section précédente, la méthode de commande optimale basée sur le principe du maximum de Pontriaguine. La résolution permet d'obtenir une commande optimale dépendante de la puissance demandée et d'une fonction $\lambda(t)$, correspondant à l'état adjoint du système. Les lois de gestion d'énergie sont calculées numériquement hors-ligne et 'rejouée' en ligne en supposant que les caractéristiques et la demande seront inchangées, ce qui empêche cette technique d'être adaptable en ligne à des variations de la puissance demandée. Une solution consiste à faire évoluer le paramètre $\lambda(t)$ en fonction du profil de mission et de l'état de charge, ce qui nécessite la transformation des résultats à une solution plus générale, liée aux données disponibles à l'instant de calcul [DEL 02][BER 07].

A. Dubray [DUB 02] propose une méthode de gestion d'énergie prenant en compte le parcours suivi par un bus hybride de type série. Une première étape de résolution consiste à

obtenir des cartographies de commande optimale dépendantes d'un paramètre K (analogue à λ) via le principe du maximum de Pontriaguine. La valeur numérique de K peut être trouvée hors ligne par dichotomie. Les résultats de cette conception hors-ligne sont ensuite adaptés pour obtenir des lois de commande temps réel. Une méthodologie de construction de lois de gestion d'énergie adaptatives, basée sur trois niveaux de commande a été proposée. Le premier niveau, directement lié aux résultats d'optimisation hors ligne correspond à la répartition instantanée. Le deuxième niveau correspondant à la supervision locale qui modifie les lois de commande instantanées pour assurer un profil d'état de charge demandé. Le dernier niveau est le niveau d'apprentissage et de reconnaissance du trajet suivi. L'état de charge est donc régulé par rapport à la valeur optimale placée en mémoire du calculateur. A noter que cette méthode suppose une certaine reproductibilité des cycles correspondant à un même trajet. La Figure 19 illustre l'organisation de la commande adaptative.

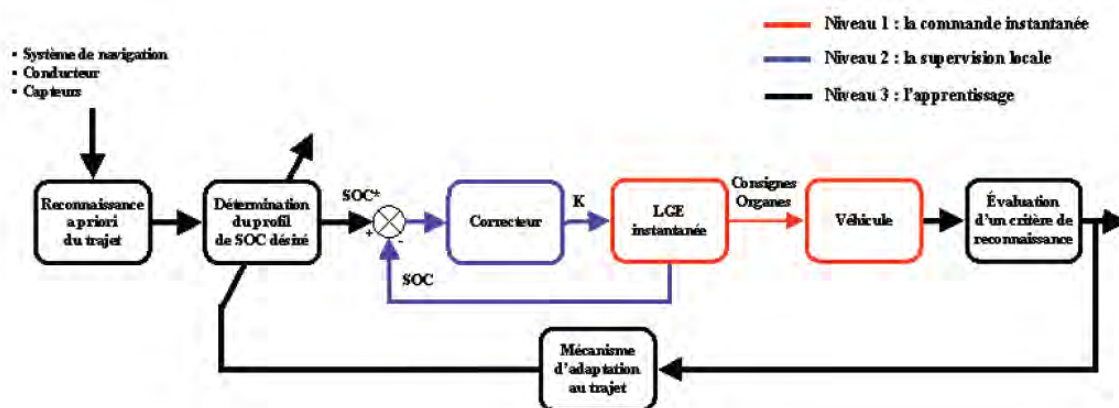


Figure 19 : Organisation de la commande adaptative : prise en compte du trajet parcouru.

L'application étant un bus parcourant toujours le même trajet, la méthode est efficace à condition que les aléas de conduite soient similaires aux cycles utilisés pour la génération des cartographies de commande. S. Kermani [KER 09] remarque que cette hypothèse est difficilement satisfaite dans le cas général. Pour résoudre ce problème, une nouvelle méthode nommée λ_PRES est proposée. L'idée consiste à choisir arbitrairement, un profil de demande parmi l'ensemble des profils enregistrés et de le considérer comme référence. La valeur du facteur de Lagrange $\lambda(0)$ est alors calculée hors ligne sur le cycle de référence. Cette valeur est utilisée par la suite pour calculer la loi de commande en fonction des conditions réelles de roulage. En temps réel, la valeur du facteur de Lagrange $\lambda(i)$ est

réactualisée, à chaque fois que l'état de charge s'éloigne de celui calculé sur le cycle de référence :

$$\lambda(i+1) = \lambda(i) \text{ tant que } |X(i+1) - X(i)| < \zeta_x \quad (27)$$

Avec ζ_x la tolérance admise.

Pour réactualiser la valeur du facteur de Lagrange, le problème de commande optimale est résolu de nouveau sur le reste du trajet à parcourir.

S. Delprat [DEL 02] a proposé un algorithme appelé λ -control, issu d'une adaptation directe de l'algorithme d'optimisation globale basé sur le formalisme de Lagrange et appliqué à un véhicule hybride parallèle. Cet algorithme met en œuvre un paramètre λ analogue au paramètre K utilisé par A. Dubray. Ce paramètre λ régit l'état de charge de manière à respecter les contraintes sur les niveaux d'énergie. Cette solution permet de stabiliser l'état de charge autour d'une valeur moyenne (*charge sustaining*) pour garantir le fonctionnement du véhicule quelles que soient les conditions de circulation ultérieures. Mais cette méthode peut limiter l'utilisation de la batterie, étant donné que les états de forte charge ou de forte décharge peuvent aussi constituer de bonnes solutions pour un cycle donné. Du point de vue consommation, les auteurs montrent que les résultats obtenus sont comparables avec ceux issus d'une stratégie de commande instantanée du type thermostat ou par seuillage (que nous décrivons dans la section suivante). Quelques paramètres de réglage de ces méthodes relèvent de l'expertise voire de l'apprentissage.

J. Scordia [SCO 04] propose une méthode d'utilisation indirecte des résultats d'optimisation hors ligne via une approche par réseaux de neurones. L'apprentissage des résultats de l'optimisation globale est effectué grâce à un réseau de classification (*clustering*) de type réseau à fonctions radiales de base, et réalisé sur un jeu de cycles représentatifs couvrant des différentes situations de conduite (urbaine, périurbaine et autoroutière).

Ces méthodes ne peuvent pas être généralisées à n'importe quelle application : elles supposent une certaine reproductibilité du cycle de vitesse et de puissance et reposent sur un profil de référence, fortement lié au scénario considéré. Nous voyons donc la nécessité

de pouvoir adapter la décision de répartition, soit par commutation de choix pré-appris, soit par un changement plus souple.

2. Gestion à base de règles

Les lois de gestion d'énergie ne disposant pas de connaissance *a priori* sur le trajet effectué par le véhicule, introduisent des règles empiriques sur l'état de charge afin de garantir le bon fonctionnement du véhicule. Ces lois de commande sont basées sur l'expérience acquise sur le comportement des différents composants du système étudié. La méthode du *thermostat* [EHS 99] gère l'arrêt et le démarrage du moteur thermique en fonction de l'état de charge qu'elle essaye de maintenir entre deux limites supérieure et inférieure prédéfinies. La puissance fournie assure la traction du véhicule et le supplément d'énergie est utilisé pour recharger la batterie. Quand l'état de charge atteint la limite inférieure, le moteur thermique est allumé et fonctionne sur sa plage de rendement maximal. A la limite supérieure, le moteur thermique est arrêté et la source secondaire fournit la puissance demandée. Ce type de stratégie est destiné à des véhicules hybrides disposant de machines électriques de forte puissance et de batteries de grandes capacités. Nous retrouvons ici les modes de fonctionnement énoncés dans le chapitre précédent.

Nous pouvons proposer de décomposer le cycle de trajet en trois modes de fonctionnement et de définir les règles de répartition d'énergie pour chaque mode. Ces modes de fonctionnement, mode arrêt, mode traction et mode freinage, sont déterminés en fonction de la puissance demandée. En mode freinage, la puissance fournie par la PAC est nulle et l'élément de stockage absorbe la puissance de freinage tout en respectant les contraintes sur la puissance maximale pouvant être absorbée ainsi que l'énergie maximale pouvant être stockée.

Le mode traction fait intervenir la limite inférieure de puissance de la PAC (P_{PAC_inf}). Si la puissance demandée est inférieure à P_{PAC_inf} , la pile fournit P_{PAC_inf} et le reste de puissance non utilisé par le moteur est stocké dans l'élément de stockage (dans le cas où ce dernier peut encore stocker de l'énergie). Dans le cas contraire, c'est l'élément de stockage qui va fournir la puissance demandée.

Si la puissance demandée est supérieure à P_{PAC_inf} , la répartition s'effectuera de manière à favoriser le fonctionnement de la pile à la limite inférieure de puissance et en respectant les limites inférieure et supérieure sur l'état de charge.

Si cette méthode est simple à implanter, elle présente certains problèmes. Il est nécessaire de développer des méthodes permettant la définition optimale des seuils de décision pour la commutation entre les deux sources. En outre, ces règles utilisent les deux sources et prennent une décision à un instant t mais n'effectuent pas d'optimisation sur le trajet global.

3. Stratégies d'optimisation instantanée

Les stratégies de commande d'optimisation instantanée s'appuient sur une analyse fine des comportements des flux énergétiques du véhicule. La méthode LMS (Loss Minimization Strategy) [SEI 98] considère la somme des pertes dans le groupe moto-propulseur. La puissance fournie par les différentes sources d'énergie n'est pas transmise intégralement jusqu'aux roues. Une partie est perdue dans la chaîne de traction (moteur thermique, convertisseurs, machine électrique, organes de transmissions, etc.). La stratégie de commande LMS consiste à trouver le point de fonctionnement optimal de chaque composant afin de minimiser à chaque instant la somme globale de ces pertes mais l'objectif de minimiser le combustible est un peu dévoyé.

ECMS (*Equivalent Consumption Minimization Strategy*) est une méthode de contrôle temps réel dont l'idée de base consiste à réduire le critère d'optimisation globale à une fonction dépendant uniquement des paramètres présents du système. Pour le développement de cette méthode, Paganelli et al. [PAG 02] partent de l'analyse des flux énergétiques et leur impact sur la consommation de carburant. A un instant t donné, nous supposons que le véhicule utilise les deux sources d'énergie disponibles. Une partie de la puissance demandée est donc fournie par l'élément de stockage. Or, la contrainte sur l'état de charge doit être respectée ; donc cette énergie fournie à l'instant t doit être récupérée à un instant futur $t+\Delta t$. La recharge de l'élément de stockage signifie la consommation d'une certaine quantité de carburant. Cette quantité sera appelée la consommation équivalente. De la même manière, si à l'instant t , la batterie est en train de se charger, une décharge future est nécessaire. Cette décharge signifie la réduction de la consommation réelle de

carburant. La consommation totale équivalente est la somme algébrique de la consommation réelle de carburant et la consommation équivalente :

$$J_t = \gamma (P_{PAC}(t)) + \zeta_{eq}(P_{PES}(t)) \quad (28)$$

Où $\zeta_{eq}(P_{PES}(t))$ représente la consommation équivalente.

Cette méthode dépend fortement de la définition des facteurs d'équivalence qui varient en fonction du cycle de vitesse. Un couple donné peut convenir à un cycle routier mais pas à un cycle urbain, par exemple. En temps réel, le profil d'utilisation n'est pas connu à l'avance. Pour résoudre ce problème, C. Mursado et al. [MUS 05] proposent d'adapter le facteur d'équivalence aux conditions d'utilisation. L'idée est de mettre à jour périodiquement le paramètre de contrôle en fonction de la charge de route (*route load*). En particulier, l'algorithme proposé identifie la mission (*pattern recognition*) suivie par le véhicule et détermine les facteurs d'équivalence optimaux correspondant à cette mission. La mission est déterminée en combinant des données du passé à des données estimées par extrapolation. L'état de charge de la batterie est souvent interprété comme une contrainte, dont la conséquence directe est la modification des commandes initialement choisies, entraînant une diminution des performances (fonction de sensibilité).

Notons que, si le cycle de vitesse du véhicule est connu à l'avance, la stratégie ECMS peut être vue comme une stratégie de commande d'optimisation globale équivalente à une stratégie basée sur le principe de minimum. Kessel [KES 07] par exemple fait remarquer que le critère à minimiser et le facteur d'équivalence dans ECMS correspondent au Hamiltonien et au facteur de Lagrange, respectivement dans la méthode d'optimisation globale basée sur la commande optimale.

Dans toutes ces méthodes des adaptations doivent être faites pour adapter les commandes aux contraintes non linéaires mais aussi aux changements de profils de mission d'une demande temps réel, les adaptations et les réglages basés sur de l'expertise permettent de redéfinir la logique de commande de manière floue.

4. Exploitation de la logique floue

Les règles décrites précédemment peuvent devenir rapidement complexes, avec la multiplication des entrées et le couplage entre-elle. Ces règles issues de l'expérience peuvent alors être mises en œuvre en utilisant les ensembles flous. La logique floue est une technique adéquate pour la résolution de problèmes où des incertitudes entachent la connaissance dont on dispose sur le système. Il convient d'utiliser cette technique lorsque la modélisation rigoureuse du système est difficile ou lorsqu'il est très complexe à appréhender et à commander. La logique floue permet une meilleure compréhension de la gestion d'énergie et améliore aussi le confort de conduite en évitant les changements brusques du mode de fonctionnement.

Les variables d'entrée du système sont décomposées en plusieurs ensembles que sont les fonctions d'appartenance. Selon les types de problème le nombre et la forme de ces fonctions peuvent être définis. Dans ce travail, chaque ensemble est défini au travers d'une fonction de type trapézoïdale, bornée entre 0 et 1. Le chevauchement de fonctions d'appartenance permet d'attribuer à une valeur particulière plusieurs ensembles avec des degrés d'appartenance différents, ceci évite une appartenance stricte à un seul ensemble comme en logique binaire et permet un recouvrement proportionnel uniquement entre deux fonctions voisines.

Le régulateur par logique floue ne traite pas de relations mathématiques mais utilise plutôt des inférences avec plusieurs règles. L'expertise acquise dans le domaine est structurée sous forme de règles contrôlant la répartition de charge et quantifiant les variables de sortie en fonction des variables d'entrée. La définition de la base des règles s'appuie sur les lois physiques du système ; la simulation numérique permet de les ajuster. Une règle s'écrit sous la forme :

Si *<état du système>*, alors *<action en sortie>*.

C. Forgez [FOR 00] propose de décomposer chacune des variables représentant la vitesse du véhicule et l'état de charge en quatre sous-ensembles flous. Pour la variable vitesse, les sous-ensembles sont : Bouchon, Ville, Route et Autoroute et pour l'état de

charge : Nul, Faible, Moyen et Super. A partir de cette définition, une fonction « degré d'intérêt » permet de déterminer le mode de traction le plus judicieux à utiliser.

M. Zandi et al. [ZAN 11] proposent une méthode basée sur la logique floue pour gérer les flux énergétiques dans un véhicule hybride électrique. Le système intègre deux sources d'énergie secondaires : des super-condensateurs et des batteries. Le régulateur à base de règles floues intervient pour gérer la répartition d'énergie entre ces deux sources d'énergie. Le régime du système primaire est déterminé grâce à une autre technique appelée FCT (*Flatness Control Technique*). Dans cette méthode, cinq niveaux d'états de charge sont définis : très négatif, négatif, zéro, positif, très positif. Le niveau très positif (très négatif) correspond à un état de charge supérieur (inférieur) au niveau de charge maximal (minimal). La variable représentant la puissance demandée définit trois niveaux d'appartenance : négatif, normal et élevé, Les deux niveaux, négatif et élevé, correspondant à des situations de freinage et d'accélération respectivement. Donc les règles définissant la répartition d'énergie sont définies en fonction du niveau d'énergie dans les batteries, du niveau d'énergie dans les super-condensateurs et la puissance demandée.

Nous pouvons facilement remarquer que le nombre et le choix des fonctions d'appartenance et des règles à appliquer est très dépendant du problème étudié et du système modélisé. Certains auteurs proposent alors d'optimiser les nombreux paramètres de la base de règles, formant de nombreux degrés de liberté jouant tous sur la consommation d'énergie, en utilisant des algorithmes génétiques [POU 08] [PAL 07].

Conclusion

Les méthodes d'optimisation globales telles que la programmation dynamique et la théorie de la commande optimale, permettent d'obtenir des solutions exactes au problème de gestion d'énergie dans un véhicule hybride. Mais l'hypothèse de connaissance *a priori* du cycle de puissance demandée empêche ces méthodes d'être directement embarquées à bord. En outre, même si nous arrivons à maîtriser les temps de calcul, la discrétisation de l'espace d'état empêche d'avoir des résultats optimaux. La prise en compte des contraintes non linéaires n'est pas chose aisée dans tous les cas.

En partant du principe de commande optimale, plusieurs méthodes s'appuient sur des informations sur le trajet parcouru pour faire évoluer la solution en ligne. En revanche, les résultats obtenus restent sous-optimaux et sont liés à l'approximation polynômiale effectuée. Des phases de classification et d'apprentissage hors ligne sont nécessaires. Les adaptations en ligne restent du domaine de l'expertise ou du réglage empirique.

L'impossibilité d'implanter en ligne une méthode d'optimisation globale nous conduit à envisager une solution prenant en compte le profil courant de la mission et d'en déduire par similarité des lois de gestion adaptées.

L'expertise acquise dans le domaine de la gestion d'énergie peut se traduire en termes de règles empiriques qui déterminent la répartition d'énergie entre les deux sources en fonction du profil parcouru. Les règles avec l'accroissement de leur complexité, deviennent plus difficiles à gérer. La gestion par la logique floue doit permettre de bien maîtriser les conditions d'utilisation et adapter les règles de gestion à ces situations, ce que nous proposons de développer par la suite, en nous basant également sur une première phase d'analyse des types de missions réalisées. Ceci constitue le cœur du chapitre suivant.

Chapitre 3 : Caractérisation des profils de mission

Une mission pour un véhicule, est constituée par un trajet partant d'un point A et allant à un point B. Elle peut être caractérisée par des données moyennes telles que la vitesse, le couple, la puissance, etc. Le conducteur du véhicule agit sur les pédales d'accélérateur et du frein pour atteindre sa consigne de vitesse. Cette consigne qu'il se fixe inconsciemment, dépend principalement de l'environnement dans lequel il évolue (une autoroute, une route de montagne, un embouteillage...).

Une mission se traduit dans notre cas, par une puissance électrique demandée au niveau du nœud électrique. Notre objectif principal est d'assurer cette puissance demandée à chaque instant échantillonné, en minimisant autant que possible la consommation d'hydrogène et en respectant les contraintes, notamment le bilan énergétique nul au niveau de l'élément de stockage ce qui permet d'enchaîner le parcours avec les mêmes conditions et les contraintes liées au dimensionnement des sources.

Dans ce chapitre, nous allons analyser les caractéristiques de plusieurs missions typiques, dans l'objectif d'extraire des signatures ou des indicateurs permettant de classer ces profils suivant leurs caractéristiques. Ces outils de caractérisation nous aideront dans la prise de décision, pour le choix des lois de répartition d'énergie qui s'intégreront dans un processus de gestion d'énergie en ligne.

I. Présentation des profils

De manière générale, le profil de vitesse du véhicule et/ou son trajet physique sont inconnus. Néanmoins, les différents modes de fonctionnement du véhicule peuvent être classés en trois grandes catégories, suivant l'environnement d'utilisation. Nous disposons d'un ensemble de missions de circulation types, établies par l'IFSTTAR (Institut Français

des Sciences et Technologies des Transports, de l'Aménagement et des Réseaux) à partir d'une étude statistique portant sur un ensemble de missions réelles [TRIG 96].

Nous adoptons la même classification adoptée dans [CHA 99], ces missions peuvent être classées par type de trajet :

- Cycle Autoroutier
- Cycle Routier
- Cycle Urbain

Dans ce chapitre, nous proposons d'analyser les caractéristiques de ces trois profils. Pour cette caractérisation, nous avons besoin du profil de la puissance demandée par le Groupe Moto-Propulseur (GMP), correspondant à chaque cycle. En effet, cette donnée constitue la variable d'entrée pour les modèles de gestion des flux d'énergie. Mais dans la pratique, nous disposons parfois uniquement du profil de vitesse et du profil de couple à la roue. Les figures 1, 2 et 3 représentent pour chaque type de mission étudié, l'évolution en fonction du temps, de la vitesse du véhicule et du couple exercé sur la roue.

Etant donné que notre travail s'appuie sur l'étude de la puissance demandée au groupe moto-propulseur électrique, la première étape consiste à régénérer cette donnée à partir des données disponibles.

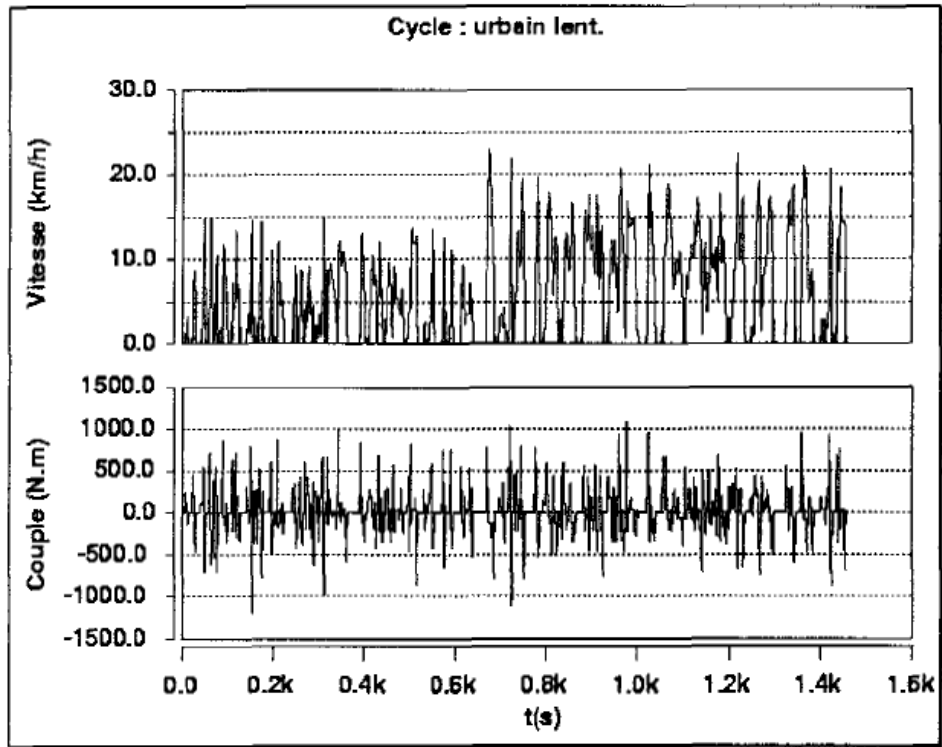


Figure 20: Mission urbaine

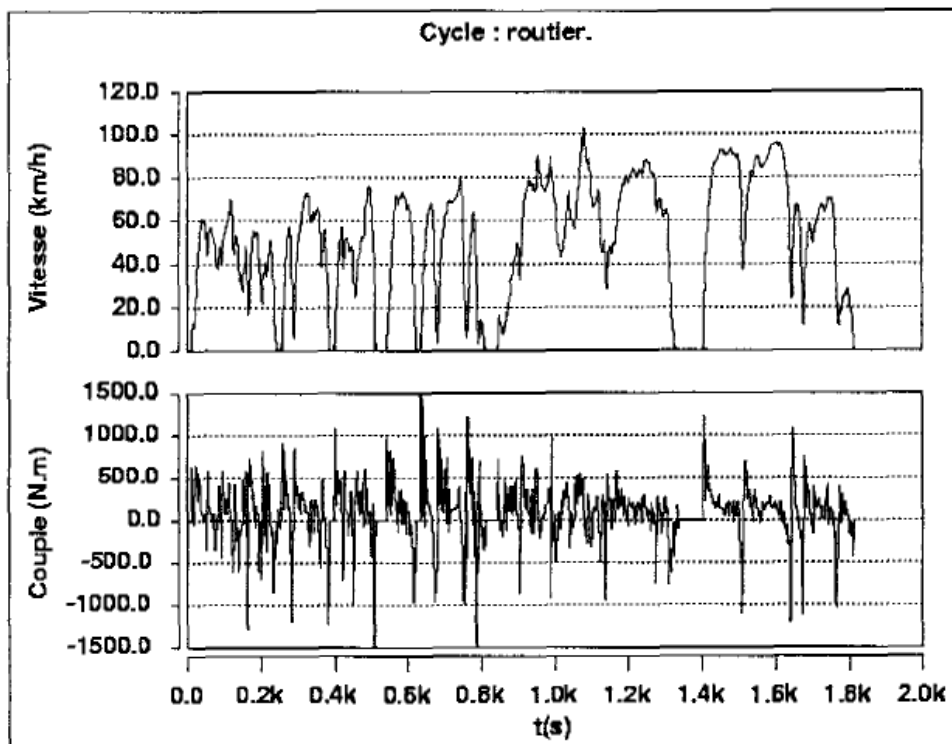


Figure 21 : Mission routière

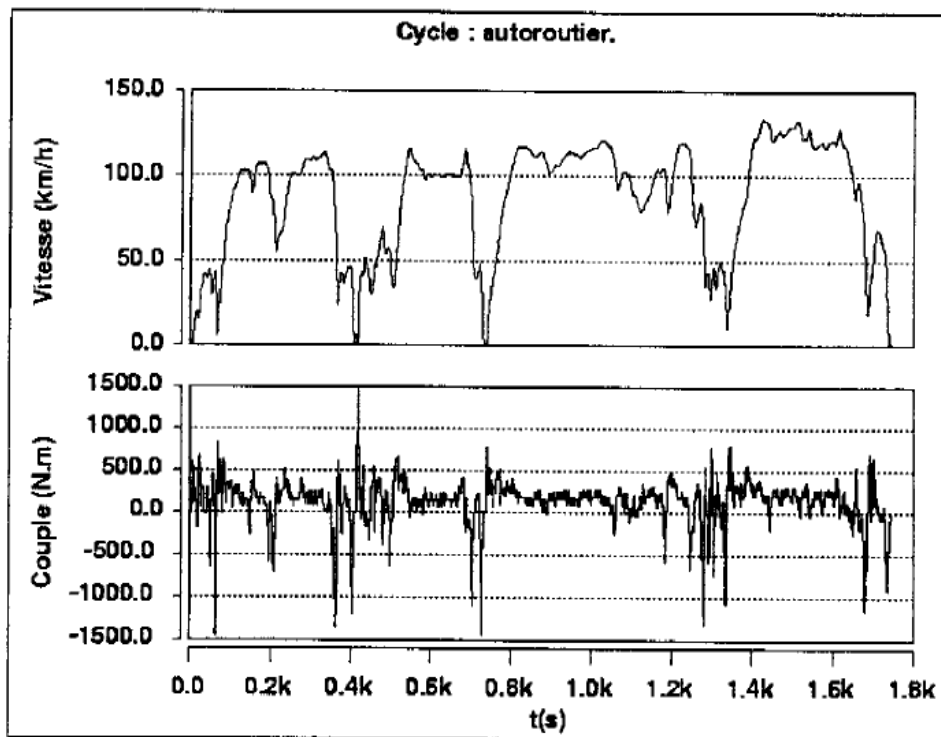


Figure 22 : Mission autoroutière

Une solution serait de partir des expressions analytiques de chacune de ces trois variables (la puissance demandée, le couple à la roue et la vitesse) pour essayer d'en déduire le profil de puissance ce qui impose d'introduire les équations liées au modèle du véhicule. Dans la suite, nous détaillerons une expression analytique standard de chaque variable.

Couple à la roue :

Le couple à la roue s'écrit de la manière suivante :

$$(1) \quad C_r = F_r \times R \quad \text{Avec} \quad \left\{ \begin{array}{l} C_r \text{ couple à la roue (N.m)} \\ F_r \text{ effort de la roue (N)} \\ R \text{ rayon de la roue (m)} \end{array} \right.$$

Puissance à la roue :

La puissance à la roue d'exprime de la manière suivante :

$$(2) \quad P_r = \frac{F_r \times V}{3.6} \quad \text{Avec} \quad \left\{ \begin{array}{l} P_r \text{ (W)} \\ F_r \text{ (N)} \\ V \text{ (km/h)} \end{array} \right.$$

Couple sur l'arbre moteur

Le couple sur l'arbre moteur est décrit par l'équation suivante :

$$(3) \quad C_m = \frac{F_r \times R}{\eta \times \rho} = \frac{Cr}{\eta \times \rho}$$

Avec

}

- C_m (N.m)
- F_r (N)
- V (km/h)
- η Rendement de transmission
- ρ Rapport de réduction

Puissance moteur

La puissance motrice s'écrit donc comme suit :

$$(4) \quad P_{dem} = C_m \times \Omega = \frac{Cr}{\eta \times \rho} \times \Omega$$

Avec

}

- P_{dem} (W)
- C_m (N.m)
- Ω (rd/s) vitesse de rotation 'moteur'

Comme nous l'avons montré par le système d'équations précédent, il existe une relation entre les données disponibles et la donnée recherchée P_{dem} . Mais, il nous manque la vitesse de rotation du moteur, le rendement de transmission et le rapport de réduction. En outre, il ne faut pas négliger les pertes sachant qu'elles ne sont pas linéaires et ne sont pas délivrées et largement dépendantes des éléments constitutifs du véhicule. Il en résulte qu'avec nos données, notamment le couple à la roue et la vitesse du véhicule, nous ne pouvons extraire qu'une approximation de la puissance motrice réelle exacte, mais qui permet d'avoir une dynamique et des amplitudes de $P_{dem}(t)$ toutefois réaliste.



Figure 23: Groupe Moto Propulseur

De plus, en fonctionnement urbain, le couple total est quasiment proportionnel à la masse du véhicule et du coefficient du frottement des pneus. En fonctionnement autoroutier, les forces aérodynamiques sont prépondérantes. Nous ne pouvons donc pas obtenir une expression généralisée et exacte des pertes totales du GMP. Nous allons donc considérer dans notre étude, que le rendement total est constant et nous allons calibrer par la suite la puissance demandée des trois profils de mission, sur notre dimensionnement décrit au chapitre précédent. Cette mise à l'échelle permet également de ne pas biaiser l'optimisation du flux d'énergie, en effet, chaque source est capable de fournir le maximum de puissance individuellement, l'optimisation pourra donc trouver possibles toutes les combinaisons de proportion entre les deux sources et chercher ainsi l'optimum. Nous avons obtenu les profils de puissance électrique demandée, et nous exposons maintenant, les profils correspondant à chaque mission étudiée.

1. Cycle Urbain

Cette mission correspond à un trajet urbain. Ceci se traduit par une succession d'accélération ($P_{dem} > 0$) et de décélérations répétées ($P_{dem} < 0$). Les vitesses de fonctionnement sont comprises entre 0 et 20 km/h, pour des puissances limites entre -15 kW et 42 kW.

La distribution de puissance du profil urbain est caractérisée par une répartition presque symétrique autour de la puissance moyenne qui est très faible, cette répartition est logique étant donné que dans un parcours urbain, il y a des accélérations répétées, suivies par des freinages (Figure 24).

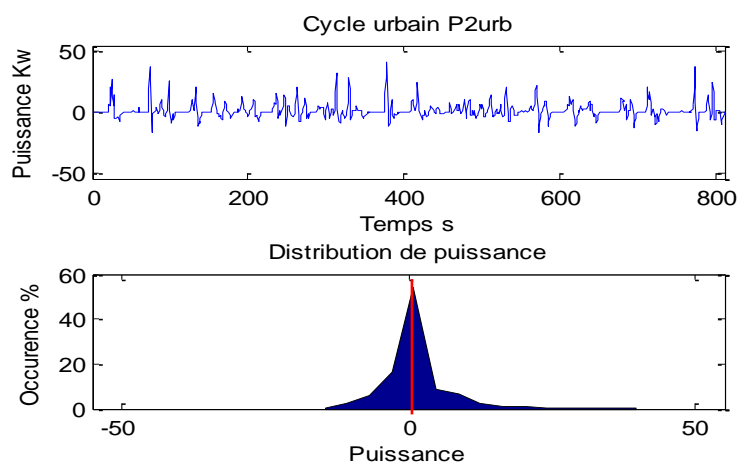


Figure 24: Distribution de puissance du profil urbain

2. Cycle Routier

Ce cycle se situe entre une mission urbaine et autoroutière. Il enchaîne une série de régimes transitoires et quasi permanents avec des vitesses comprises entre 40 et 80 km/h pour des valeurs extrêmes de puissance entre -39 kW et 51 kW.

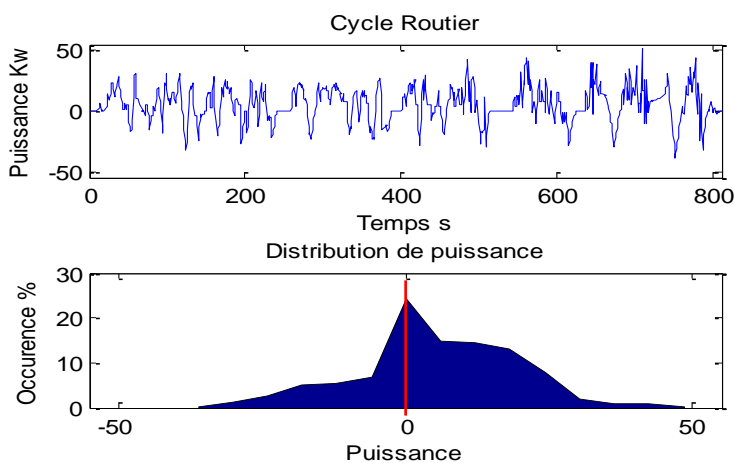


Figure 25 : Distribution de puissance du profil routier

3. Cycle Autoroutier

Ce type de trajet implique des montées en vitesse progressives et un fonctionnement en régime quasi-permanent. Cette mission se caractérise par une forte concentration de point de fonctionnement sur une plage de vitesse de 70 à 120 km/h, avec des valeurs de puissances extrêmes entre -53 kW et 54 kW.

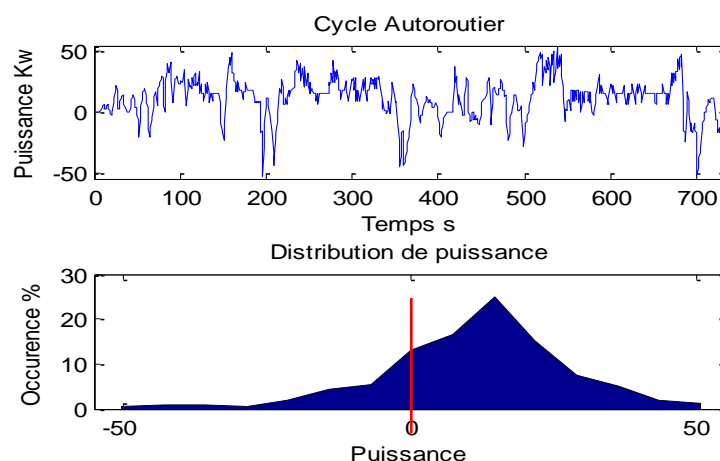


Figure 26 : Distribution de puissance du profil autoroutier

II. Approche énergétique

La gestion d'énergie doit permettre de déterminer la répartition de la puissance demandée, entre le système PAC et la source secondaire (Supercap) qui a pour but de récupérer l'énergie de freinage et ainsi minimiser la consommation d'hydrogène. Pour pouvoir étudier les différentes méthodes de gestion d'énergie, une approche énergétique de chaque profil s'impose en étudiant la consommation de référence (PAC seule), la somme de l'énergie récupérable de chaque profil (énergie de freinage) et la consommation optimale obtenue comme référence de comparaison en appliquant la méthode de la programmation dynamique.

1. Consommation de référence

Dans notre cas, la PAC est caractérisée par une puissance maximale égale à 70 kW et un rendement qui peut atteindre un maximum de 46% pour une puissance délivrée de 22 kW. Ces caractéristiques permettent à la PAC de satisfaire toutes les plages de puissances demandées, pour les trois profils, puisque leurs puissances maximales ne dépassent pas 70kW. Pour pouvoir comparer les différentes méthodes de gestion d'énergie appliquées sur chaque profil de puissance, nous allons utiliser dans un premier temps, uniquement la PAC pour assurer la traction (une puissance demandée positive).

Profil	Profil 1	Profil 2	Profil 3
Consommation de référence sans stockage kW.s	5815	15451	23084

Tableau 6: Consommation de référence sans stockage

Cela dit, les puissances négatives ne seront pas récupérées (l'énergie de freinage sera dissipée sous forme de chaleur dans les freins), et nous pouvons avoir des erreurs d'énergie d'autre part s'il existe des appels de puissance qui dépassent la puissance maximale que peut fournir la PAC.

2. Programmation Dynamique DP :

On considère maintenant la PAC et les super-condensateurs comme deux sources d'énergies pour l'application de l'algorithme dynamique, le but de cette méthode est de trouver la consommation optimale en respectant toutes les contraintes imposées notamment la contrainte sur Δsoc pour le maintien de l'état de charge initial et final égal, les nouvelles consommations optimisées sont clairement montrées dans le tableau suivant.

Profil	Profil 1	Profil 2	Profil 3
Conso Totale kJ	5312	12341	20012
Δsoc (kJ)	0	0	0

Tableau 7: Résultats obtenus avec la programmation dynamique

L'algorithme de la programmation dynamique est paramétré de telle façon à ce qu'il respecte les contraintes imposées comme il est clairement montré dans les figures suivantes. Il est à noter d'ores et déjà que cette contrainte de retour à l'état de charge impose à l'ES d'éventuellement se décharger en fin de mission, ce qui déplace les points de fonctionnement de la PAC à de plus faible puissance, points pour lesquels la PAC présente de moins bons rendements. C'est pour cela notamment dans le cycle Urbain (nombreuses possibilités de recharge lors des freinages) l'ajout de l'élément de stockage avec cette contrainte donne une légère sur consommation par rapport à la PAC seule.

Cycle Urbain

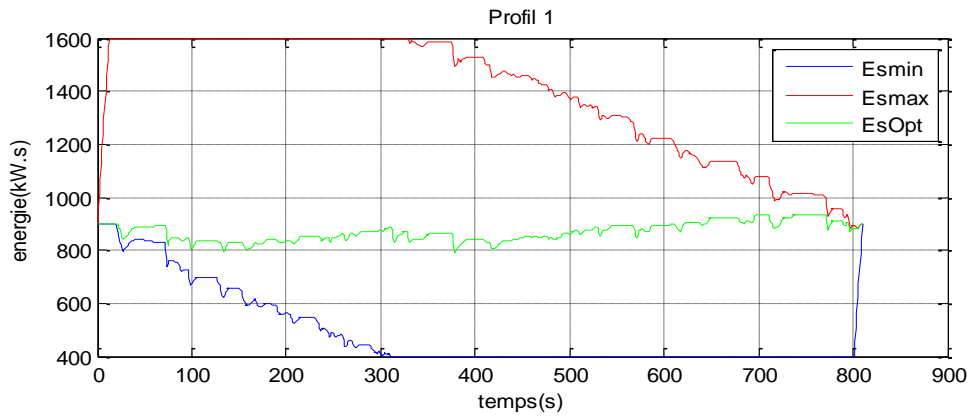


Figure 27: Etats de charge de l'élément de stockage du profil 1

Cycle Routier

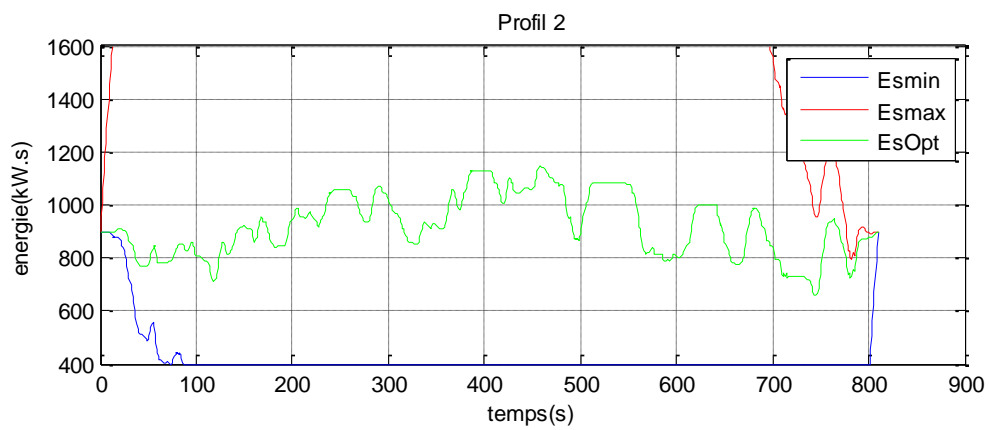


Figure 28: Etats de charge de l'élément de stockage du profil 2

Cycle Autoroutier

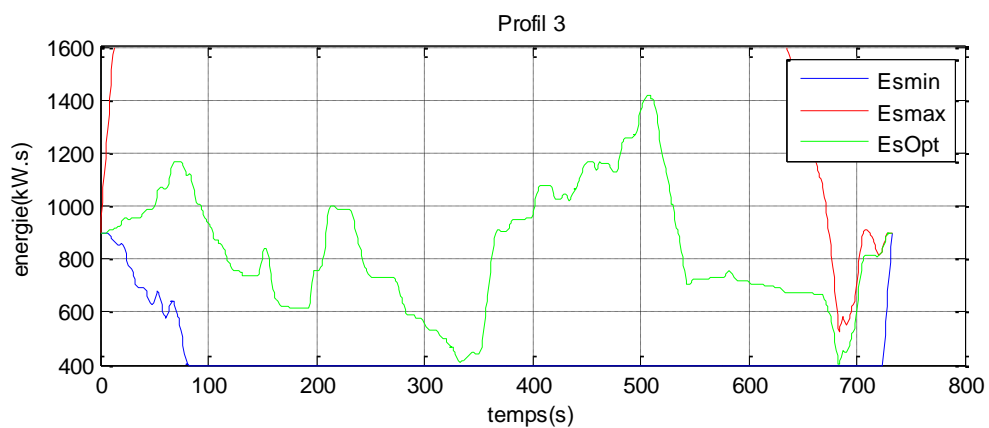


Figure 29: Etats de charge de l'élément de stockage du profil 3

3. Energies récupérables

Dans un véhicule conventionnel, l'énergie de freinage est dissipée sous forme de chaleur dans les freins. Dans un véhicule hybride, le moteur électrique de traction est réversible et il peut fonctionner en moteur, lorsqu'il y a une demande de puissance positive et en générateur dans le cas d'une puissance demandée négative. Dans ce dernier cas, une grande partie de l'énergie de freinage sera transformée en électricité, afin d'être stockée dans l'élément de stockage. Dans ce contexte, nous allons essayer de calculer la somme des énergies récupérables.

Pour pouvoir estimer l'énergie récupérable de chaque profil, il suffit de sommer les valeurs des puissances négatives, par contre il est nécessaire de noter que l'énergie de stockage se calcule au niveau de l'élément de stockage et non pas au niveau du moteur, alors il faut tenir compte des pertes dans le convertisseur de l'ES.

$$Energie_récupérable = \sum (P_{négative}(i) + P_{PerteES}(P_{négative}(i))) * \Delta t$$

Sur les graphes suivants nous représentons, les puissances négatives de chaque profil ainsi que l'évolution du stockage de l'énergie de freinage au cours du temps.

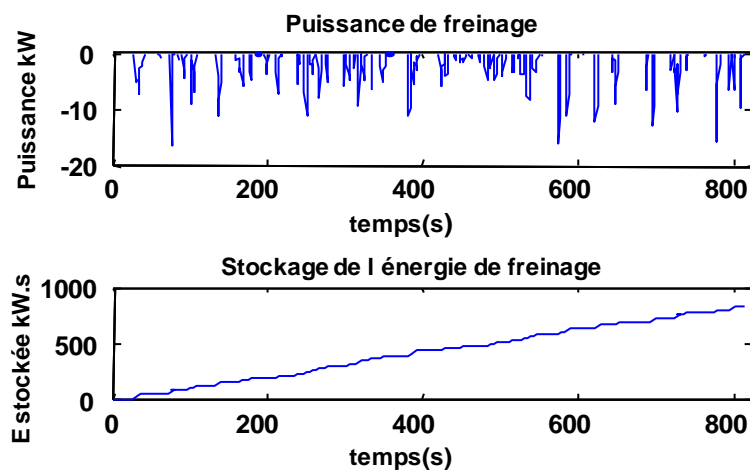


Figure 30: Energie récupérable du profil 1

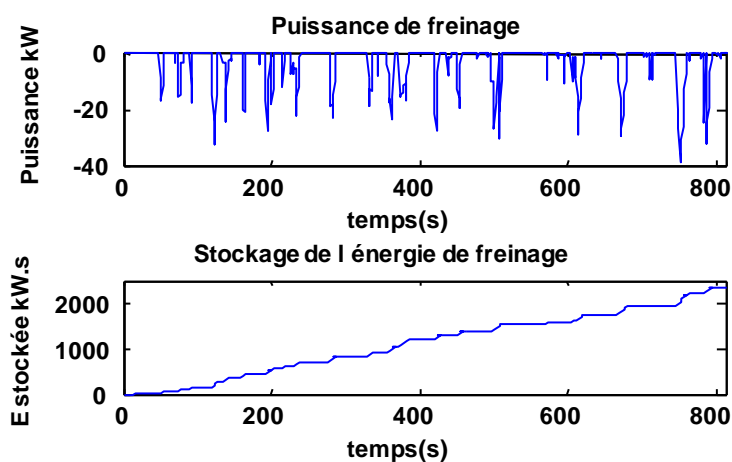


Figure 31: Energie récupérable du profil 2

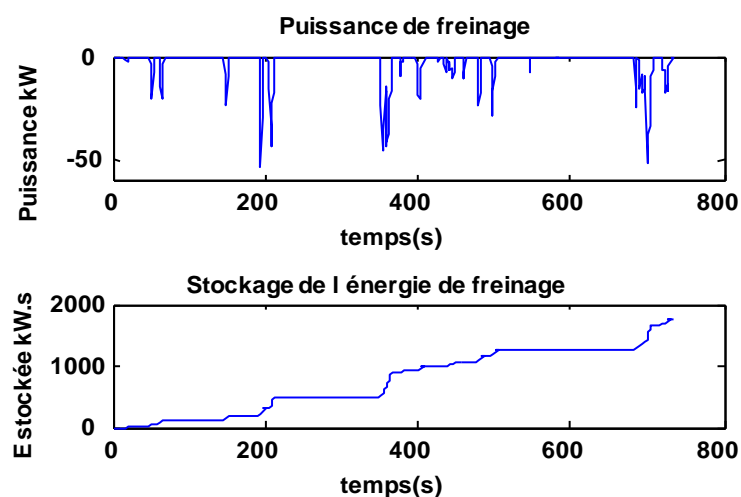


Figure 32: Energie récupérable du profil 3

Le tableau suivant regroupe les valeurs de l'énergie récupérable de chaque profil :

Profil	Profil 1	Profil 2	Profil 3
Energie de freinage récupérée kW.s	837	2357	1751

Tableau 8: Somme des énergies récupérées

Cette énergie sera transformée en énergie électrique stockée dans l'ES, afin de l'utiliser par la suite par les lois de gestion d'énergie dans l'objectif de minimiser la consommation d'hydrogène de la PAC. La récupération de l'énergie cinétique du véhicule est un enjeu

majeur pour la réduction de sa consommation, vu les contraintes énergétiques imposées par la capacité de stockage de l'ES. Il est intéressant de noter que la non-considération de l'état de charge de l'ES lors de la gestion d'énergie peut créer des problèmes : par exemple, si à l'instant t , l'ES est chargé au maximum et à l'instant $(t + 1)$ nous avons une énergie récupérable, cette dernière sera dissipée en chaleur faute de pouvoir être récupérée. Avec la même logique si à l'instant t , l'ES est déchargé et à l'instant $(t + 1)$ nous avons un appel de puissance alors ce dernier appel ne sera pas satisfait et nous aurons par la suite des erreurs énergétiques correspondant à P_{dem} non satisfait. Pour remédier à ces problèmes nous devons nous baser plutôt sur une approche optimisée et une décision en ligne pour adapter à chaque instant si nécessaire la répartition optimale de P_{dem} entre P_{PAC} et P_{SE} .

III. Approche puissance

Notre but est d'étudier les profils de puissance et d'en extraire des indicateurs nous permettant par la suite, de choisir les stratégies de répartition d'énergie adaptées. Les profils utilisés dans cette étude, représentent la puissance demandée par le groupe motopropulseur en fonction du temps, $P_{dem}(t)$. Une première idée consiste à considérer ces courbes comme des signaux auxquels nous allons appliquer les méthodes de traitement de signal.

1. Distribution de puissance

Dans un premier temps, nous étudions la distribution de puissance des trois profils considérés (Urbain, Routier et Autoroutier). La figure suivante regroupe les distributions de puissance de ces trois profils. Nous constatons à partir de cette représentation que plus la demande de puissance est importante le long d'une mission, plus la forme de la distribution de puissance s'élargit et se décale à droite vers la puissance maximale. Nous remarquons que la distribution de puissance du profil Routier se situe entre celle du cycle Urbain et celle du cycle Autoroutier. En effet, le profil Routier est un profil intermédiaire avec des cycles d'accélération et de freinage moins fréquents que le profil Urbain mais plus fréquents que le profil Autoroutier.

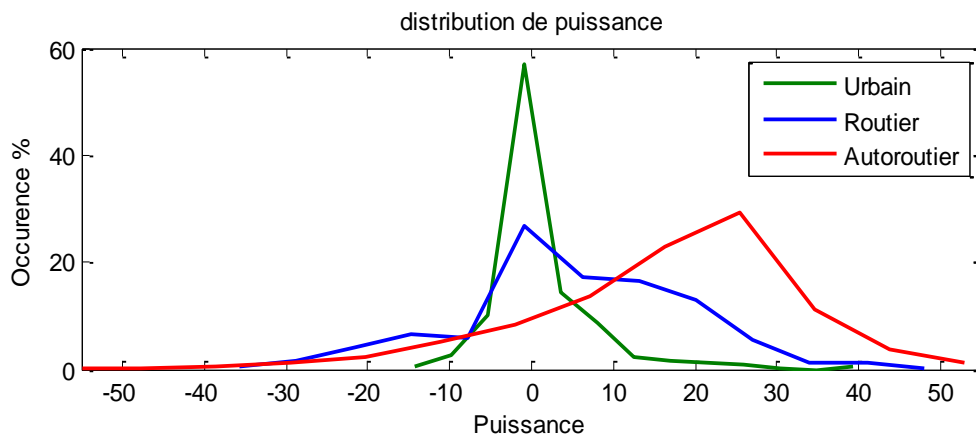


Figure 33 : Distribution de puissance des trois missions (urbain, routier et autoroutier)

Nous procédons par la suite, à la comparaison deux à deux des profils de mission. Le but est de faire apparaître les propriétés intrinsèques de chaque profil.

a. Cycle routier et cycle autoroutier

Nous commençons par la comparaison des distributions de puissance du profil routier et autoroutier. Sur la Figure 34, nous distinguons trois zones. La zone en rouge correspond au cycle routier et celle en bleu correspond au cycle autoroutier. La troisième zone, en vert, correspond à la zone commune aux deux profils. Nous remarquons que cette dernière zone est importante, ce qui montre que ces deux cycles sont proches à certaine période de temps durant la mission complète.

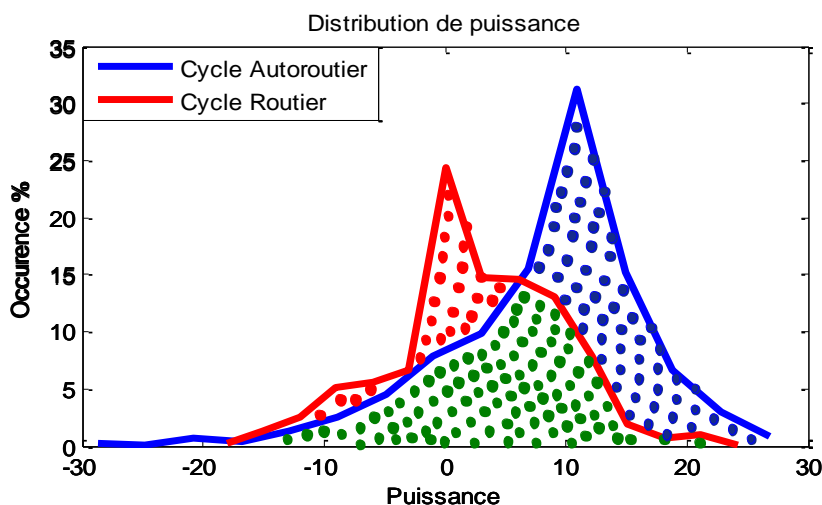


Figure 34 : Distribution de puissance des profils routier et autoroutier

b. Cycle routier et cycle urbain

Sur la Figure 35, la zone en bleu ciel désigne la partie commune entre les deux missions « urbaine » et « routière ». Nous remarquons que cette zone est moins importante que celle observée sur la figure précédente qui a servi pour la comparaison entre la mission « routière » et « autoroutière ». Nous déduisons que la dissimilarité est plus importante entre un cycle routier et un cycle urbain qu'entre un cycle routier et un cycle autoroutier.

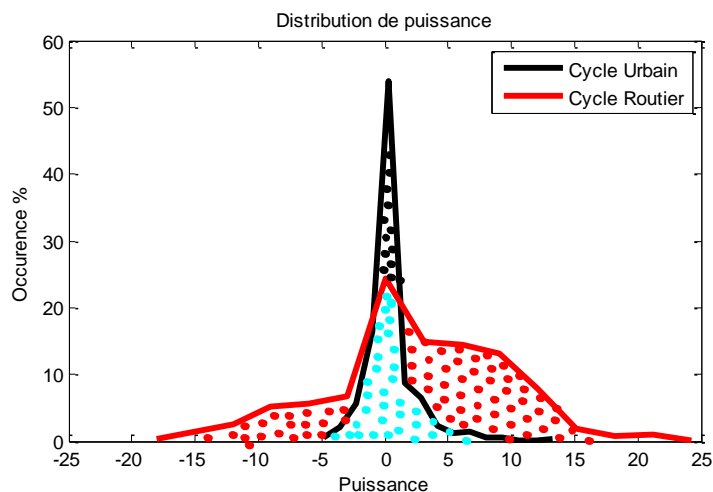


Figure 35 : Distribution de puissance des profils urbain et routier

c. Cycle urbain et autoroutier

Nous passons maintenant à la comparaison entre les deux extrêmes, à savoir le cycle urbain et le cycle autoroutier. En observant la Figure 36, nous remarquons que malgré la dissimilitude apparente dans les modes de fonctionnement de ces deux cycles, une zone commune persiste. En effet, lors d'une mission « autoroutière », le conducteur doit adapter sa vitesse (dépassements, trafic plus ou moins fluide) il lui est donc possible de passer par des phases de freinage et d'accélération.

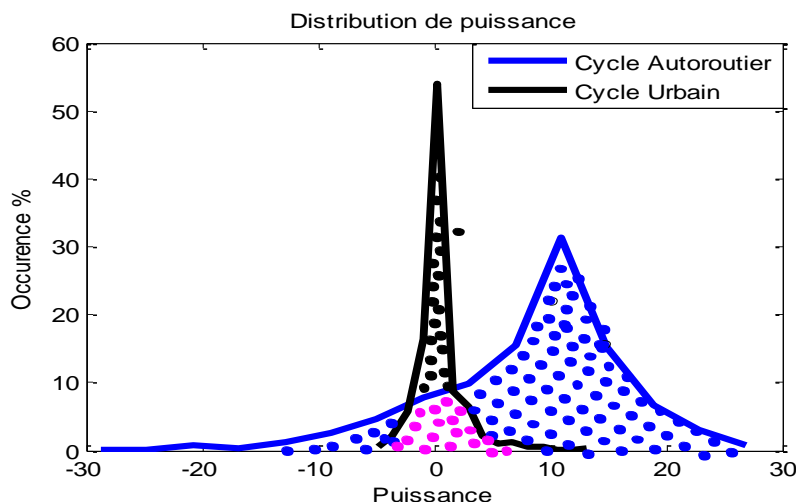


Figure 36 : Distribution de puissance des profils urbain et autoroutier

L'étude de la distribution de puissance nous a permis de distinguer les plages de puissance propres à chaque profil, ainsi que des zones communes importantes entre ces trois profils. En revanche, cette étude de caractérisation exige bien sûr la connaissance préalable du profil complet, une information qui sera non disponible lors d'un calcul en ligne. Nous proposons donc de faire une étude par intervalles, afin de trouver le minimum de données dont on doit disposer pour caractériser un profil donné.

2. Distribution de puissance par intervalles

Nous considérons dans cette partie, la distribution de puissance par intervalles composés d'une fenêtre de temps, afin de tester la performance de cet indicateur et de savoir s'il dépend de la taille des données disponibles. L'idée est d'utiliser la distribution de puissance du profil complet comme référence de comparaison. Au début, un intervalle ou une partie de ce profil est choisi. Nous glissons une fenêtre d'un certain nombre de points afin de comparer sa distribution de puissance avec celle du profil complet.

Après une étude détaillée des trois profils, nous constatons que les formes de la distribution de puissance des intervalles 200 secondes, 100 secondes et 50 secondes correspondent bien aux formes des références des profils complets (Figure 37 et Annexe). L'expression « correspond bien aux formes », signifie que la distribution de puissance de cet intervalle est très proche de la forme de son profil d'origine. Par exemple, sur la Figure

37 (a), la distribution de puissance sur l'intervalle Aut[1 :100] a la même allure que la distribution de puissance du profil autoroutier complet.

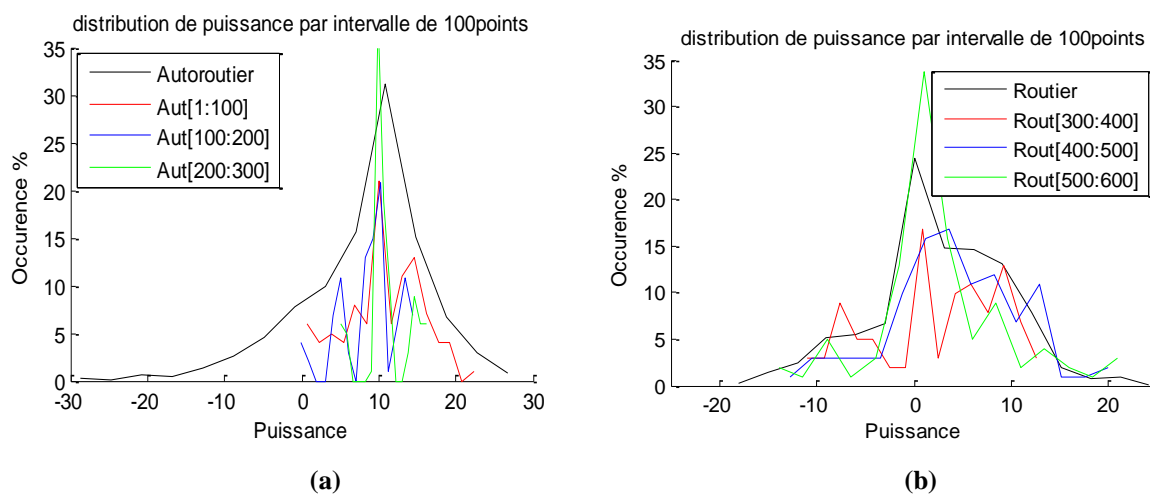


Figure 37 : Distributions de puissance par intervalles d'un profil Autoroutier (a) et d'un profil Routier (b)

Néanmoins, avec la même taille de fenêtre (c'est-à-dire 100 points), nous pouvons trouver des intervalles qui sont plutôt proches des distributions de puissance des autres profils. Par exemple, les intervalles Aut[300 :400] et Aut[500 : 600] du profil Autoroutier sont proches du profil Routier. Pour comprendre et expliquer ces formes, nous allons examiner la vitesse de la mission autoroutière (Figure 38). Nous remarquons que la distribution de puissance de ces intervalles est proche de celle d'un cycle « Routier ». La vitesse dans ces intervalles, décroît jusqu'à 70 km/h pour Aut[300 : 400] et 40 km/h pour Aut[500 :600]. Les informations extraites de ces intervalles peuvent à tort, caractériser un cycle Routier et non pas un cycle Autoroutier, à cause du freinage et de la faible puissance.

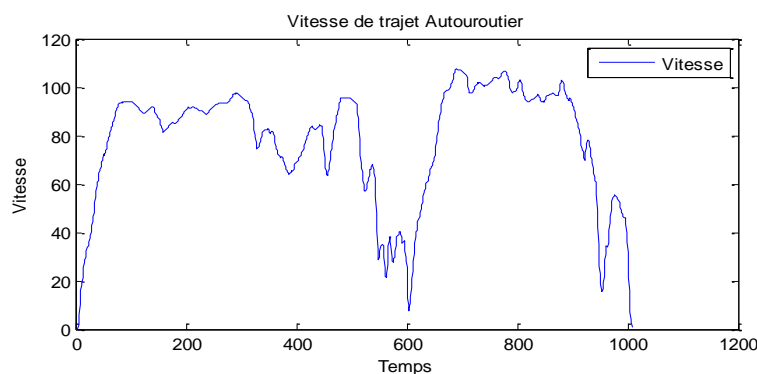


Figure 38 : Evolution de la vitesse pour un cycle autoroutier

L'étude exposée dans cette partie, nous a permis de caractériser les différentes missions par leur distribution de puissance sur le profil complet d'une part, et d'autre part de vérifier que les distributions de puissance par intervalles de 300 s à 50 s de chaque mission ne correspondent pas forcément à la forme de la distribution de puissance du profil complet.

Il est nécessaire de noter que la distribution de puissance par intervalles n'est pas suffisante pour satisfaire les contraintes imposées par le cahier des charges, étant donné que 50 s reste toujours une durée de temps importante pour classer un profil à étudier. De plus la décomposition par morceaux d'un profil type, montre des confusions (changements) de type possible. Nous allons appliquer dans la partie suivante une méthode basée sur une approche fréquentielle.

IV. Approche signal

Nous avons étudié deux autres profils représentant la puissance demandée par le groupe moto-propulseur, en fonction du temps. Le premier profil de puissance, fourni par l'IFSTTAR (appelé INRETS), est récupéré sur le parcours d'un véhicule électrique en milieu urbain alors que le second profil ESKISEHIR, fourni par ALSTOM, représente le parcours d'un tramway sur la ligne d'ESKISEHIR en parcours fermé en Turquie [HAN 08]. Nous allons appliquer une approche fréquentielle (THD, FFT...) pour la caractérisation de ces deux profils.

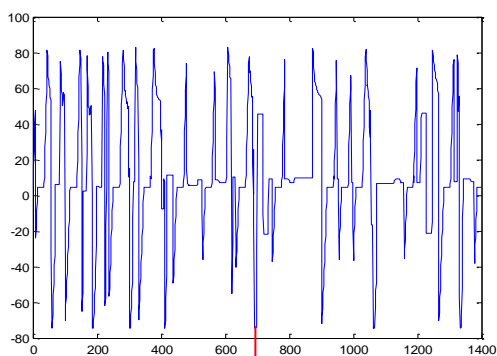


Figure 39: Profil ESKISEHIR (kW/s)

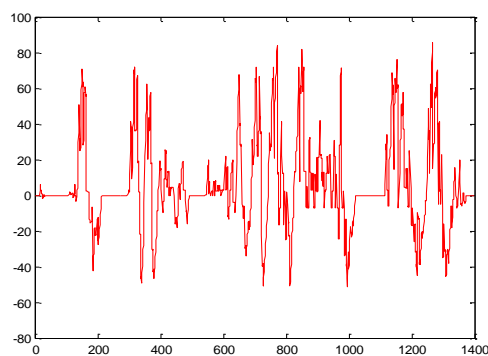


Figure 40 : l'INRETS (kW/s)

1. Taux de Distorsion Harmonique TDH

Dans le cadre de cette approche fréquentielle, nous allons commencer par le calcul du taux de distorsion harmonique total, une mesure qui décrit l'influence des composantes

harmoniques d'un signal. Il est défini comme le rapport de la valeur efficace globale des harmoniques (c'est-à-dire leur somme quadratique) à la valeur efficace de la composante fondamentale :

$$THD = \sqrt{\sum_{h=2}^{h=H} \left(\frac{Q_h}{Q_1}\right)^2} = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^{h=H} Q_h^2}}{Q_1} = \frac{Q_{HM}}{Q_1}$$

Q_h : valeur efficace de l'harmonique au rang h du signal « puissance ».

Q_1 : composante fondamentale.

Q_{HM} : valeur efficace des harmoniques.

h : rang harmonique.

H : rang harmonique maximal.

Le Tableau 9 illustre les valeurs du THD pour les deux cycles (ESKISEHIR et INRETS). Pour le cycle ESKISEHIR, nous avons considéré le trajet allé (de 0 à 700s) et le trajet retour (de 700 à 1400s) :

	THD	Freq de la composante fondamentale Hz
ESKISEHIR	1.288	0.0179
Aller « ESK »	0.933	0.0157
Retour « ESK »	1.365	0.0171
INRETS	1.207	0.0232

Tableau 9: THD des profils ESKISEHIR et INRETS

Pour le cycle ESKISEHIR, le THD retour est plus élevé que le THD aller, cette différence est due à l'amplitude importante de la composante fondamentale par rapport aux autres composantes. Alors, nous pouvons affirmer que la demande de puissance de l'Aller est un peu plus périodique que le Retour. En comparant le THD de ESKISEHIR à celui de l'INRETS, nous remarquons que les deux valeurs sont très proches. Cette mesure ne permet donc pas de caractériser suffisamment un profil donné et la pertinence de ce THD dépend de la quantité d'information traitée et est donc incompatible pour l'objectif de détermination en ligne.

2. Transformée de Fourier FFT – Densité de Puissance DSP

Dans le même but de la recherche des signatures de caractérisation des différents profils, nous avons essayé une méthode de caractérisation fréquentielle qui se base sur la transformée de Fourier. La Densité Spectrale de Puissance DSP, a été appliquée sur les deux profils INRETS et ESKISEHIR, en utilisant deux fenêtres d'observation : une fenêtre rectangulaire « Figure 41 » et une fenêtre de Hanning « Figure 42 ». Cette méthode sert à représenter la répartition de la puissance d'un signal et de caractériser les signaux aléatoires suivant leurs fréquences

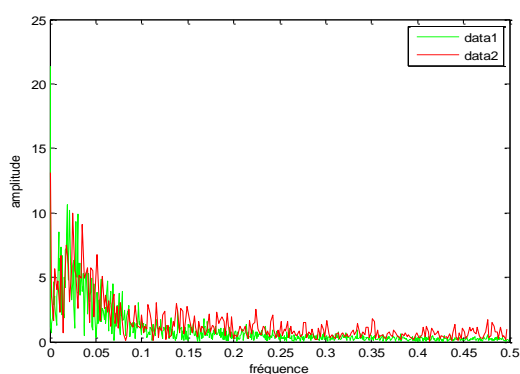


Figure 41: DSP en appliquant une fenêtre rectangulaire

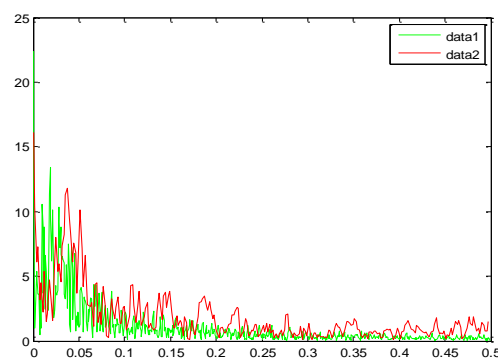
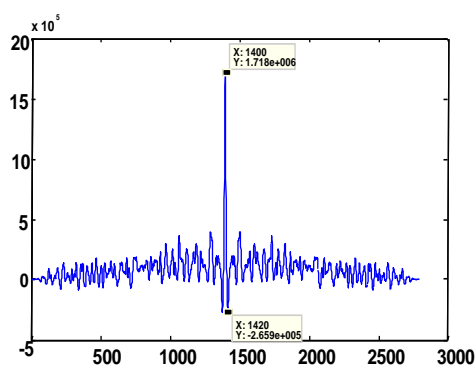


Figure 42: DSP en appliquant une fenêtre de Hanning

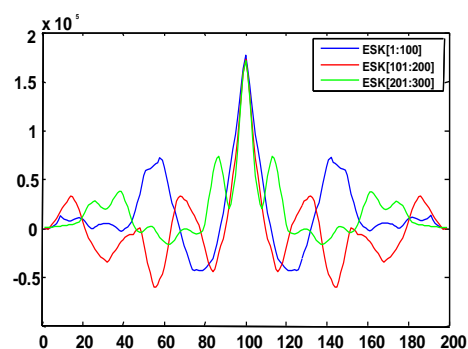
Dans une bande de fréquence, moins il y a de points, plus l'énergie est élevée. C'est la cause de la présence des pics de puissance du profil INRETS en rouge au-delà de 0.2Hz. En observant ces deux courbes, nous pouvons dire que ces deux profils ont d'importants harmoniques et ils ont à peu près la même occupation spectrale. Avec l'analyse fréquentielle, nous n'avons donc pas pu tirer des informations significatives concernant les degrés de variation des profils. De plus, même avec la fenêtre de Hanning qui est plus large et plus précise en énergie que la fenêtre rectangulaire, nous avons besoin d'un maximum de données pour pouvoir caractériser le profil. Pour tirer des informations significatives qui nous permettent de classer le type de profil, nous sommes obligé de connaître une grande partie des données du profil à étudier ; ce qui n'est pas adapté à un calcul temps réel.

3. Autocorrélation

Toujours en se basant sur l'étude fréquentielle, nous avons essayé de caractériser les profils, en appliquant le principe d'auto-corrélation (Figure 43). A partir de ce principe, nous en avons conclu que pour comparer l'auto-corrélation d'une tranche ou d'une partie de n'importe quel profil avec celui de l'auto-corrélation du profil complet, il faut avoir la même base de temps, cela veut dire que nous ne pouvons pas comparer l'auto-corrélation d'une tranche du profil avec celle du profil complet, c'est-à-dire le même nombre de points des données, donc cette méthode ne permet pas non plus de discriminer en ligne les profils.



(A) ESK complet (kW/s)



(B) ESK par intervalle de 100s (kW/s)

Figure 43: Auto-corrélation du profil ESK

Les techniques basées sur le traitement du signal nécessitent la connaissance du signal complet pour que l'indicateur soit pertinent. Sur des signaux issus de missions très différentes (Urbain, Routier, Autoroutier) une signature différenciée peut être obtenue, mais là encore à l'aide d'une connaissance complète de tout le profil temporel. Dans des zones de profils similaires ou des missions similaires, l'indicateur n'est pas très discriminant et donc peu utilisable pour une prise de décision optimale de la gestion de la distribution d'énergie que nous poursuivons.

4. Etude des pentes

Nous avons déjà évoqué au début de ce chapitre, une analyse fréquentielle des trois profils. Nous nous intéressons par la suite, à la caractérisation de la rapidité de variation de

la puissance demandée et nous proposons d'étudier la dynamique de puissance de chaque profil. Etant donné que la gestion d'énergie d'un véhicule hybride s'intéresse à la puissance demandée plus qu'à la puissance de freinage, nous proposons de calculer toutes les pentes positives de chaque mission. Cette méthode consiste à calculer la variation de la puissance par unité de temps, pour chaque appel de puissance ce qui correspond à une étude de la demande d'énergie. Les résultats obtenus par l'application de l'algorithme des pentes sont exposés sur les graphes suivants. Les valeurs des pentes apparaissent sous deux formes de représentation : une répartition en fonction du nombre d'appels de puissance pour chaque profil, d'une part, et une distribution des pentes par nombre d'occurrence, d'autre part.

Mission Urbaine : Moyenne (pentes) = 4.57 kW/s

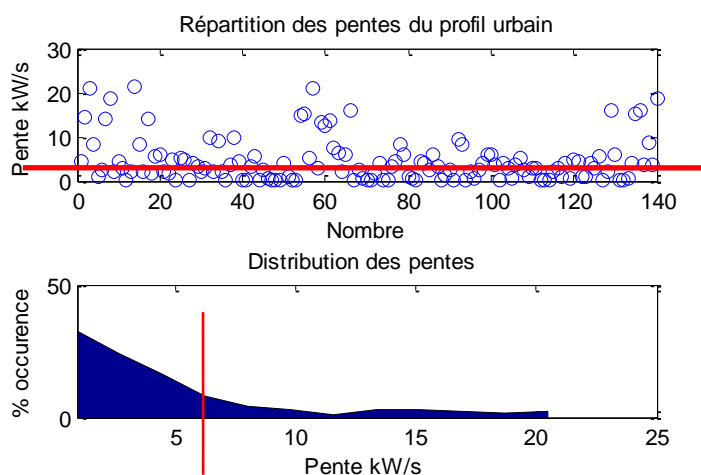


Figure 44 : Répartition et distribution des pentes du profil Urbain

Mission Routière : Moyenne (pentes) = 5.27 kW/s

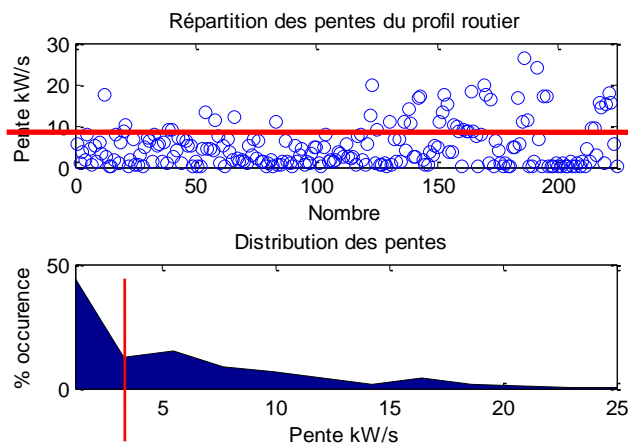


Figure 45 : Répartition et distribution des pentes du profil Routier

Mission Autoroutière : Moyenne (pentes) = 5.31 kW/s

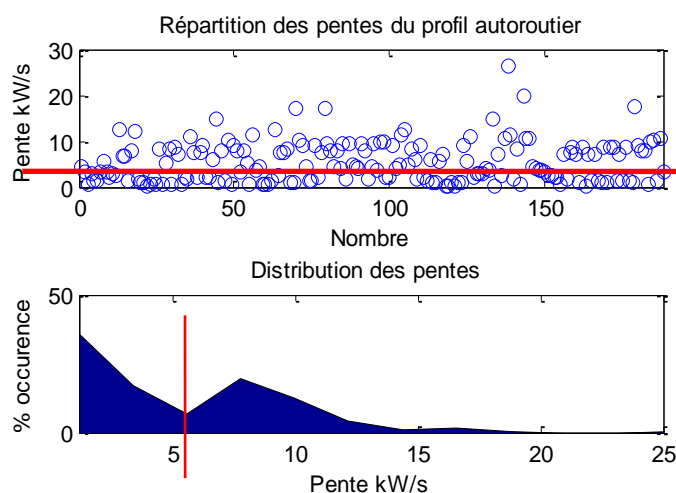


Figure 46 : Répartition et distribution des pentes du profil Autoroutier

Il apparaît, à partir des valeurs moyennes des pentes et des résultats représentés par les courbes précédentes, que les appels de puissance sont plus importants lorsque le parcours est plus fluide ; ceci peut s'expliquer par la dynamique du véhicule. En effet, le parcours Urbain se caractérise par une forte concentration de la distribution des pentes entre 0 et 6 kW/s. Par contre, le parcours Autoroutier est caractérisé par deux plages de concentration, entre 0 et 5 kW/s, d'une part et entre 6 et 12 kW/s, d'autre part. En revanche, la distribution des pentes du profil Routier se situe entre les deux. Cette valeur

peut donc discriminer les profils, mais pour avoir la valeur précise à comparer pour un profil quelconque, l'ensemble de la connaissance de la mission sera nécessaire.

Grâce à cette étude des variations de P_{dem} , nous avons vérifié que pour sélectionner la classe la plus proche d'un profil (Urbain, Routier, Autoroutier), dans une courte durée et avec un minimum de données, nous ne pouvons pas appliquer une étude fréquentielle. En effet, cette dernière nécessite la connaissance d'un maximum de données sur le profil à étudier, ce qui l'empêche d'être adaptée à un processus de caractérisation en ligne.

V. Méthode de Segmentation

Rappelons que dans un même profil, nous avons vu que nous pouvons trouver différentes classes de mission. Nous proposons d'appliquer une méthode de segmentation qui consiste à décomposer le profil en plusieurs segments. Il est nécessaire de noter que nous nous intéressons aux puissances positives, étant donné que l'optimisation consiste à satisfaire une puissance demandée et non pas répartir directement une puissance récupérée.

1. Puissances caractéristiques

Dans le but de mettre en place une méthode rationnelle pour la caractérisation des segments, il est intéressant d'analyser les puissances caractéristiques de chaque mission. A partir du tableau suivant, nous pouvons déduire les rapports entre les puissances maximales positives et négatives, les puissances moyennes demandées sur l'intégralité de chaque profil et la moyenne des puissances positives.

Type de mission	Urbaine	Routière	Autoroutière
Max (kW)	42	51	54
Min (kW)	-17	-39	-53
Moyenne (kW)	1.3	5.1	11.3
Moyenne des Puissances P>0 (kW)	5.6	13.8	17.7

Tableau 10: Puissances caractéristiques des profils à étudier

Trois plages de puissance moyennes « des Puissances $P > 0$ » ont été dégagées à partir de ce tableau:

- Mission « Urbaine » : une puissance moyenne ≈ 6 kW.
- Mission « Routière » : une puissance moyenne ≈ 14 kW.
- Mission « Autoroutière » : une puissance moyenne ≈ 18 kW.

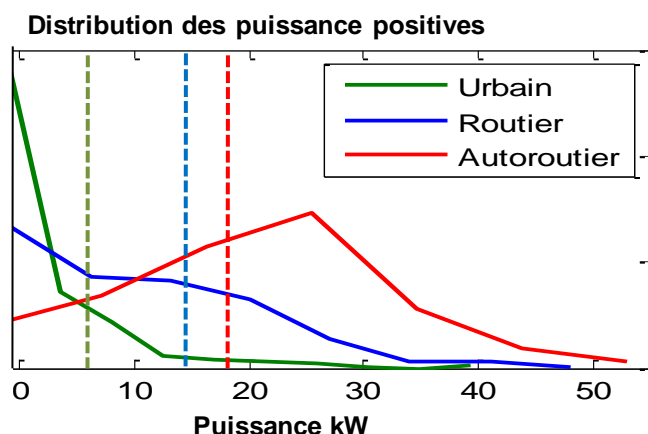


Figure 47: Distribution de puissance de la puissance positive de chaque profil ($P > 0$)

A partir de ces observations, les différences majeures que nous avons pu tirer sont l'écart observé au niveau des puissances moyennes, les puissances moyennes positives, et la différence entre les distributions de puissance. Cette dernière est clairement montrée dans la Figure 47.

2. Principe de la méthode

La méthode de segmentation consiste à décomposer le profil en plusieurs segments, en vue de quantifier correctement les besoins, il est intéressant de noter qu'en temps réel nous ne connaissons pas le futur, nous choisissons donc le principe de mémoriser le passé sur 3 points afin d'avoir un indicateur qui nous permettra de caractériser la puissance demandée et de choisir la bonne stratégie de commande à appliquer en ligne.

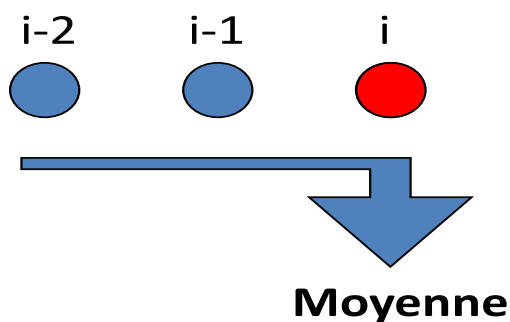


Figure 48: Principe de la segmentation

La figure suivante montre le principe de segmentation appliqué sur le profil routier, le tracé en rouge désigne la valeur moyenne de la puissance de chaque segment.

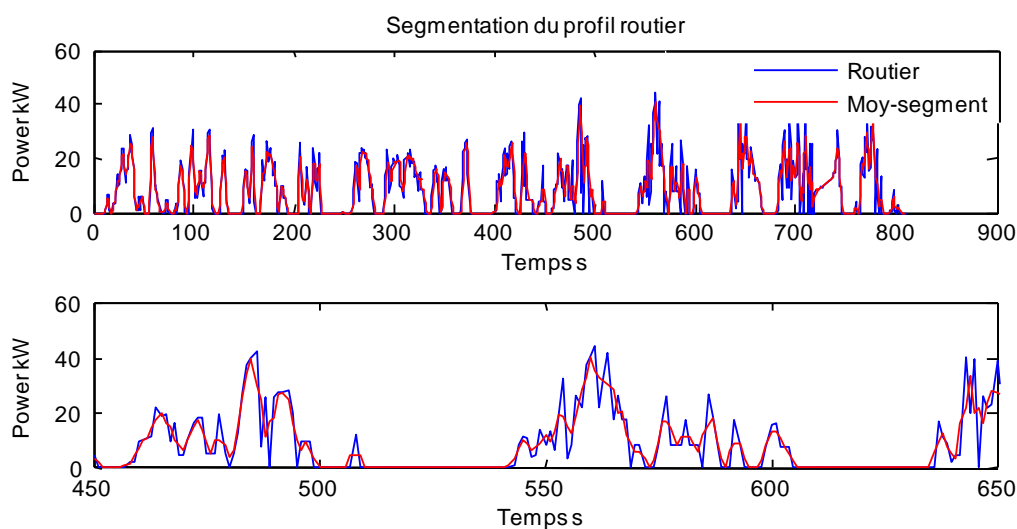


Figure 49: Segmentation du profil routier

La décomposition de l'espace de puissance en segments nous permettra de caractériser chaque segment, selon sa puissance moyenne, afin d'indiquer l'appartenance de chaque segment à une mission spécifiée voire d'obtenir ensuite un indicateur permettant de prédire le segment en cours et ainsi décider de la bonne répartition de puissance qui sera donc adaptée pour ce type de demande en cours.

Par exemple :

- Le début de n'importe quelle mission appartient toujours à la mission Urbaine « Profil 1 » vu qu'au démarrage la demande de puissance est faible.
- La mission routière contient des zones caractérisées par la mission urbaine et d'autres zones caractérisées par la mission autoroutière, vu que la mission routière se situe entre les deux.
- Dans une mission autoroutière (Figure 50) il existe des phases de freinage ou de faible vitesse (trafic et changement de vitesse...).

Pour résumer, dans un seul profil de puissance, nous pouvons trouver plusieurs caractéristiques et diverses classes de puissance.

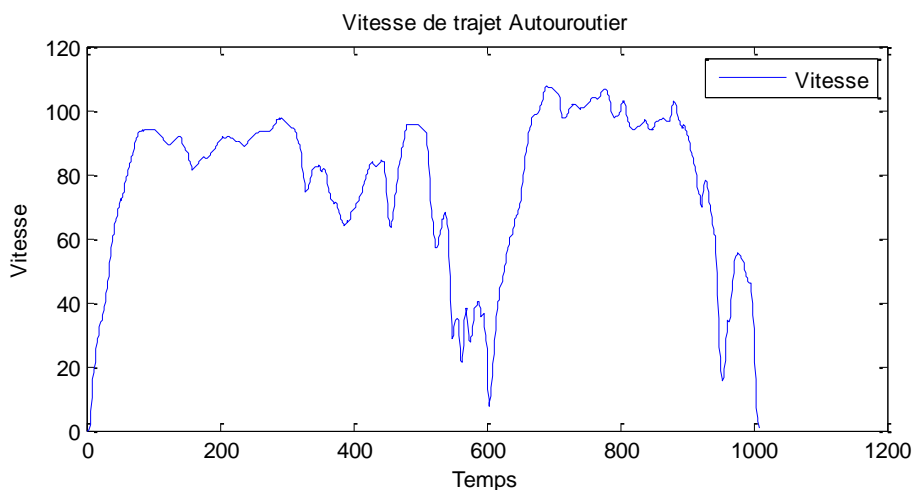


Figure 50: Cycle de vitesse d'un profil autoroutier.

La méthode d'analyse des profils proposée est avant tout un outil de caractérisation des profils suivant leurs natures, notamment dans notre cas « Urbain, Routier et Autoroutier ». Ces outils de caractérisation nous aideront à la décision du choix des lois de commande qui s'intègre dans un processus de gestion d'énergie en ligne.

Conclusion

Dans un premier temps, nous avons analysé les caractéristiques de chaque mission, dans l'objectif d'extraire des signatures ou des indicateurs permettant de classer ces profils suivant leurs type. Plusieurs méthodes temporelles et fréquentielles ont été appliquées telles que : la distribution de puissance, l'étude des pentes $\Delta P/\Delta t$, la transformée de Fourier, l'auto-corrélation, le taux de distorsion harmonique... Il est nécessaire de noter que le meilleur indicateur est celui qui peut nous aider à sélectionner le type de mission du profil étudié dans une courte durée. A cet effet, nous avons donc fait une étude par intervalle de chaque indicateur dans le but de savoir si sa pertinence dépend de la taille des données. Il a été vérifié que pour sélectionner la classe la plus proche d'un profil dans une courte durée (avec un minimum de données), il est nécessaire de connaître dans notre cas un minimum de 50 points pour caractériser un profil, ce qui rend ces indicateurs non applicables pour la décision en ligne.

Les méthodes d'analyse des profils proposées sont avant tout un outil de caractérisation des profils suivant leurs natures, notamment dans notre cas « Urbain, Routier, Autoroutier, ESKISEHIR et l'INRETS ». Le défi qui est lancé alors est de trouver des outils de caractérisation qui nous aideront à la décision de choix des lois de commande qui s'intègre dans un processus de gestion d'énergie en ligne. Les méthodes de classification (*clustering*), les approches par apprentissages multiples hors ligne pour une commutation en ligne (*pattern recognition*) ne sont toutefois pas la solution que nous allons adopter.

Ce chapitre a permis d'établir une base de connaissance sur les caractéristiques des profils de mission. Cette expertise servira pour la suite du travail en permettant d'exprimer les contraintes nécessaires à respecter, l'interprétation des solutions obtenues par les algorithmes de gestion de l'énergie. Dans ce chapitre nous avons aussi posé les bases de nos réflexions autour de la nécessité de changer ou d'optimiser les règles de gestion de l'énergie en fonction des types de mission, d'exposer des règles logiques de fonctionnement en fonction des dynamiques des sources et des missions, d'aider la décision à l'aide d'un indicateur prédictif permettant de pallier le manque de connaissance sur le futur. Nous allons donc conserver une connaissance *a priori* des profils de mission complet pour des optimisations possibles hors ligne, et nous proposons par la suite une gestion en ligne des flux d'énergie.

Chapitre 4 : Gestion énergétique fréquentielle

La stratégie de gestion d'énergie fréquentielle est l'une des compétences du groupe GENESYS du laboratoire LAPLACE. En effet, dans une approche de conception systémique par optimisation des systèmes hybrides, cette stratégie a été utilisée dans plusieurs travaux afin d'aboutir à une architecture système et à un dimensionnement qui respecte les caractéristiques dynamiques des sources d'énergie embarquées [AKL 07], [JAA 09], [GAR 07]. Dans le cadre de la présente étude, nous rappelons que le dimensionnement système a été déjà défini. Nous utilisons alors la gestion d'énergie fréquentielle pour répartir les missions des sources d'énergie tout en respectant leurs limites énergétiques. Toutefois, afin de minimiser la consommation de la pile à combustible en hydrogène, nous avons optimisé la fréquence de filtrage à l'aide d'un algorithme génétique.

L'objectif de ce chapitre est d'aller vers une implantation en ligne des stratégies de gestion qui s'appuient tout d'abord sur des techniques de gestion fréquentielle. Dans notre cas, comme vu précédemment, le système dispose de deux sources d'énergies. Ces deux sources ont des caractéristiques dynamiques puissance/énergie différentes liées aux rapidités intrinsèques des composants constitutifs (diagramme de Ragone) : réaction électrochimique rapide mais approvisionnement par compresseur relativement lent pour la PAC d'une part, stockage équilibré électrostatique rapide pour les Supercaps d'autre part. Nous pouvons aussi remarquer que la pile à combustible peut donc prendre en charge *a priori* les puissances positives (source irréversible) caractérisées par des signaux basses fréquences (dynamiques, faibles), par contre l'élément de stockage de type supercondensateur, peut prendre en charge les puissances positives caractérisées par des signaux hautes fréquences mais aussi le stockage des puissances négatives « freinage ».

Pour résoudre ce problème de répartition, de nombreux dispositifs intègrent des outils qui permettent la gestion fréquentielle de l'énergie selon les différents profils de missions.

I. Fonctionnement de la PAC à une puissance constante :

Cette méthode consiste à gérer la PAC de telle façon à ce qu'elle fournisse une puissance constante durant le profil complet et le reste de la puissance sera traité par l'élément de stockage. Ainsi les dynamiques lentes de P_{dem} , seront fournies par la source appropriée dont nous pouvons fixer le point de fonctionnement à son meilleur rendement (rappel : pour le dimensionnement donné ici : 22kW).

Cependant nous devons prendre en compte deux cas particuliers qui peuvent apparaître pour la mise en place de cette méthode de gestion d'énergie. Le premier cas apparaît lorsqu'on a une demande de puissance plus importante que la puissance constante fournie par la PAC et que l'élément de stockage est totalement déchargé, dans ce cas la PAC fournit toute la puissance demandée et la puissance s'écarte donc obligatoirement de son meilleur rendement ceci étant imposé par la demande est donc non optimisé. Le deuxième cas apparaît lorsque l'élément de stockage est en surcharge, la PAC s'arrête de fournir l'énergie pour la traction et une logique voire une optimisation de la gestion de ce point de fonctionnement est donc à faire.

En effet, le choix de cette puissance fixe diffère d'un profil à un autre, nous allons donc rappeler dans le tableau suivant les caractéristiques des profils utilisés.

Type de mission	Urbaine	Routière	Autoroutière
Max (kW)	42	51	54
Min (kW)	-17	-39	-53
Moyenne (kW)	1.3	5.1	11.3

Tableau 11: Caractéristiques des profils à étudier.

A partir de ces données nous proposons d'utiliser la puissance moyenne comme puissance fixe à fournir par la PAC pour chaque mission, l'évolution de l'état de charge de chaque profil est donnée par la suite :

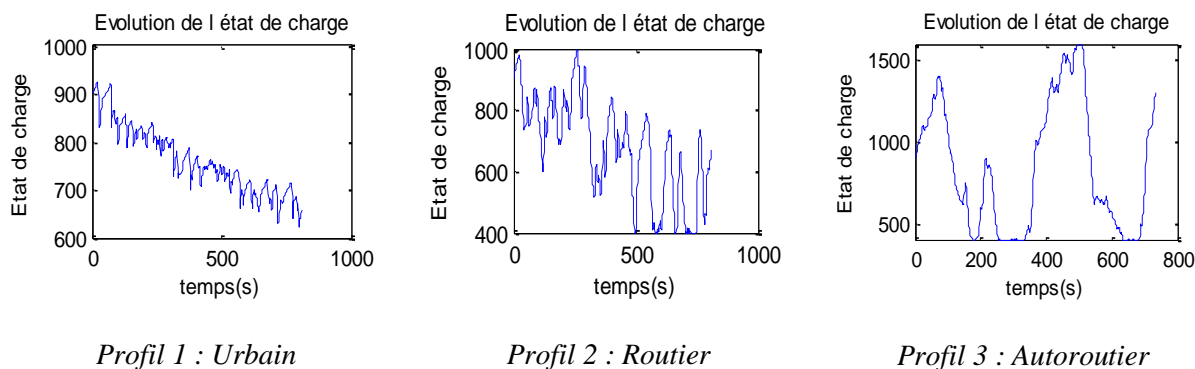


Figure 51: Evolution de l'état de charge

Nous remarquons que l'élément de stockage n'atteint pas ses limites pour le profil 1 et 2, par contre l'ES bascule entre la surcharge et la décharge totale pour quelques points de fonctionnement pour le profil 3.

Profil	Urbain	Routier	Autoroutier
P_{PAC_Const} kW	1.3	5.1	11.3
Conso tot (kWs)	7086	13105	21464
MSE (kWs)	0	0	1.6
ΔSOC (kWs)	-240	-232	401
Coût tot (kWs)	8701	13798	21464

Tableau 12: Résultats obtenus avec l'application d'une P_{PAC} constante

NB : index *tot* signifiant prise en compte de la totalité de la mission, MSE et la somme du carré des erreurs entre la puissance demandé et celle fournie par les deux sources pour tous les échantillons de temps constituant la mission.

A partir du Tableau 12 nous pouvons observer qu'il n'y a pas d'erreurs d'énergie les demandes de puissance sont satisfaites pour les 2 premiers profils par contre ΔSOC est négatif. La contrainte du maintien de l'état de charge au début et à la fin de la mission n'est bien entendu pas prise en compte, ΔSOC négatif indique que l'élément de stockage est plus déchargé en fin qu'au départ ce qui signifie que le véhicule à tirer profit de l'énergie

stockée au départ (respectivement Δ_{SOC} positif indique que le parcours se termine avec plus d'énergie stockée que ce qu'il y avait au départ). Nous ne pouvons donc pas comparer les consommations contraintes vue dans les chapitres précédents et celles-ci sans devoir les modifier. Nous rappelons qu'assurer cet état de charge final pouvait par conséquence imposer des points de fonctionnement à faible rendement et donc une consommation plus élevée non imposé ici.

Dans le but de comparer les consommations dans ces cas de figure, nous pouvons charger artificiellement l'élément de stockage avec la PAC (en plaçant la PAC à son maximum de rendement en fixant à la recharge $P_{PAC} = 22\text{kW}$ durant un temps suffisant pour recharger ES) pour chaque profil afin de ramener l'état de charge final à l'état de charge initial ce qui rajoute un surcoût une fois la mission terminée (ie : simulant ainsi une recharge au « garage » dans les meilleures conditions d'utilisation de la PAC, ne détériorant que peu les consommations obtenues réunissant les mêmes contraintes). Cette recharge et le surcoût occasionné sera introduit dans ce qui suit.

Nous observons aussi que la consommation totale du profil 1 est très élevée par rapport aux consommations de références et celles obtenues avec l'application de Programmation Dynamique, ceci est dû à la puissance imposée par la PAC, qui était très faible (1.5 et 5.3kW) et se caractérise par un mauvais rendement. Cette constatation nous amène à définir que le fait de faire fonctionner la pile à combustible avec un mauvais rendement implique que la consommation sera évidemment très élevée. Il serait donc judicieux d'amener le fonctionnement de la PAC vers des points à meilleur rendement.

Pour cela il faut répartir les dynamiques de puissance, satisfaire P_{dem} , respecter les bornes de l'élément de stockage et ne pas choisir seulement à chaque instant le meilleur rendement de P_{PAC} mais plutôt sur l'ensemble de la mission, une optimisation s'impose.

II. Principe de la gestion énergétique fréquentielle :

Le principe de la gestion fréquentielle se base sur la division de la mission de puissance en plusieurs canaux fréquentiels. Chaque canal de bande passante différente sera envoyé à une source d'énergie spécifique afin d'être traitée.

1. 1^{er} montage « filtre passe bas »

Dans un premier temps nous proposons un filtre passe bas du 1^{er} ordre, ce dernier nous permettra de séparer les signaux basse fréquence et haute fréquence, nous allons appliquer le montage du filtre comme illustré par la figure suivante :

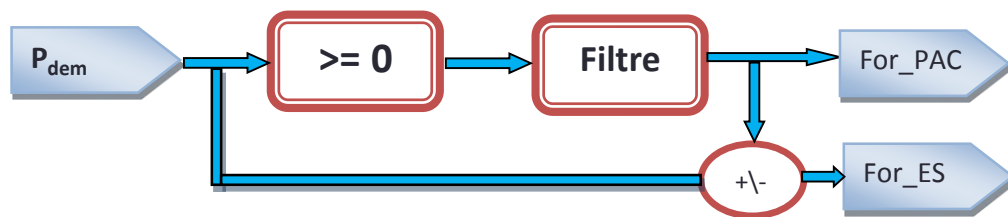


Figure 52: Principe du 1er filtre

P_{dem} : Puissance demandée.

For_{PAC} : Puissance envoyée à la PAC.

For_{ES} : Puissance envoyée à l'Elément de Stockage.

Dans ce schéma nous distinguons deux blocs, le premier bloc « filtre » filtre le signal complet, ensuite le deuxième bloc ne transmet que les signaux positifs pour les envoyer à la PAC. Cette stratégie sert à diviser les signaux positifs en deux canaux fréquentiels. Ainsi, les signaux positifs basse fréquence seront envoyés à la pile à combustible, en guise de référence, puisque la PAC n'est pas réversible. Par contre, les signaux haute fréquence des puissances positives et les signaux négatifs seront envoyés à l'élément de stockage.

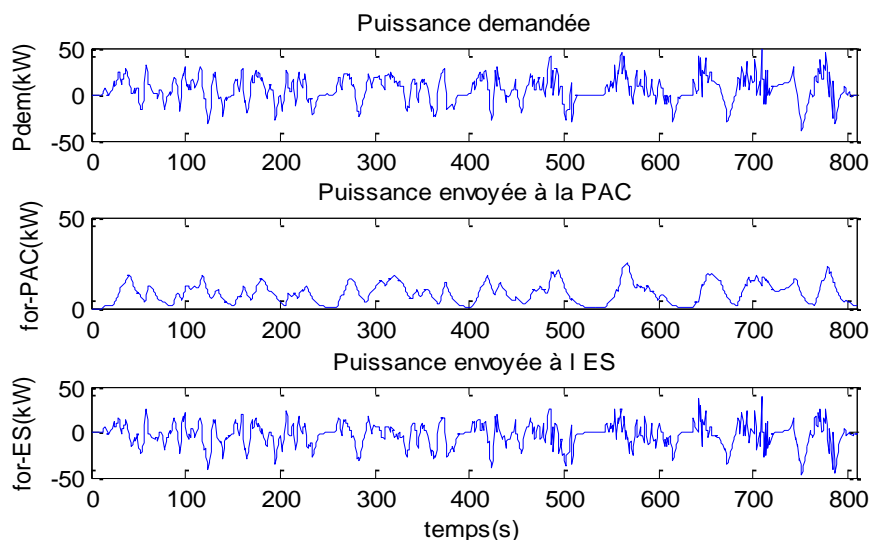


Figure 53: Répartition des puissances « Mission routière »

Sur la Figure 53 nous distinguons le résultat de la répartition de la puissance demandée de la mission routière, les puissances basse fréquence sont envoyées à la pile à combustible « For_PAC » d'une part, et les puissances haute fréquence sont envoyées à l'élément de stockage « For_ES » d'autre part, avec une fréquence non optimisée à ce stade.

Les figures suivantes montrent l'évolution de l'état de charge de chaque profil complet.

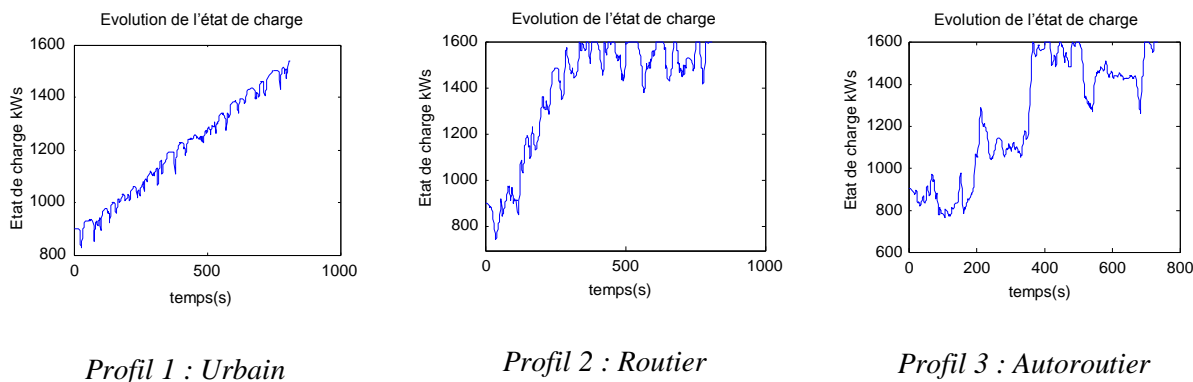


Figure 54: l'évolution de l'état de charge de chaque profil

Nous remarquons qu'à partir de l'évolution de l'état de charge : ΔSOC est positif donc en excès (cette valeur est égale à 700kW/s pour les « profils 2 et 3 »). Nous rappelons que l'état de charge initial de l'élément de stockage est égal « $SOC_{init} = 900 \text{ kW/s}$ » dont

l'évolution ou la variation est limitée par deux bornes « $SOC_{min} = 400\text{kWs}$ » et « $SOC_{max} = 1600\text{kWs}$ ». Nous constatons que l'ES tape dans l'une de ces limites, soit en surcharge max soit en décharge totale. Dans notre cas l'ES est à sa limite de surcharge max pour les 3 profils ce qui empêche une bonne gestion de l'énergie, car aucun contrôle n'est plus possible pour les points de fonctionnement demandés à la PAC.

Le tableau suivant regroupe les résultats obtenus en appliquant le 1^{er} filtre :

Profil	Cons tot kW.s)	MSE (kW.s)	Δsoc (kW.s)
Urbain	8495	0	638
Routier	15329	4.7	700
Autoroutier	22762	4.4	700

Tableau 13: les résultats obtenus en appliquant le 1er filtre.

- La consommation totale représente le coût nécessaire à la pile à combustible pour quelle puisse fournir la puissance For_{PAC} .
- MSE : l'erreur quadratique moyenne.
- Δsoc : la différence de l'état de charge $SOC_{Final} - SOC_{Initial}$.

La présence des erreurs quadratiques moyennes (MSE) nous amène à conclure que nous ne pouvons pas imposer la puissance demandée à chaque instant et donc il n'est pas possible d'espérer tirer des informations optimisées sur la consommation totale. Cette constatation est certainement favorisée par le fait de filtrer 'au hasard' ce qui amène l'ES en saturation, par conséquent la PAC et/ou l'ES atteignent leurs limites (d'où parfois l'impossibilité de satisfaire P_{dem}) et ce qui amène aussi à faire fonctionner la PAC à des mauvais rendements. Il est donc intéressant de signaler ici que la sollicitation de l'élément de stockage et la consommation totale dépendent de la fréquence de filtrage. Cela dit, avant de passer au choix de la fréquence nous avons intérêt à proposer un autre montage ou un autre principe de filtrage pour résoudre ce problème et améliorer les résultats.

2. Deuxième montage filtre passe bas :

Le deuxième montage de filtrage représente le même principe que celui du précédent filtre, sauf que nous avons permuté les positions des deux blocs. Le montage fonctionne comme suit : le premier bloc rejette les signaux négatifs, ce bloc est suivi d'un filtre passe

bas, enfin la différence entre les deux signaux sera envoyée vers l'élément de stockage, pour référence.

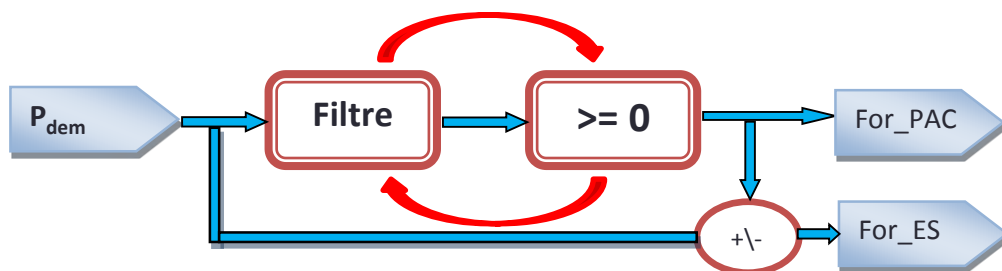


Figure 55: Principe du 2^{ème} filtre « permutation des blocs »

A partir de l'évolution de l'état de charge des trois profils montrée dans la Figure 56, nous observons que l'élément de stockage n'a pas atteint ni ses limites maximales ni minimales le long des trois profils alors que la même fréquence de filtrage est appliquée. Ceci se traduit ici par des erreurs énergétiques nulles. Cependant, la contrainte de maintien de l'état de charge qui exige l'égalité de l'état de charge final par rapport à celui initial n'est pas respectée comme précédemment.

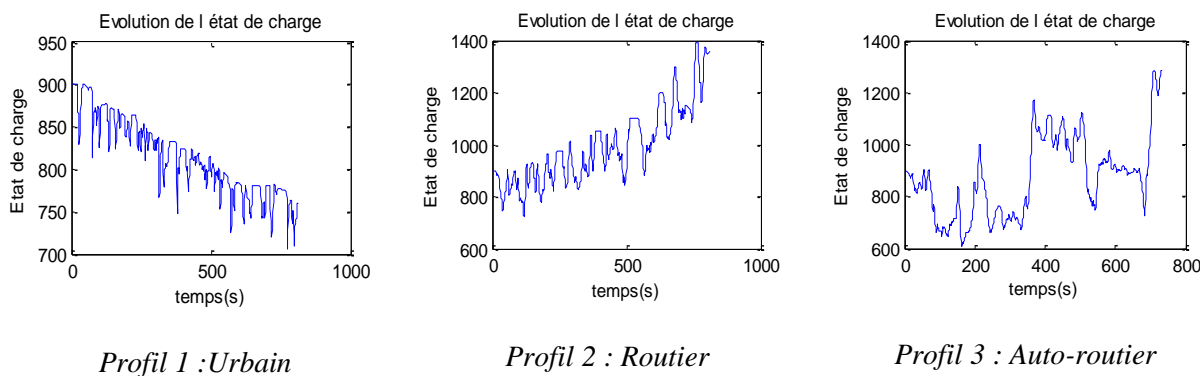


Figure 56: L'évolution de l'état de charge de chaque profil

Dans l'objectif d'avoir une base de comparaison entre les différentes méthodes de gestions proposées, il est obligatoire d'avoir les mêmes contraintes et d'amener l'état de charge final vers son état initial. Une façon d'améliorer le calcul du coût total, est d'introduire la contrainte sur l'état de charge et d'utiliser une fonction de surconsommation. Cette dernière introduit une consommation d'hydrogène additionnelle artificielle lorsque l'état de charge est au-dessous de celui initial, ceci se traduit par une variation de SOC négative ($\Delta soc < 0$), pour le cas $\Delta soc > 0$, la décharge

n'occasionne pas de surcoût de consommation d' H_2 en déchargeant les éléments au garage par exemple soit dans des résistances soit dans le réseau de distribution.

$$\text{Cout_tot} = \text{Conso_tot} + \text{recharge artificielle (si } \Delta \text{soc} < 0 \text{)}$$

Le tableau suivant regroupe les résultats obtenus en utilisant le 2^{ème} filtre avec contrainte de rechargement:

Profil	Conso tot (kWs)	MSE (kWs)	Δsoc (kWs)	Coût tot filtre 2
Urbain	5884	0	-139	6258
Routier	13302	0	456	13302
Autoroutier	21221	0	383	21221

Tableau 14: les résultats obtenus en utilisant le 2^{ème} filtre.

Ces résultats montrent également que la permutation des deux blocs du filtre a amélioré la consommation et surtout assure la fourniture de P_{dem} puisque l'état de charge de l'élément de stockage ne dépasse pas les contraintes imposées. Dans le but d'expliquer ces résultats, il est intéressant de signaler que la permutation de ces blocs a permis au système de filtrage d'annuler certains points de fonctionnement en puissances faibles qui se caractérisent par un mauvais rendement de la PAC. L'effet de l'amélioration entre les deux montages de filtrage sur la puissance envoyée à la PAC « For_PAC » est clairement montrée par les deux figures suivantes :

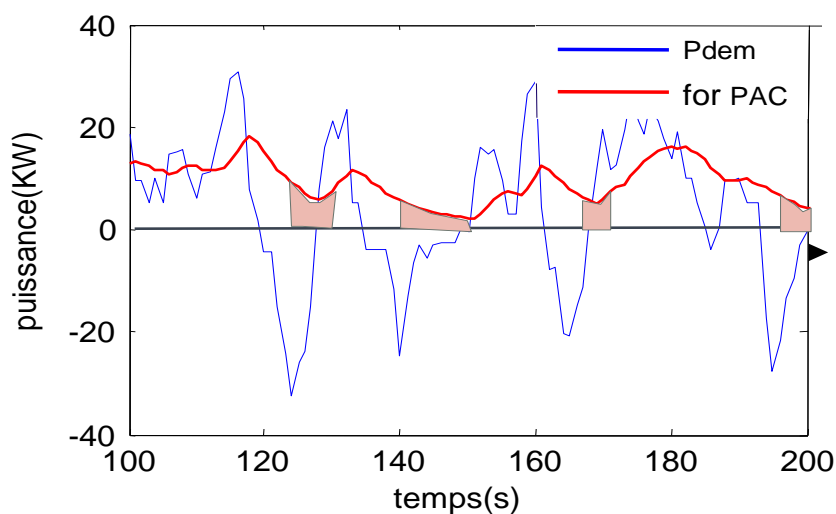


Figure 57: Puissance envoyée à la PAC en appliquant le 1^{er} filtre

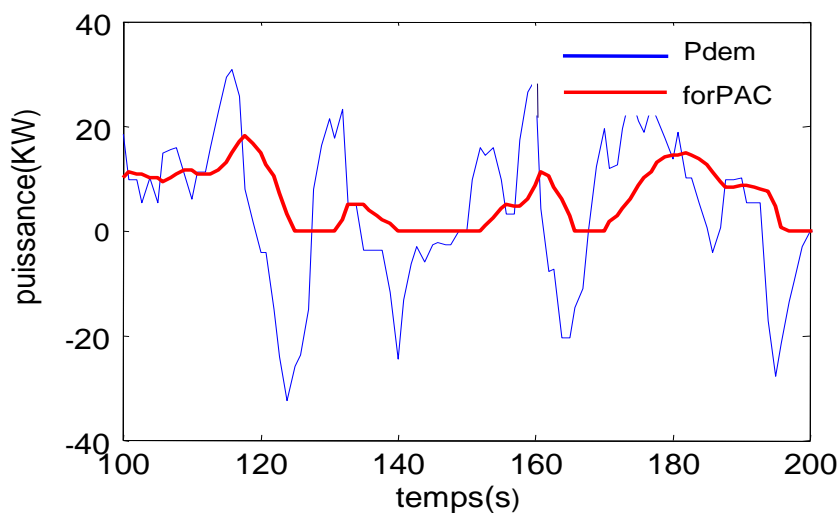


Figure 58: Puissance envoyée à la PAC en appliquant le 2^{ème} filtre

3. Itérations sur la fréquence de répartition :

De la fréquence de coupure dépend le respect ou non des contraintes et du niveau de consommation. Afin de compléter l'étude nous avons cherché 'simplement' à optimiser cette fréquence de coupure. La fréquence de coupure du filtre passe bas a été choisie suite à une analyse des résultats obtenus en faisant varier par itérations ce paramètre de filtrage, en vérifiant les contraintes imposées sur l'état de charge maximale et minimale de l'élément de stockage. Cette étude itérative ne nécessite pas d'algorithme particulier du fait

que nous savons que cette seule fréquence est bornée et qu'une précision très fine du pas de variation n'impactera que peu le résultat sur la consommation (forme discrète des données). Les résultats des différentes simulations sont donc classifiés par un superviseur afin d'avoir au final une fréquence de coupure qui offre de bonnes performances en terme de respect des contraintes pour chaque profil et le plus faible coût possible. Ce critère d'optimisation nous a permis d'obtenir de bons résultats en termes d'erreurs énergétiques puisque les contraintes min max ont été respectées le long de chaque profil. Cependant, la consommation et le coût total ne sont pas pris en compte directement dans ce critère d'optimisation (constaté *a posteriori*), ce qui implique que même si les contraintes énergétiques ont été respectées, nous ne pouvons pas confirmer que nous avons obtenu les meilleurs résultats. Afin d'améliorer cela nous devons optimiser la fréquence de filtrage en tenant compte de l'ensemble des paramètres.

4. Optimisation de la fréquence de filtrage

L'objectif principal est d'assurer en permanence la puissance demandée le long d'un profil de mission, en minimisant autant que possible la consommation d'hydrogène (H₂) et en respectant les contraintes imposées, surtout celles sur l'état de charge de l'élément de stockage. Nous proposons maintenant de choisir un critère d'optimisation qui tient compte de plusieurs paramètres à la fois. Dans un premier temps nous proposons un critère basé sur deux paramètres du cahier des charges, notamment la consommation de l'hydrogène de la PAC et l'erreur énergétique moyenne MSE, on propose de multiplier le MSE par 100 pour qu'elle ait de l'influence sur le critère.

$$\text{Critère}_1 = \text{Conso_tot} + \text{MSE} * 100$$

Profil	Urbain	Routier	Autoroutier
Fréquence (10 ⁻² Hz)	2.28	0.94	1.33
Conso « Crit_1 » kW	5706	12233	20610
Δsoc kW	-100	-255	99
Coût tot kW	5963	12904	20610

Tableau 15: Résultats obtenus « optimisation de la consommation en fonction du Critère_1 »

L'évolution de l'état de charge des trois profils est montrée dans les figures suivantes :

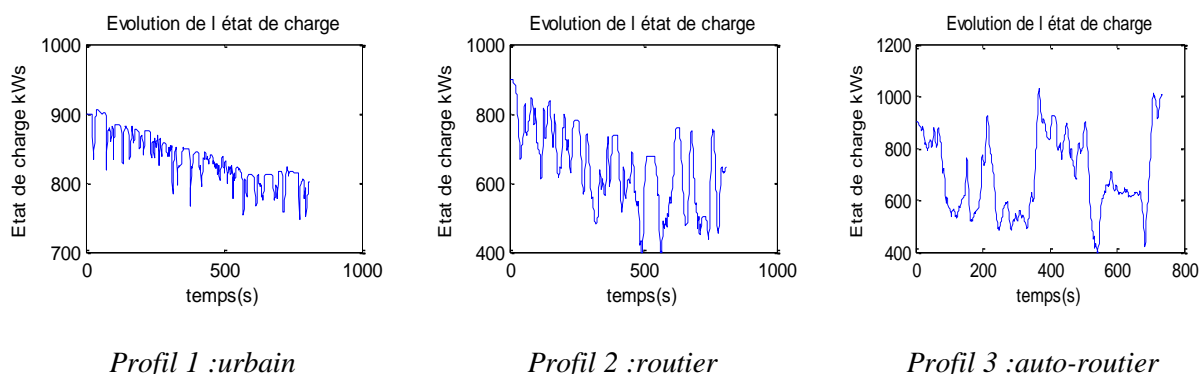


Figure 59: l'évolution de l'état de charge « en utilisant le critère_1 »

La contrainte de maintien de l'état de charge n'est pas prise en compte dans cette première forme du critère. Une façon d'améliorer les résultats obtenus, en termes de précision de calcul du coût total est d'introduire la contrainte sur l'état de charge et d'utiliser une fonction de pénalité. Cette dernière introduit une consommation d'hydrogène additionnelle « artificielle » lorsque l'état de charge est au-dessous de celui initial, qui se traduit par une variation de SOC négative « lorsque $\Delta SOC < 0$ ».

$$\text{Critère}_2 = \text{Conso}_{\text{tot}} + \text{MSE} * 100 + \text{recharge artificielle (si } \Delta SOC < 0 \text{)}$$

Comme nous l'avons mentionné, nous avons appliqué les deux critères d'optimisation sur chaque méthode de filtrage (*coût total en utilisant le critère 1 et le coût total en utilisant le critère 2*), nous allons chercher en premier temps la fréquence optimale de filtrage, qui nous permettra d'obtenir la meilleure consommation pour chaque profil. Vu que le deuxième principe de filtrage s'inspire du premier principe et donne des résultats meilleurs, le Tableau 16 regroupe que les résultats obtenus en appliquant la deuxième stratégie de filtrage.

Profil	Urbain	Routier	Autoroutier
Fréquence (10^{-2} Hz)	3.10	1.33	1.33
Conso « Crit_2 » kW	5778	12534	20610
Δsoc kW	0	1	99
Coût tot « Crit_2 » kW	5778	12534	20610
Coût tot « Crit_1 » kW	5963	12904	20610

Tableau 16: Résultats obtenus « optimisation de la consommation en fonction du Critère_2 »

Evolution de l'état de charge :

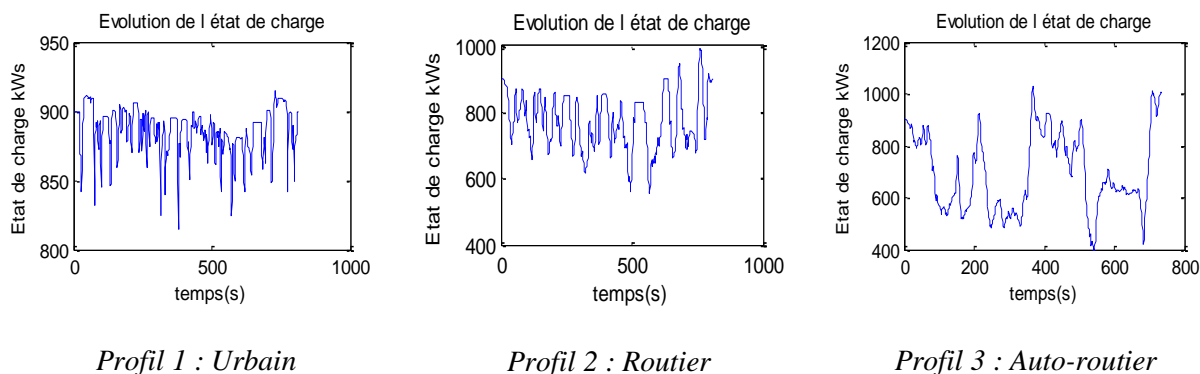


Figure 60: Evolution de l'état de charge« en utilisant le critère_2 »

A partir de ces résultats, nous pouvons voir que les erreurs énergétiques sont nulles (les demandes sont satisfaites) en utilisant les deux critères, il s'agit donc de valider que la contrainte sur l'état de charge « SOC_{min} et SOC_{max} » a été respectée comme il apparaît clairement dans la Figure 60.

Nous remarquons aussi que le ΔSOC s'approche de la valeur voulue traduit par une valeur nulle, en passant de -100 kJ (Tableau 15) à 0 kJ (Tableau 16) pour le profil Urbain, et de -255 kJ (Tableau 15) à 1 kJ pour le profil Routier (Tableau 16), cette amélioration a été accompagnée par une amélioration de la consommation. Il a été vérifié donc, que cette variation ΔSOC a été améliorée lorsque le critère_2 est utilisé, ceci est dû à l'ajout du coût artificiel au critère d'optimisation.

A partir de ces analyses nous constatons que les résultats obtenus sont nettement meilleurs par rapport aux premiers résultats qui ne se basent que sur le respect de la contrainte de l'état de charge de l'élément de stockage. En revanche, si nous utilisons le deuxième critère d'optimisation « critère_2 », l'algorithme tiendra compte d'une façon directe de la variation de l'état de charge de l'élément de stockage afin de converger vers la meilleure consommation possible mais il ne s'agit pas d'une optimisation globale de l'énergie mais une optimisation du filtrage a priori.

Nous remarquons également que les fréquences de filtrage optimisées sont spécifiques à chaque mission, ceci nécessite de connaître le profil à l'avance ou de savoir commuter les fréquences des filtres en ligne en cas de changement de mission. Avant de reprendre cette

notion de commutation des réglages nous pouvons chercher à améliorer ce filtrage des informations de puissance demandées.

III. Filtre numérique « lissage en amplitude » :

Cette méthode de filtrage numérique consiste à faire glisser une fenêtre dans le temps et de calculer la moyenne des valeurs positives (Figure 66), cette puissance moyenne sera envoyée à la PAC. Par contre l'élément de stockage va traiter la différence entre la puissance demandée et celle envoyée à la PAC qui se traduit par les puissances de freinage et les puissances caractérisées par des appels rapides « HF ».

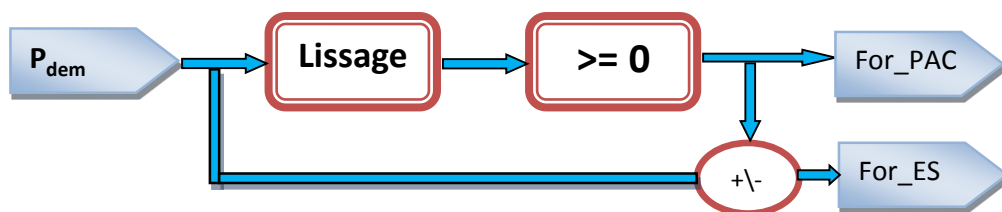


Figure 61 : filtre numérique « Lissage en amplitude »

Exemple « application sur le profil 2 » :

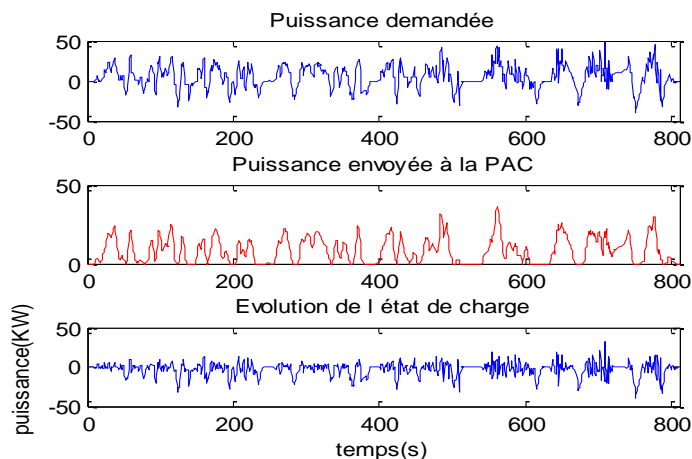


Figure 62 : Répartition des puissances entre les sources « lissage numérique »

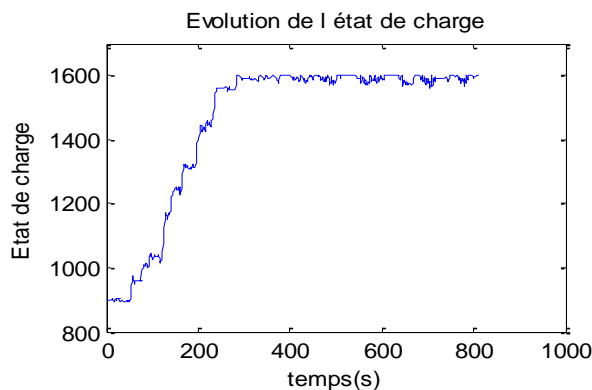


Figure 63: l'évolution de l'état de charge du profil 2 « lissage numérique »

Le choix de l'intervalle de temps de la fenêtre de lissage a été inspiré de la méthode P.S.O « optimisation par essaims particulaires » [CAU2 10], 5s a été choisi pour anticiper une éventuelle utilisation en ligne donc sur des temps courts de décision et de prédiction.

Le tableau suivant regroupe les résultats obtenus :

Profil	Urbain	Routier	Autoroutier
Fenêtre (s)	5	5	5
Conso totkWs	7233	15659	23091
MSE kW	0.4	5.9	5.2
Δsoc (kWs)	700	700	700
Coût totkWs	7233	15659	23091

Tableau 17: Résultats obtenus « lissage numérique 5s »

Nous pouvons dire à partir de ces résultats que les erreurs d'énergie sont encore importantes pour les trois profils et que l'élément de stockage est surchargé en plusieurs endroits. Ceci se traduit par une perte d'énergie et surtout la non récupération de l'énergie de freinage, ce qui cause une augmentation de la consommation. Pour pouvoir améliorer nous pouvons tenter de permuter les blocs du filtre numérique comme nous l'avons déjà fait précédemment avec le filtre passe bas.

1. Deuxième filtre numérique « Permutation des blocs » :

Pour mettre en évidence les problèmes de ce lissage, nous proposons de permuter la position des deux blocs de filtrage et d'optimiser la taille de la fenêtre glissante avec une

méthode par simple itération de la taille de la fenêtre de telle sorte que nous puissions obtenir des erreurs énergétiques nulles pour les trois profils. En effet, la taille de la fenêtre correspond à une certaine dynamique de filtrage et de cette taille dépend la sollicitation de l'ES et donc de la consommation globale sur le parcours de la mission.

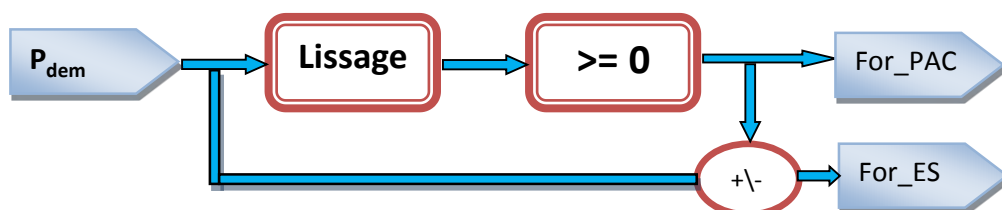


Figure 64: 2^{ème} filtre numérique « Lissage en amplitude »

L'évolution de l'état de charge des 3 profils est montrée dans les figures suivantes :

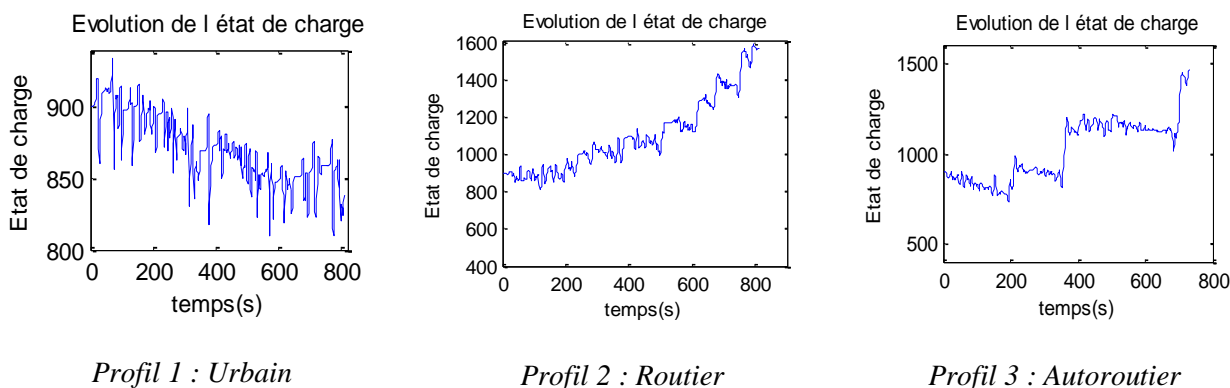


Figure 65: Evolution de l'état de charge

Le tableau suivant regroupe les valeurs 'optimisées' obtenues :

Profil	Urbain	Routier	Autoroutier
Fenêtre (s)	14	14	14
Conso tot kW	6263	13578	21444
MSE kW	0	0	0
Δsoc kW	-61	666	562
Cout tot kW	6426	13578	21444

Tableau 18: Résultats obtenus « lissage numérique 14s »

Nous remarquons qu'à partir de ce tableau, que les erreurs moyennes sont presque nulles et que l'évolution de l'état de charge observée pour les trois profils a respecté les contraintes énergétiques SOC_{min} et SOC_{max} . Par contre, pour pouvoir améliorer il faut introduire dans le critère d'optimisation le coût total et la recharge artificielle comme indiqué pour le « critère 2 ».

2. Optimisation de la taille de la fenêtre glissante :

Dans le but d'améliorer la consommation nous proposons d'appliquer le « critère 2 » qui a été utilisé dans l'optimisation des fréquences du filtre, mais cette fois, pour la taille de la fenêtre glissante pour chaque profil. Le principe de cette méthode est montré par la Figure 66.

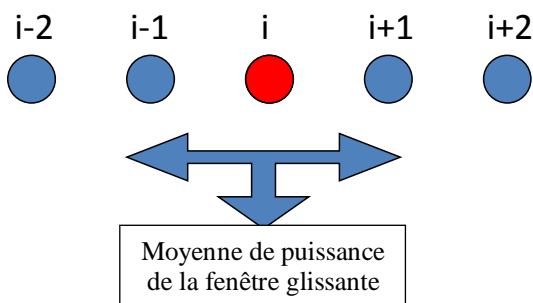


Figure 66: Principe de la fenêtre glissante.

Cependant, cette méthode pose un problème qui concerne les valeurs des puissances à utiliser au début et à la fin de chaque profil. En effet, si par exemple la taille de la fenêtre glissante est égale à 5, et la fenêtre centrée, les deux premiers et derniers points de fonctionnement ne pourront pas être traités de la même façon. Par exemple : au démarrage nous ne disposons que de deux points de fonctionnements qui se situent après le point de départ. Les deux points qui précèdent le point de départ ne sont pas à disposition. Le même raisonnement est appliqué en fin de profil mais cette fois se sont les points qui suivent qui sont indisponibles. Dans le but de résoudre ce problème, nous avons proposé d'appliquer la puissance moyenne du profil complet dans ces deux cas particuliers en supposant au démarrage une connaissance du début du profil. Les résultats obtenus par l'application des deux critères d'optimisation proposés seront exposés par la suite :

a. Optimisation de la taille de la fenêtre glissante « Critère_1 » :

Profil	Urbain	Routier	Autoroutier
Fenêtre (s)	6	32	41
« Critère_1 » kW	6211	12567	20530
MSE kW	0	0	0
Δ soc kW	250	-226	-21
Coût tot kW	6211	13169	20575

Tableau 19: Résultats obtenus « taille de la fenêtre optimisée en fonction du critère_1 »

L'évolution de l'état de charge des trois profils est montrée dans les figures suivantes :

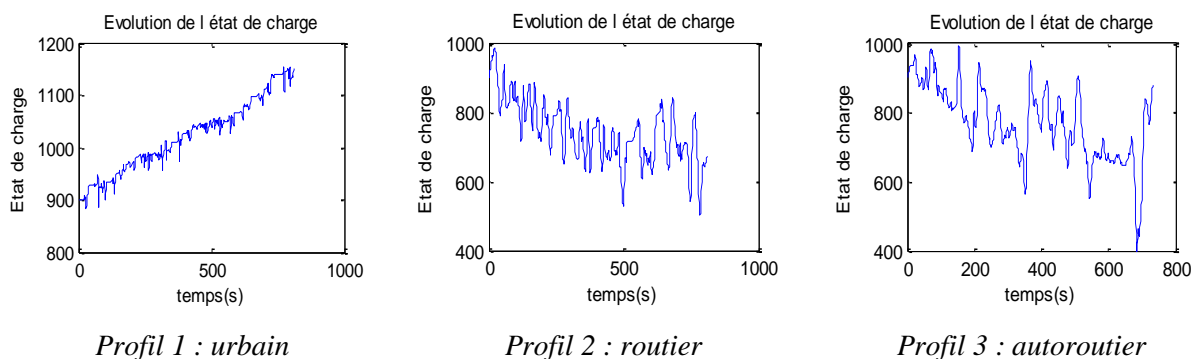


Figure 67: Evolution de l'état de charge

b. Optimisation de la taille de la fenêtre glissante « Critère_2 »

Profil	Urbain	Routier	Autoroutier
Fenêtre (s)	6	26	40
« Critère_2 » kW	6211	12724	20540
MSE kW	0	0	0
Δ soc kW	250	-20	-15
Coût tot kW	6211	12767	20575

Tableau 20: Résultats obtenus « taille de la fenêtre optimisée en fonction du critère_2 »

Evolution de l'état de charge :

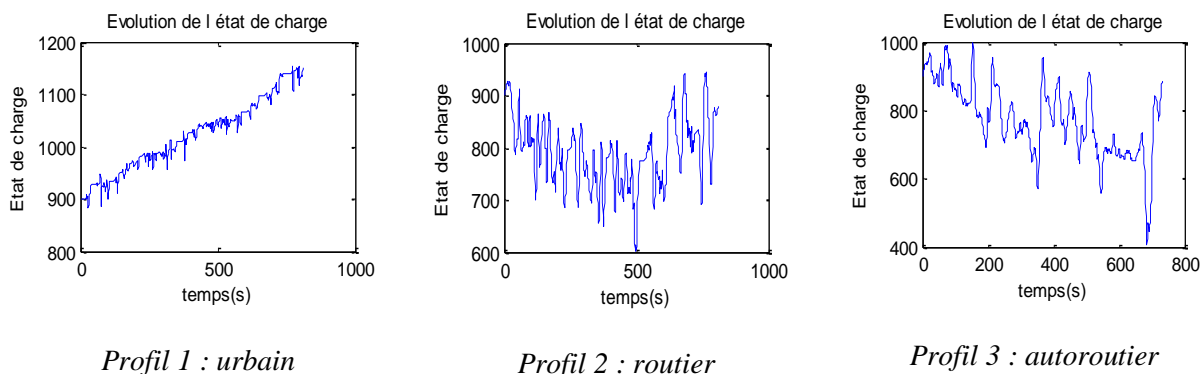


Figure 68: Evolution de l'état de charge

A partir de ces résultats nous constatons que, les erreurs énergétiques sont nulles (demandes satisfaites), et que la contrainte sur l'état de charge « SOC_{MIN} SOC_{MAX} » a été respectée. L'optimisation de la taille de la fenêtre glissante a amélioré les résultats et nous a permis de dégager trois plages de taille de la fenêtre glissante :

Mission « Urbaine » : ≈ 6 s.

Mission « Routière » : ≈ 26 s.

Mission « Autoroutière » : ≈ 40 s.

Ces valeurs peuvent être utilisées comme un critère de choix pour des stratégies de gestion d'énergie, mais de nouveau nous avons mis en évidence que le paramètre optimisé est dépendant du profil de mission et que le calcul du filtrage doit se faire en ligne en ne connaissant que le passé et peu le futur.

Conclusion:

Ce chapitre a abordé la problématique de la gestion d'énergie en se basant sur des considérations fréquentielles des éléments constitutants et des profils. Premièrement nous avons proposé un système qui gère la PAC de telle façon à ce qu'elle fournisse une puissance constante durant chaque profil complet. Ce niveau de puissance ne peut être le point de fonctionnement au meilleur rendement de la PAC car la consommation n'est alors pas optimale du fait que l'élément de stockage atteint ses limites et que l'énergie est alors non récupérée ou mal utilisée (au mauvais moment). Le choix par itérations supervisées de

cette amplitude n'assure pas une consommation d'hydrogène minimale et dépend de la mission (niveau de puissance max, puissance moyenne etc.). Les méthodes proposées ensuite, consistent à filtrer *a priori* la puissance demandée, de telle façon à envoyer les puissances positives basse fréquence à la pile à combustible, l'élément de stockage prenant alors en charge les puissances positives haute fréquence d'une part et lors des puissances négatives, assure la possibilité déstocker l'énergie de freinage. Ces notions sont parfois utilisées en relation directe avec l'analyse dans l'espace du diagramme de Ragone pour associer les performances dynamiques des sources et leurs sollicitations. Nous avons mis en évidence qu'une recherche de la fréquence de coupure optimisée est nécessaire afin de respecter les contraintes de dimensionnement est assurer la mission. Le paramètre optimisé de cette méthode de filtrage est simple à obtenir mais reste spécifique à chaque mission et si en ligne la mission subit des perturbations ou si le profil est inconnu, l'optimisation hors ligne ne pourra être adaptée. La dernière partie de ce chapitre consiste à appliquer un filtre de lissage numérique en amplitude des puissances, en gardant le même principe de répartition de la puissance sur les deux sources d'énergie. Cette nouvelle écriture, lisse (filtre) les demandes, pour à la fois assurer les points de fonctionnements de la PAC (minimiser la consommation) et rester dans les contraintes de dimensionnement de l'élément de stockage. Les mêmes inconvénients ont été mis en évidence et discutés.

Grace à cette étude, il a été vérifié que le choix d'un critère d'optimisation est très important. En fait, nous devons avoir un critère qui prend en compte les paramètres des contraintes imposées mais aussi un traitement de l'ensemble des points du profil de mission pour avoir une restitution au bon moment (au sens du critère de consommation H_2 à minimiser) et ceci à chaque instant du parcours comme pouvait le faire la programmation dynamique, sans en avoir la lourdeur de calcul.

En définitive, l'application de ces différentes stratégies de gestion d'énergie a montré que si nous imposons à un programme de gestion de respecter quelques contraintes, les meilleures consommations ne sont pas garanties, par exemple si le système de gestion oblige la récupération de toute l'énergie de freinage, et à la fois, ne pas dépasser les limites min et max de l'élément de stockage, la pile à combustible devra fonctionner aux points de mauvais rendement pour respecter ces contraintes.

Le filtrage, le lissage, pèse peu en temps de calcul mais les réglages doivent être appris et optimisés hors ligne et restent spécifiques à chaque profil de mission. Même en manipulant les blocs nécessaires à ces filtrages et en optimisant les paramètres de réglages, nous ne pouvons pas espérer une gestion optimale de l'énergie sur l'ensemble du profil. Le problème d'une mission « peu connue » mélangeant des phases des trois profils précités n'est pas optimisé pour cette méthode en termes de consommation en l'état. Pour que le programme soit plus libre de s'adapter tout en assurant une convergence vers les meilleurs résultats avec un état de charge de l'élément de stockage qui n'atteint pas ces limites hautes et basses, des règles de choix du paramètre optimal restent à mettre en place.

Nous allons donc aborder le problème par ces règles logiques et développer une approche basée sur la logique floue dans le chapitre suivant.

Chapitre 5 Gestion temporelle floue

Nous nous intéressons en particulier dans notre travail à la gestion de l'énergie électrique du véhicule hybride en ligne. L'objectif final visé est de satisfaire une mission (puissance demandée en fonction de temps), en minimisant autant que possible la consommation totale d'hydrogène avec une répartition optimale de la puissance entre les diverses sources et en respectant les contraintes énergétiques des éléments de stockage. Le défi majeur à résoudre dans cet objectif est de prendre les décisions prenant en compte notamment le fait que le trajet parcouru par le véhicule est peu connu *a priori* et qu'un grand nombre de combinaisons de répartition est possible. Il faut donc savoir prendre la décision rapidement pour rester globalement optimal.

Souvent, il existe deux stratégies de commande permettant de définir cette répartition de puissance :

1. Stratégie hors ligne : si le parcours est connu *a priori*, il est possible d'utiliser des stratégies hors-ligne d'optimisation globale. Cette approche n'est envisageable qu'en simulation [chap1, 2 et 3].
2. Stratégie en ligne : en temps réel, le parcours n'est pas connu. Il en résulte que les stratégies de commande utilisées ne seront pas généralement optimales.

Une particularité de la problématique des stratégies de commande pour les véhicules hybrides est que la trajectoire est peu connue ainsi que le comportement énergétique du système. La mission est considérée peu connue mais une connaissance est tout de même accessible sans quoi aucune optimisation ne serait possible. Pour cela, des informations sur l'état du trafic peuvent être récupérées en utilisant des systèmes de navigation tels que le GPS, la télémétrie ou d'autres systèmes embarqués à bord. Dans le cas où aucun appareil n'est utilisé pour identifier la puissance demandée à l'instant $n+1$, la seule information disponible correspond aux puissances demandées dans le passé déjà enregistrées et de supposer (prédire) que le futur à temps court sera guère différent. Les sources de production et de stockage peuvent également varier (noyage,

vieillesse, casse, défaut etc.) notamment en ayant une courbe de rendement qui bouge un peu, et pour cela, plutôt que de chercher des méthodes d'optimisation à caractère robuste, nous préférons développer des optimisations à base de règles floues incluant tous ces phénomènes.

La stratégie de gestion adoptée dans le cadre de ce chapitre est basée sur un système de règles d'inférence floues optimisé moyennant un algorithme génétique. Ce dernier est utilisé pour optimiser le choix des paramètres du contrôleur flou et de générer des règles spécifiques pour chaque profil qui lie les variables d'entrées (P_{dem} , SOC) à la variable de sortie (P_{PAC}).

I. Stratégie de gestion à base de règles floues

La stratégie de gestion en ligne est basée sur un système flou, ce dernier sert à identifier la puissance instantanée à fournir par la pile à combustible P_{PAC} pour un état de charge donné SOC et une puissance demandée P_{dem} [HAN2 08].

1. Principe de la logique floue

La logique floue est une technique utilisée en intelligence artificielle, c'est une extension de la logique booléenne créée par Lotfi Zadeh en 1965 [ZAD 65] en se basant sur la théorie mathématique des ensembles flous, qui est une généralisation de la théorie des ensembles classiques. En introduisant la notion de degré dans la vérification d'une condition, permettant ainsi à une condition d'être dans un autre état que vrai ou faux. La logique floue confère une flexibilité très appréciable aux raisonnements qui l'utilisent, ce qui rend possible la prise en compte des imprécisions et des incertitudes.

En logique classique, les raisonnements sont de la forme :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } p \text{ alors } q \\ p \text{ vrai alors } q \text{ vrai} \end{array} \right.$$

En logique floue, le raisonnement flou, également appelé raisonnement approximatif, se base sur des règles floues qui sont exprimées en langage naturel en utilisant les variables linguistiques. Pour plus de détails, nous invitons le lecteur à consulter [BUH 94], [HIS 98]

et [ZAD 65]. La configuration interne d'un système de décision à base de logique floue est donnée par la Figure 69.

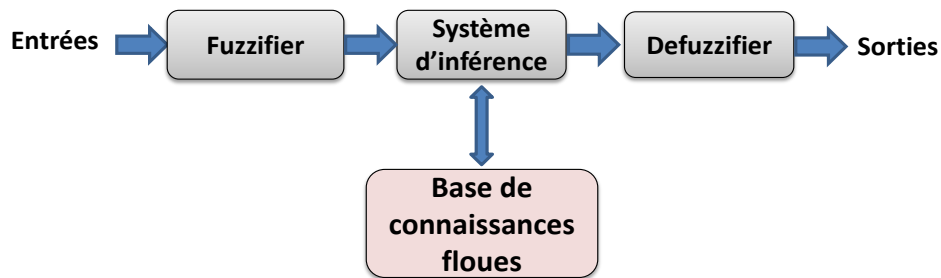


Figure 69: Aperçu synoptique d'un système flou

La fuzzification est le premier traitement qui entre en compte dans la structure d'un contrôle régi par logique floue. Ce traitement consiste à pondérer les fonctions d'appartenance des entrées aux divers sous-ensembles. Cette méthode permet le passage des grandeurs physiques en variables linguistiques qui peuvent être traitées par les inférences.

Le système d'inférence flou est basé sur une connaissance experte pour la définition des termes linguistiques correspondant à chaque variable (partitions) d'une part, et sur des algorithmes d'apprentissage pour la génération des règles d'autre part. Il permet de passer des degrés d'appartenance des grandeurs d'entrées, aux degrés d'appartenance des sous-ensembles flous des variables de sortie.

La défuzzification est le processus de production d'un résultat quantifiable en logique floue, compte tenu des ensembles flous et des degrés d'appartenance correspondants. C'est la transformation inverse du module de fuzzification. Cette étape consiste donc à combiner les coefficients avec les sous-ensembles de sortie, pour les convertir en un ou plusieurs signaux de commande.

2. Fonctions d'appartenance du système flou optimisées sur chacun des profils.

Dans notre système la répartition de puissance entre le système PAC et la source secondaire d'énergie est assurée par un régulateur flou à base de règles [SUG 85]. La puissance délivrée par le système PAC est fonction de l'état de charge de la source secondaire et de la demande de puissance de la motorisation. Ces derniers paramètres

seront fuzzifiés en utilisant des fonctions d'appartenance. Le système de décision flou adopté utilise deux variables d'entrées qui sont l'état de charge de l'élément de stockage SOC , et la puissance demandée, P_{dem} , la variable de sortie du système étant la puissance fournie par la pile à combustible, P_{PAC} . Le concept de fonction d'appartenance nous permettra de définir des systèmes flous en langage naturel, la fonction d'appartenance faisant le lien entre les grandeurs des paramètres de notre système flou et les variables linguistiques que nous allons définir [HAN2 08] [CAU 10] [NEF 11].

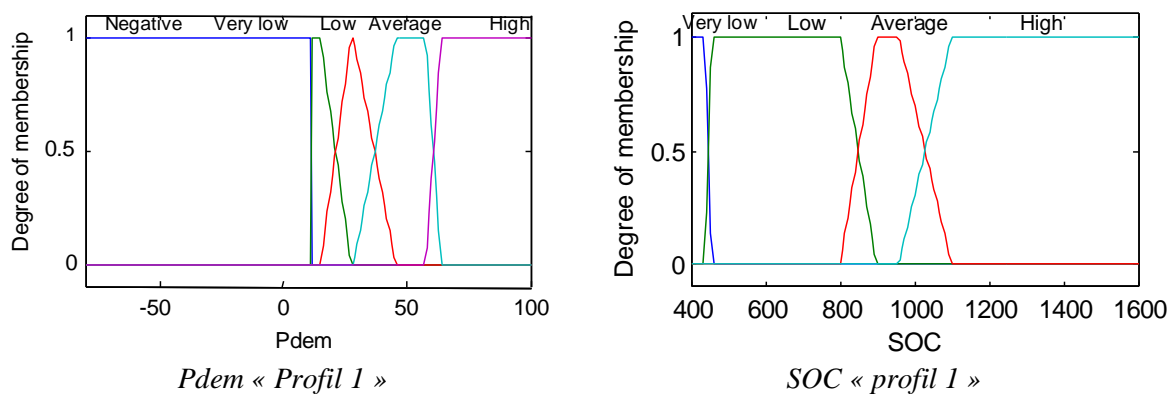


Figure 70: Fonctions d'appartenance du système flou optimisées sur le profil 1

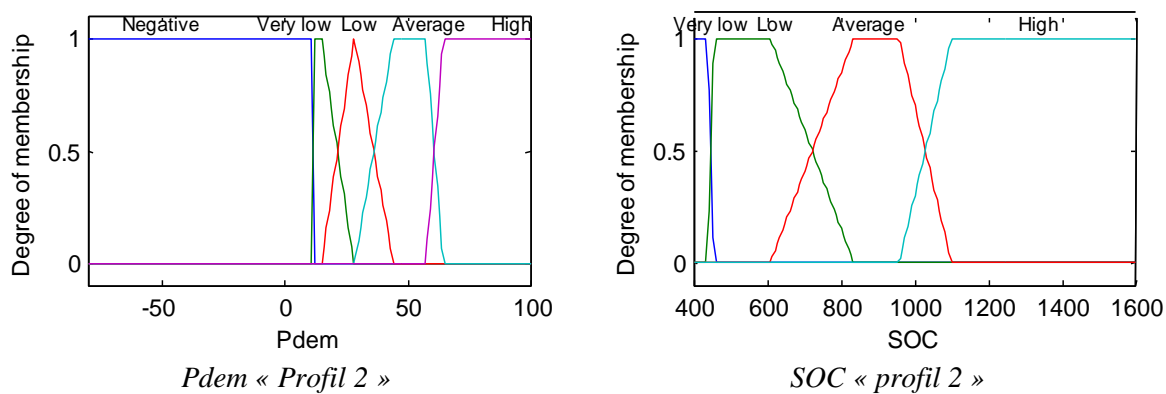


Figure 71: Fonctions d'appartenance du système flou optimisées sur le profil 2

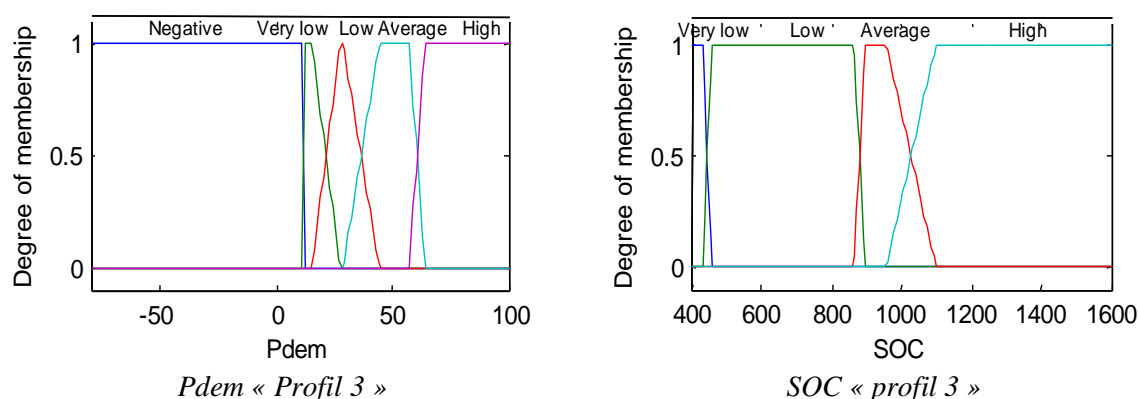


Figure 72: Fonctions d'appartenance du système flou optimisées sur le profil 3

3. Génération des règles floues

Le système d'inférence flou est caractérisé par des règles qui sont optimisées par un Algorithme Génétique (AG). Les algorithmes génétiques appartiennent à la famille des algorithmes évolutionnistes, leur but est d'obtenir une solution approchée d'un problème d'optimisation, lorsqu'il n'existe pas de méthode exacte pour le résoudre en un temps raisonnable. Dans le contexte de notre travail et dans le but de générer un jeu de paramètres convenable en obtenant les meilleures consommations d'hydrogène pour les différents profils, nous avons eu recours à un algorithme génétique d'apprentissage hors ligne pour le bon positionnement des fonctions d'appartenance. Les fonctions d'appartenance linéaires trapézoïdales présentent donc pour chaque trapèze quatre paramètres, nous avons 4 à 5 trapèzes pour chacune des trois variables prises en compte ce qui amène à 22 paramètres à placer. L'AG permet d'optimiser le choix des paramètres du contrôleur flou et de générer ses règles spécifiques pour chaque profil qui lient les variables d'entrées à la variable de sortie [NEF 12] sous la contrainte d'obtenir la plus faible consommation d'hydrogène.

Toutefois, il est évident que cette phase nécessite la connaissance préalable du trajet à effectuer hors ligne. Une fois les paramètres optimaux identifiés, le contrôleur flou ainsi optimisé sera utilisé dans la gestion de l'énergie en ligne sans connaissance préalable du trajet à effectuer. L'utilisation de la toolbox Global Optimization de Matlab® permet d'identifier, le bon positionnement des trois jeux de règles spécifiques aux trois profils de

mission (Figure 70, Figure 71 et Figure 72), que nous pouvons aussi représenter par les surfaces de réponses de la Figure 73.

Après avoir généré les règles optimisées avec AG, nous proposons de les appliquer sur chacun des trois profils étudiés. La consommation totale d'hydrogène obtenue par l'application du système flou optimisé pour chaque profil de mission ainsi que l'erreur énergétique (MSE) sont données par le Tableau 21.

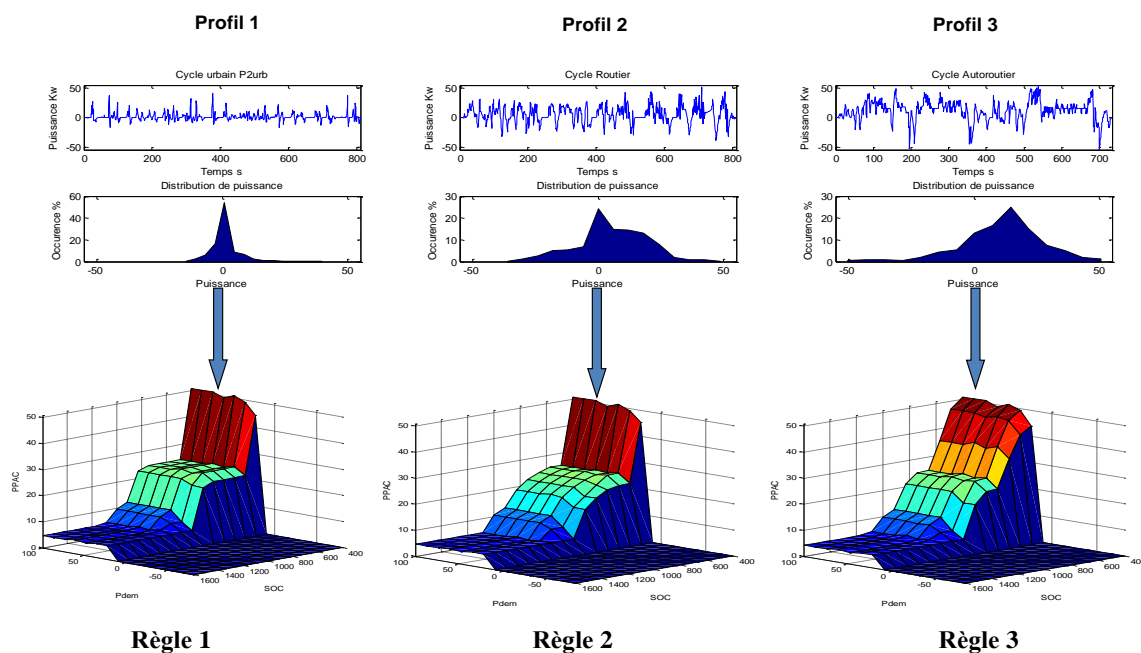


Figure 73: Les règles floues optimisées pour chaque profil

Profil		Profil 1	Profil 2	Profil 3
Système optimisé sur le profil 1 « Règle 1 »	Cons totkW.s	3390	11311	19819
	MSE (kW)	0	0	0
Système optimisé sur le profil 2 « Règle 2 »	Cons totkW.s	3457	11020	19921
	MSE (kW)	0	0	0
Système optimisé sur le profil 3 « Règle3 »	Cons totkW.s	3490	11469	19660
	MSE (kW)	0	0	0

Tableau 21: Consommation totale obtenue par l'application du système flou optimisé pour chaque profil de mission

Le Tableau 21 montre que l'application d'une règle à un profil sur lequel elle a été optimisée donne lieu à des meilleurs résultats sur le plan de la consommation. En revanche,

la consommation se détériore lorsqu'on applique une règle différente. Ces résultats mettent en évidence qu'une règle optimisée sur un profil donné, est une règle optimale pour ce profil [NEF 11]. Cependant l'application d'une règle sur un profil différent, peut donner une consommation très éloignée de la consommation minimale (voire être moins performant encore que les règles basiques type thermostat ou filtrage évoquées dans les chapitres précédents). Une fois les différentes règles optimales identifiées, cette base de connaissance sur trois types de mission assez distinctes n'est pas inutile et pourra servir à la gestion globale, car le contrôleur flou ainsi défini sera utilisé dans la gestion de l'énergie sans connaissance préalable du trajet à effectuer.

II. Stratégie de basculement de règles

Dans le but de mettre en place une méthode d'optimisation en ligne, nous allons proposer une méthode de basculement qui consiste à manipuler les règles en fonction de la puissance demandée via la méthode de segmentation de P_{dem} et de caractérisation de la puissance demandée qui a été développée dans le chapitre 3. En effet, si nous pouvons reconnaître le type de mission (pattern recognition) nous pouvons appliquer le régulateur flou adapté. Cependant comme nous ne pouvons pas rapidement et sûrement obtenir cette information en ligne entachée d'incertitude, nous privilégions la mise en place d'une commutation floue entre les profils en deuxième partie, ces profils étant identifiés par un indicateur issu de la méthode de segmentation et en supposant que la mission changera lentement de profil en profil.

1. Méthode de Segmentation

Rappelons que la méthode de segmentation consiste à décomposer le profil en plusieurs segments. Il est nécessaire de noter que nous nous intéressons aux puissances positives vu que l'optimisation consiste à satisfaire une puissance demandée et non pas de répartir une puissance récupérée (qui n'en sera que le résultat). En vue de quantifier correctement les besoins, il est intéressant de noter qu'en temps réel nous ne connaissons pas le futur, nous choisissons donc le principe de mémoriser le passé sur 3 points afin d'avoir un indicateur qui nous permettra de caractériser la puissance demandée et de choisir la bonne règle à appliquer en ligne.

Les Figure 74 et Figure 75 montrent le principe de la segmentation en mode hors ligne (chapitre précédent) et en mode en ligne (utilisé par la suite).

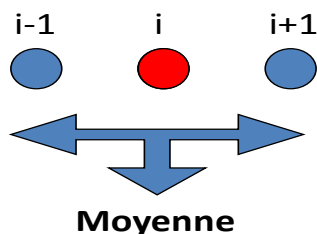


Figure 74 : Principe de la segmentation hors ligne

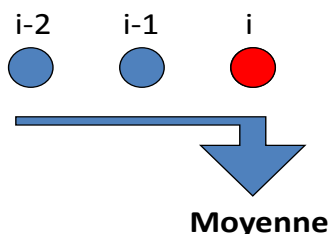


Figure 75 : Principe de la segmentation en ligne

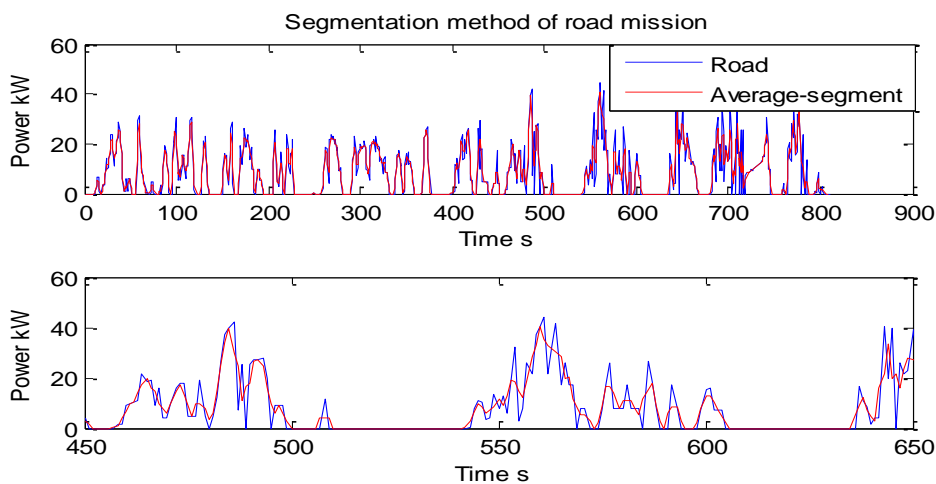


Figure 76: Segmentation d'une partie du profil Routier

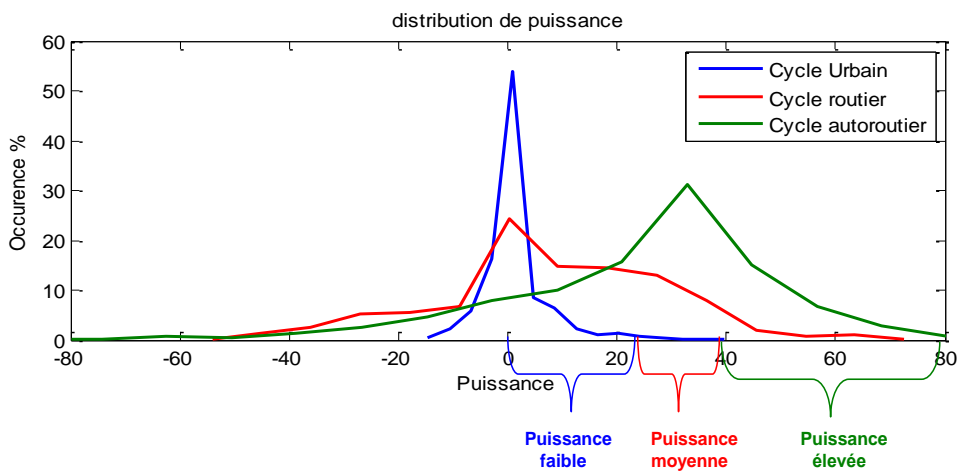


Figure 77: caractérisation de la puissance demandée

La méthode de segmentation consiste à caractériser chaque segment selon sa puissance moyenne afin d'indiquer l'appartenance de chaque segment à une mission spécifiée. Nous avons également montré que dans un profil de puissance on peut trouver plusieurs caractéristiques et des diverses classes de puissance (Chapitre 3). Suite à cela nous avons conclu que trois points étaient suffisants et que la projection de cette demande à l'instant $n+1$, permettait de 'ne pas se tromper' trop longtemps. Certaines méthodes complexifient ce principe de prédiction en allongeant la fenêtre de calcul et en insérant un facteur d'oubli mais n'apportent rien dans cette étude par segment. A partir des analyses précédentes, nous proposons par la suite une méthode de basculement qui consiste à manipuler les règles en fonction de la puissance demandée via la méthode de segmentation.

2. Méthode de basculement des règles

Le basculement des règles se fait à partir d'un programme qui utilise la puissance moyenne sur trois points précédents comme indicateur, ensuite il traite la puissance moyenne des segments afin de donner à chaque segment un indice, cet indice permettra par la suite à l'algorithme d'optimisation de choisir la règle optimale à utiliser parmi les règles existantes, une application complète de cette méthodologie a été publiée dans [NEF 11] et [NEF 12].

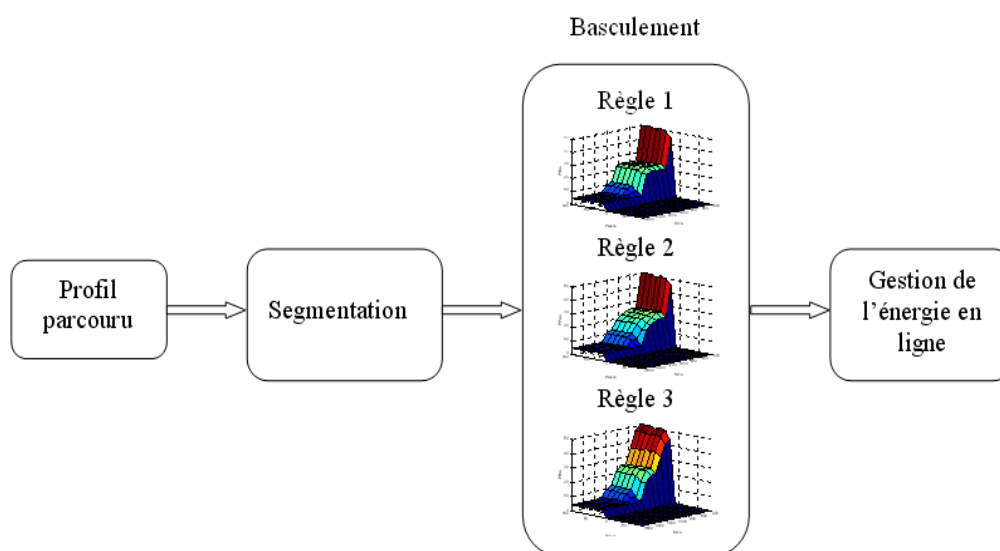


Figure 78: Principe de la stratégie de gestion proposée

L'algorithme d'optimisation opère comme suit :

Si puissance de segment est faible, alors utiliser « Règle 1 du profil 1 »

Si puissance de segment est moyenne, alors utiliser « Règle 2 du profil 2 »

Si puissance de segment est forte, alors utiliser « Règle 3 du profil 3 »

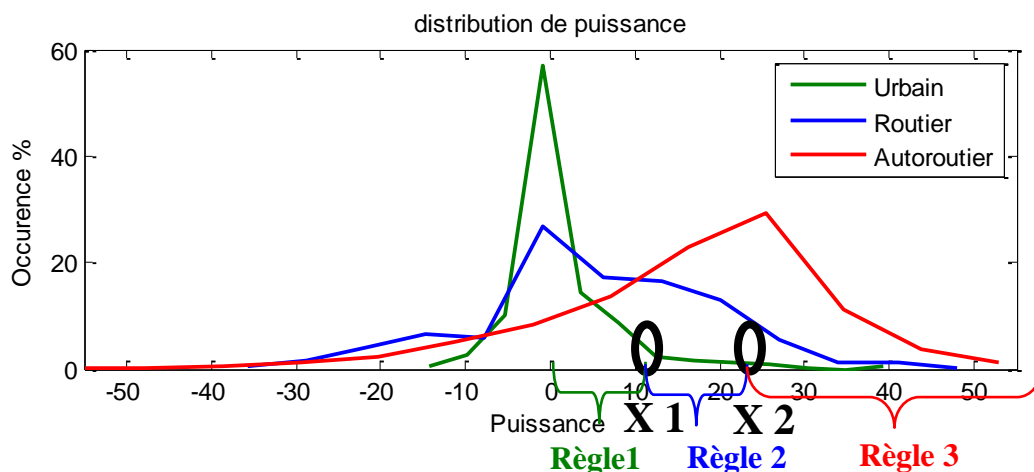


Figure 79: Emplacement des bornes X1 et X2

Le calibrage de cet algorithme se traduit par le choix de la position des bornes X1 et X2 (voir Figure 79), ces dernières permettent à l'algorithme de basculement de basculer entre les différentes règles afin de choisir la meilleure. Cette tâche est une affaire délicate, dans le but de valider le choix de ces points, les algorithmes génétiques peuvent être une bonne solution pour résoudre ce problème.

3. Optimisation des bornes de basculement via l'algorithme génétique

En reprenant l'analyse comparative des trois profils de demande de puissance nous pouvons définir trois gammes de puissance correspondant aux trois dynamiques distinctes (Urbain, Routier, Autoroutier). Si nous choisissons X1 et X2, *a priori*, (Figure 79 : X1=10kW, X2=22kW) la consommation dépend évidemment de ces valeurs. Dans certaines analyses de profil, il est impossible pour l'être humain de choisir l'emplacement optimal des bornes X1 et X2. L'algorithme génétique est le moyen utilisé ici pour être sûr d'avoir un choix optimal sur un jeu de profils donnant une consommation minimale.

Nous cherchons donc un couple ($X1$, $X2$) optimisé à l'aide d'une deuxième couche d'AG afin de converger vers les deux bornes $X1$, $X2$ illustrées par le Tableau 22. Dans un second temps, pour tenir compte des incertitudes, nous allons rendre flou ces bornes $X1$ et $X2$ autour de ces valeurs optimisées pour rendre flou le basculement.

Une fois les bornes optimales de basculement déterminées, nous appliquons la stratégie de basculement optimisée par l'AG afin d'obtenir la consommation minimale d'hydrogène pour chaque profil de puissance (voir Tableau 22). Pour une puissance entre $[0, X1]$, la règle 1 optimisée sur le profil Urbain sera appliquée, et ainsi de suite.

Profil	Profil 1	Profil 2	Profil 3
X1	13.89	6.09	14.83
X2	15.06	32.36	15.24
Meilleure Conso kW.s	3390.2	11031	19710

Tableau 22: Bornes de basculement optimisées

Nous avons donc développé un 2^e niveau d'optimisation sur le 2^e niveau du contrôleur flou, au-dessus de celui ayant optimisé les règles sur les profils de missions. Ce niveau définit des règles floues pour commuter les paramètres du décideur flou final. Comme pour le 1^{er} niveau, une optimisation de la position de ces règles de basculement est également nécessaire pour satisfaire la consommation minimale résultant de l'ensemble.

Les résultats obtenus par l'application de la méthode de segmentation et l'effet de basculement entre les règles en ligne sur les différents profils sont clairement montrés dans les Figure 80, Figure 81, Figure 82 :

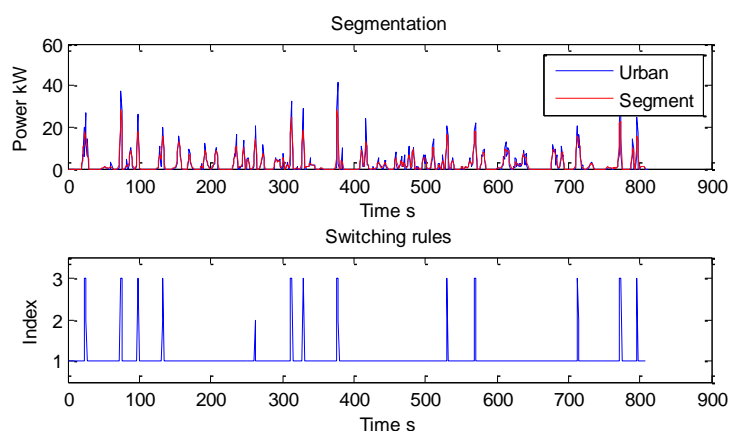


Figure 80 : Urbain : application règle1 : 96% - appl règle 2 : 1% appl règle3 : 3%

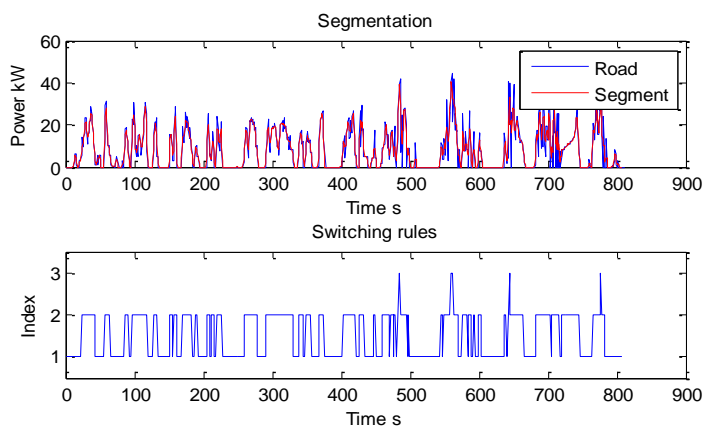


Figure 81: Routier : application règle 1 : 51% - appl règle 2 : 48% appl règle3 : 1%

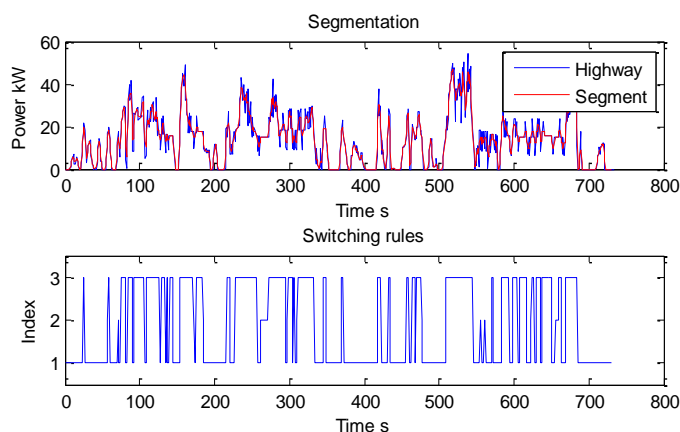


Figure 82: Autoroutier : application règle1 : 53% - appl règle 2 : 4% appl règle3 : 43%

Le Tableau 23 regroupe les valeurs de la consommation obtenue en appliquant une seule règle pour chaque profil d'une part, et la méthode de basculement d'autre part.

Profil		Profil 1	Profil 2	Profil 3
Système optimisé sur le profil 1 «Règle 1 »	Conso kW.s	3390	11311	19819
	MSE kW	0	0	0
Système optimisé sur le profil 2 «Règle 2 »	Conso kW.s	3457	11020	19921
	MSE kW	0	0	0
Système optimisé sur le profil 3 « Règle3 »	Conso kW.s	3490	11469	19660
	MSE kW	0	0	0
Méthode de basculement entre les règles 1,2 et 3	Conso kW.s	3390.2	11031	19710
	MSE kW	0	0	0

Tableau 23: Consommations totales obtenues en utilisant: une des règles optimisées et la méthode de basculement des règles.

Nous constatons que les erreurs quadratiques moyennes sont nulles, ce qui traduit une satisfaction de la puissance demandée sur le temps du cycle total ($P_{dem}>0$) de chaque profil d'une part et d'une récupération de toute l'énergie de freinage ($P_{dem}<0$) d'autre part.

Nous observons à partir de ce tableau que, lorsque nous appliquons une règle floue optimisée n ($n=1, 2$ ou 3) sur le même profil n dont elle a été optimisée, la consommation est minimale, et si nous laissons commuter entre les règles, le résultat s'approche de l'optimum. Si nous comparons les valeurs obtenues en appliquant la méthode de basculement par rapport aux résultats obtenus en appliquant une mauvaise règle, le basculement donne une consommation moindre (donc sous optimale mais meilleure que l'application d'une mauvaise règle). Ceci est en effet visible sur les résultats des consommations profil 2 et profil 3, où les figures 6 et 7 montrent plusieurs changements de type de règles de durée plus ou moins longue. Le basculement flou se corrige donc, plutôt que d'appliquer une mauvaise règle en cours de parcours. Pour aller plus loin, notamment pour l'analyse des résultats du profil 1, l'information du SOC de l'Elément de Stockage est nécessaire et nous continuerons l'analyse dans la partie suivante.

L'observation des résultats obtenus montre que la stratégie basée sur le basculement des règles floues a amélioré la gestion d'énergie par rapport à l'application d'une seule règle optimisée sur un profil unique. Cette constatation nous amène à être optimiste et penser que si nous appliquons notre algorithme de basculement sur n'importe quel profil inconnu, nous aurons des résultats très proches de la consommation optimale si nous pouvons prendre la décision de basculer au bon moment.

4. Evolution de l'état de charge de l'élément de stockage :

L'évolution de l'état de charge le long des trois profils de mission en appliquant les algorithmes de gestion basés sur les règles floues « application de la règle optimale ou le basculement des règles » est montrée dans les figures suivantes.

Cycle Urbain

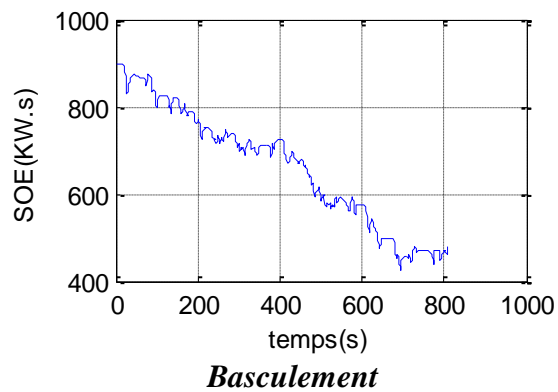
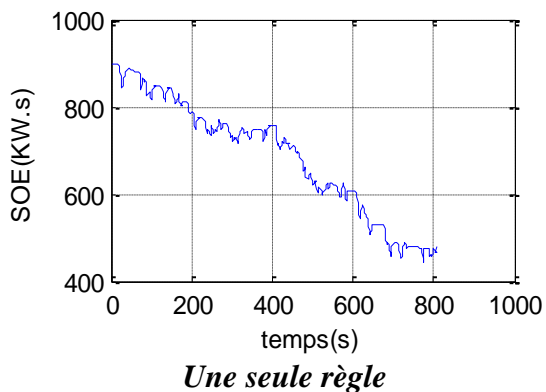


Figure 83: Evolution de SOC du profil urbain « règle optimale vs basculement »

Cycle Routier

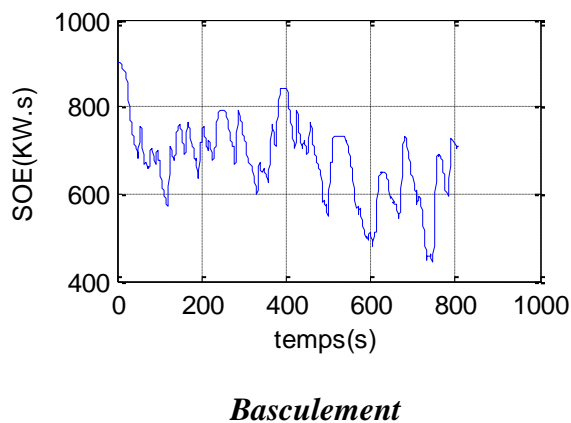
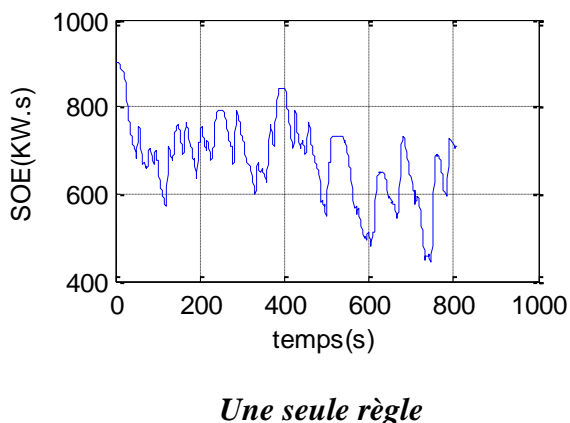


Figure 84: Evolution de SOC du profil routier « règle optimale vs basculement »

Cycle Autoroutier

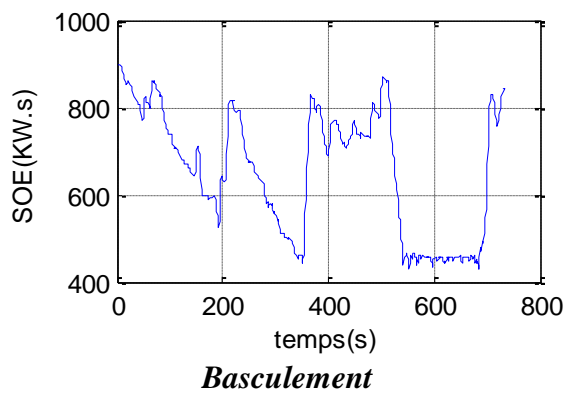
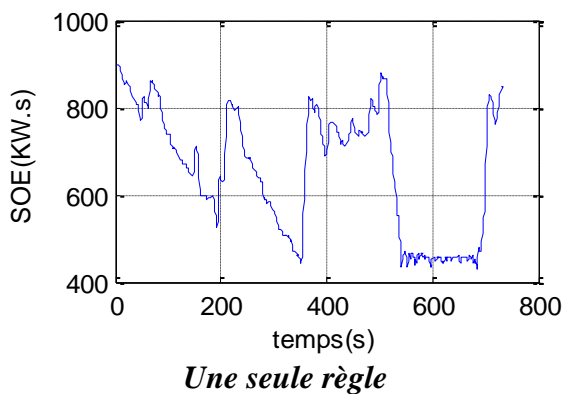


Figure 85: Evolution de SOC du profil autoroutier « règle optimale vs basculement »

Pour comparer et évaluer les stratégies de gestion proposées, il est intéressant de disposer d'une référence de consommation. Nous avons intérêt à comparer les résultats du contrôleur flou avec la consommation optimale obtenue en appliquant la programmation dynamique DP, en rappelant par contre, la nécessité de tenir compte ici aussi de la contrainte de retrouver le SOC final au même niveau que le SOC initial par un éventuel rechargement (surcoût de consommation au garage).

5. Chargement du système de stockage « $\Delta soc = 0$ »

Dans le but de mettre en place une base de comparaison entre les différentes méthodes de gestion d'énergie, il est intéressant d'amener l'état de charge final vers sa valeur initiale afin d'appliquer les deux algorithmes flous sur chaque profil comme vu au chapitre 4.

	Profile 1		Profil 2		Profil3	
Flou	Règle 1	Bascul	Règle 2	Bascul	Règle 3	Bascul
Cons tot (kJ)	3390	3390	11020	11031	19660	19710
Δsoc (kJ)	419.6	-419.2	-188	-188	-53	-46
Rech artificielle kJ	1132	1130	494	494	131	111
Coût tot kJ	4522	4520	11514	11526	19791	19821
P.D. (kJ)	5986		12667		20099	

Tableau 24: Comparaison des consommations totales en utilisant: une des règles optimisées et la méthode de basculement des règles (La dernière ligne est le résultat optimal obtenu avec l'approche de Programmation Dynamique (P.D.) vu au Chapitre 3)

Cette dernière ligne montre une consommation qui est plus élevée parce que la P.D. tient compte de la contrainte faite sur l'état de charge final qui doit être le même que l'état de charge initiale « $\Delta soc = 0$ », de plus, les contraintes incluses dans P.D. font que l'algorithme est sensé récupérer toute la puissance de freinage durant le parcours. Nous avons vu que cela pouvait amener la PAC à fonctionner à plus faible puissance à certains instant (et ceci à mauvais rendement). Par contre les contrôleurs flous finissent le profil avec une différence d'état de charge Δsoc comme montré dans le Tableau 24 et les figures

précédentes (Fig15, 16 et 17). Pour remédier à ce problème une consommation supplémentaire a été ajoutée comme vu au chapitre 4. Cette recharge étant effectuée au meilleur rendement possible de la PAC soit après le parcours, occasionne certes un surcoût mais moindre que de la solution de la P.D.

Pour mettre en évidence ces résultats, et justifier l'amélioration apportée sur la consommation, une étude sur la répartition des points de fonctionnement de la PAC sur la plage des points de fonctionnement appelés à chaque pas de discrétisation du parcours est présentée dans ci-après.

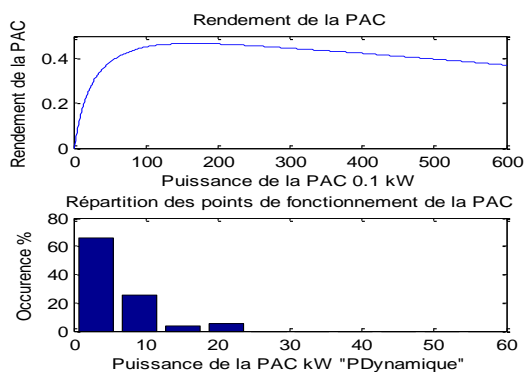
6. Répartition des points de fonctionnement de la PAC sur la plage de rendement

Dans cette étude nous cherchons à obtenir une explication de l'effet de l'application de la stratégie de gestion d'énergie à base des règles floues sur la consommation ; l'étude des points de fonctionnement de la PAC, est donc une façon compacte pour comprendre l'amélioration de la consommation par la méthode floue par rapport à celle par la programmation dynamique voire même du filtrage. Rappelons que l'algorithme de la programmation dynamique est calibré de telle façon à ce que la solution respecte les contraintes imposées, tel que la contrainte sur l'état de charge de l'élément de stockage, à cet effet, l'algorithme se trouve parfois dans des situations critiques ou il est obligé de maintenir l'état de charge final qui doit être égal à celui initial, et dans ce cas la pile à combustible doit fonctionner à des points qui se caractérisent par des mauvais rendements. Le même raisonnement s'applique pour la contrainte de la récupération de toute l'énergie de freinage. D'un autre côté, les règles floues respectent les contraintes mais d'une manière souple et non brutale, cela veut dire que l'optimalité d'une règle floue donne une meilleure consommation en respectant les limites de charge de telle façon à amener la PAC à fonctionner dans des points qui se caractérisent par de meilleurs rendements tout en restant dans les limites de charges et de ne pas avoir des erreurs énergétiques mais en donnant un état de charge final non contraint.

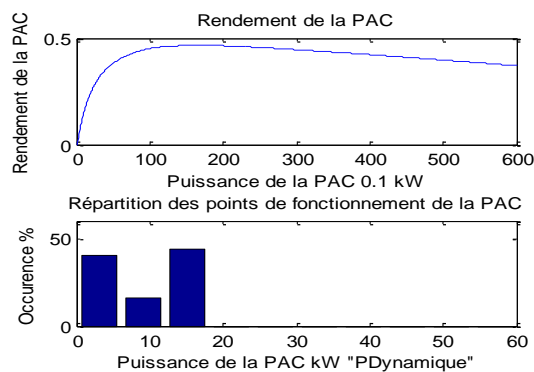
Nous allons exposer au cours des graphes suivants la répartition des points de fonctionnement de la PAC sur sa courbe de rendement, les résultats obtenus sont très significatifs et expliquent bien l'amélioration de la consommation. Prenant par exemple le

profil 1 (Figure 86 et Figure 87), nous notons que 60% des points qui se caractérisent par des mauvais rendements en appliquant la programmation dynamique ont disparu par l'application de la méthode des règles floues, cette constatation nous amène à définir que la logique floue nous permettra d'avoir des résultats meilleurs que la programmation dynamique en termes de consommation totale d'énergie, cette méthode amène la PAC à fonctionner avec un maximum de points à rendement maximum.

Programmation Dynamique



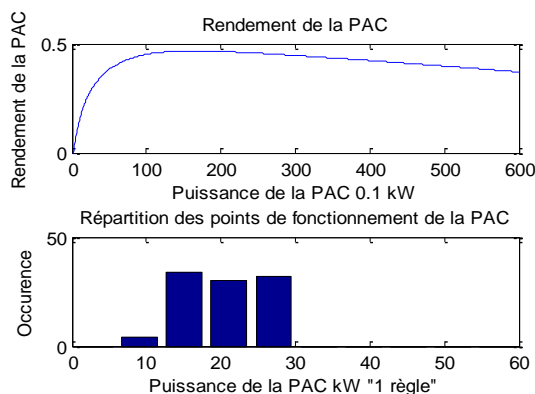
Points de rendement PAC « Profil 1 »



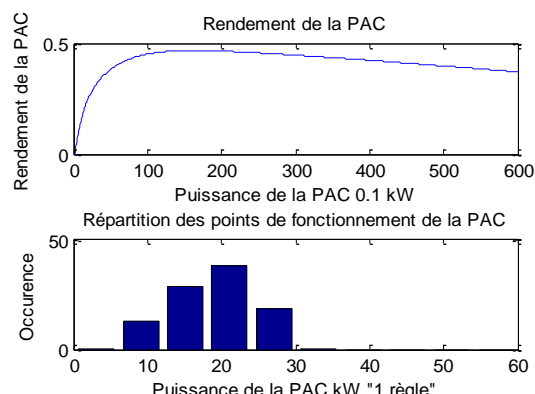
Points de rendement PAC « profil 2 »

Figure 86: Répartition des points de fonctionnement de la PAC en appliquant la P.D.

Règle floue « une règle »



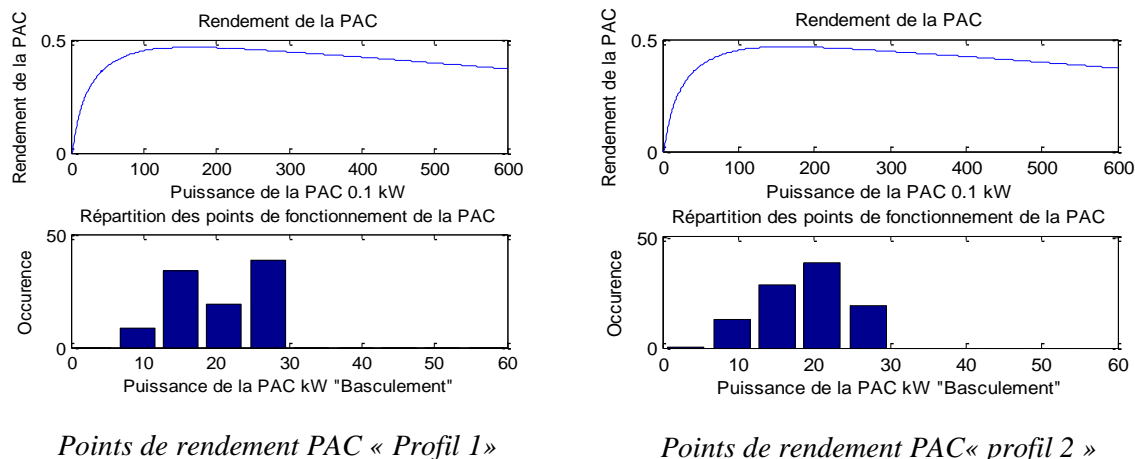
Points de rendement PAC « Profil 1 »



Points de rendement PAC « profil 2 »

Figure 87: Répartition des points de fonctionnement de la PAC en appliquant la règle optimale

Règle floue « basculement des règles »



Points de rendement PAC « Profil 1 »

Points de rendement PAC « profil 2 »

Figure 88: Répartition des points de fonctionnement de la PAC, méthode de basculement.

La stratégie de basculement proposée obtient des performances satisfaisantes dans toutes les configurations. Ces résultats montrent également que le basculement des trois règles ne change pas vraiment la consommation optimale. Cela signifie que le contrôleur est capable de basculer dynamiquement les règles et d'atteindre quasiment la meilleure consommation.

A partir des données et des analyses précédentes et dans l'objectif de développer et d'améliorer notre méthode de gestion de l'énergie en ligne, nous allons proposer une méthode de basculement floue des règles floues, cette méthode nous semble un choix approprié présentant une solution pour le choix de la règle optimale à utiliser dans l'algorithme de gestion d'énergie permettant de gérer au mieux des incertitudes en ligne.

III. Basculement Flou en ligne des Règles Floues

Rappelons que les trois premières règles floues générées précédemment pour chaque profil, sert à calculer la puissance instantanée à fournir par la PAC pour un état de charge donné des super-capacités et une puissance de traction demandée. Le deuxième système de décision flou adopté dans ce cas, sert à caractériser en temps réel la puissance demandée et à identifier par la suite la bonne règle de gestion floue à utiliser pour chaque appel de

puissance (voir Figure 92) en donnant un intervalle autour des valeurs $X1$ $X2$ précédents, ce que nous qualifions de Basculement Flou des Règles Floues (BFRF).

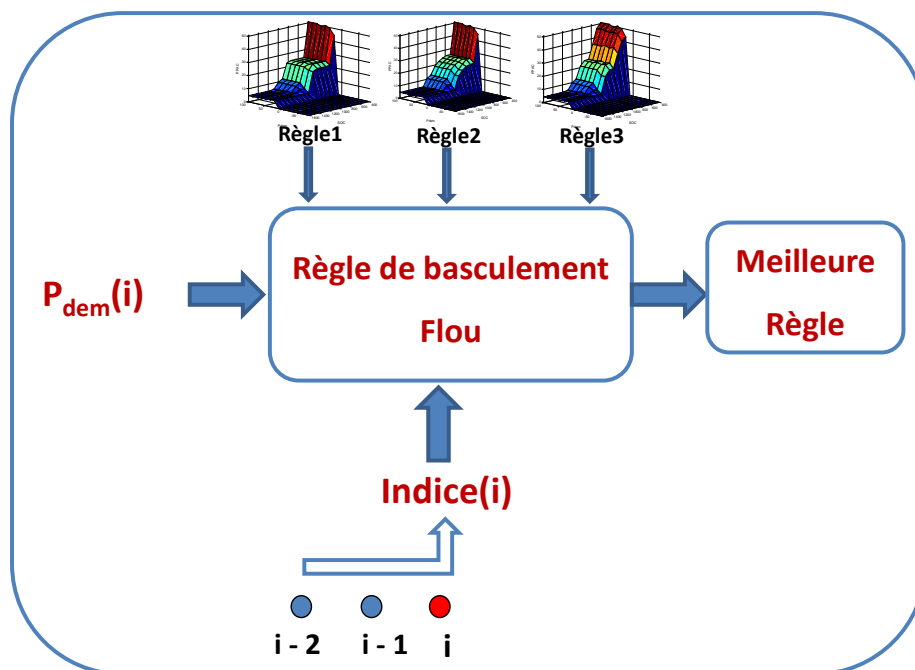


Figure 89: Règle de basculement Flou des règles floues BFRF

Le système de basculement flou mis en œuvre utilise deux variables d'entrées que sont : la puissance demandée en temps réel à l'instant i , et un facteur de prédiction qui contient la moyenne des trois appels de puissance précédents. La variable de sortie du système étant la décision d'appliquer la règle floue « Urbain, Routier, Autoroutier » à appliquer pour cette appel de puissance pour l'intervalle de temps i à $i+1$.

1. 1^{er} méthode : génération d'une règle de BFRF

A l'aide de l'outil Fuzzy Logic de la toolbox de Matlab®, une règle de basculement floue a été créée ayant deux paramètres d'entrées « $Pdem$ » et « $Indice$ » et un paramètre de sortie « *choix de la règle* ». Le système d'inférence floue n'a pas été optimisé parce que cette première étude teste uniquement l'effet du basculement flou sur l'algorithme d'optimisation et sera modifié par la suite.

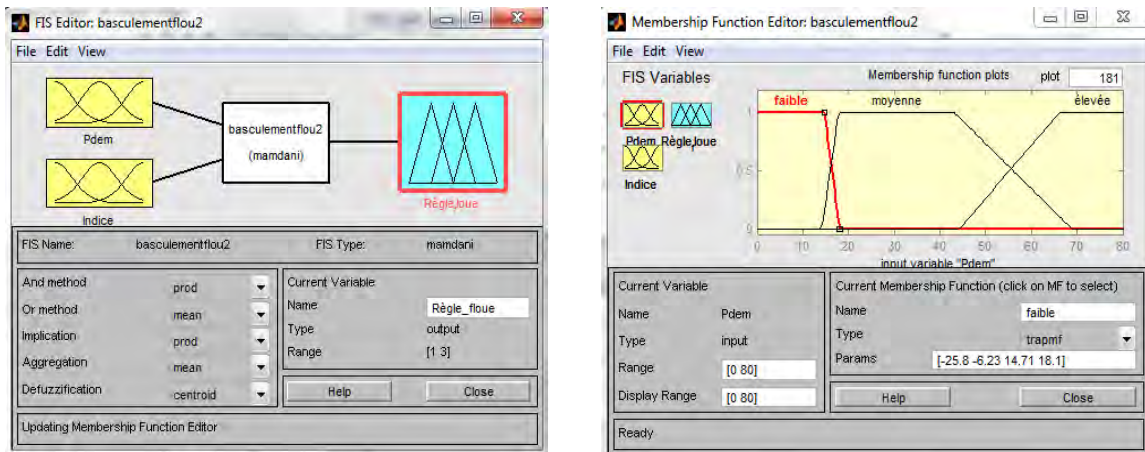


Figure 90: La fenêtre toolbox de Matlab : Règle de BFRF

L'univers du discours de chacune de ces variables est divisé en trois classes, la puissance demandée et le facteur de prédiction qui contient la valeur moyenne des puissances précédentes sont caractérisés par « faible ou négative », « moyen » et « élevé ».

La règle floue et les fonctions d'appartenance de chaque variable sont représentées dans les figures suivantes :

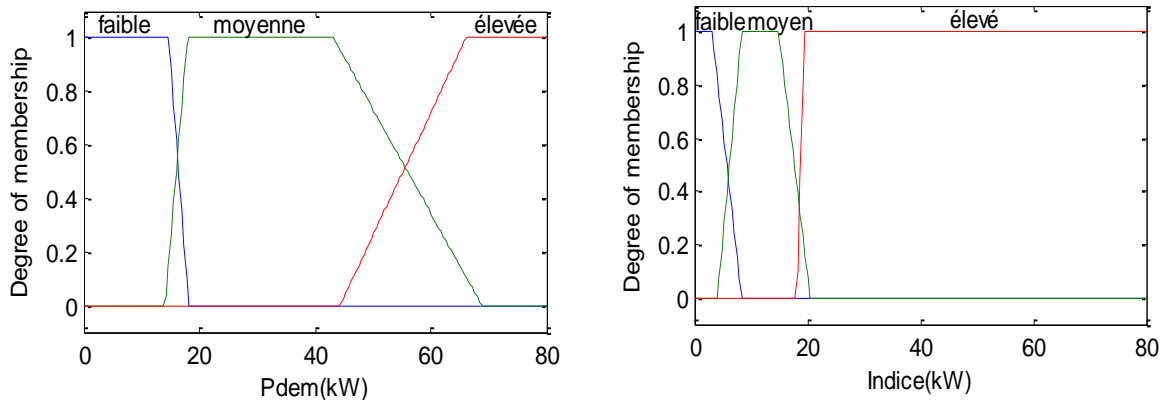


Figure 91: Univers de discours et fonctions d'appartenance des variables d'entrées

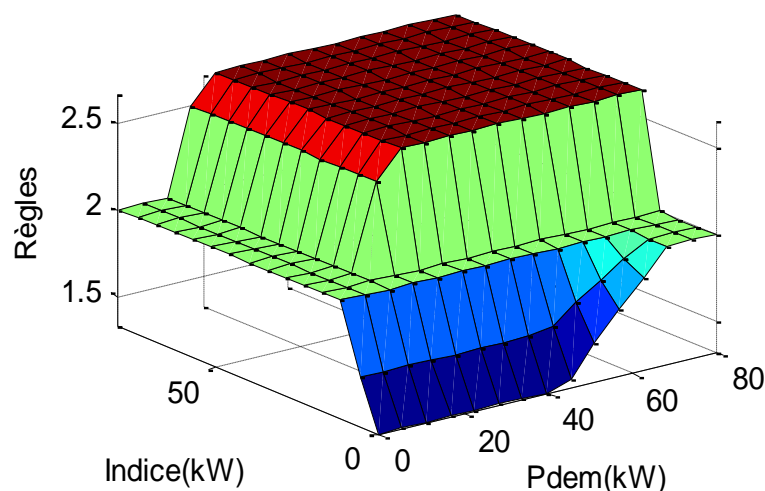


Figure 92: Règle floue de BFRF « 1^{ère} méthode »

La variable de sortie de notre système flou porte trois décisions pour l'utilisation des règles optimisées pour chaque profil « règle 1 du profil Urbain », « règle 2 du profil Routier » et « règle 3 du profil Autoroutier ».

Après avoir appliqué cette méthode, les résultats obtenus montrent qu'il existe des erreurs énergétiques en appliquant BFRF (voir Tableau 25), ces erreurs se traduisent par le fait que la contrainte d'égalité ($P_{dem}=P_{PAC}+P_{ES}$) n'a été pas respectée. Pour expliquer ce phénomène il est intéressant de signaler que la sortie du système de décision flou n'ordonne pas à l'algorithme de gestion d'énergie d'utiliser toujours une seule règle floue, par exemple si la puissance est 100% faible alors l'indice retenu est 100% faible, la sortie prend 100% la règle 1. En revanche, il existe des situations où la sortie prend par exemple 70% de la règle 1 et 30% de règle 2. Cela veut dire que la puissance fournie par la PAC prend la forme suivante.

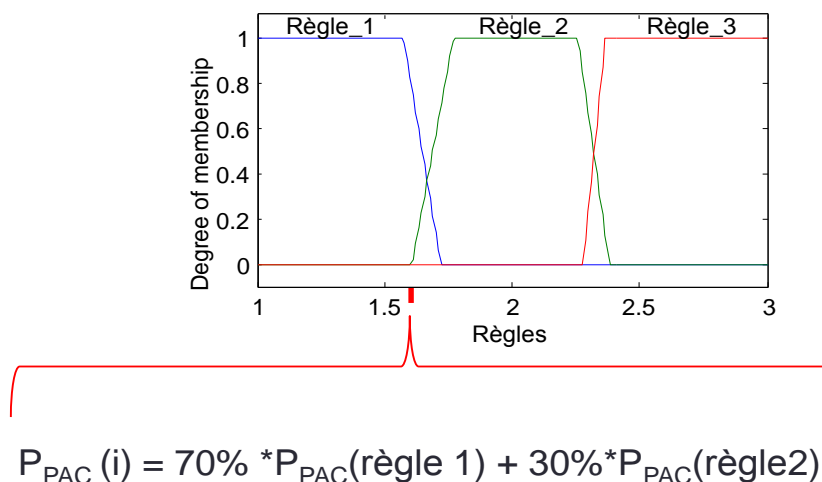


Figure 93: Répartition floue des règles floues

Le tableau suivant regroupe les valeurs obtenues en appliquant cette méthode de basculement flou :

Profil		Profil 1	Profil 2	Profil 3
Règle optimale	Conso kW.s	3390	11020	19660
	MSE kW	0	0	0
BFRF	Conso kW.s	3570	11076	20227
	MSE kW	34	14	17

Tableau 25: Règle optimale vs 1^{er} méthode de BFRF.

Rappelons que la puissance fournie par la PAC, est fonction de deux paramètres d’entrés (la puissance demandée d’une part et l’état d’énergie de l’élément de stockage d’autre part), et si nous mélangeons des règles en même temps, la puissance fournie risque de ne pas être celle permettant de fournir P_{dem} , ce qui explique les erreurs trouvées via cette méthode de basculement floue.

2. 2^{ème} méthode : génération d’une règle de BFRF améliorée

Après avoir testé le basculement flou et dans le but de résoudre le problème des erreurs énergétiques, une intervention a été faite au niveau de l’algorithme d’optimisation, cette modification correspond aux cas pour lesquels la puissance fournie par la PAC doit être calculée par deux règles floues en même temps comme souligné précédemment. La

modification met en relief la nécessité d'utiliser toujours une seule règle « Urbain ou Routier ou Autoroutier ». Pour pouvoir améliorer le système d'inférence flou, il est nécessaire de faire une phase de réglage et d'amélioration des paramètres. A cet effet, nous avons utilisé l'algorithme génétique pour optimiser le choix des paramètres du contrôleur de basculement flou.

Le choix de la variable de sortie et plus précisément, l'identification de la règle floue à utiliser, dépend des paramètres d'entrée qui sont formulés sous une description linguistiques à l'aide de la fuzzification. La description linguistique de l'inférence adoptée dans notre système de décision est la suivante :

Si $Pdem$ est « faible » et Indice est « faible » alors utiliser « règle 1 »

Si $Pdem$ est « moyenne » et Indice est « faible » alors utiliser « règle 1 »

Si $Pdem$ est « élevée » et Indice est « faible » alors utiliser « règle 2 »

Si $Pdem$ est « faible » et Indice est « moyen » alors utiliser « règle 1 »

Si $Pdem$ est « moyenne » et Indice est « moyen » alors utiliser « règle2 »

Si $Pdem$ est « élevée » et Indice est « moyen » alors utiliser « règle 3 »

Si $Pdem$ est « faible » et Indice est « élevé » alors utiliser « règle 2 »

Si $Pdem$ est « moyenne » et Indice est « élevé » alors utiliser « règle3 »

Si $Pdem$ est « élevée » et Indice est « élevé » alors utiliser « règle 3 »

Les fonctions d'appartenance des variables d'entrées sont représentées dans les figures suivantes :

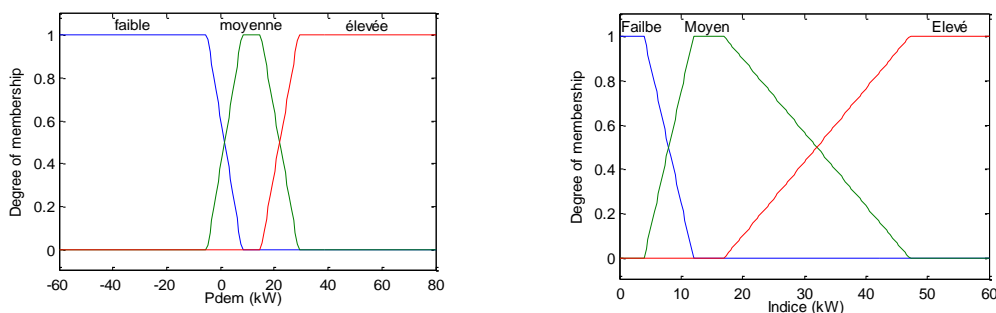


Figure 94: Figure 25: Univers de discours et fonctions d'appartenance de la variable d'entrée « $Pdem$ et Indice »

Le choix de ces règles traduit la logique adoptée vis-à-vis du choix de la règle optimale à utiliser en ligne, ainsi pour une valeur donnée des variables d'entrées, une règle précise de la variable de sortie est fournie par le mécanisme d'inférence flou. La Figure 95 représente la surface de réponse de la règle floue de basculement fluide :

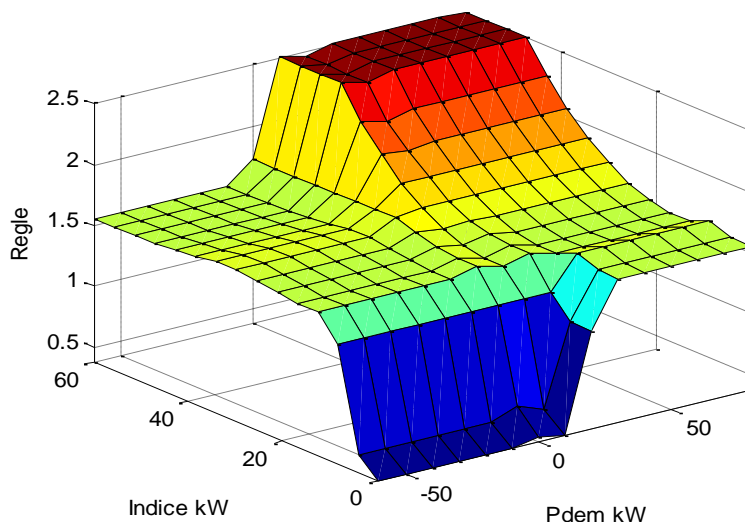


Figure 95: Règle floue de basculement « 2^{ème} méthode »

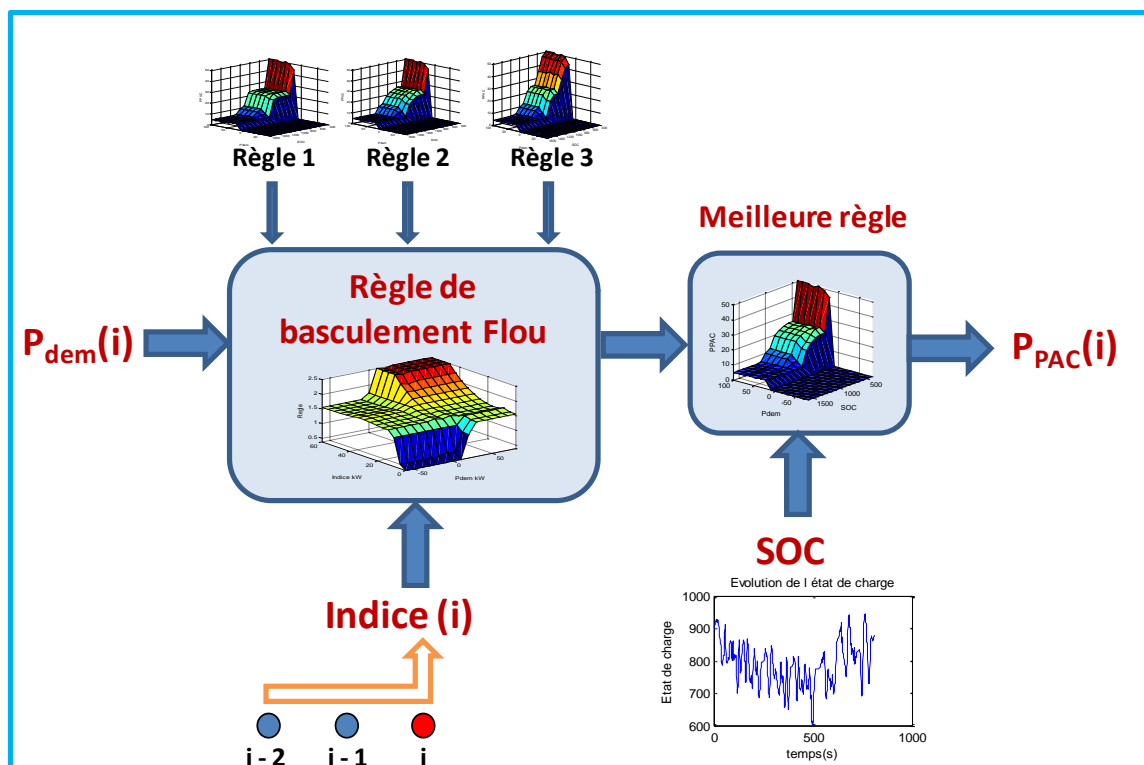


Figure 96: Stratégie complète de basculement fluide des règles floues BFRF.

Une fois la règle de BFRF déterminée, nous appliquons la stratégie complète BFRF (contenant les deux niveaux de décision floue) pour chaque profil. Le tableau suivant regroupe les valeurs obtenues en appliquant cette méthode de basculement flou :

Profil		Profil 1	Profil 2	Profil 3
Règle optimale	Conso kW.s	3390	11020	19660
	MSE kW	0	0	0
BFRF	Conso kW.s	3390	11030	19732
	MSE kW	0	0	0

Tableau 26: Résultats obtenus : Règles optimales VS Basculement Flou des Règles Floues

Nous complétons ces résultats par le Tableau 27 dans lequel nous rappelons les résultats obtenus avec la Programmation Dynamique (P.D.), la méthode de filtrage du 1^{er} ordre des chapitres précédents et la consommation PAC seule (sans possibilité de stockage et donc de récupération de l'énergie de freinage) indiquant la consommation 'maximale' pour assurer la traction du profil de mission, ce qui permet d'indiquer le gain en pourcentage sur la consommation d'énergie avec stockage et indique également la nécessité de faire une bonne gestion de cet élément.

Profil		Urbain	Routier	Autoroutier
PAC seule kW.s		5815	15451	23084
P.D.	Conso kW.s	5312	12341	20012
	gain	9 %	20 %	13 %
Filtrage	Conso kW.s	5778	12534	20610
	gain	1 %	19%	10 %
BFRF	Conso kW.s	3390	11030	19732
	gain	42 %	29%	15 %

Tableau 27: Comparaison des gains possible DP, filtrage 1er ordre, Basculement Flou

A partir de ces résultats nous pouvons constater que le basculement flou des règles floues ne change pas vraiment la consommation optimale. Cela signifie que le contrôleur flou est capable de basculer dynamiquement entre les règles et d'atteindre les meilleures consommations avec maintenant une erreur énergétique nulle. Le basculement n'est pas

idéal sur les Profil 2 (Routier) et 3 (Autoroutier) mais c'est normal car pour ces profils les optimisations par morceaux sont moins efficaces que pour l'optimisation sur tout le profil : la somme des optimums ne donne pas l'optimum global, même si ici nous n'en sommes pas très éloigné. Le Tableau 27, montre que la stratégie BFRF permet une meilleure utilisation de l'élément de stockage et un gain important est obtenu sur chacun des profils.

3. Prédiction et surcoût de rechargement en fin de mission

Bien entendu les consommations dépendent de la manière dont est calculé l'indicateur pas la méthode de segmentation. En effet, hors ligne la segmentation peut être centrée (calcul sur l'intervalle $[i-1, i, i+1]$ comme indiqué dans le chapitre précédent), en ligne nous pouvons calculer l'indicateur à l'instant n en fonction de la puissance demandée à ce même instant, ou plutôt prédire la valeur de l'instant $n+1$ connaissant la demande actuelle et les deux demandes précédentes.

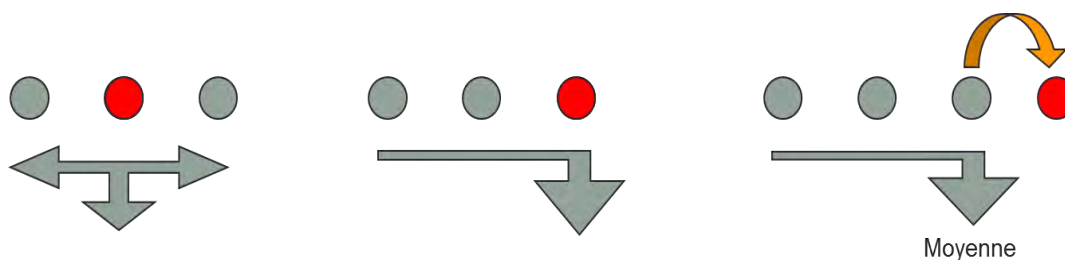


Figure 97: segmentation vers la prédiction

Le tableau suivant présente les nouvelles consommations impactées par ce calcul.

Méthodes		Profil 1	Profil 2	Profil 3
Système optimisé et appliqué sur le même profil (kW.s)		3390	11020	19660
Méthode de basculement (kW.s)	Hors ligne	3390	11031	19710
	En ligne	3391	11054	19732
	Prédiction	3410	11094	19847

Tableau 28: Consommations impactées par la prédiction temps réel (Reg.opt)

De plus, pour être précis, nous ajoutons le surcoût de consommation lié à la recharge au garage pour retrouver un niveau d'énergie dans l'élément de stockage comparable sur toutes les méthodes. Nous montrons dans le Tableau 29 les ajustements nécessaires.

	Profil1 - Urbain		Profil2 - Routier		Profil3 –Autorout.	
Flou	1 règle	bascul	1 règle	bascul	1 règle	bascul
PAC (kW.s)	3390	3390	11020	11030	19660	19732
Δ_{soc} (kW.s)	-419	-421	-188	-191	-53	-53
Surcoût (kW.s)	1132	1141	494	505	131	131
Total kW.s	4522	4531	11514	11535	19791	19863
D.P. (kW.s)	5986		12667		20099	

Tableau 29: Ajustement de la consommation a Δ_{soc} équivalent (BFRF)

En fait le gain en énergie s'en trouve modifié mais la stratégie BFRF apporte tout de même de très basses consommations. Il s'agit là d'une conclusion qualitative de nos résultats, l'aspect quantitatif exact devant de toute façon tenir compte de bien d'autre paramètres considéré ici connus et exacts en simulation mais qui sont approximés en réalité (caractéristiques exactes des rendements PAC et ES, dynamiques des convertisseurs supposées rapides et précises, etc.).

La méthode BFRF fournissant dans tous les cas de bons résultats quel que soit le profil utilisé nous devons maintenant valider son comportement sur un 4^e profil complètement différent que nous appellerons 'profil inconnu'.

4. Application du BFRF sur un 4^{ème} profil

a) 4^e profil inconnu : composite

Dans l'objectif de valider la robustesse de la stratégie de gestion à base des règles floues, nous avons pris un 4^{ème} profil 'inconnu' jusqu'à maintenant, qui se caractérise par un mélange des trois profils « zone urbaine, zone routière, zone autoroutière » :

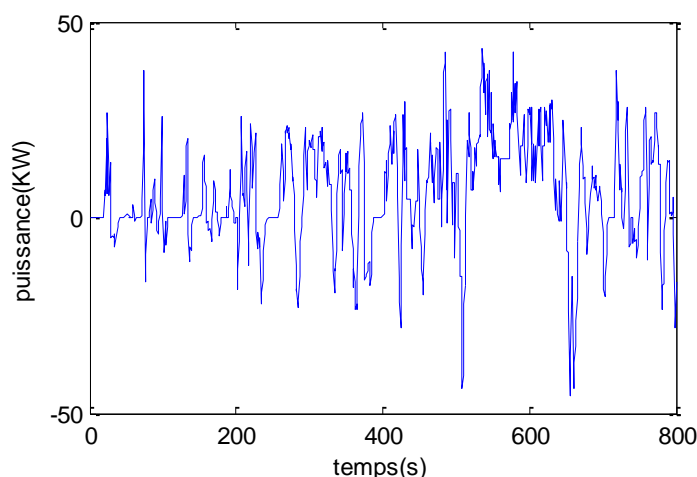


Figure 98: Profil composite : mélange des trois profils

Après avoir composé le 4^e profil, une règle floue optimale a été générée spécialement pour ce profil via l'algorithme génétique, cette dernière a été construite afin de comparer les performances du basculement des règles floues dont la consommation finale doit s'approcher au plus près de la consommation obtenue avec cette règle. Le Tableau 28 regroupe les valeurs des consommations sur ce 4^e profil, des cinq réglages possibles : Règle1, Règle2, Règle3 appliquées tout le long du parcours mais non optimisées pour l'ensemble de celui-ci, Règle optimale représente la meilleure règle et évidemment notre approche BFRF qui utilise le basculement entre Règle1-Règle2-Règle3.

	Règle optimale	BFRF	Règle 1	Règle 2	Règle 3
Conso kW.s	12038	12032	12150	12047	12326
MSE kW	0	0	0	0	0

Tableau 30: Différents réglages flous sur 4e profil composite

Les résultats obtenus en appliquant les règles 1, 2 et 3 sont moins bons par rapport à la règle optimale ce qui est normal. Par contre la méthode de basculement flou est très proche de l'optimum, ceci signifie que le contrôleur flou est capable de basculer dynamiquement les règles et d'atteindre la meilleure consommation en ligne tout en fournissant la puissance demandée à chaque instant. Le fait que le basculement présente une légère consommation moindre que la règle optimale n'est dû qu'au fait que l'élément de stockage

est un peu plus déchargé à la fin de la mission (quelques points durant le parcours où l'ES est un peu plus sollicité en BFRF que pour la règle optimale) et le surcoût de recharge n'a pas accru la consommation.

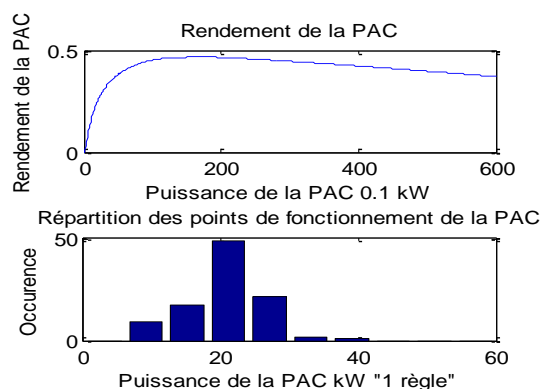


Figure 99: Répartition des points de rendement en appliquant la règle optimale « profil composite ».

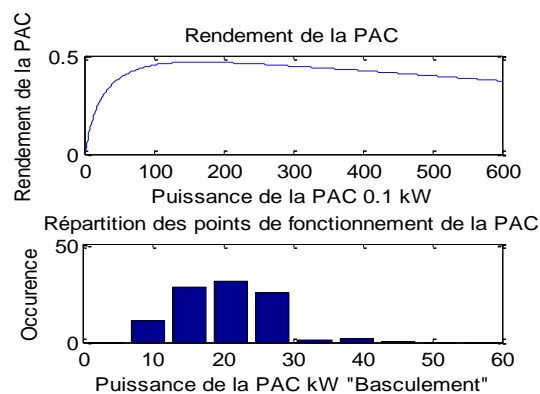


Figure 100: Répartition des points de rendement en appliquant la méthode BFRF « profil composite ».

A partir de la répartition des points de fonctionnement de la pile à combustible affichée dans les figures Figure 99 et Figure 100, nous constatons que le basculement flou a montré la robustesse nécessaire en conservant sa performance une fois essayé sur un 4ème profil inconnu. En effet, la règle optimale assure une concentration des points de fonctionnement de la PAC avec un meilleur rendement, par contre, le basculement flou répartit les points de fonctionnement autour du meilleur rendement en convergeant vers la meilleure consommation et en respectant les contraintes énergétiques imposées.

De ceci-ci, nous concluons que laisser libre l'état de charge en fin de parcours permet parfois de diminuer la consommation (en considérant que la recharge au garage se fasse au maximum de rendement comme indiqué) mais il est à noter que ce n'est pas toujours le cas. Nous remarquons que la consommation totale a atteint une valeur minimale, pourtant l'algorithme a basculé entre les règles et la variation entre les Δsoc ne présente pas une différence flagrante. Nous montrons en effet une différence de sollicitation de l'élément de stockage du fait du changement de règle dans les différentes zones.

b) 4^e profil inconnu : INRETS

Pour valider notre méthode complète nous avons également utilisé le profil de mission INRETS utilisé dans les chapitres précédent, dont le profil (Figure 101) et les résultats sont donnés ci-dessous.

La Figure 102, montre l'évolution de la consommation au cours du temps des différentes stratégies de gestion de l'énergie (PAC seule, gestion floue, Programmation Dynamique, et programmation dynamique améliorée (IDP) issue d'autres travaux non présentés ici [GUE 12]). Le but de cette figure est d'identifier à quels moments une stratégie permet de diminuer la consommation par rapport à une autre. Les courbes s'écartent en des points particuliers liés à la dynamique de la mission.

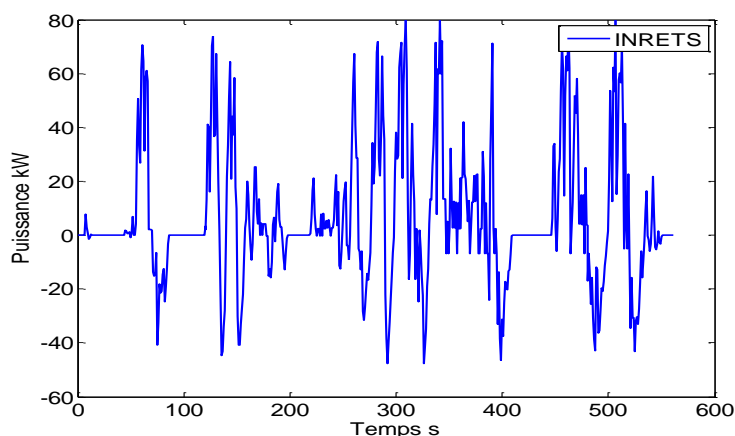


Figure 101: Profil inconnu : mission INRETS.

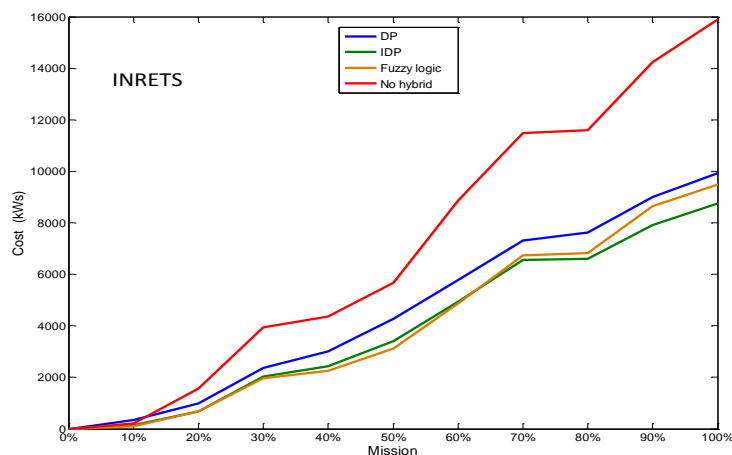


Figure 102 : Evolution de la consommation selon les stratégies : mission INRETS.

Ces résultats montrent que lors des variations de la demande de puissance, une bonne gestion de l'ES permet de diminuer le coût total. La logique floue ayant une contrainte plus libre sur l'état de charge final permet d'être meilleure. Cependant, en améliorant la Programmation Dynamique il est évidemment possible de faire mieux (coût IDP meilleur encore), mais ce résultat n'est présent que pour comparer puisque cette méthode a été calculée hors ligne sur le profil entièrement connu.

Méthode		Urbain	Routier	Auto-routier	INRETS
PAC seule	Coût (KWs)	5815	15 451	23084	15 903
DP	Coût (KWs)	5312	12341	20012	9881
	gain vs UB	9%	20%	13%	38%
BFRF	Coût (KWs)	3390	11030	19732	9466
	gain vs UB	42%	29%	15%	40%

Tableau 31: Bilan des consommations 4e profil INRETS

Dans le Tableau 9 nous rajoutons donc les résultats propres au profil INRETS (6^e colonne) et nous voyons clairement que la stratégie BFRF apporte un gain de près de 40% sur la consommation bien que ce profil soit considéré inconnu, très proche du maximum de gain possible. La solution est sous optimale mais permet un bénéfice certain quel que soit le profil de puissance demandée.

Conclusion

Ce travail a été consacré à la gestion en ligne basée sur les règles floues. Cette méthode a été améliorée par la méthode de segmentation et de basculement. La commutation entre les règles est associée à une répartition optimale de la puissance demandée en ligne apprise et optimisée hors ligne. Ce travail résulte d'une succession d'optimisations locales, ainsi une baisse de la consommation globale a été obtenue. Les résultats obtenus montrent, que la gestion d'énergie à base de règles floues peut s'apparenter à une gestion de l'état de charge de l'élément de stockage sous contrainte de minimisation de l'énergie délivrée par la source non réversible (PAC). Cette stratégie de gestion de l'énergie permet de prendre en compte l'évolution de l'état de charge de l'élément de stockage à chaque instant et en plus contraint la pile à combustible à fonctionner à ses meilleurs points de rendement. Une stratégie de gestion 'prédictive' a été proposée, cette méthode s'inspire de la méthode des règles floues et a donné des résultats satisfaisants en termes de consommation. Une couche de décision floue permet en effet de commuter les règles en fonction d'une prédiction du profil de mission et d'appliquer le bon jeu de règles notamment sur un parcours inconnu ou sur des zones de parcours identifiés comme les plus proches des profils connus. Ce travail montre que la stratégie de gestion d'énergie basée sur le basculement des règles floues a amélioré la consommation par rapport à l'application d'une seule règle optimisée sur un autre profil. Nous avons également montré que si cette stratégie BFRF, est appliquée sur n'importe quel profil inconnu, des résultats très proches de la consommation optimale sont obtenus.

Conclusions Générales

Notre étude se situe dans le cadre de la gestion de l'énergie pour un système hybride présentant deux sources électriques devant satisfaire une demande de puissance. Le véhicule électrique hybride, base de ce travail, est considéré ici avec un dimensionnement donné en fonction d'une mission spécifique. Les caractéristiques des rendements ont donc été établies de fait et représentent les comportements physiques de ces sources asservies localement (débits, pressions PAC et équilibrage interne du stack supercap). L'objectif est donc de faire porter la gestion de l'énergie sur les commandes (définition des références de répartition), sans prendre en compte ainsi les problèmes d'optimisation systémique devant tenir compte à la fois des commandes et du taux d'hybridation car les deux sont évidemment liés et complexes à résoudre de manière simultanée.

Ces données constitutives du Véhicule Electrique Hybride de type série permet d'établir une gestion de l'énergie en établissant une stratégie de décision à chaque instant de la meilleure répartition des références de puissance à fournir par les deux sources que sont la pile à combustible PAC et des super-capacités constituant un Elément de Stockage ES.

Nous avons analysé les méthodes optimales globales telles que la Programmation Dynamique et la Commande Optimale en notant que la prise en compte des contraintes non linéaires dues au respect des limitations sur l'Etat de Charge de l'Elément de Stockage n'est pas aisé. De plus ces méthodes nécessitent des temps longs de résolution. Pour la Programmation Dynamique la discrétisation rend le temps de calcul plus court, mais rend également la solution obtenue, sous optimale. De plus, le fait d'imposer le maintien de l'Etat de Charge finale égal à celui de l'origine, empêche une bonne gestion des points de fonctionnement de la PAC qui seule consomme le combustible à minimiser. Le problème principal est le fait que la solution est calculée difficilement hors ligne et doit être rejouée en ligne en supposant que la mission effectivement en cours corresponde au profil utilisé

lors des calculs. C'est justement ce problème de gestion en ligne que nous avons cherché à traiter.

Des tentatives d'adaptation des paramètres de réglages permettant une gestion en ligne peuvent être mise en place mais ceci complexifie encore plus les algorithmes. Les réglages restant parfois empiriques et n'assurent pas forcément une optimisation globale lors d'une application en ligne.

Cependant ces méthodes nous permettent d'avoir des valeurs de références pour valider les approches en ligne développées. Pour tenir compte de la contrainte sur l'état de charge incluse dans ces méthodes « état de charge final égale à celui initial », nous avons proposé une possibilité de recharge à la fin de la mission ce qui permet à la stratégie de mieux gérer les points de fonctionnement lors de la mission, même si l'ES se décharge en fin de mission, un surcoût de recharge au garage est possible. Les stratégies revenant à contraindre l'ES ne correspondent donc pas à l'objectif de nos travaux.

De par la caractéristique des sources (densité de puissance vs densité d'énergie) nous trouvons dans la littérature de nombreuses méthodes de gestion par simple filtrage ou par mode de fonctionnement par seuils (plage de vitesse, thermostat). Nous avons montré que ces méthodes ne permettent pas d'obtenir une consommation minimale globale, mais tout au plus une maîtrise de la sollicitation de la PAC et de l'ES. Afin d'essayer d'utiliser ces méthodes dans le but de la minimisation globale de l'énergie consommée, des optimisations doivent être mises en place (itérations ou Algorithme Génétique) pour apprendre hors ligne le bon placement des fréquences de coupure, la taille des fenêtres de lissage ou la valeur des seuils. De plus, les réglages obtenus sont rejoués en ligne sans réelle possibilité d'adaptation à des changements de la puissance demandée (perturbation du profil de mission) ou de variation de rendement (fluctuations débit/pression/température PAC, défaut Supercap, etc.).

Nous avons finalement opté pour le développement d'une logique à base de règles permettant à la fois de conjuguer la connaissance d'un expert sur les caractéristiques des sources et sur les dynamiques des missions. Pour cela, nous avons établi un contrôleur flou permettant de gérer de manière optimale la répartition d'énergie entre les deux sources, les fonctions d'appartenances étant optimisées par un AG sur un profil de mission donné,

permettant de rester dans les limites de fonctionnement de l'ES tout en minimisant la consommation d' H_2 sur l'ensemble de cette mission. Pour répondre au problème identifié pour la bonne gestion en ligne sur un profil peu connu, nous avons proposé un traitement par morceau du profil de mission à l'aide d'une méthode de segmentation prédisant un indicateur de la puissance à fournir. Cet indicateur permet de commuter les paramètres du contrôleur flou en fonction du profil détecté. Nous avons donc géré de manière floue le basculement entre trois jeux de règles floues obtenus sur trois profils représentatifs (Urbain, Routier, Autoroutier).

Nous avons mis en place l'ensemble de ces outils d'optimisation et validé le tout sur un 4^e profil de mission (jamais utilisé pour l'apprentissage) et nous avons obtenu des consommations proches de l'optimum possible, sans avoir appris quoi que ce soit sur ce profil. Ceci nous permet de penser que dans un ordinateur de bord, ce principe permettra de gérer un panel de missions important tout en assurant une consommation la plus petite possible.

Ce travail pourra être complété par une mise en œuvre de contrôleurs flous sur un dispositif expérimental en cours au laboratoire Laplace.

Certaines méthodes d'optimisation combinatoire présentent également de bonnes performances sur les calculateurs actuels, une approche combinatoire et par la recherche d'un chemin minimal pourrait être approfondie (Branch and cut, plan sécants etc.)

Nous pourrions également vérifier la méthodologie proposée pour la prise en compte de mission de type stationnaire (sans freinage), de type co-génération (ajouter dans le critère la climatisation et la chaleur), ainsi que généraliser l'approche à plus de deux sources d'énergie. Ces travaux ont des problématiques sociétales d'actualité et montrent l'intérêt d'une optimisation hors ligne des coefficients de réglage et le besoin d'une implantation en ligne adaptée au contexte.

Bibliographie

- [ABO 04] Abou-Kandil, H. (2004). *La commande optimale des systèmes dynamiques*. Hermès Science.
- [AKL 07] Akli, C. R., Roboam, X., Sareni, B., & Jeunesse, A. (2007, September). Energy management and sizing of a hybrid locomotive. In *Power Electronics and Applications, 2007 European Conference on* (pp. 1-10). IEEE.
- [AYA 04] Ayad M. Y. (2004) Mise en œuvre des supercondensateurs dans les sources hybrides continues.
- [BAR 01] Barrade, P., & Rufer, A. (2001, October). High-power fast energy exchange between storage systems: supercapacitors as energy buffer in transportation systems. In *EVS-18, The 18th International Vehicle Symposium, Berlin, Germany* (pp. 1-12).
- [BER 02] Berning, T., Lu, D. M., & Djilali, N. (2002). Three-dimensional computational analysis of transport phenomena in a PEM fuel cell. *Journal of power sources*, 106(1), 284-294.
- [BER 06] Bernard, J., Delprat, S., Buechi, F., & Guerra, T. M. (2006, September). Global Optimisation in the power management of a Fuel Cell Hybrid Vehicle (FCHV). In *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2006. VPPC'06. IEEE* (pp. 1-6). IEEE.
- [BER 07] Bernard, J. (2007). *Véhicules hybrides à pile à combustible: dimensionnement et stratégies de commande* (Doctoral dissertation, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis).
- [BER 07] Bernard, J., Delprat, S., Büchi, F. N., & Guerra, T. M. (2007, February). Fuel cell battery hybrid vehicle: From global optimization to real time power management. In *Proc. International Conference on Advances in Vehicle Control and Safety*.
- [BER 95] Bertsekas, D. P. (1995). *Dynamic programming and optimal control* (Vol. 1, No. 2). Belmont, MA: Athena Scientific.
- [BEZ 98] Bezian, J. J. (1998). Systèmes de piles à combustible pour la cogénération: état de l'art. *Rapport réalisé pour le compte de l'ADEME, du Centre d'Energétique de l'Ecole des Mines de Paris*, 31.
- [BMW 11] BMW [En ligne] // http://www.bmw-i.fr/fr_fr/bmw-i3/. - Novembre 2011.
- [BOR 90] Borne, P., Dauphin-Tanguy, G., Richard, J. P., Rotella, F., & Zambettakis, I. (1990). *Commande et optimisation des processus* (pp. 22-23). Editions Technip.
- [BRA 00] Brahma, A., Guezennec, Y., & Rizzoni, G. (2000, September). Optimal

- energy management in series hybrid electric vehicles. In *American Control Conference, 2000. Proceedings of the 2000* (Vol. 1, No. 6, pp. 60-64). IEEE.
- [BUH 94] Bühler, H. (1994). *Réglage par logique floue*. Presses polytechniques et universitaires romandes.
- [BUR 00] Burke, A. (2000). Ultracapacitors: why, how, and where is the technology. *Journal of power sources*, 91(1), 37-50.
- [CAU 10] Caux, S., Hankache, W., Fadel, M., & Hissel, D. (2010). On-line fuzzy energy management for hybrid fuel cell systems. *International Journal of Hydrogen Energy*, 35(5), 2134-2143.
- [CAU2 10] Caux, S., Wanderley-Honda, D., Hissel, D., & Fadel, M. (2010, September). On-line energy management for HEV based on particle swarm optimization. In *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2010 IEEE* (pp. 1-7). IEEE.
- [CHA 07] Chan, C. C. (2007). The state of the art of electric, hybrid, and fuel cell vehicles. *Proceedings of the IEEE*, 95(4), 704-718.
- [CHA 99] Chapoulie, P. (1999). Modélisation systémique pour la conception de véhicules électriques multi-sources Application aux véhicules équipés de générateurs photovoltaïques ou de supercondensateurs (*Doctoral dissertation*).
- [CON 99] Conway, B. E. (1999). *Electrochemical supercapacitors: scientific fundamentals and technological applications (POD)*. Kluwer Academic/plenum. New York.
- [CUL 94] Culioli, J. C. (1994). *Introduction à l'optimisation* (Vol. 66). Ellipses.
- [DEL 02] Delprat, S. (2002). *Evaluation de stratégies de commande pour véhicules hybride parallèles* (Doctoral dissertation, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis).
- [DEL 02] Delprat, S., Guerra, T. M., & Rimaux, J. (2002). Optimal control of a parallel powertrain: from global optimization to real time control strategy. In *Vehicular Technology Conference, 2002. VTC Spring 2002. IEEE 55th* (Vol. 4, pp. 2082-2088). IEEE.
- [DEP 11] Depoorter, S., & Assimon, P. M. (2011). Les véhicules électriques en perspective: Analyse coûts-avantages et demande potentielle. *Commissariat Général au Développement Durable*.
- [DOR 03] Dörffel, D. (2003). Peace-of-Mind Series Hybrid Electric Vehicle Drivetrain. *Transfer thesis, School of Engineering Sciences, University of Southampton, Southampton, UK*.
- [DUB 02] Dubray, A. (2002). *Adaptation des lois de gestion d'énergie des véhicules hybrides suivant le profil de mission suivi* (Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG).

- [EHS 07] Ehsani, M., Gao, Y., & Miller, J. M. (2007). Hybrid electric vehicles: architecture and motor drives. *Proceedings of the IEEE*, 95(4), 719-728.
- [EHS 99] Ehsani, M., Gao, Y., & Butler, K. L. (1999). Application of electrically peaking hybrid (ELPH) propulsion system to a full-size passenger car with simulated design verification. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 48(6), 1779-1787.
- [EMA 05] Emadi, A., Rajashekara, K., Williamson, S. S., & Lukic, S. M. (2005). Topological overview of hybrid electric and fuel cell vehicular power system architectures and configurations. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 54(3), 763-770.
- [EUR 99] European Commission. Directorate-General for Energy. (1999). *European Union energy outlook to 2020*. Office for Official Publications of the European Communities.
- [FAN 11] Fang, X., Kutkut, N., Shen, J., & Batarseh, I. (2011). Analysis of generalized parallel-series ultracapacitor shift circuits for energy storage systems. *Renewable Energy*, 36(10), 2599-2604.
- [FOR 00] Forgez, C., Friedrich, G., & Biedinger, J. M. (2000). Système flou de supervision des modes de fonctionnement d'un véhicule hybride électrique parallèle. GEVIQ 2000, Marseille. *Mars*.
- [GAR 07] Garcia Arregui, M. (2007). *Theoretical study of a power generation unit based on the hybridization of a fuel cell stack and ultra capacitors* (Doctoral dissertation).
- [GUE 12] Guemri, M., Caux, S., Ngueveu, S. U., & Messine, F. (2012, June). HEURISTICS AND LOWER BOUND FOR ENERGY MANAGEMENT IN HYBRID-ELECTRIC VEHICLES. In *9th International Conference on Modeling, Optimization & SIMulation*.
- [GUI 07] Guilminot, E., Corcella, A., Chatenet, M., Maillard, F., Charlot, F., Berthomé, G., ...& Claude, E. (2007). Membrane and Active Layer Degradation upon PEMFC Steady-State Operation I. Platinum Dissolution and Redistribution within the MEA. *Journal of the Electrochemical Society*, 154(11), B1106-B1114.
- [HAN 08] Hankache, W. (2008). *Gestion optimisée de l'énergie électrique d'un groupe électrogène hybride à pile à combustible* (Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Toulouse-INPT).
- [HAN2 08] Hankache, W., Caux, S., Fadel, M., & Hissel, D. (2008). Real Time Fuzzy Energy Management of Fuel Cell and Ultracapacitor Powertrains. In *Fundamentals and Developments of Fuel Cell Conference*.
- [HIS 98] Hissel, D. (1998). *Contribution à la commande de dispositifs électrotechniques par logique floue* (Doctoral dissertation).
- [JAA 09] Jaafar, A., Akli, C. R., Sareni, B., Roboam, X., & Jeunesse, A. (2009). Sizing and energy management of a hybrid locomotive based on flywheel and accumulators. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 58(8), 3947-

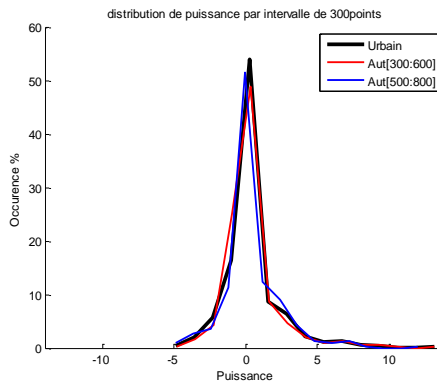
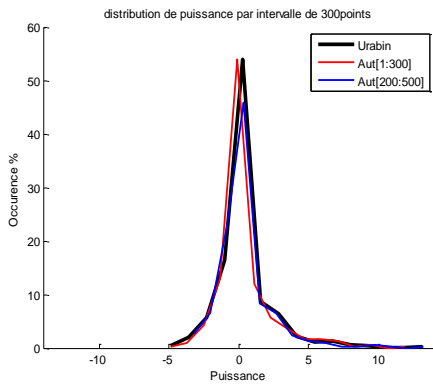
- 3958.
- [KER 09] Kermani, S. (2009). *Gestion énergétique des véhicules hybrides: de la simulation à la commande temps réel* (Doctoral dissertation, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis).
- [KES 07] Kessels, J. T. B. A. (2007). Energy management for automotive power nets. *Dissertation Abstracts International*, 68(04).
- [KOT 00] Kötz, R., & Carlen, M. (2000). Principles and applications of electrochemical capacitors. *Electrochimica Acta*, 45(15), 2483-2498.
- [LAS 01] Lassègues, J. C. (2001). *Supercondensateurs*. Ed. Techniques Ingénieur.
- [MUS 05] Musardo, C., Rizzoni, G., Guezennec, Y., & Staccia, B. (2005). A-ECMS: An adaptive algorithm for hybrid electric vehicle energy management. *European Journal of Control*, 11(4-5), 509.
- [NEF 11] Neffati, A., Caux, S. and Fadel, M. (2011) Local versus global Optimization in Multi Source Energy Management. In *Fundamentals and Developments of Fuel Cells. Conference, FDFC 2011*.
- [NEF 12] Neffati, A., Caux, S. and Fadel, M. (2012) Fuzzy switching of fuzzy rules for energy management in HEV. In *Power Plant & Power System Control Symposium, IFAC-PPPSC 2012*.
- [OPI 10] Opila, D. F. (2010). *Incorporating drivability metrics into optimal energy management strategies for hybrid vehicles* (Doctoral dissertation, The University of Michigan).
- [PAG 00] Paganelli, G., Guerra, T. M., Delprat, S., Santin, J. J., Delhom, M., & 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*, 214(7), 705-717.
- [PAG 02] Paganelli, G., Delprat, S., Guerra, T. M., Rimaux, J., & Santin, J. J. (2002). Equivalent consumption minimization strategy for parallel hybrid powertrains. In *Vehicular Technology Conference, 2002. VTC Spring 2002. IEEE 55th* (Vol. 4, pp. 2076-2081). IEEE.
- [PAL 07] Paladini, V., Donato, T., de Risi, A., & Laforgia, D. (2007). Super-capacitors fuel-cell hybrid electric vehicle optimization and control strategy development. *Energy conversion and management*, 48(11), 3001-3008.
- [PON 87] Pontriagin, L. S. (1987). *Mathematical theory of optimal processes* (Vol. 4). CRC.
- [POU 08] Poursamad, A., & Montazeri, M. (2008). Design of genetic-fuzzy control strategy for parallel hybrid electric vehicles. *Control Engineering Practice*, 16(7), 861-873.
- [PRA 92] Prater, K. B. (1992). Solid polymer fuel cell developments at Ballard. *Journal of power sources*, 37(1), 181-188.

- [RIM 99] Rimaux, S., Delhom, M., & Combes, E. (1999). Hybrid vehicle powertrain: modeling and control. In *Proceeding of Electric Vehicle Symposium* (Vol. 16).
- [ROD 03] Rodatz, P. H. (2003). *Dynamics of the polymer electrolyte fuel cell: Experiments and model-based analysis* (Doctoral dissertation, Swiss Federal Institute of Technology).
- [SAL 00] Salman, M., Schouten, N. J., & Kheir, N. A. (2000, September). Control strategies for parallel hybrid vehicles. In *American Control Conference, 2000. Proceedings of the 2000* (Vol. 1, No. 6, pp. 524-528). IEEE.
- [SCH 01] Schott, P., Poirot, J. P., & Baurens, P. (2001, August). Modelisation et simulation de la source d'energie a pile a combustible du vehicule hydro-gen. In *Annales de Chimie Science des Matériaux* (Vol. 26, No. 4, pp. 27-42). No longer published by Elsevier.
- [SCI 07] Sciarretta, A., & Guzzella, L. (2007). Control of hybrid electric vehicles. *Control systems, IEEE*, 27(2), 60-70.
- [SCO 04] Scordia, J. (2004). *Approche systématique de l'optimisation du dimensionnement et de l'élaboration de lois de gestion d'énergie de véhicules hybrides* (Doctoral dissertation, Université Henri Poincaré-Nancy I).
- [SEI 98] Seiler, J., & Schröder, D. (1998, October). Hybrid vehicle operating strategies. In *Proc. 15th Electric Vehicle Symposium EVS* (Vol. 15).
- [SUG 85] Sugeno, M. (1985). *Industrial applications of fuzzy control*. Elsevier Science Inc.
- [SWE 11] Sweden Green Highway [En ligne] // <http://www.swomm.info/2010/09/sweden-and-norway's-green-highway/>. - 2011.
- [TRIG 96] Trigui, R., Badin, F., Maillard, P., & Mailfert, A. (1996). Etude de l'usage réel d'un véhicule utilitaire électrique. *Recherche, transports, sécurité*.
- [WON 02] Won, J. S., & Langari, R. (2002). Fuzzy torque distribution control for a parallel hybrid vehicle. *Expert Systems*, 19(1), 4-10.
- [ZAD 65] ZADEH L. Fuzzy sets [Livre]. - [s.l.] : Information and Control, 1965. - Vol. 8 :29-44.
- [ZAN 11] Zandi, M., Payman, A., Martin, J. P., Pierfederici, S., Davat, B., & Meibody-Tabar, F. (2011). Energy management of a fuel cell/supercapacitor/battery power source for electric vehicular applications. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 60(2), 433-443.
- [ZHA 01] Zhang, R., & Chen, Y. (2001). Control of hybrid dynamical systems for electric vehicles. In *American Control Conference, 2001. Proceedings of the 2001* (Vol. 4, pp. 2884-2889). IEEE.

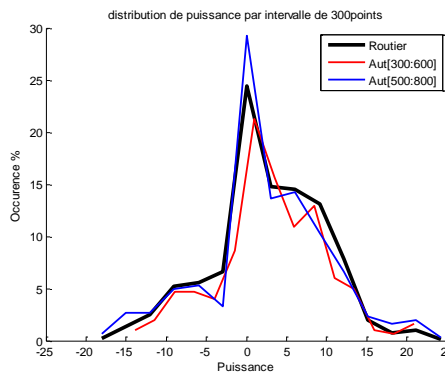
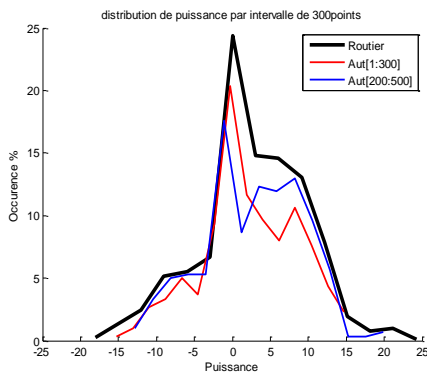
ANNEXE

A1. Distribution de puissance par intervalle de 300 points :

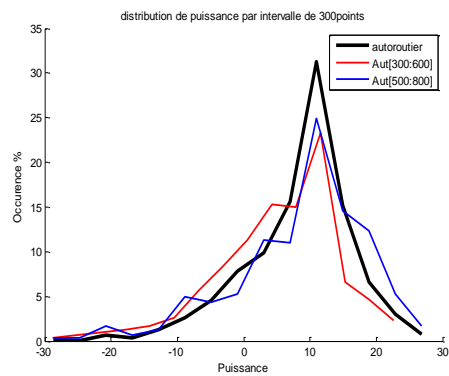
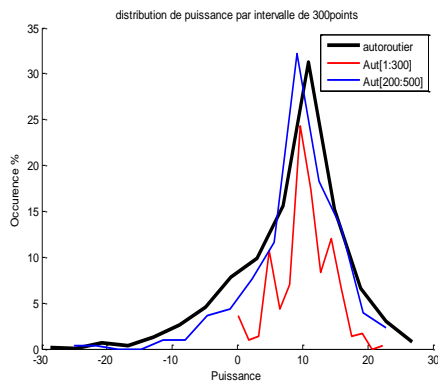
1- profil « Urbain »



2- profil « Routier »

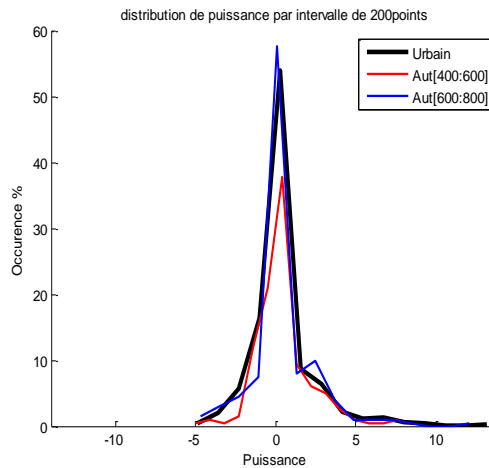
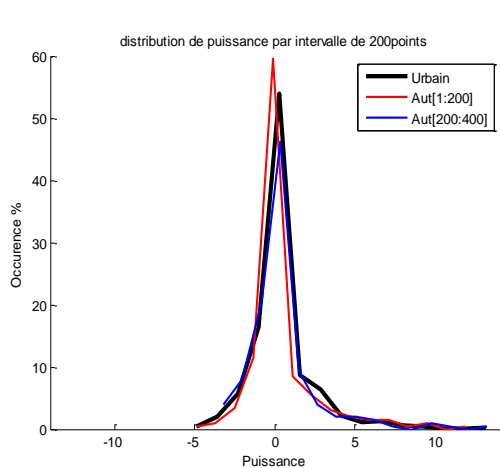


3- profil « Autoroutier »

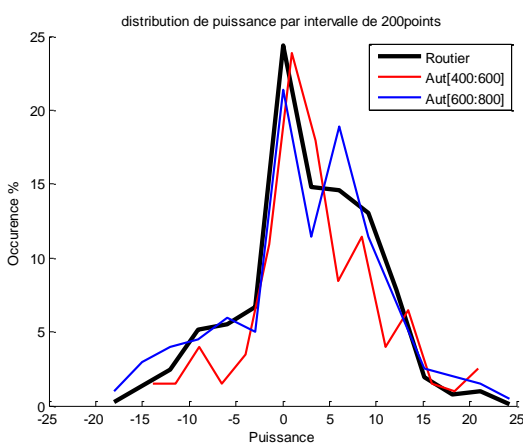
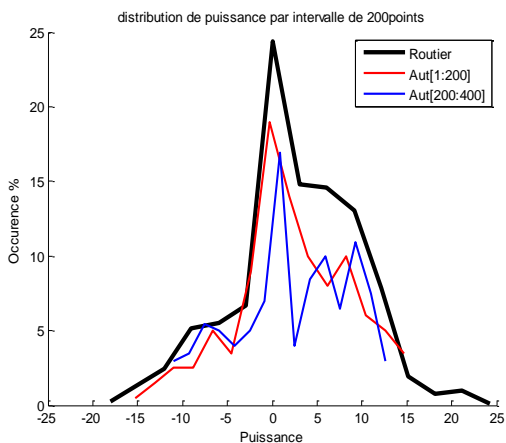


A2. Distribution de puissance par intervalle de 200 points :

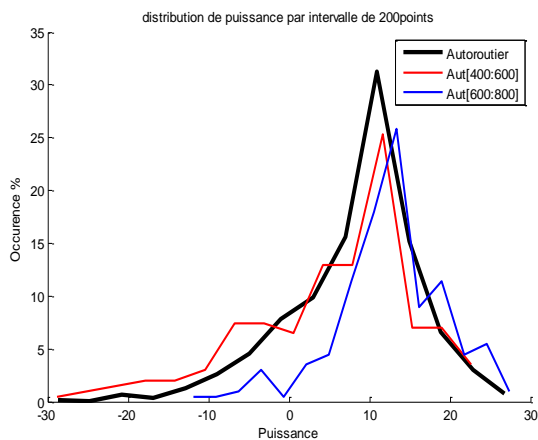
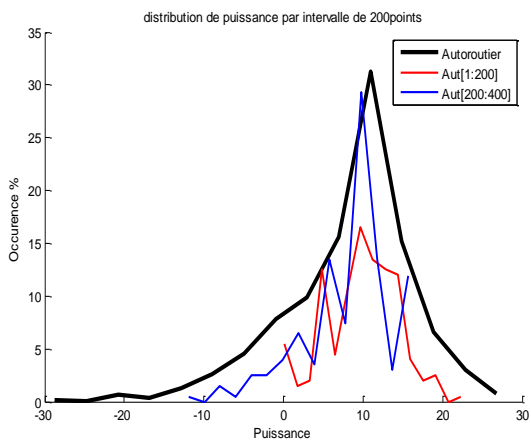
1- profil « Urbain »



2- profil « Routier »

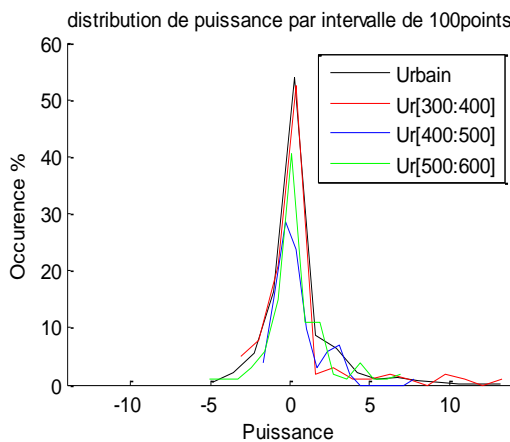
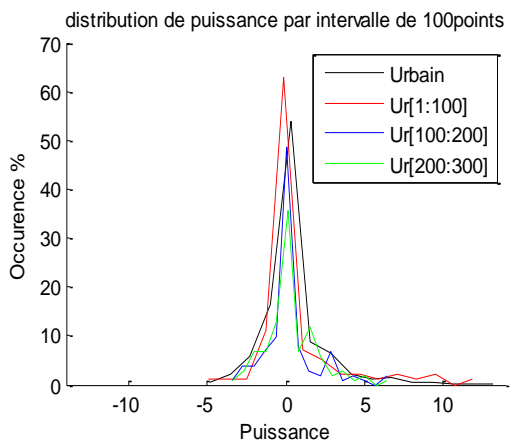


3- profil « Autoroutier »

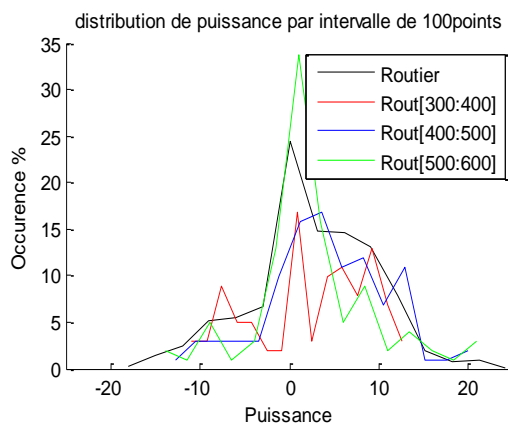
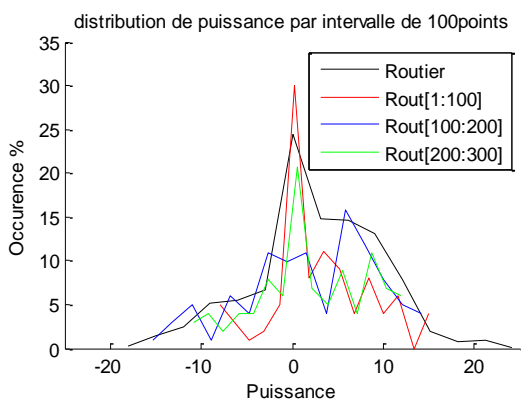


A3. Distribution de puissance par intervalle de 100 points :

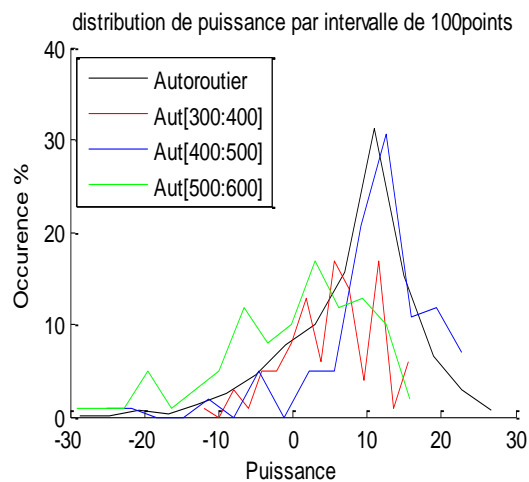
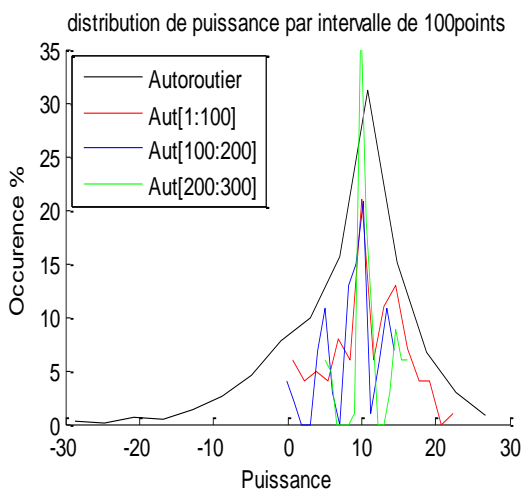
1- profil « Urbain »



2- profil « Routier »

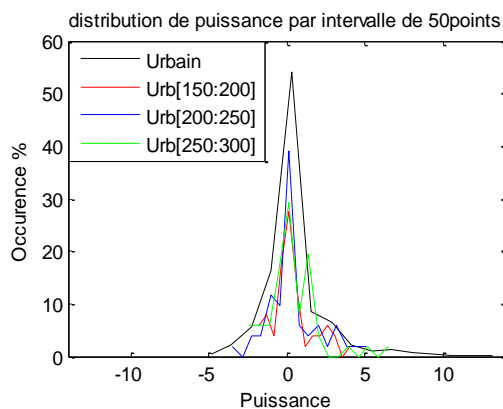
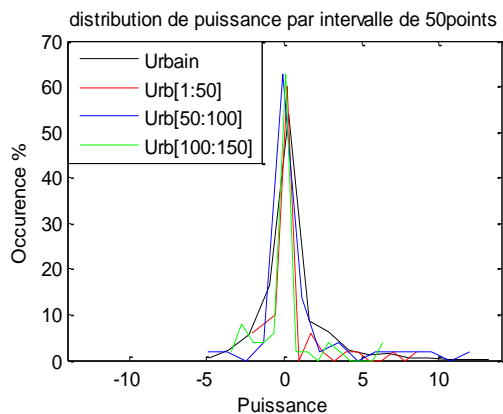


3- profil « Autoroutier »

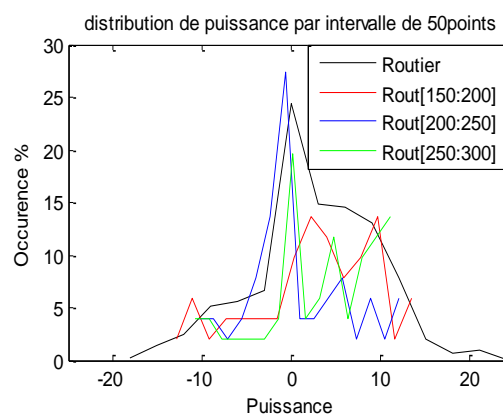
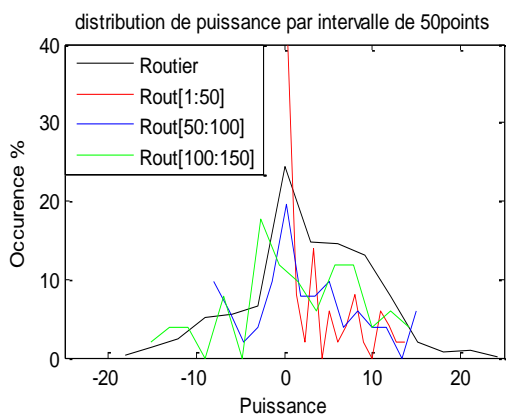


A4. Distribution de puissance par intervalle de 50 points:

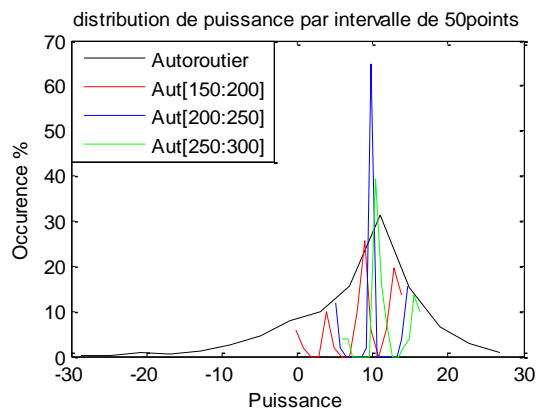
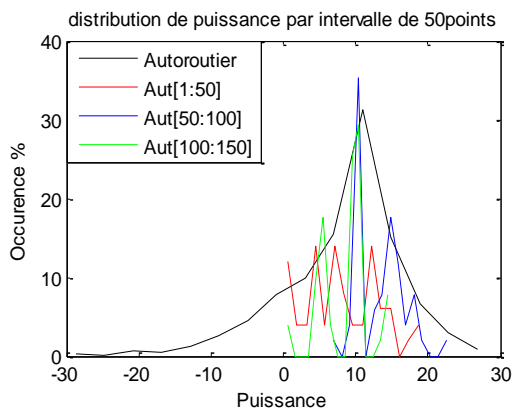
1- profil « Urbain »



2- profil « Routier »



3- profil « Autoroutier »



Author: M. Ahmed NEFFATI

Supervisors: Pr Maurice FADEL and Mc Stéphane CAUX.

Title: Management strategies of a multi-source power: fuzzy decision optimized for hybrid electric vehicle.

Abstract

The energy management of hybrid electric vehicles (VHE) has been a major scientific effort in recent years. In addition, the power required in a (VHE) must be managed online within the constraints of charge and available energy. We are particularly interested in our work to the energy management of a hybrid vehicle, the problem is the instantaneous distribution of the electric power required through the two energy sources as much as possible by optimizing the overall consumption hydrogen on a given mission profile. We start in the first phase of study the characterization of mission profiles with the aim to find characterization tools that will help us to choose the laws of commands that are part of a process of energy management online. In the second study phase, energy strategies that rely on frequency management management techniques have been developed. Then we present a method for power management in line based on fuzzy rules, this method has been improved by the application of a method of fuzzy switching. This strategy leads the fuel cell to operate at best efficiency point. It has been verified that if this method is applied to an unknown online profile, the consumption obtained is near optimal.