

Table des matières

Résumé	i
Remerciements	ii
Liste des Figures	vi
Liste des Tableaux	viii
Abbréviations	ix
Symboles	x
1 Introduction	1
1.1 Contexte général	5
1.2 Problématique	7
1.3 Objectifs	9
1.4 Méthodologie	10
1.5 Organisation du mémoire	11
2 État de l’art	12
2.1 Introduction	12
2.2 Présentation des systèmes hybridés	12
2.3 Généralités sur les moteurs à combustion interne à l’hydrogène et à l’essence	15
2.3.1 Moteurs à essence	18
2.3.2 Moteurs à hydrogène	19
2.4 Pourquoi identifier et optimiser ?	22
2.5 Identification des génératrices	23
2.6 Optimisation	24
2.7 Contrôle de la génératrice	25
2.8 Conclusion	27
3 Identification, optimisation et contrôle de la machine	28
3.1 Présentation du véhicule hybride	28

3.2	Hypothèses de départ	29
3.3	Structure générale de la méthode	30
3.4	Optimisation ou poursuite du rendement optimal	31
3.4.1	Identification du modèle	33
3.4.1.1	Critères de sélection du modèle	33
3.4.1.2	Construction du modèle	34
3.4.1.3	Identification des paramètres	36
3.4.2	Recherche du maximum	42
3.4.2.1	Définitions et notions mathématiques	42
3.4.2.2	Algorithme d'optimisation	44
3.4.3	Contrôle	47
3.4.3.1	Pourquoi le contrôle ?	47
3.4.3.2	Modélisation dynamique du système	47
3.4.3.3	Contrôle par modèle interne	51
	Propriété 1. Dualité de la stabilité	52
	Propriété 2. Contrôleur parfait	52
	Propriété 3. Annulation de l'erreur statique	53
	Étape 1 : Performance dynamique	54
	Étape 2 : Robustesse aux erreurs de modélisation	54
3.5	Intégration au système de gestion globale	58
3.6	Conclusion	59
4	Validation théorique et expérimentale	61
4.1	Contexte de la validation	61
4.1.1	Objectifs de la validation	61
4.1.2	Contexte	62
4.1.3	Banc d'essai	63
4.1.3.1	Véhicule électrique hybride	63
4.1.3.2	Présentation de la génératrice à hydrogène [1]	64
4.1.3.3	Liaison entre l'interface de puissance et les batteries	70
4.1.3.4	Liaison entre la génératrice et l'ordinateur de bord	70
4.1.3.5	Banc d'essai complet	71
4.2	Validation du modèle identifié	72
4.3	Validation de la méthode de recherche de maximum	74
4.4	Validation du contrôle du système	80
4.5	Validation globale de la méthode d'optimisation proposée	88
4.6	Validation avec une table de correspondance par intervalle	89
4.7	Discussion sur les résultats	92
5	Conclusion	94
5.1	Perspectives	95
5.1.1	Implémentation	95
5.1.2	Variation de la stœchiométrie	95
5.1.3	Intégration des émissions de GES dans l'optimisation	96

5.1.4	Fonctionnement à l'essence et avec un mélange H_2 /essence . . .	96
5.1.5	Développement d'un système de management global pour le VEH	96
A	Dimensionnement des interfaces de puissance et schéma électrique	97
B	Fiches techniques de la génératrice	100
C	Articles de revue et de conférence	108
	Bibliographie	132

Table des figures

1.1	Consommation de l'énergie primaire et secondaire par secteur en 2009 au Canada [2]	1
1.2	Émissions des Gaz à Effets de Serres (GES) par secteur en 2009 [2]	2
1.3	Architecture du véhicule à topologie série	6
2.1	Véhicule électrique hybride à topologie série	14
2.2	Véhicule électrique hybride à topologie parallèle	14
2.3	Véhicule électrique hybride à topologie série-parallèle	15
2.4	Vitesse d'inflammation en fonction du ratio d'équivalence[3]	17
2.5	Influence de la formation du mélange sur le potentiel de charge[4]	20
3.1	Architecture détaillée du VEH	29
3.2	Optimisation locale de la génératrice	31
3.3	Structure générale de l'optimisation du rendement de la génératrice	32
3.4	Cartographie partielle du rendement η en fonction de la puissance P_g et de la vitesse Ω	34
3.5	Contrôle du système par modèle interne	48
3.6	Intégration de la poursuite du rendement maximale dans la gestion d'énergie globale du VEH	59
4.1	Véhicule électrique hybride Némó	63
4.2	CompactRIO avec des modules placés dans le châssis [5]	64
4.3	Nouvelle architecture de la génératrice après suppression des onduleurs et du selecteur de tension	67
4.4	Photographies des modifications mécaniques réalisées [1]	68
4.5	Schéma bloc des éléments de contrôle de la génératrice [1]	69
4.6	Programme de communication avec l'UCE	72
4.7	Banc d'essai complet	73
4.8	Interface graphique du contrôle du banc d'essai	74
4.9	Validation expérimentale du modèle de la génératrice : (a) Profil de puissance ; (b) Profil de vitesse ; (c) Comparaison du rendement.	75
4.10	Comparaison entre le modèle à base de réseau de neurones artificiels et le modèle paramétrique de second ordre : (a) Profil de puissance de la génératrice ; (b) Profil de vitesse ; (c) Comparaison du rendement	76

4.11	Scénario de test de la poursuite du rendement maximal : (a) Cycle US06 ; (b) Puissance de traction P_e ; (c) Répartition de puissance	78
4.12	Résultat de la recherche de maximum : (a) Profil de puissance ; (b) Profil de vitesse ; (c) Comparaison du rendement de la méthode de recherche de maximum et celui de la vitesse constante $\Omega = 2500RPM$	80
4.13	Profils de puissance et de vitesse :(a) Profil de puissance ;(b) Profil de vitesse	81
4.14	Modèle utilisé pour l'émulation : (a) comparaison entre la puissance me- surée et celle fournie par le modèle ;(b) comparaison entre la vitesse me- surée et celle fournie par le modèle	82
4.15	Estimation en ligne du système avec un modèle ARX de premier ordre :(a) comparaison entre la puissance mesurée et celle fournie par le modèle ;(b) comparaison entre la vitesse mesurée et celle fournie par le modèle	83
4.16	Réponse à un échelon de puissance et de vitesse pour différentes va- leurs des éléments du filtre :(a) Consigne de puissance et réponses ; (b) Consigne de vitesse et réponses	84
4.17	Effort de commande correspondant pour $\epsilon_1 = 0.2, \epsilon_2 = 0.5$: (a) puissance de commande ; (b) vitesse de commande	86
4.18	Variation des paramètres du correcteur PI correspondant à $\epsilon_1 = 0.2, \epsilon_2 =$ 0.5 : Kp_i et Ki_i désignent respectivement le gain proportionnel et inté- gral équivalents avec l'indice qui désigne la position du paramètre sur la matrice du correcteur	87
4.19	Résultat de l'optimisation avec le contrôle intégré : (a) Puissance de référé- rence et puissance de sortie ; (b) Vitesse optimale de référence et vitesse de sortie ; (c) Rendements obtenus avec optimisation et sans optimisation à vitesse conte de 2600RPM	89
4.20	Vitesse optimale en fonction de la puissance délivrée : vitesse optimale en fonction de la puissance ; approximation de la fonction par un polynôme d'ordre 3 dont l'équation est écrite sur la figure	90
4.21	Résultat expérimental de l'optimisation à base d'un lookup table avec contrôle intégré : (a) Consigne de puissance et puissance de sortie ; (b) Consigne de vitesse et vitesse de sortie ; (c) Comparaison du rendement .	91
A.1	99

Liste des tableaux

2.1	Caractéristiques de l'essence, du diesel et de l'hydrogène [4]	16
4.1	Caractéristiques de la génératrice	65
4.2	Protocole de communication avec le contrôleur UCE	71
4.3	Paramètres du modèle longitudinal du véhicule	77
4.4	Paramètres de test	79
4.5	Indices de performance pour différentes valeurs des paramètres du filtre	85
4.6	Paramètres de test avec table de correspondance	90
A.1	Caractéristiques de l'interface	98

Abbréviations

CMI	Commande à M odèle I nterne
MCI	M achine à C ombustion I nterne
GES	G az à E ffets de S erres
VE	V éhicule E lectrique
VEB	V éhicules E lectriques à B atteries
VEH	V éhicule E lectriques H ybrides
VHR	V éhicules E lectriques hybrides R chargeables
UCE	U nité de C ontrôle E lectronique

Symboles

C_v	capacité thermique á volume constant	JK^{-1}
C_p	capacité thermique á pression constante	JK^{-1}
CO	monoxyde de carbone	-
CO_2	dioxyde de carbone	-
HC	hydrocarbures imbrulés	-
NO_x	oxyde d'azote	-
P	puissance	$W (Js^{-1})$
PCI	pouvoir calorifique inférieur	MJ/kg
γ	rapport entre c_p et C_v	-
ω	vitesse angulaire	$rads^{-1}$
ϕ	ratio d'équivalence (richesse du melange)	-
π_v	rapport volumétrique	-

Chapitre 1- Introduction

Le secteur de transport est l'un des secteurs les plus polluants au monde. Cela est dû à l'utilisation des hydrocarbures comme source d'énergie des systèmes de propulsion. Au Canada, la part du transport dans la consommation énergétique était de 22% en 2009 soit la plus grande part après l'industrie et contribue à hauteur de 38% dans les émissions des gaz à effets de serre (GES) [2]. Sur la figure 1.1, nous avons une répartition de la consom-

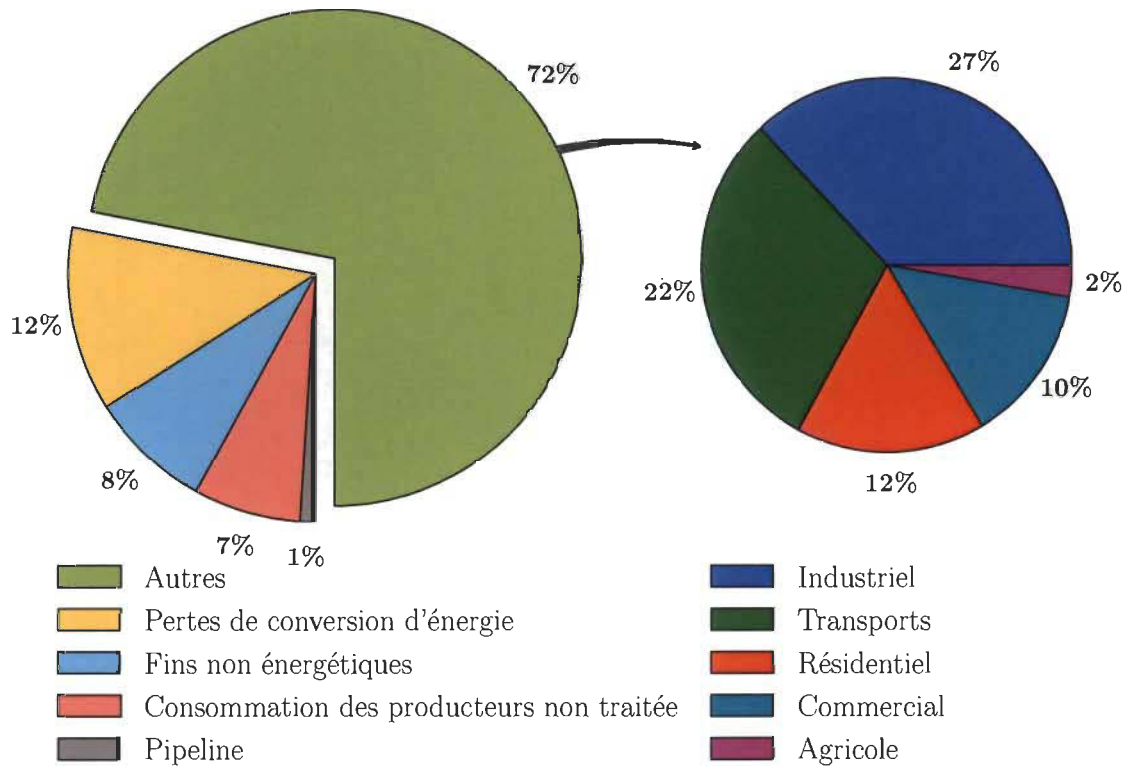


FIGURE 1.1 – Consommation de l'énergie primaire et secondaire par secteur en 2009 au Canada [2]



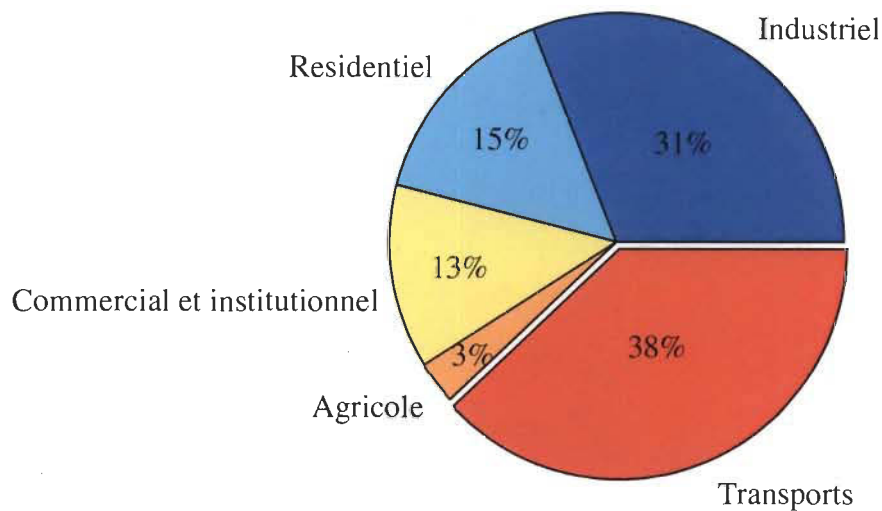


FIGURE 1.2 – Émissions des Gaz à Effets de Serres (GES) par secteur en 2009 [2]

mation énergétique au Canada pour l'année 2009. On remarque qu'après l'industrie, le secteur des transports est le deuxième secteur qui consomme le plus d'énergie. Une comparaison des émissions des GES sur la figure 1.2 permet de voir que même si le secteur industriel est plus énergivore, il émet moins de polluants que le transport. Cela s'explique par la diversification des sources d'énergie dans l'industrie. On a par exemple l'éolienne et l'hydroélectrique qui n'émettent pas de polluant. Ce qui n'est pas le cas du transport où les hydrocarbures constituent la principale source d'énergie.

La lutte contre cette pollution de masse passe par une réduction significative de l'utilisation des hydrocarbures d'où les nouvelles politiques pour les moyens de transport propre et pour l'efficacité énergétique.

Avec le réchauffement climatique et l'avènement des mouvements écologiques, la réduction de la pollution est devenue un enjeu politique dans beaucoup de gouvernements. De nouveaux projets émergent et traitent de l'efficacité énergétique et de la diversification des sources d'énergie plus particulièrement les énergies renouvelables. Le domaine du transport est concerné par ces projets où l'implication des gouvernements se fait à travers des subventions et des projets. Le projet d'électrification des transports au Québec, bien qu'il soit actuellement à l'abandon démontre qu'il fût un temps où le gouvernement

québécois accordait de l'intérêt à ce secteur [6]. Le véhicule électrique (VE) se révèle être une alternative importante dans la réduction des émissions des polluants dans le secteur du transport en plus d'apporter une certaine indépendance par rapport aux énergies fossiles [7]. En effet, les batteries du VE sont rechargées par de l'énergie électrique pouvant venir des panneaux solaires, de l'éolien ou du réseau électrique. Cependant, la pénétration de ces véhicules dans le marché est entravée par des difficultés économiques telles que le coût élevé des véhicules et des difficultés techniques non négligeables telles que l'autonomie et le temps de recharge [8, 9]. L'absence d'infrastructure telle que les stations de recharge dédiée aux VE freine aussi l'expansion dans le marché. Les difficultés techniques sont liées aux limites de la technologie actuelle. Les véhicules électriques à batteries (VEB) sont des VE dont la source de puissance est exclusivement des batteries. Au niveau local, leur émission de GES est nulle, mais l'inconvénient de ces véhicules est qu'ils font actuellement face à des problèmes d'autonomie réduite et des coûts de production et de maintenance élevés en comparaison avec les véhicules classiques [8]. Les batteries utilisées pour stocker l'énergie doivent être maintenues et changées après un certain nombre de cycles largement inférieur à la durée de vie du véhicule. Pour pallier le problème d'autonomie des VEB, on a deux possibilités. La première consiste à développer des batteries ultras performantes. C'est le cas des batteries Lithium-Ion qui ont une grande capacité de stockage, mais dont le coût est aussi élevé. On trouve ces batteries dans les véhicules électriques de luxe Tesla [10]. Cela améliore l'autonomie, mais elle reste inférieure à celle d'un véhicule classique. En plus, il faut noter que le temps de recharge des batteries est excessivement long comparé au temps requis pour faire le plein d'essence. La deuxième possibilité est de faire recours à l'hybridation des véhicules électriques à batteries (VEB). L'hybridation consiste à doter le véhicule d'une deuxième source d'énergie. Le choix de la source est fait en fonction de paramètres tels que le coût, la robustesse, les émissions de polluants de celle-ci. Pour rendre cette hybridation moins polluante, l'utilisation de l'hydrogène pour alimenter la seconde source est intéressante du fait que celui-ci émet moins de polluants que les carburants fossiles. Par rapport aux véhicules conventionnels,

les hybrides sont plus efficaces en terme de consommation du carburant à cause de l'optimisation des sources d'énergie et de la récupération d'énergie cinétique lors du freinage [11].

L'utilisation de l'hydrogène en tant que source (plus précisément comme carburant) pour le système traction peut être scindée en deux parties distinctes. La première utilisation est dans les piles à combustible (PàC) et la deuxième en tant que carburant des moteurs à combustion. Les moteurs utilisés sont des machines à combustion interne à hydrogène [12].

La fabrication des PàCs tient généralement compte des problématiques des endroits chauds (Californie par exemple) où le climat est assez clément. Dans le Nord, les conditions sont très différentes à cause du froid intense (en hiver, la température est généralement en dessous de 0°C); ce qui rend les PàC impropres à opérer correctement au Nord à cause des basses températures. En effet, les piles sont conçues pour des températures qui sont en dessus de 0°C (entre 0°C et 60°C). Lorsque la température est en dessous de 0°C , il y a un risque de congélation de l'eau produite par la réaction de la pile avec pour conséquence le dysfonctionnement de la PàC au démarrage et aussi des risques de dégradation [13–15]. En plus, il faut aussi noter que la pile a besoin d'un système de contrôle et des accessoires lourds pour son fonctionnement. Le rendement de la génératrice est de l'ordre de 35% à 44% [4, 12]. Les piles à combustible particulièrement celles à membranes échangeurs de protons ont des rendements meilleurs que la génératrice à combustion qui se situent aux alentours de 55% [16]. Même si la génératrice a un rendement faible par rapport à la PàC, elle ne nécessite pas d'accessoire et son fonctionnement n'est pas dérangé par l'hiver, car la perte thermique de la machine la réchauffe en hiver. En plus, la machine à combustion interne est moins couteuse que la PàC [16]. Les piles à combustibles sont excessivement chères; même si une production de masse permettrait de réduire les coûts, elle ne pourrait pas être plus économique que la machine à combustion. Tsuchiya et al. estiment qu'une production en masse de piles à combustible à haute

densité de puissance aurait coûté environ 88\$/kW ce qui est proche du coût du kW produit par la machine à combustion [17]. Marcinkoski et Spendelow [18] ont fait une étude comparative entre les véhicules hybrides à base de génératrice à hydrogène et ceux à base de piles à combustible. Pour une production annuelle en masse de 500000 unités, le kilowatt aurait coûté 51\$ en 2010 et 47\$ en 2012. Delorme et al. estiment le prix des piles à 79\$/kW en 2010 et 45\$/kW pour l'horizon 2013. Ils ont aussi fait une étude comparative et trouvé qu'un véhicule hybride avec une pile à combustible coûtait 1.25 fois plus cher qu'un véhicule hybride avec une génératrice à hydrogène [16]. À travers ces études, nous pouvons donc conclure que même dans les meilleures projections, la génératrice à hydrogène revient moins chère que la pile à combustible. La génératrice à hydrogène n'a pas aussi des problèmes de démarrage à froid comme la pile à combustible [13, 19, 20]. Les piles à combustible ont des émissions locales de gaz à effet de serre nulles tandis que la génératrice à combustion émet essentiellement des NO_x dont le taux dépend fortement de la stœchiométrie. Cependant, les génératrices à hydrogène n'ont pas besoin d'hydrogène hautement pur ce qui offre un avantage sur le coût du carburant utilisé. Ce qui fait qu'elle est une alternative sérieuse à la PàC dans ce contexte d'où son utilisation pour l'hybridation du VE.

1.1 Contexte général

Ce travail est réalisé au sein de l'Institut de Recherche sur l'Hydrogène (IRH). L'IRH travaille généralement dans la production, l'utilisation et aussi le stockage de l'hydrogène. Le projet de mobilité électrique a été développé dans le but de répondre aux enjeux d'efficacité, de pollution et d'autonomie du secteur de transport. Ce projet étudie l'impact de la traction électrique et l'utilisation de nouvelles sources d'énergie en particulier l'hydrogène. Dans le cadre de ce projet, l'IRH étudie la gestion de l'énergie dans un véhicule électrique et l'utilisation de sources d'énergie pour faire l'extension de l'autonomie et améliorer l'efficacité. C'est ainsi qu'il a utilisé une génératrice à base d'une machine

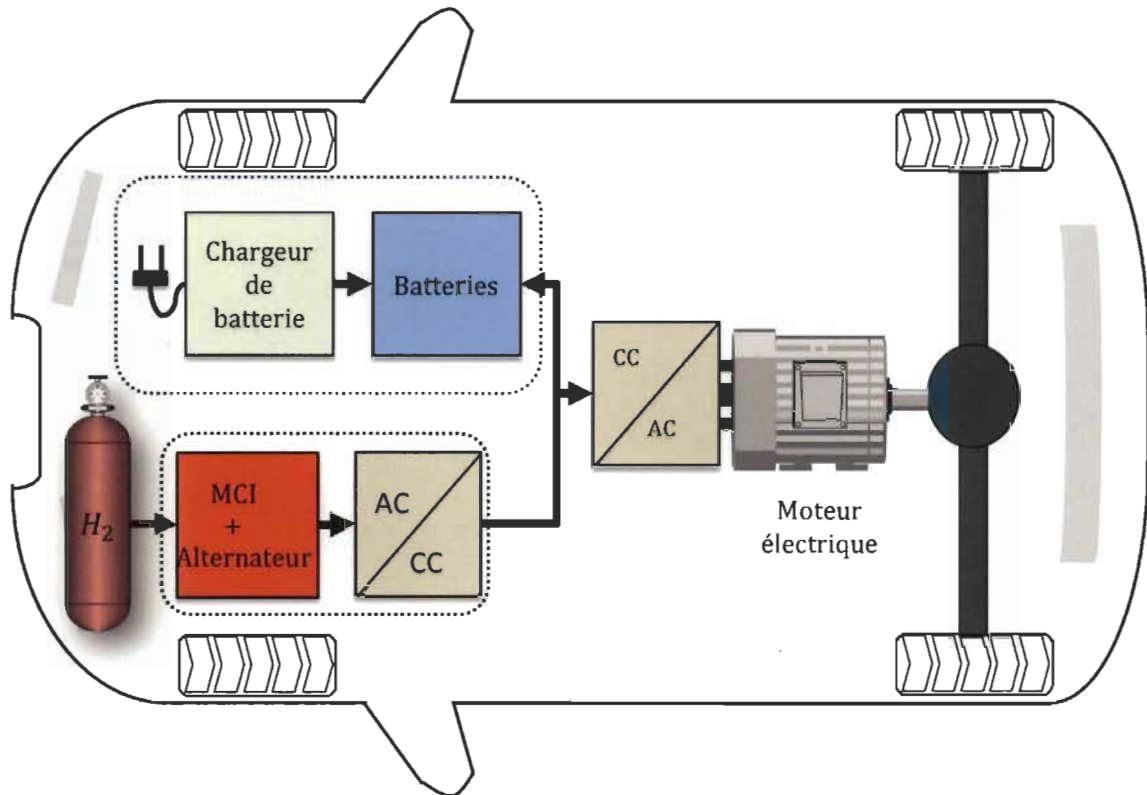


FIGURE 1.3 – Architecture du véhicule à topologie série

à combustion pour l'hybridation du véhicule électrique Némé [21]. Cette hybridation a pour but de rendre le véhicule électrique comparable aux véhicules classiques d'un point de vue énergétique. Le choix de l'hybridation du véhicule avec une génératrice à hydrogène vient du fait que l'obtention de celle-ci ne nécessite que des modifications mineures d'une génératrice classique fonctionnant à l'essence. Les modifications concernent essentiellement le processus de formation du mélange et la gestion des paramètres du moteur (temps d'injection, ouverture des papillons de gaz, durée d'injection, etc.). La topologie de sources série a été adoptée. En effet, même si cette topologie introduit de nouveaux éléments tels que des convertisseurs qui réduisent légèrement l'efficacité du montage, elle a l'avantage de permettre à la génératrice d'opérer à un régime complètement indépendant des contraintes du véhicule. Ce qui permet de disposer d'un degré de liberté pour optimiser au mieux le rendement. La figure 1.3 présente l'architecture simplifiée du véhicule électrique hybride. On peut distinguer les deux sources qui sont la MCI/Alternateur et les batteries. Dans le projet, la machine à combustion interne (MCI) et l'alternateur sont dans

une seule entité, la génératrice. Les hybridations à base de machine à combustion interne présentent quelques avantages. La MCI se distingue par son prix relativement faible et sa robustesse. Elle est capable de fonctionner dans de conditions extrêmes telles que les basses températures à l'opposé des PàC qui ont quelques difficultés pour le démarrage à froid [13–15].

1.2 Problématique

Étant donné que le but du travail consiste à prolonger l'autonomie et à améliorer l'efficacité du véhicule, il faut s'assurer que chaque source fonctionne à son rendement optimal. Le rendement des batteries est affecté généralement par l'état de charge, la résistance interne (qui dépend de la construction des batteries) et aussi par la température [22]. Les batteries sont généralement moins efficaces lorsqu'elles sont profondément déchargées ou qu'elles doivent fournir des pics de courants élevés à cause de la présence de la résistance interne qui augmente les pertes par effet joule ; pour une meilleure efficacité, il faut faire fonctionner les batteries sur une plage d'état de charge et de puissance à délivrer. Le rendement de la génératrice aussi dépend fortement des paramètres de fonctionnement qui sont la vitesse de la machine à combustion interne et la puissance délivrée [23, 24]. La puissance électrique demandée par le véhicule quant à elle, ne dépend pas du tout de ces paramètres, mais de la conduite du conducteur, de la charge du véhicule et de l'état de la route. Il s'avère donc nécessaire de contrôler les paramètres de la batterie et de la génératrice pour avoir le rendement optimal tout en fournissant la puissance demandée. Cela revient à faire une optimisation locale de chaque source d'énergie et d'intégrer celle-ci à un système de gestion qui fera une répartition optimale de la puissance à fournir par chaque source. Dans le cas de mon travail de maîtrise, nous sommes concentrés sur la génératrice à hydrogène. Cela se justifie par le coût de l'hydrogène qui entre en jeu et rend l'optimisation de la génératrice plus pressante que les batteries.

Dans l'approche traditionnelle, l'optimisation du rendement est basée sur une cartographie complète de la machine [11, 25–27]. Bien qu'ayant fait ses preuves, cette approche possède quelques inconvénients. Elle demande beaucoup de temps pour effectuer la série de tests nécessaires à l'établissement de la cartographie. En plus avec le vieillissement de la machine le point optimal se déplace et il faut refaire la cartographie de la machine. D'autres paramètres tels que les températures extrêmes (hiver rigoureux et été chaud par exemple) et le type de carburant (essence, hydrogène ou mélange des deux) influencent la cartographie, car celle-ci a été réalisée dans des conditions parfois différentes à celles rencontrées lors du fonctionnement. Une autre approche est l'utilisation d'un modèle physique du moteur établissant une relation entre les paramètres, les variables de la machine et le rendement. Ce modèle mathématique basé sur les équations physiques de la machine sera utilisé par une fonction d'optimisation pour déterminer les conditions optimales. Il existe des méthodes de modélisation telles que les modèles moyens (mean value models MVM) et les modèles à événements discrets (Discrete Event Models DEM) [28, 29]. Le premier, le MVM est basé sur les principes physiques et thermodynamiques. Il fournit une relation entre le rendement énergétique moyen de la machine et le couple moyen de la machine. Le second utilise les équations différentielles non linéaires caractérisant les quatre temps de la machine. Avec le modèle à événements discrets, l'état de la machine est obtenu en résolvant les quatre équations différentielles [28]. Les inconvénients de ces approches sont la complexité des modèles, la nécessité d'avoir une connaissance assez poussée des phénomènes thermodynamiques de la machine et les paramètres de la machine qui sont difficiles à obtenir. En plus, ils sont lourds en calcul et ne peuvent pas être résolus dans un système embarqué [28] et il faut aussi prendre en compte les variations des paramètres de la machine au cours du temps. Il devient nécessaire de trouver une approche pour optimiser les conditions d'opération de la génératrice afin de garantir une bonne efficacité énergétique de la génératrice en dépit des changements qu'il y aura. Cette approche doit être simple, pas gourmande en calcul et doit être basée sur des variables ou des paramètres facilement mesurables ou estimables. Cette approche d'optimisation doit

être synchronisée avec le système de gestion énergétique du véhicule. On peut donc dégager à partir de ces exigences les problématiques de notre travail qui sont :

1. Comment peut-on suivre le point de fonctionnement à rendement maximal de la génératrice en se basant sur une connaissance partielle de celle-ci ?
2. Comment peut-on intégrer l'algorithme de poursuite du point de fonctionnement à rendement maximal dans la gestion de notre véhicule électrique hybride ?

1.3 Objectifs

Une fois les problématiques identifiées, on dégage maintenant les objectifs que notre recherche doit atteindre. Les deux objectifs principaux de ce travail sont :

1. Optimisation du rendement de la génératrice ;
2. Intégrer la méthode d'optimisation adaptative et locale de la génératrice dans un système de gestion globale du véhicule hybride NémO de l'Institut de recherche sur l'hydrogène et valider les systèmes développés.

Le premier objectif peut être décomposé en quatre (4) sous-objectifs qui sont :

1. L'établissement d'un modèle adaptatif représentant la génératrice à l'hydrogène ;
2. Réalisation d'une méthode d'optimisation basée sur le modèle identifié et permettant de suivre le point de rendement optimal ;
3. Comparer cette approche avec la méthode basée sur les campagnes de mesures ;
4. Développer un contrôle adaptatif dont l'objectif est d'imposer des conditions d'opération optimales pour permettre une production d'énergie à rendement maximal, dans le contexte d'un véhicule électrique ;

1.4 Méthodologie

Pour atteindre les objectifs cités ci-dessus, il faut suivre une certaine logique de travail. La méthodologie à suivre pour réaliser le contrôle de la génératrice avec poursuite d'efficacité maximale se compose des différentes étapes suivantes :

1. Identification d'un modèle adaptatif de la machine : Cette étape permet d'avoir une représentation mathématique de la machine sur laquelle se basera exclusivement l'algorithme d'optimisation. Avant l'identification, il faut au préalable définir les variables à mesurer, la structure du modèle et les différents paramètres à identifier. Le modèle à identifier doit tenir compte des différentes variations telles que la température et le vieillissement qui peuvent affecter le rendement de la machine.
2. Réalisation d'un algorithme de recherche de maximum : Cet algorithme a pour but d'optimiser le fonctionnement de la machine identifiée précédemment afin de trouver la zone ou les paramètres de fonctionnement qui permettent d'avoir un rendement meilleur.
3. Contrôle adaptatif : Lorsque les conditions optimales sont calculées, il faut les imposer afin de voir leur impact ; c'est le rôle du contrôle. Il doit être adaptatif afin de prendre en compte les éventuelles variations de la machine.
4. Intégration de l'algorithme de gestion et le contrôle adaptatif : L'identification, l'optimisation et le contrôle sont dans une même boucle qui est la boucle d'optimisation. Cette boucle doit être intégrée dans la gestion globale énergétique du véhicule hybride rechargeable afin d'avoir une optimisation globale.
5. Expérimentation et validation : les différents tests permettent d'éprouver le système en vue de faire une validation finale de la méthode proposée.

1.5 Organisation du mémoire

Ce mémoire produit à la suite du travail effectué est composé de quatre chapitres. Le premier chapitre qui est l'introduction a présenté le contexte de la recherche, la problématique et les objectifs. Dans le deuxième chapitre, nous présentons l'état de l'art des travaux réalisés dans notre domaine de recherche et les perspectives des recherches courantes. Dans le chapitre quatre, nous présenterons notre proposition pour répondre aux objectifs de la recherche déjà cités. Le cinquième chapitre a pour but de faire une validation expérimentale et par simulation de la proposition. Dans cette partie, il sera aussi question des discussions et des commentaires sur les résultats obtenus. On termine avec la conclusion suivie des perspectives ou travaux futurs de ce travail de recherche.

Chapitre 2- État de l'art

2.1 Introduction

Avant d'entamer la solution à la problématique posée dans le chapitre précédent, il est utile de faire une petite investigation. Cette investigation permet de connaître les développements récents dans le domaine de l'hybridation, des machines à combustion interne et des techniques utilisées pour l'optimisation des sources plus particulièrement de la génératrice à hydrogène. Cela permet de connaître les avantages et les limites des méthodes d'optimisation du rendement existantes. Elle sert aussi de base pour le développement de la méthode proposée.

2.2 Présentation des systèmes hybridés

L'hybridation a été développée pour surmonter les inconvénients des véhicules classiques et des véhicules électriques à batteries (VEB) en apportant plus d'autonomie par rapport au véhicule électrique et plus d'économie de carburant et moins d'émissions de polluants par rapport au véhicule classique. En fonction de la nature de la source, on distingue trois types de technologies hybrides [11] qui sont :

1. le véhicule hybride à base de machine à combustion interne (à essence, à Diésel ou à carburant alternatif tel que le biocarburant) ;
2. le véhicule hybride avec pile à combustible ;

3. le véhicule hybride rechargeable : c'est un véhicule hybride dont les batteries peuvent être rechargées par le réseau électrique ou une station de recharge, on parle de véhicule électrique hybride rechargeable (VHR).

Le véhicule hybride (VH) avec pile à combustible est actuellement en développement et est pressenti pour être le véhicule du futur tandis que l'hybridation à base de la machine à base à combustion est envisagée comme une solution à moyen terme.

Les VHs peuvent être classés selon la nature des sources d'hybridations et du flux de puissances (topologie). En fonction de l'association des sources, on distingue les trois topologies principales de source [11, 30] suivantes :

- les véhicules hybrides séries : Le moteur thermique n'a qu'une seule fonction qui est celle de produire de l'énergie électrique pour alimenter un moteur électrique (traction ou propulsion) responsable du mouvement du véhicule et les batteries. Les batteries sont utilisées pour stocker l'excès de charge ou alimenter le moteur électrique lorsqu'on est en mode électrique pure. La Figure 2.1 montre le schéma d'un véhicule en topologie série. Dans la configuration série, le moteur thermique n'est pas obligé de produire exactement la puissance demandée par le moteur. Cette situation est avantageuse, car elle peut être exploitée afin de faire fonctionner la génératrice à son optimum. Par contre, l'existence des deux étages de conversion occasionne des pertes d'énergie étant donné qu'aucun d'eux n'a un rendement égal à l'unité. Le premier étage fait une conversion de l'énergie mécanique en électrique (MCI/Génératrice) et le second étage convertit l'énergie électrique en énergie mécanique (Génératrice/moteur). Les flèches indiquent les directions des flux énergétiques.
- les véhicules hybrides parallèles : dans cette configuration, la puissance peut être transmise aux roues par deux sources distinctes par exemple le moteur à combustion interne et le système batterie-moteur électrique (Voir Figure 2.2). Un système de couplage de couple permet de réaliser le transfert de couple des sources (moteur électrique et moteur thermique) vers le système de transmission du véhicule. Dans cette configuration, l'étage de la double conversion présente dans la configuration

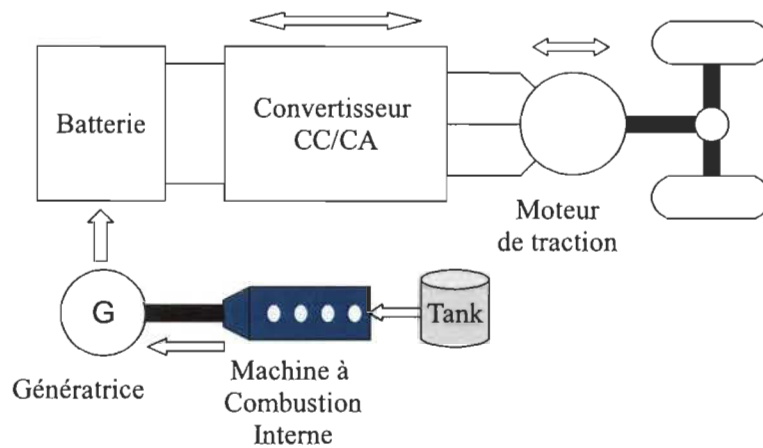


FIGURE 2.1 – Véhicule électrique hybride à topologie série

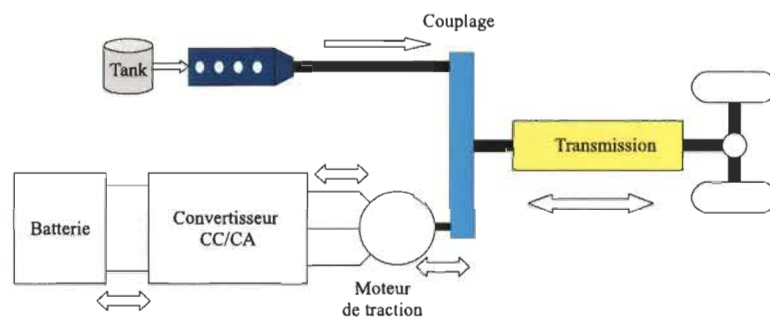


FIGURE 2.2 – Véhicule électrique hybride à topologie parallèle

série est supprimé, car le moteur thermique a une liaison directe avec le système de propulsion. L'hybridation parallèle peut être programmée pour utiliser le moteur électrique pendant les faibles demandes de puissance. Cette configuration permet aussi d'augmenter la puissance disponible dans le cas où le moteur thermique est sous-dimensionné par rapport à la puissance mécanique demandée. Dans les deux cas, le but est d'augmenter l'économie de carburant.

- les véhicules hybrides séries-parallèles : cette topologie offre la possibilité d'opérer en série et/ou en parallèle. Dans cette architecture, il y a des liens mécaniques et électriques additionnels comparés aux deux autres topologies. En effet un système de répartition de puissance permet de répartir la puissance mécanique fournie par la machine à combustion interne et le moteur électrique. La génératrice électrique

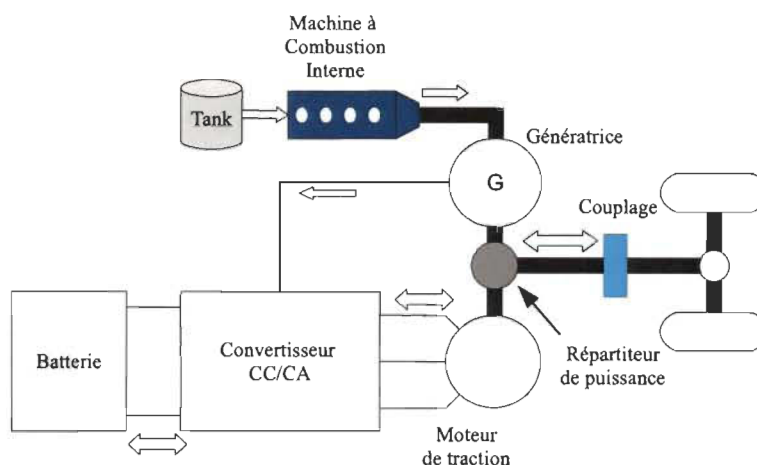


FIGURE 2.3 – Véhicule électrique hybride à topologie série-parallèle

solidaire à la MCI est connectée électriquement au convertisseur CC/CA. La configuration série-parallèle offre les avantages des configurations série et parallèle, mais elle est la plus coûteuse et la plus complexe. La Figure 2.3 présente cette topologie.

Chaque constructeur automobile tente de justifier son choix de topologie. Les facteurs à prendre en compte sont généralement le coût, l'autonomie, la fiabilité et le confort que chacune d'elle offre. Dans le domaine industriel, on peut trouver beaucoup de modèles hybrides à base de machine à combustion interne. La Toyota Prius est la première production commerciale de masse des VEHs. Elle a été commercialisée au Japon en 1997 et dans le monde entier en 2001. D'autres constructeurs se sont lancés dans la production. On retrouve notamment la Chevrolet Volt, le Fisher Karma, la Honda Civic et Accord, le Renault Kangoo, ... Les véhicules hybrides à base de machine à combustion interne utilisent généralement l'essence comme carburant. Pour répondre aux soucis de pollution, certains carburants alternatifs moins polluants que l'essence sont envisagés. C'est le cas de l'hydrogène dont la combustion locale produit très peu de polluants.

2.3 Généralités sur les moteurs à combustion interne à l'hydrogène et à l'essence

L'utilisation de l'hydrogène en tant que carburant découle du fait de ses caractéristiques intéressantes. En effet ne contenant pas de carbone, sa combustion produit très peu

d'hydrocarbures imbrûlés HC , ni de dioxyde de carbone CO_2 , ni de monoxyde de carbone CO ou de particules. L'oxyde d'azote est aussi produit, mais ces émissions peuvent être réduites sous conditions [4, 31]. En plus, le pouvoir calorifique de l'hydrogène est trois fois supérieur à celui de l'essence ou du gasoil et il est capable de brûler dans des mélanges carburant/air pauvre ou riche (ratio d'équivalence ϕ allant de 0.2 à 5) (Voir Tableau 2.1).

La stœchiométrie désigne les proportions quantitatives de réactifs nécessaires à la réalisation d'une réaction chimique. Dans la combustion de l'essence avec de l'air, elle définit la proportion d'air et d'essence nécessaire pour une combustion optimale. Dans des conditions normales de température et de pression (il s'agit des conditions atmosphériques), cette proportion est de 14,7g d'air pour 1g d'essence.

La richesse (ou ratio d'équivalence) est le rapport entre le dosage réel et le dosage théorique (stœchiométrique).

$$\phi = \frac{\text{dosage réel}}{\text{dosage théorique}} \quad (2.1)$$

Ainsi, pour un mélange pauvre, la richesse est inférieure à 1, pour un mélange riche elle est supérieure à 1.

Le tableau 2.1 présente les caractéristiques de l'hydrogène, du diésel et de l'essence.

TABLE 2.1 – Caractéristiques de l'essence, du diésel et de l'hydrogène [4]

Paramètres	Unité	Essence	Diésel	Hydrogène
Formule	-	$C_4 - C_{12}$	$C_8 - C_{25}$	H_2
Composition(C, H, O)	Masse-%	86, 14, 0	87, 13, 0	0, 100, 0
PCI	MJ/kg	42.7	42.78	120
Densité	kg/m ³	720 – 780	848	0.089
Ratio stœchiométrique Air/Fuel	kg/kg	14.7	14.5	34.3
Limites d'inflammabilité	Vol - %	1.0 – 7.6	1.0 – 6	4 – 75
	ϕ	0.7 – 2.5	0.7 – 2.1	0.1 – 5
Vitesse laminaire de la flamme	cm/s	35-50	na	210
Température d'auto allumage	°C	approx. 350	approx. 265	585

Propriétés dans des conditions standard de température (273.15K) et de pression (1bar).

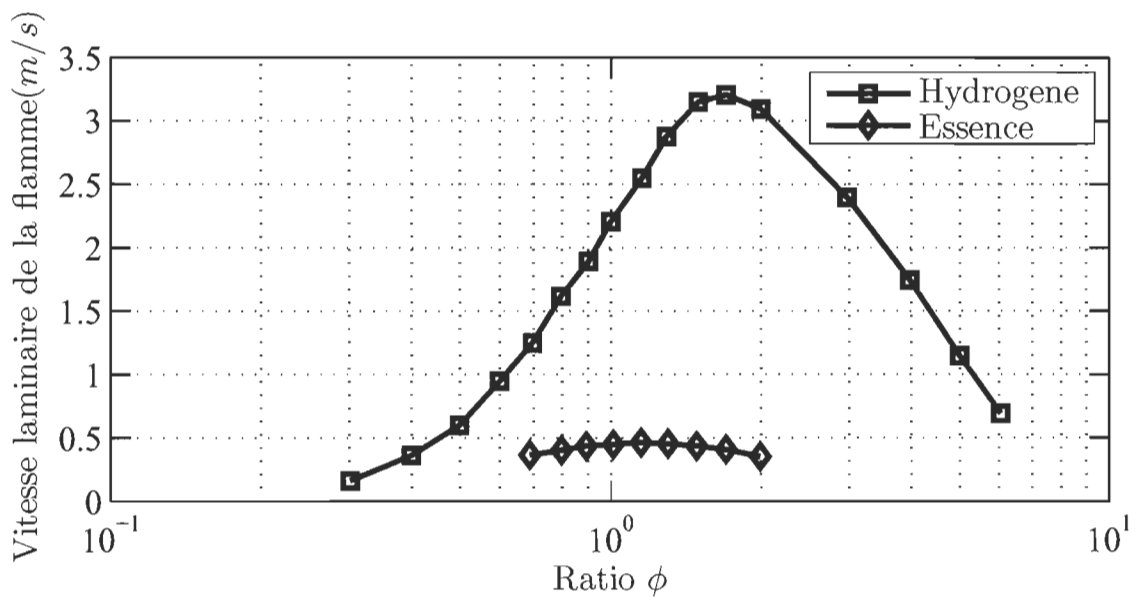


FIGURE 2.4 – Vitesse d'inflammation en fonction du ratio d'équivalence[3]

En nous référant au tableau 2.1, nous pouvons remarquer que l'hydrogène a des caractéristiques qui sont généralement meilleures que celles des autres carburants. Son pouvoir calorifique inférieur est presque le triple des deux autres carburants et sa plage d'inflammabilité est très large allant des mélanges ultras pauvres ($\phi = 0.1$) à des mélanges ultras riches ($\phi = 5$). La vitesse laminaire de la flamme est nettement élevée par rapport à celle de l'essence. Ce qui constitue un autre avantage, car cela veut dire qu'on a plus de chance d'avoir une combustion homogène et généralisée de l'hydrogène. Les points faibles de l'hydrogène sont la faible densité ($0,089\text{kg/m}^3$ contre environ 720kg/m^3 pour l'essence) et la température élevée d'autoallumage. En effet, la faible densité de l'hydrogène constitue un défi pour le stockage de l'hydrogène. Cela explique le stockage de l'hydrogène dans des bouteilles pressurisées [32, 33]. Des modes de stockage sont actuellement en étude. La température d'autoallumage est de 585°C , ce qui dépasse le double de celle du diésel (la température d'autoallumage du diésel est de 265°C) donc pour un fonctionnement en cycle diésel, il faut augmenter considérablement la pression pour avoir cette température. Cela justifie partiellement la préférence du cycle essence pour l'hydrogène.

La génératrice dont nous disposons est basée sur un moteur à combustion à quatre

temps. Ce moteur est caractérisé par quatre phases de fonctionnement qui sont l'admission du mélange, la compression, la combustion et l'échappement et détente des gaz. Le rendement thermique théorique η_{th} de la machine dépend fortement du rapport volumétrique (taux de compression) et de la nature du mélange (carburant).

$$\eta_{th} = 1 - \frac{1}{\pi_v^\gamma - 1} \quad (2.2)$$

où π_v est le rapport volumétrique et γ est donné par la relation suivante :

$$\gamma = \frac{c_p}{c_v} \quad (2.3)$$

c_p et c_v désignent respectivement la capacité thermique à pression constante et la capacité thermique à volume constant.

Il existe deux cycles de fonctionnement de la machine à combustion interne qui sont le cycle à essence et le cycle diesel. Les moteurs basés sur le fonctionnement de ces cycles portent généralement le nom de ces cycles.

2.3.1 *Moteurs à essence*

Dans les moteurs à essence traditionnels, le carburant est injecté dans le collecteur d'admission, évaporé (transformé en vapeur) et mélangé à de l'air. Ce mélange homogène est introduit dans la chambre de combustion pendant la phase d'admission, puis il est comprimé. Avant, le mélange était effectué par le carburateur, mais il est de plus en plus fait avec une injection électronique qui permet un contrôle rigoureux des proportions. À la fin de la compression, la combustion est amorcée (par le biais d'une bougie par exemple). C'est le seul temps moteur de la machine, c'est-à-dire le seul moment où la machine produit un couple moteur. Dans le moteur à essence, la richesse du mélange

est presque constante. Le contrôle de la puissance se fait généralement en régulant le volume du mélange admis dans la chambre de combustion par le contrôle de l'ouverture des papillons de gaz, on parle dans ce cas de contrôle quantitatif [34]. Cette réduction de l'ouverture des papillons de gaz dans le cas d'un fonctionnement à charge partielle entraîne une augmentation des pertes par pompage occasionnées par l'augmentation de la résistance due à l'étranglement des valves, d'où le rendement médiocre de ces moteurs pour de faibles charges. L'un des facteurs pénalisant aussi le rendement est l'auto-inflammation du mélange qui impose une limitation du taux de compression. Cette limitation a pour but d'éviter que le mélange ne s'enflamme seul sous l'effet de la haute température occasionnée par la pression [4]. La combustion de l'essence produit beaucoup d'hydrocarbures imbrulés (HC), de monoxyde d'azote CO et des oxydes d'azote NO_x . Ces émissions de polluant constituent un inconvénient majeur du moteur à essence dans le contexte actuel où l'on cherche à réduire coûte que coûte la pollution environnementale. Pour réduire les émissions de HC , de CO et de NO_x , un catalyseur est souvent placé à la sortie du pot d'échappement. Ce catalyseur ne fonctionne qu'à partir d'une certaine température d'où son inefficacité au moment du démarrage. Le rendement du catalyseur est influencé par la richesse du mélange (ϕ est égal 1 dans les conditions stœchiométriques).

2.3.2 Moteurs à hydrogène

Les machines à combustion interne peuvent aussi fonctionner avec des carburants autres que l'essence et le diésel. Parmi ces carburants, on a les biocarburants et aussi l'hydrogène. Le choix du cycle de fonctionnement dépend de la nature du carburant. Faire fonctionner le moteur à hydrogène en cycle Diesel est très avantageux, car il permettrait d'avoir une densité de puissance élevée avec un rendement aussi amélioré. Mais pour l'hydrogène, il est difficile d'atteindre dans les conditions conventionnelles de rapport de compression la température d'auto-inflammation de l'hydrogène (voir tableau 2.1) d'où la préférence du moteur à allumage commandé à celui du type diésel. La formation du

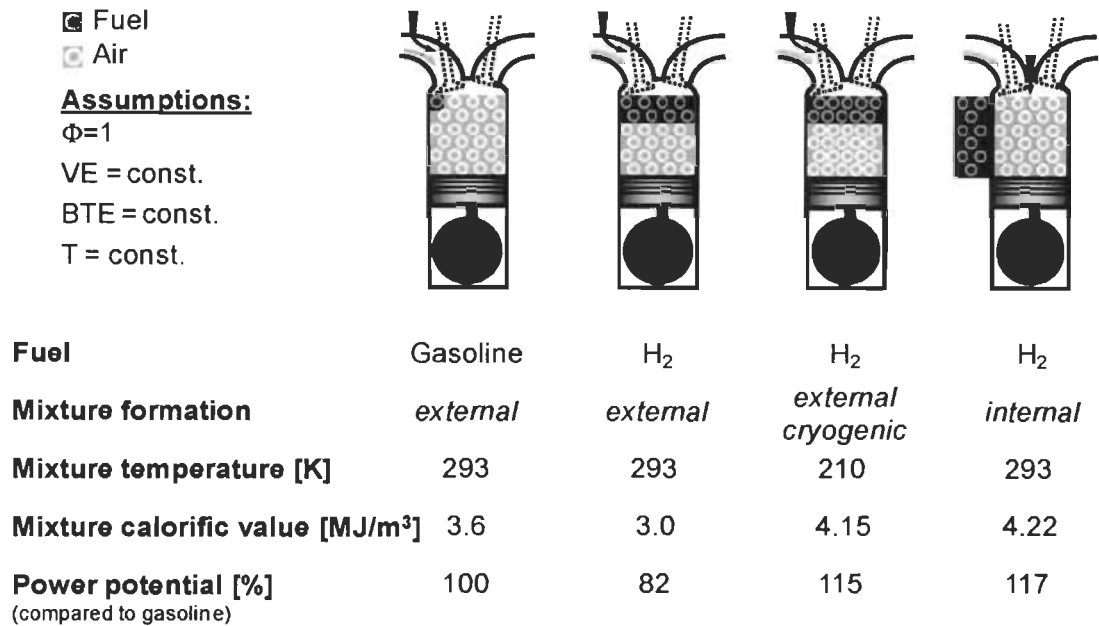


FIGURE 2.5 – Influence de la formation du mélange sur le potentiel de charge[4]

mélange gazeux a un impact sur la densité de puissance du moteur. Les moteurs à hydrogène sont généralement des moteurs à essence dont le système d'injection et l'unité de contrôle électronique [4, 35] ont été modifiées. La densité de puissance des moteurs à hydrogène varie en fonction de la formation du mélange. Sur la Figure 2.5, le concept de formation du mélange change la densité de puissance du moteur en comparaison avec un moteur à essence. On compare trois types de formation de mélange Hydrogène/Air avec celui à essence. Le système d'injection indirecte (le mélange est formé à l'extérieur de la chambre de combustion comme celui de l'essence) a un potentiel de puissance plus faible que celui à essence (82%). Lorsque l'hydrogène est refroidi, le potentiel de puissance augmente pour atteindre 115%. Mais cette technique a une complication, car elle nécessite la cryogénisation de l'hydrogène. Le système d'injection directe où le mélange est formé à l'intérieur de la chambre de combustion est le meilleur en terme de potentiel de puissance (117%), mais le procédé est difficile à mettre en œuvre [4]. Le système d'injection indirecte est le plus utilisé, car il est plus facile à mettre en œuvre et peut être appliqué sur

une machine à essence avec un changement simple de carburant, cas des machines bi carburantes. Actuellement il y a principalement trois axes de recherche en vue d'améliorer les moteurs à hydrogène. Le premier axe consiste à étudier la possibilité de fonctionner avec le cycle Diesel. Cela permettra d'améliorer le potentiel de puissance et le rendement. Le deuxième axe se focalise l'injection directe de l'hydrogène qui est la meilleure option pour un fonctionnement avec le cycle Essence. Le troisième axe se base sur l'amélioration du système d'injection indirecte déjà utilisé en vue de la rendre plus performante.

L'une des particularités de l'hydrogène est sa grande plage d'inflammabilité qui permet dans le cas du moteur à hydrogène de fonctionner avec des mélanges faibles ou riches. La richesse ϕ du mélange (Air-fuel) a cependant un impact sur le potentiel de la machine et les émissions des polluants. En d'autres termes lorsque le mélange est très pauvre, le moteur est incapable de fournir sa puissance maximale. Les émissions d'hydrocarbures imbrulés sont faibles (presque nulle si l'hydrogène est pure et n'a pas de trace de carbone). Les émissions d'oxydes d'azote NO_x sont faibles, mais commencent à augmenter lorsque ϕ atteint 0,5 pour atteindre un pic très important autour de $\phi = 1$ [4]. Si l'on veut prendre en compte les considérations environnementales, il est donc nécessaire de fonctionner avec ϕ inférieur à 0,5 si l'on veut minimiser les émissions de NO_x . Il existe deux stratégies de contrôle de la puissance de la machine à combustion. Nous avons d'une part le contrôle quantitatif et d'autre part le contrôle qualitatif. Dans le contrôle quantitatif, la richesse du mélange est constante ($\phi = \text{constante}$) tandis que les papillons de gaz sont utilisés pour régler le volume du mélange admis dans la chambre de combustion nécessaire pour la puissance à développer. On opère généralement avec un mélange ultra-pauvre ($\phi \approx 0,22$). Cette technique occasionne des pertes de charges dues à l'obstruction des papillons de gaz, mais a l'avantage d'avoir des émissions ultras faibles de polluants [36, 37]. Il faut noter que cette stratégie qui est utilisée généralement pour le fonctionnement à essence où la stœchiométrie est presque constante. Dans le contrôle qualitatif, les papillons de gaz sont ouverts au maximum. On agit maintenant sur la richesse du mélange à brûler ($\phi \approx 0,22$ à 0,5). Une combinaison de ces deux stratégies permet d'exploiter la

machine en combustion interne sans émettre beaucoup de NO_x . Le contrôle quantitatif est généralement utilisé pour les faibles charges tandis que le contrôle qualitatif pour les fortes charges [36]. Le rendement du moteur à hydrogène à l'instar de tous les moteurs à combustion dépend aussi fortement du point d'opération à savoir le couple développé et le régime d'opération [4, 36, 38]. La détermination de ces conditions est généralement utilisée dans la stratégie d'optimisation des machines à combustion. Ces stratégies d'optimisation visent à maximiser le rendement de la machine et à réduire les émissions de NO_x [12]. Dans les stratégies d'optimisation, on suppose généralement que les réglages intrinsèques de la machine nécessaires pour imposer le point de fonctionnement désiré tels que le temps d'injection, la durée d'injection et autres sont fixés à leur optimum.

2.4 Pourquoi identifier et optimiser ?

L'objectif principal de ce travail consiste à trouver les meilleures conditions d'opération du groupe en se basant sur la connaissance partielle de celui-ci. Pour déterminer les conditions d'opération optimales, il est impératif de se baser sur un modèle de la machine. Une première approche consiste à élaborer un modèle basé sur les équations de la génératrice. Cependant, la réalisation d'un modèle basé sur les équations physiques de la machine s'avère impossible à cause des difficultés pour mesurer certaines grandeurs électromécaniques telles que le couple développé, les résistances et les inductances de la machine. En effet, le couple de la machine ne peut pas être mesuré de façon directe et nécessite un accessoire tel qu'un dynamomètre. Quant à la résistance interne, elle peut être mesurée si les enroulements sont disponibles, mais avec l'échauffement de la machine, sa valeur change. Si un tel modèle venait à être réalisé, il faut souligner que les paramètres physiques de la machine doivent être mis à jour, ce qui implique d'ajouter des appareils de mesure et/ou des algorithmes d'estimation des paramètres physiques. Une approche par modèle à base de données est plus réaliste dans cette situation. Cette méthode utilise les mesures actuelles et/ou précédentes pour élaborer, identifier les paramètres d'un modèle

et faire la mise à jour de celui-ci si nécessaire. L'avantage de cette méthode est qu'elle ne nécessite pas une connaissance poussée du système (équations physiques). En plus, certaines variables peuvent être ajoutées au modèle dans le but d'avoir plus de degrés de liberté.

L'efficacité de la machine à combustion interne dépend fortement des conditions de fonctionnement [39]. L'optimisation de la génératrice vise à déterminer les conditions de fonctionnement optimal de celle-ci.

2.5 Identification des génératrices

Il existe une multitude de méthodes d'identification de système à partir de données. Nous avons d'une part, les modèles linéaires résultant d'une combinaison linéaire entre les paramètres et les variables et d'autre part, les modèles non linéaires. Nous pouvons citer quelques méthodes qui sont : les réseaux de neurones [40, 41], la logique floue [42], les algorithmes génétiques, les machines à vecteurs de support (Support Vector Machines en anglais) [43], les tables de correspondance (Lookup table), etc. . . . Kalogirou dans sa revue de littérature évoque l'utilisation de l'intelligence artificielle pour la modélisation et le contrôle des machines à combustion interne [44]. Il évoque dans son travail l'utilisation des systèmes experts, des réseaux de neurones artificiels, de la logique floue, de l'algorithme génétique et l'hybridation avec d'autres méthodes pour modéliser la machine à combustion interne. Çay et al ont utilisé un réseau de neurones artificielles pour identifier la machine à combustion [45]. Avec les réseaux de neurones, le modèle était assez précis, mais nécessitait un nombre important de données expérimentales pour faire l'entraînement. Hametner a aussi utilisé les réseaux de neurones artificiels pour représenter le comportement non linéaire de la machine à combustion pour différents régimes. Il a élaboré pour chaque régime un modèle de la machine et un modèle moyen de la machine est obtenu à partir de ces différents modèles [46]. Ce modèle moyen modélise parfaitement les non-linéarités du système. Cependant la convergence des réseaux de neurones

dépend fortement de la richesse des données utilisées lors de l'entraînement. Les tables de correspondance sont faciles à mettre en œuvre mais nécessitent des données couvrant toute la plage de fonctionnement de la machine. Ce qui équivaut à faire une campagne de mesures complètes. Il faut aussi noter que ces tables ne sont pas adaptatives ; or notre but est d'établir un modèle qui puisse prendre en compte les changements des paramètres de la machine et aussi pas très coûteux en temps.

2.6 Optimisation

Une méthode d'optimisation simple consiste à effectuer systématiquement une recherche globale en balayant complètement l'espace d'observation du fonctionnement de la machine afin de trouver les meilleures conditions de fonctionnement. Cette méthode basée sur des mesures exhaustives (cartographie complète) de la machine n'est pas adaptative. Cela constitue un inconvénient majeur pour l'optimisation d'une machine dont les paramètres changent. Il existe des méthodes d'optimisation basées sur le modèle de la génératrice identifié.

1. La recherche taboue : c'est une méthode heuristique basée sur la recherche de l'optimum dans le voisinage [47]. Le nom tabou de cet algorithme vient du fait qu'il faut dresser une liste pour les points non optimaux déjà parcourus afin de les éviter au futur (liste taboue ou liste noire) d'où la nécessité d'une mémoire. La recherche taboue est adaptative, car la liste est mise à jour à chaque point parcouru.
2. Méthode Levenberg-Marquardt : c'est une méthode itérative de régression basée sur la méthode des moindres carrés. Elle fait intervenir la jacobienne de la fonction à optimiser d'où la nécessité d'avoir une fonction dérivable.
3. La méthode du gradient : calcul de la dérivée pour le choix de la direction de descente. La fonction doit être dérivable en tout point.
4. Le recuit simulé : c'est un algorithme dérivé de la sidérurgie avec minimisation d'énergie. Le paramètre à optimiser est identifié à l'énergie. Un paramètre fictif, la

température, est identifié pour contrôler l'évolution de l'algorithme. Cet algorithme permet de trouver l'optimum global, mais ses inconvénients résident dans le choix des nombreux paramètres tels que la température initiale, la loi de décroissance ou les critères d'arrêts [48]. Le temps de convergence du recuit simulé est assez long [48].

5. La méthode perturbation et observation (PO) : cette méthode est basée sur la perturbation et l'observation de la réponse afin de déterminer la direction optimale à prendre. Elle est beaucoup utilisée dans les algorithmes de poursuite de maximum MPPT (Maximum Power Point Tracking) des plaques solaires pour déterminer les conditions optimales d'opération de celles-ci [49–51]. Elle est assez simple à mettre en pratique. Dans le contexte des plaques solaires, il n'existe qu'un unique optimum donc il n'y a aucune chance que l'algorithme se bloque dans un minimum local contrairement à la génératrice où le risque de blocage de cet algorithme dans un minimum local existe.
6. La recherche linéaire (Line search) : c'est une méthode d'optimisation basée sur la recherche de la direction permettant d'atteindre l'optimum. La direction de descente est définie par la méthode du gradient ou de façon aléatoire. Cette méthode se distingue par sa facilité de mise en œuvre mais elle présente un risque de blocage dans un extrémum local.

Il existe d'autres méthodes d'optimisation telles que les algorithmes génétiques, la logique floue, l'optimisation par essaim de particules ou l'optimisation par colonies de fourmis, etc... La meilleure méthode est celle qui fait un compromis entre la précision, la facilité d'implémentation et le temps d'exécution.

2.7 Contrôle de la génératrice

Dans un système, où le point de fonctionnement a une influence non négligeable sur l'efficacité, il faut être en mesure d'imposer ces conditions de fonctionnement. Pour cela,

un système de contrôle doit être réalisé. De nombreux types de contrôleurs sont mentionnés dans la littérature. Le traditionnel correcteur PID est largement utilisé pour le contrôle des systèmes. Les paramètres de ce contrôleur peuvent être définis par la méthode de Ziegler-Nichols basée sur les réponses à l'échelon pour définir les paramètres du contrôleur PID (Proportionnel Intégral Derivateur) à implémenter. Cette méthode marche parfaitement pour un système linéaire. Le contrôle basé sur le contrôle optimal comme le régulateur linéaire quadratique (Linear Quadratic Regulator) est régulièrement utilisé. Le contrôle reste stable et conserve toujours de bonnes performances si les incertitudes du modèle du système à contrôler restent bornées [52–54]. La difficulté de ces contrôleurs réside dans la syntonisation des paramètres [52–56]. La commande à modèle interne (CMI) permet d'avoir un correcteur qui a l'avantage d'être facile à paramétrer. Dans ce contrôleur la stratégie consiste à modéliser le système pour la reconstruction des perturbations afin d'obtenir la structure du contrôleur et les paramètres de celui-ci. Il permet d'avoir un correcteur qui prend en compte les écarts du modèle par rapport au système réel et garantit une convergence asymptotique du système en présence de perturbation et d'erreur de modélisation [57–59]. La génératrice est un système qui a de fortes non-linéarités [44, 60, 61]. Il existe des contrôleurs pour des systèmes non linéaires. La première façon consiste à utiliser toujours un contrôleur linéaire. Cela est possible lorsqu'il s'agit d'une faible non-linéarité. Dans le cas contraire, on peut utiliser un contrôleur linéaire paramétré par zone de fonctionnement, il s'agit d'un contrôleur à gain programmé [62]. Les contrôleurs flous sont très utilisés pour les systèmes qui ne sont pas linéaires. Les paramètres du contrôleur sont ajustés selon l'état du système. Pour la détermination de l'état de la machine afin d'établir les bases de la fuzzification du contrôleur, une connaissance à priori du système est requise [44, 63]. Étant donné que les paramètres de la génératrice varient lentement, il est intéressant de développer une commande à modèle interne adaptative [62, 64]. On trouve beaucoup d'applications de la CMI adaptative [58, 65, 66].

2.8 Conclusion

À travers cette revue de littérature, nous avons présenté les généralités sur les moteurs à combustion interne. Le choix des moteurs pour l'hybridation des véhicules est surtout économique et environnemental. La machine à combustion interne avec l'hydrogène comme carburant est un choix judicieux pour l'hybridation, car elle permet d'augmenter l'autonomie tout en étant moins polluants (cela est valable dans les cas où l'hydrogène a été produit proprement). Il faut toutefois s'assurer que la machine fonctionne à son rendement maximal et si possible avec moins d'émission de polluant.

Dans l'introduction, nous avons parlé des approches traditionnelles d'optimisation existantes. Celles-ci sont basées généralement sur la cartographie de la machine. Or cette cartographie nécessite des tests rigoureux de la machine. La limite de cette approche est que pour chaque type de machine, il faut faire une cartographie. En plus, lorsque la machine vieillit, une mise à jour doit être effectuée. Dans le cas d'une génératrice modifiée pour fonctionner avec des mélanges variables (hydrogène à des stœchiométries différentes ou mélange hydrogène-essence), la réalisation de la cartographie s'avère compliquée. La méthode d'optimisation basée sur le modèle physique de la machine hormis sa complexité mathématique a aussi ses limites, car il est difficile de trouver les valeurs des paramètres physiques caractéristiques. Pour remédier à ces limites, l'optimisation à travers un modèle basé sur les données est justifiée surtout lorsqu'on ne dispose pas de modèle physique ou lorsque les paramètres intrinsèques de la machine sont difficiles à obtenir. Pour cela, il faut choisir parmi les méthodes d'identification celle qui représente mieux le système et qui n'est pas aussi gourmande en calcul. Le choix de la méthode de recherche de maximum est directement lié au modèle identifié. Le contrôle abordé en dernière position est aussi vital que l'identification et l'optimisation, car sans lui, les conditions optimales trouvées ne peuvent pas être appliquées à la machine. Dans le chapitre suivant, nous présenterons une nouvelle méthode d'optimisation du rendement et de contrôle de la machine.

Chapitre 3- Identification, optimisation et contrôle de la machine

Avant d'exposer la méthode que nous proposons, il faut au préalable présenter globalement le système et établir les hypothèses de départ sur lesquelles nous nous sommes basés pour établir cette proposition. Pour rappel, les objectifs principaux de ce travail concernent l'optimisation du rendement de la génératrice et l'intégration de cette méthode d'optimisation au système de gestion globale du véhicule. La suite du chapitre sera consacrée essentiellement à la description de la méthode proposée.

3.1 Présentation du véhicule hybride

Sur la Figure 3.1, nous avons l'architecture détaillée du VEH. On distingue clairement les deux sources d'énergie qui sont les batteries et la génératrice H_2MCI à hydrogène. En effet bien que cette génératrice puisse aussi fonctionner à l'essence, dans notre étude nous nous sommes limités à l'utilisation de l'hydrogène comme carburant, d'où l'utilisation de H_2 dans les notations. Le bloc convertisseur unidirectionnel AC-DC convertit les grandeurs électriques alternatives (tension/courant) en grandeurs continues afin d'assurer la connexion électrique avec les batteries. Il gère aussi le flux de puissance. Suivant la consigne du conducteur P_u , le système de gestion d'énergie estime la puissance mécanique à développer P_m^* et calcule l'énergie électrique P_e du véhicule. En fonction de l'état

des batteries E_b et du carburant restant E_{H_2MCI} , il fait une répartition optimale de puissance entre les sources. La génératrice doit délivrer P_g^* (c'est la consigne de puissance de la génératrice) et les batteries P_b . P_m est la puissance mécanique réelle développée par le système de propulsion et P_g , la puissance électrique fournie par la génératrice.

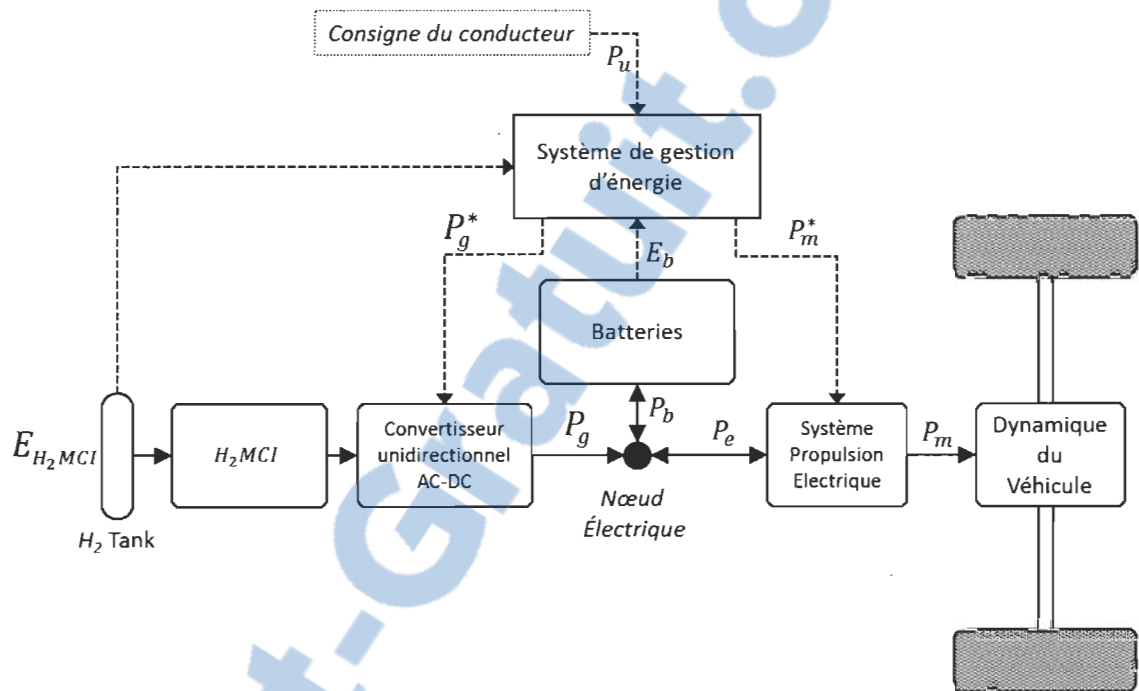


FIGURE 3.1 – Architecture détaillée du VEH

3.2 Hypothèses de départ

Les hypothèses utilisées dans notre travail sont :

- Le rendement de la machine constitue une variable importante dans notre travail, car c'est lui que nous voulons optimiser. Pour cela, une définition claire de celui-ci est de rigueur. Le rendement η de la machine est le rapport entre la puissance électrique P_g fournie aux batteries et la puissance équivalente à la consommation de carburant P_{H_2} . Cette hypothèse permet de prendre en compte le rendement de l'électronique de puissance. Ce qui nous permet d'évaluer avec exactitude le rendement du système global. Les mesures se font à chaque instant d'échantillonnage. Le rendement de la

génératrice est calculé à partir des mesures de P_g et du débit \dot{m}_{H_2}

$$\eta = \frac{P_g}{K_{H_2} \dot{m}_{H_2}} \quad (3.1)$$

K_{H_2} est une constante et correspond au pouvoir calorifique supérieur de l'hydrogène.

- La vitesse Ω et la puissance électrique P_g fournie par la machine sont des variables mesurables donc observables.
- Le système est échantillonné dans le but de permettre un traitement numérique à chaque instant échantillonné. Dans les expressions, l'indice t correspond à chaque instant échantillonné et T_e désigne le temps d'échantillonnage.
- Nous avons utilisé le contrôle quantitatif comme stratégie de contrôle. La stœchiométrie est constante tandis que l'ouverture des papillons de gaz est variable. Celle-ci est gérée par l'unité de contrôle électronique de la machine à combustion. La décision d'utiliser uniquement cette stratégie découle du fait que le dispositif de contrôle de la stœchiométrie n'est pas encore installé.

3.3 Structure générale de la méthode

La Figure 3.2 représente l'optimisation locale du système génératrice/électronique de puissance. Les variables de manipulation de la génératrice sont la vitesse de rotation Ω via l'unité de contrôle électronique (UCE) intégrée à celle-ci et la puissance électrique P_g délivrée par l'intermédiaire de l'électronique de puissance. Le rendement du bloc génératrice/électronique de puissance qui dépend de ces variables peut être exprimé sous la forme d'une fonction f :

$$\eta = f(\Omega, P_g) \quad (3.2)$$

Le but du programme d'optimisation du rendement de la génératrice est de calculer la vitesse optimale Ω^* permettant d'avoir η_{max} pour une consigne de puissance P_g^* provenant

du système de gestion d'énergie. Les consignes P_g^* et Ω^* sont envoyées à un contrôleur qui va générer les commandes Ω_r et P_{gr} à envoyer respectivement à l'UCE et au convertisseur de puissance. Dans cette vision, la génératrice et le convertisseur constituent un seul système.

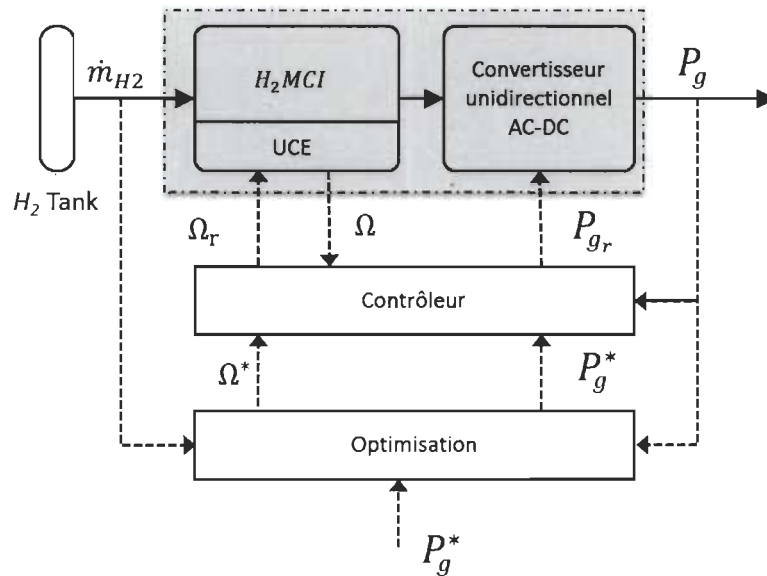


FIGURE 3.2 – Optimisation locale de la génératrice

Dans l'équation (3.1), il est clairement établi qu'une relation mathématique peut être établie entre η et les variables Ω et P_g . Notre proposition est structurée selon les objectifs principaux cités auparavant. La première étape consiste à optimiser localement le rendement de la génératrice et la deuxième étape à intégrer cette méthode dans la gestion énergétique globale du véhicule.

3.4 Optimisation ou poursuite du rendement optimal

Elle est basée sur l'observation des données du système et elle est composée de trois étapes qui sont l'identification du modèle liant le rendement aux variables de contrôle $\eta = f(\Omega, P_g)$, la recherche de la vitesse permettant d'avoir un rendement optimal pour une consigne de puissance P_g^* et le contrôle pour l'imposition des conditions optimales

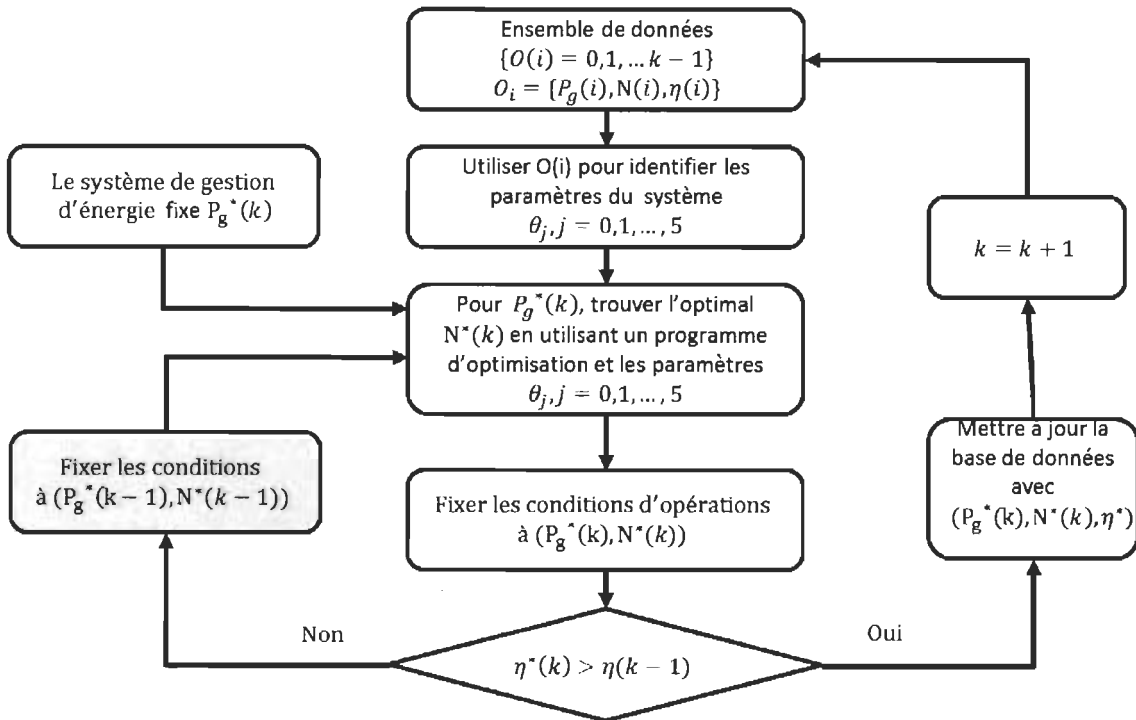


FIGURE 3.3 – Structure générale de l’optimisation du rendement de la génératrice

à la génératrice (P_g^* et Ω^*). La recherche du maximum est itérative, il devient donc important de faire apparaître la notion du temps dans les formulations pour distinguer les instants. Sur la Figure 3.3, on a une représentation globale de la méthode d’optimisation. On peut distinguer clairement les étapes qui la constituent. La première étape correspond à la collecte des données. Celle-ci se fait par une mesure des variables utiles à notre optimisation du rendement à l’instant t . L’étape suivante qui vient juste après la collecte de l’ensemble de données O_i est l’identification. Dans cette partie, nous recherchons à réaliser un modèle reliant η à P_g et Ω ($\eta = f(P_g, \Omega)$). Les paramètres caractéristiques θ_j sont calculés. La troisième étape qui est l’optimisation utilise le modèle paramétré par θ_j et détermine pour une puissance optimale P_g^* fournie par le système de management d’énergie du véhicule, la vitesse optimale Ω^* . Dans la quatrième étape, les conditions de la machine aux conditions optimales $\{P_g^*, \Omega^*\}$ sont imposées et une comparaison du rendement actuel η^* à l’instant t avec celui de l’instant précédent $\eta(t-1)$ est réalisée. Lorsqu’il y a une amélioration du rendement, une mise à jour de l’ensemble des données avec les conditions actuelles d’opération est effectuée et on reprend la première étape. Dans le cas contraire, il

faut faire une annulation rétroactive (imposer les conditions d'opérations précédentes) et repartir dans l'étape d'optimisation pour rechercher de nouvelles conditions d'opération.

Les forces de cette méthode d'optimisation sont :

1. Adaptabilité : la méthode est basée sur un modèle adaptatif et fait des mises à jour en ligne afin de prendre en compte les différents changements de la machine.
2. Simplicité : dans cette approche, nous avons juste besoin de quelques données partielles afin d'initialiser le programme. Cela représente un net avantage, car les campagnes de mesures ne sont plus nécessaires. En plus, on peut l'appliquer à n'importe quelle machine vu que le modèle est basé sur les données mesurées.

3.4.1 *Identification du modèle*

3.4.1.1 Critères de sélection du modèle

Pour l'identification, le choix du modèle est très important. Dans notre problème, nous voudrions définir un modèle qui établira la relation entre le rendement de la machine et les conditions d'opération. Étant donné que nous désirons avec ce modèle obtenir des conditions optimales stables de fonctionnement, un modèle statique pourrait accomplir facilement la tâche. Le modèle statique a aussi l'avantage d'être facile à mettre en œuvre comparé à un modèle dynamique qui intègre la notion du temps. Le type de modèle choisi détermine aussi les types d'algorithmes qui peuvent être utilisés pour identifier les paramètres. Dans le choix du modèle, nous devons tenir aussi compte de cette complexité d'identification des paramètres. En effet quel que soit le modèle choisi, la précision des paramètres identifiés est importante, car elle déterminera l'exactitude du modèle. Nous pouvons donc dire qu'un bon modèle est celui qui représente exactement le comportement du système tout en étant simple au niveau de la structure et de l'algorithme utilisé pour faire l'identification des paramètres de celui-ci.

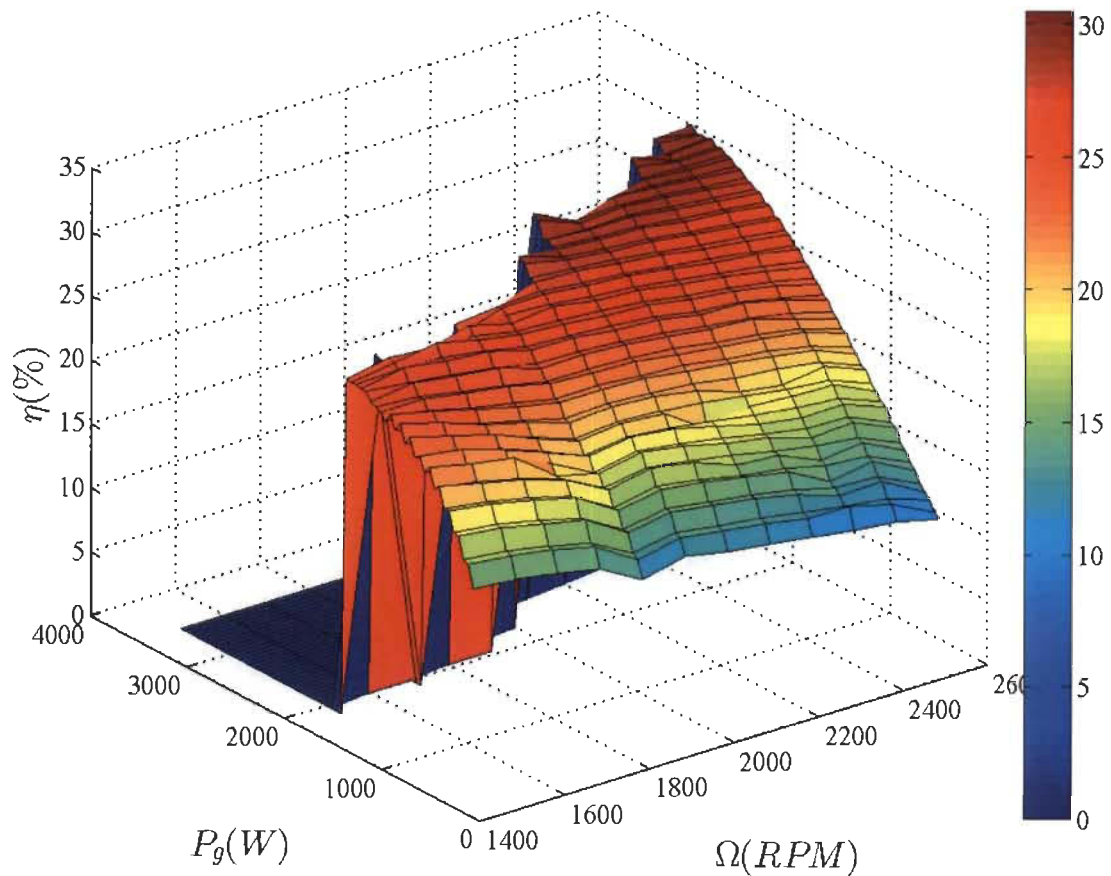


FIGURE 3.4 – Cartographie partielle du rendement η en fonction de la puissance P_g et de la vitesse Ω

3.4.1.2 Construction du modèle

Pour le choix de la structure du modèle, plusieurs expérimentations ont été réalisées afin d'observer la variation du rendement η en fonction de la vitesse Ω et de la puissance P_g . Sur la figure 3.4 de la cartographie partielle obtenue à partir de ces essais, nous avons une représentation du rendement en fonction de la puissance et de la vitesse du moteur. Nous pouvons observer que la surface résultante peut être approchée par une surface lisse et convexe. S'il existe un maximum η dans la plage admissible des valeurs de P et Ω , alors il devient raisonnable de dire qu'autour de ce point une surface convexe peut représenter parfaitement le rendement en fonction de P et Ω . Pour chaque instant t , le rendement de la machine est représenté par une fonction $\eta(t) = f(\Omega(t), P_g(t))$. Considérons que les

conditions optimales d'opération pour un rendement optimal η^* soient (P^*, Ω^*) . Pour P et Ω , considérons les équations suivantes définissant l'écart entre les conditions d'opération à l'instant t et l'optimum :

$$\Delta P_g(t) = P_g(t) - P_g^*(t) \quad (3.3)$$

$$\Delta \Omega(t) = \Omega(t) - \Omega^*(t) \quad (3.4)$$

Le rendement ayant une forme convexe, son approximation par la série de Taylor en un polynôme de second ordre autour d'un point de fonctionnement ne peut être que précise. Comme nous nous intéressons aux conditions optimales, il est tout à fait logique de faire le développement autour du point de coordonnées $(P_g^*(t), \Omega^*(t))$.

$$\eta(P_g, \Omega) = \theta_0 + \theta_1 \Delta P_g(t) + \theta_2 \Delta \Omega(t) + \theta_3 \Delta P_g(t) \Delta \Omega(t) + \theta_4 (\Delta P_g(t))^2 + \theta_5 (\Delta \Omega(t))^2 \quad (3.5)$$

où :

$$\theta_0 = \eta(P_g^*, \Omega^*) \quad (3.6)$$

$$\theta_1 = \frac{\partial \eta(P_g^*, \Omega^*)}{\partial P_g} \quad (3.7)$$

$$\theta_2 = \frac{\partial \eta(P_g^*, \Omega^*)}{\partial \Omega} \quad (3.8)$$

$$\theta_3 = \frac{\partial \eta(P_g^*, \Omega^*)}{\partial P_g \partial \Omega} \quad (3.9)$$

$$\theta_4 = \frac{\partial^2 \eta(P_g^*, \Omega^*)}{\partial^2 P_g} \quad (3.10)$$

$$\theta_5 = \frac{\partial^2 \eta(P_g^*, \Omega^*)}{\partial^2 \Omega} \quad (3.11)$$

L'équation ainsi obtenue est linéaire en ses paramètres θ_i , $i = 0, 1, \dots, 5$. Ces paramètres doivent être identifiés.

3.4.1.3 Identification des paramètres

Pour identifier les paramètres de l'équation (3.5), il faut la réécrire à l'instant t sous une autre forme :

$$\eta(P_g; \Omega) = \varphi(t)\Theta(t) \quad (3.12)$$

où :

$$\varphi^T(t) = [1, \Delta P_g(t), \Delta \Omega(t), \Delta P(t)\Delta \Omega(t), \Delta^2 P_g(t), \Delta^2 \Omega(t)] \quad (3.13)$$

$$\Theta(t) = [\theta_0, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5]^T \quad (3.14)$$

φ^T et $\Theta(t)$ sont respectivement le vecteur de régresseurs et le vecteur de paramètres. Il faut définir un critère d'identification des paramètres. Pour cela on définit une fonction de coût J qui est généralement quadratique à minimiser.

$$J(\hat{\Theta}) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^N (\eta(t) - \varphi(t)\Theta(t))^2 \quad (3.15)$$

où N est le nombre de valeurs discrètes, $\hat{\Theta}$ est l'estimation du vecteur de paramètres Θ . Étant donné que l'équation (3.5) est linéaire par rapport au vecteur de paramètres Θ et $J(\hat{\Theta})$ est quadratique, la méthode des moindres carrés permet de minimiser cette fonction. $J(\hat{\Theta})$ est minimale si à chaque instant t , $(\eta(t) - \varphi(t)\Theta(t))^2$ est minimale. $\eta(t)$ en fonction de l'estimation du vecteur de paramètres estimés, $\hat{\Theta}$ est :

$$\eta(t) = \varphi(t)\hat{\Theta} \quad (3.16)$$

A partir de cette condition, on en déduit que pour N instants, la condition suivante doit être respectée.

$$\Upsilon = \Phi \hat{\Theta} \quad (3.17)$$

où :

$$\Phi = [\varphi^T(1), \varphi^T(2), \dots, \varphi^T(N-1), \varphi^T(N)]^T \quad (3.18)$$

$$Y = [\eta(1), \eta(2), \dots, \eta(N-1), \eta(N)]^T \quad (3.19)$$

Le vecteur de paramètres peut être déduit de l'équation (3.17). En multipliant l'équation par Φ^T , on a :

$$\Phi^T Y = \Phi^T \Phi \hat{\Theta} \quad (3.20)$$

Si la matrice $\Phi^T \Phi$ est non singulière, alors la fonction de coût à un minimum unique pour le vecteur de paramètres estimé :

$$\hat{\Theta} = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T Y \quad (3.21)$$

Pour trouver les paramètres, nous avons supposé que nous disposons d'un paquet fixe de données qui représentent assez bien notre système. Dans la pratique cela s'avère difficile car les données peuvent être nombreuses ce qui aura pour impact de rendre l'inversion de la matrice difficile. Une manière intelligente de procéder serait de faire l'estimation avec un nombre limité de données et ensuite faire une mise à jour des paramètres. Cela aura l'avantage d'être léger en calcul et de prendre directement en compte les variations qui peuvent arriver. La méthode des moindres carrés récursifs (MCR) permet d'optimiser la fonction de coût de manière récursive sans avoir au préalable toutes les données d'où son utilisation pour l'estimation en temps réel des paramètres. La résolution de l'équation peut être arrangé pour que le résultat obtenu de l'instant $t-1$, soit utilisé pour faire l'estimation à l'instant t . On définit le vecteur de mesures $\Phi(t)$ et $P(t)$ tel que :

$$\Phi(t) = [\varphi^T(1), \varphi^T(2), \dots, \varphi^T(t-1), \varphi^T(t)]^T \quad (3.22)$$

$$P^{-1}(t) = \Phi^T(t) \Phi(t) \quad (3.23)$$

On fait un développement de $P^{-1}(t)$, on arrive à l'exprimer en fonction de sa valeur précédente calculée à l'instant $t - 1$ et des mesures actuelles :

$$\begin{aligned}
 P^{-1}(t) &= \sum_{i=1}^t \varphi(i)\varphi^T(i) \\
 &= \sum_{i=1}^{t-1} \varphi(i)\varphi^T(i) + \varphi(t)\varphi^T(t) \\
 &= P^{-1}(t-1) + \varphi(t)\varphi^T(t)
 \end{aligned} \tag{3.24}$$

Avec l'indice t , l'équation (3.21) devient :

$$\begin{aligned}
 \hat{\Theta}(t) &= [\Phi^T(t)\Phi(t)]^{-1} \Phi^T(t)\Upsilon(t) \\
 &= P(t) \sum_{i=1}^t \varphi(i)\eta(i) \\
 &= P(t) \left(\sum_{i=1}^{t-1} \varphi(i)\eta(i) + \varphi(t)\eta(t) \right)
 \end{aligned} \tag{3.25}$$

A partir des équations (3.24) et (3.25), on obtient :

$$\begin{aligned}
 \sum_{i=1}^{t-1} \varphi(i)\eta(i) &= P^{-1}(t-1)\hat{\Theta}(t-1) \\
 &= P^{-1}(t)\hat{\Theta}(t-1) - \varphi(t)\eta(t)\hat{\Theta}(t-1)
 \end{aligned} \tag{3.26}$$

En remplaçant l'équation (3.26) dans l'équation (3.25), $\hat{\Theta}(t)$ devient :

$$\begin{aligned}
 \hat{\Theta}(t) &= \hat{\Theta}(t-1) - P(t)\varphi(t)\varphi^T(t)\hat{\Theta}(t-1) + P(t)\varphi(t)\eta(t) \\
 &= \hat{\Theta}(t-1) + P(t)\varphi(t) \left(\eta(t) - \varphi^T(t)\hat{\Theta}(t-1) \right) \\
 &= \hat{\Theta}(t-1) + Q(t)\epsilon(t)
 \end{aligned} \tag{3.27}$$

où :

$$Q(t) = P(t)\varphi(t) \tag{3.28}$$

$$\epsilon(t) = \eta(t) - \varphi^T(t)\hat{\Theta}(t-1) \tag{3.29}$$

$\epsilon(t)$ est l'erreur résiduelle et peut être considérée comme une erreur de prédiction car c'est la différence entre la variable mesurée actuellement et celle fournie par le modèle estimé à l'instant $t - 1$. Pour déterminer $Q(t)$, il faut calculer $P(t)$ récursivement. Pour cela on utilise la lemme d'inversion de matrice.

Lemme d'inversion de matrice Soient A, B, C et $C^{-1} + DA^{-1}B$ sont des matrices carrées non singulières, alors $A + BCD$ est inversible tel que :

$$(A + BCD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(C^{-1} + DA^{-1}B)^{-1}DA^{-1} \quad (3.30)$$

En appliquant cette lemme dans l'équation de $P(t)$, nous obtenons :

$$\begin{aligned} P(t) &= [\Phi^T(t)\Phi(t)]^{-1} \\ &= [\Phi^T(t-1)\Phi(t-1) + \varphi(t)\varphi^T(t)] \\ &= [P^{-1}(t-1) + \varphi(t)\varphi^T(t)]^{-1} \\ &= P(t-1) - P(t-1)\varphi(t) [I + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)]^{-1} \varphi^T(t)P(t-1) \end{aligned} \quad (3.31)$$

A partir de l'équation (3.31), nous déduisons l'expression récursive de $Q(t)$:

$$\begin{aligned} Q(t) &= P(t)\varphi(t) \\ &= P(t-1)\varphi(t) [I + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)]^{-1} \end{aligned} \quad (3.32)$$

Dans l'expression récursive de $P(t)$, il y a tout de même une inversion matricielle, il s'agit de $[I + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)]^{-1}$. Cette matrice est carrée de rang m et a l'avantage d'avoir une dimension réduite. Ce qui rend son inversion facile. Le rang m est déterminé de la façon suivante :

$$m = \text{rang}(\varphi^T(t)\varphi(t)) \quad (3.33)$$

m est tout simplement égale au nombre de paramètres à identifier. Pour démarrer les calculs récurrents, il faut penser à l'initialisation des paramètres. Cela consiste à déterminer pour t_0 , les valeurs $\Theta(t_0)$ et $P(t_0)$. Il existe plusieurs méthodes d'initialisation [62]. Les trois méthodes les plus courantes sont l'initialisation arbitraire, l'initialisation avec les valeurs précédentes et l'initialisation par un paquet de données. La première consiste à fixer arbitrairement ces paramètres. On initialise $\theta(t_0) = 0$ et $P(t_0) = \sigma I$ où σ est une constante de grande valeur. Avec ce mode d'initialisation, l'algorithme peut prendre énormément de temps pour converger ou même diverger. Pour la deuxième méthode, on utilise les valeurs de Θ et de P du cycle précédent comme valeurs initiales. Le dernier moyen consiste à utiliser un paquet de mesures pour calculer hors ligne par la méthode des moindres carrés ces paramètres. Cette méthode a l'avantage de donner des valeurs initiales correctes [67].

$$\hat{\Theta}(t_0) = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T \mathcal{Y}$$

$$P(t_0) = [\Phi^T \Phi]^{-1}$$

Pour plus d'informations se reporter à l'équation (3.21). L'algorithme MCR repose sur ces équations et se présente la façon suivante :

t : entier ;
 Θ : réel ;
 P : réel ;
 Q : réel ;
 $t \leftarrow t_0$;
 $\Theta(t_0) \leftarrow [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T \Upsilon$;
 $P(t_0) \leftarrow [\Phi^T \Phi]^{-1}$;

Tant que ($x \leq 5$) **faire**

$\varphi^T(t) \leftarrow [1, \Delta P_g(t), \Delta \Omega(t), \Delta P(t) \Delta \Omega(t), \Delta^2 P_g(t), \Delta^2 \Omega(t)]$;
 $\epsilon(t) \leftarrow \eta(t) - \varphi^T(t) \hat{\Theta}(t-1)$;
 $Q(t) \leftarrow P(t-1) \varphi(t) [I + \varphi^T(t) P(t-1) \varphi(t)]^{-1}$;
 $P(t) \leftarrow P(t-1) - P(t-1) \varphi(t) [I + \varphi^T(t) P(t-1) \varphi(t)]^{-1} \varphi^T(t) P(t-1)$;
 $\hat{\Theta}(t) \leftarrow \hat{\Theta}(t-1) + Q(t) \epsilon(t)$;

Fait

ALGORITHME 1 – Algorithme des Moindres Carrés Récursifs

En se référant aux équations (3.4) et (3.3), le calcul de $\Delta P_g(t)$ et de $\Delta \Omega(t)$ nécessite la connaissance de l'optimum que nous recherchons. Pour se faire, nous allons supposer que l'optimum à calculer à l'instant t est proche de celui de l'instant $t - 1$ qui est déjà calculé. Donc le développement peut se faire autour de ce point maintenant.

$$\Delta P_g(t) = P_g(t) - P_g^*(t-1) \quad (3.34)$$

$$\Delta \Omega(t) = \Omega(t) - \Omega^*(t-1) \quad (3.35)$$

Les paramètres identifiés nous permettent maintenant d'avoir une relation mathématique entre la puissance, la vitesse et le rendement. Cette relation est exploitée par un algorithme de recherche de rendement optimal (Voir sous-section 3.4.2.2).

3.4.2 Recherche du maximum

Le problème de recherche du maximum consiste à déterminer pour une consigne de puissance P_g^* , la vitesse optimale Ω^* à laquelle la machine doit fonctionner pour avoir un rendement η^* maximal. Cette recherche est basée sur la fonction $\eta(t) = f(P(t), \Omega(t), \Theta(t))$ obtenue précédemment.

3.4.2.1 Définitions et notions mathématiques

Avant de parler de la méthode d'optimisation numérique à utiliser pour rechercher le maximum de rendement, nous présentons d'abord quelques notions mathématiques. Considérons une fonction monovariante :

$$\begin{aligned} f &: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \\ x &\rightarrow f(x) \end{aligned}$$

Maximum global : Soit f une fonction définie sur $S \subseteq \mathbb{R}^n$. Le point x^* est un majorant global de f si $f(x^*) \geq f(x)$ pour tout $x \in S$; c'est majorant global strict de f si $f(x^*) > f(x)$ pour tout $x \neq x^*$. $f(x^*)$ est appelé *maximum global* de f .

Maximum local : Soit f une fonction définie sur $S \subseteq \mathbb{R}^n$. Le point x^* est un majorant local de f s'il existe un voisinage ouvert B de x^* tel que $f(x^*) \geq f(x)$ pour tout $x \in B \cap S$; c'est majorant global strict de f si $f(x^*) > f(x)$ pour tout $x \in B \cap S, x \neq x^*$. $f(x^*)$ est appelé *minimum local* de f .

Point stationnaire : On dit que x^* est un *point stationnaire* de f définie sur $S \subseteq \mathbb{R}^n$ si $\nabla f(x^*) = 0$. Les méthodes d'optimisation cherchent à maximiser (ou minimiser) la fonction f . Cette optimisation est souvent atteinte par des algorithmes itératifs. Les algorithmes commencent généralement avec un état initial x_0^s et génère une séquence $\{x_i^s\}$

dans le but d'avoir une solution qui est un point stationnaire, un majorant local ou un majorant global.

Convergence d'un algorithme : Soit $S \subseteq \mathbb{R}^n$ et $\{x_i^s\} \subseteq S$ une séquence générée par un algorithme d'optimisation. Si $\lim_{i \rightarrow \infty} x_i^s = x^* \in S$ pour n'importe quelle séquence de départ $x_0^s \in S$ alors on peut dire que l'algorithme est globalement convergent. Si cette convergence existe seulement pour quelques conditions initiales $x_0^s \in S$, on parle de convergence locale. On dit que $\{x_i^s\}$ est convergent d'ordre q si

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\|x_{k+1}^s - x^*\|}{\|x_k^s - x^*\|^q} = M$$

existe pour q avec $M > 0$. $\{x_i^s\}$ est linéairement convergent si $q = 1$ et quadratiquement convergent pour $q = 2$. Dans les algorithmes d'optimisation, il faut définir un critère d'arrêt. Lorsque $x_k^s \neq 0$ et $f(x_k^s)$ pour i suffisamment grand, le calcul est arrêté généralement lorsque

$$\|x_{k+1}^s - x_k^s\| / \|x_k^s\| \leq \epsilon$$

ou

$$|f(x_{k+1}^s) - f(x_k^s)| / |f(x_k^s)| \leq \epsilon$$

En d'autres termes le calcul d'optimisation peut être interrompu lorsque $\|x_{k+1}^s - x_k^s\| \leq \epsilon$ ou $|f(x_{k+1}^s) - f(x_k^s)| \leq \epsilon$ avec $\epsilon > 0$. ϵ est un paramètre défini par l'utilisateur. On peut rajouter d'autres critères d'arrêt afin d'améliorer l'algorithme. On peut par exemple avoir la comparaison avec l'optimum précédent.

3.4.2.2 Algorithme d'optimisation

Soit une fonction η définie sur $Z \subseteq \mathbb{R}^2$ telle que :

$$\begin{aligned}\eta &: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R} \\ x &\rightarrow \eta(x)\end{aligned}$$

avec $x = \{P_g, \Omega\}$. L'optimisation revient à trouver le point $x^* \in Z$ tel que pour tout $x^* = \{P_g^*, \Omega^*\}$, $\eta(x^*) \geq \eta(x)$. Le point x^* est déjà défini à moitié avec P_g^* qui est déjà fourni. On se retrouve dans une optimisation mono-variable.

Une manière simple pour la détermination de l'optimum consiste à faire la dérivée de la fonction η pour trouver un point stationnaire :

$$\nabla\eta(\Delta\Omega^*) = \frac{\partial\eta}{\partial\Delta\Omega} = 0 \quad (3.36)$$

On obtient alors à chaque instant l'optimum :

$$\Delta\Omega^*(t) = \frac{\theta_1 + \theta_3\Delta P_g(t)}{2\theta_4} \quad (3.37)$$

$$\Omega^*(t) = \Delta\Omega^*(t) + \Omega^*(t-1) \quad (3.38)$$

Bien que cette méthode soit simple, la valeur $\Omega^*(t)$ peut se retrouver hors de la zone d'opération Z . Il faut une méthode qui recherche dans cette zone d'opération.

Dans les méthodes d'optimisation que nous avons présentées dans l'état de l'art la méthode de recherche linéaire est sûrement la plus triviale. Dans la méthode de recherche linéaire, à chaque itération on commence avec x_k à définir la direction p_k et le pas de recherche s_k . Ce processus d'itération est illustré comme suit

$$x_{k+1} = x_k + s_k p_k$$

Le pas s_k est toujours positif et la direction de descente est définie de tel sorte que $p_k^T \nabla \eta(x_k) > 0$ pour garantir que l'évolution de l'algorithme aboutisse au maximum rechercher. En d'autres termes si la dérivée $\frac{\partial \eta}{\partial \Delta \Omega}$ de la fonction $\eta(t)$ par rapport à Ω est négative alors p_k est positive dans le cas contraire, elle est négative. En analysant la décomposition en serie de Taylor, on trouve que $\eta(x_k + s_k p_k) = \eta(x_k) + s_k p_k^T \nabla \eta(x_k) + O(s_k^2)$. Étant donné que $O(s_k^2)$ est très très petit devant $s_k p_k^T \nabla \eta(x_k)$, $\eta(x_k + s_k p_k) > \eta(x_k)$ si $p_k^T \nabla \eta(x_k) > 0$. Cette condition permet d'avoir toujours une direction descendante. Le pas définit la vitesse avec laquelle on va converger vers l'extremum. Un grand pas signifie une convergence rapide, mais avec une chance de manquer aussi l'extremum tandis qu'un petit pas permet de ne pas manquer l'extremum, mais en contrepartie converge lentement. Le calcul de la direction de descente est très important dans cet algorithme. La méthode simpliste consiste à considérer que la dérivée de la fonction au point de départ de l'itération est la direction. Il existe aussi la méthode de Newton. Toutes ces méthodes en revanche utilisent la dérivée. L'inconvénient est le risque de se caler dans un extremum local. En effet dans les extremums, la dérivée de la fonction est nulle. Dans la méthode de recherche linéaire, on calcule à chaque étape la dérivée de la fonction afin de déterminer la direction de descente. Cela implique d'avoir une fonction dérivable en tout point. Cette condition constitue un obstacle à surmonter. Une façon de simplifier cet l'algorithme consiste à générer aléatoirement la direction de descente et le pas ; cela permet de faire évoluer l'algorithme sans avoir besoin de la dérivée. Dans la recherche linéaire classique, le pas de descente peut être négatif ou positif selon le signe de la dérivée. Pour avoir cette propriété, on fait changer le signe du pas de descente à chaque itération. Le signe de la direction de descente p_k change selon l'équation suivante :

$$p_k = (-1)^{k+1} p_k \quad (3.39)$$

où k est l'itération. Pour être certain d'avoir l'optimum, nous utilisons au lieu d'un point

de départ plusieurs. Cela permet d'avoir plusieurs maxima locaux. Une fois ces extrema obtenus, on les compare afin de déterminer le maximum globale. Cette méthode appelée recherche linéaire modifiée est basée sur le travail de Grosan et al.[68]. Elle peut être aussi multivariable. Dans notre travail, l'optimisation est mono-variable car $P_g^*(t)$ est déjà fournie et il revient juste à déterminer $\Omega^*(t)$. Pour cela nous allons supposer que $\eta = f(\Omega)$.

Début n : entier ; $\eta(t)$ rendement à l'instant t Générer aléatoirement N points de départs $x_i, i = 1, \dots, N$ sur l'espace de recherche**Répéter** $k \leftarrow 1$;**Pour** ($i=1$; $i \leq N$; $i++$) **faire****Répéter** $p_k \leftarrow \text{rand}$;**Si** ($i \text{ modulo}(2)=1$) **Alors** $p_k = (-1)p_k$ **Fin Si** $s_k \leftarrow \text{rand}$; $k \leftarrow k+1$ **jusqu'à ce que** ($\eta(x_i + p_k s_k) < \eta(x_i)$) $x_i \leftarrow x_i + p_k s_k$;**Fin Pour** $\tilde{\eta} \leftarrow \max(\eta(x_1), \dots, \eta(x_N))$ **jusqu'à ce que** ($\tilde{\eta} < \eta(t)$) $\Delta\Omega^* \leftarrow \tilde{x}$ (correspondant à $\tilde{\eta}$) ;**Fin**

ALGORITHME 2 – Algorithme de recherche linéaire modifiée

Remarque : L'algorithme peut être utilisé en multivariable, par exemple pour chercher le rendement optimal η^* en agissant sur les deux variables Ω et P_g . Cette situation peut arriver si l'on désire faire fonctionner la machine à son optimum sans se soucier de la puissance délivrée.

3.4.3 Contrôle

Imposer les conditions optimales de fonctionnement est aussi important que les déterminer. Ceci doit être fait en prenant en compte la dynamique du système.

3.4.3.1 Pourquoi le contrôle ?

Le contrôle de la génératrice est nécessaire dans notre proposition car les conditions optimales $r = \{\Omega^*, P_g^*\}$ doivent être appliquées. La génératrice dispose déjà d'une unité de contrôle électronique (UCE) pour imposer la vitesse. En revanche ce contrôle n'a pas une bonne précision lorsque le couple à développer par la machine varie beaucoup. En d'autres termes, le contrôle de la vitesse est parfait lorsque la puissance délivrée par la génératrice est proche de zéro. Lorsqu'on augmente la puissance, on observe une baisse de la vitesse de la machine. L'unité de contrôle électronique reçoit une consigne de vitesse et gère les différents paramètres de la machine. Ces paramètres sont entre autres le temps d'injection, l'angle d'injection et l'ouverture des papillons de gaz. Dans notre application, nous voulons aussi contrôler la puissance fournie par la génératrice. Cela est possible grâce à une action sur le convertisseur unidirectionnelle (voir Figure 3.2). Pour réaliser le contrôle, il faut au préalable établir un modèle de la machine. Le modèle doit représenter fidèlement la dynamique de la machine. Le choix du type du modèle dépend du type de contrôleur à implanter.

3.4.3.2 Modélisation dynamique du système

La génératrice est fortement non linéaire et ne dispose pas d'un modèle linéaire la représentant [37]. Par conséquent, un contrôle non linéaire est adapté. Le problème avec ce type de contrôle est la complexité, d'où l'élaboration de contrôle linéaire pour des systèmes non linéaires. En plus de la non linéarité de la génératrice, il faut noter que ses

paramètres varient en fonction du temps et des conditions de fonctionnement. La commande adaptative est une des méthodes qui permet de contrôler un système non linéaire avec un correcteur linéaire dont les paramètres s'adaptent. Le contrôle adaptatif par modèle interne est la plus appropriée étant donné que le système ne dispose pas de modèle précis et que les paramètres du système évoluent. Ce contrôle est idéal dans cette situation car il assure d'une part la poursuite rapide et précise de la référence et d'autre part, il est facile à réaliser, prend en compte les erreurs de modélisation et assure aussi une certaine stabilité. Le contrôle à modèle interne utilise un modèle du système à contrôler pour reconstruire les perturbations à rejeter dans le but de déterminer la structure du contrôleur et les paramètres appropriés [57, 58]. Le contrôle est basé sur le modèle d'état de la machine d'où la nécessité d'identifier un modèle qui représente parfaitement le système. Le système à modéliser regroupe la génératrice et l'électronique de puissance. Il a pour entrées $u = \{p_g, \omega\}$ qui sont respectivement les consignes de puissance et de vitesse. Le système a pour sortie $y = \{P_g, \Omega\}$. La figure 3.5 représente le contrôle du système $G(s)$ par modèle interne. Le contrôleur IMC est constitué du modèle $\tilde{G}(s)$ et d'un contrôleur $Q(s)$. L'impact des perturbations d est pris en compte dans le contrôle. y_p représente la sortie perturbée du système. Une identification est nécessaire. L'identification consiste à extraire

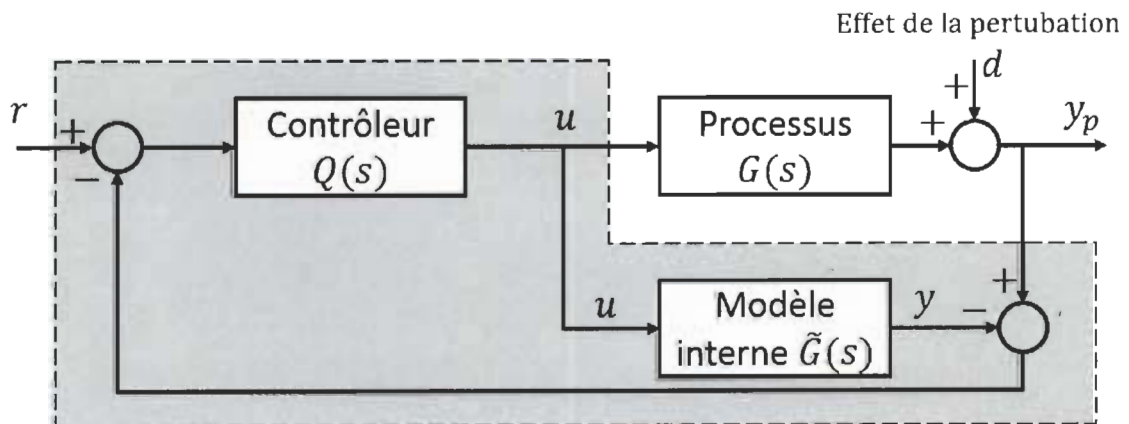


FIGURE 3.5 – Contrôle du système par modèle interne

les paramètres d'un modèle mathématique à partir des observations. Les caractéristiques du modèle à identifier sont :

- Le modèle possède deux entrées et deux sorties
- La génératrice est un système non linéaire
- Le modèle est discret
- Le modèle est régressif car la sortie $y(t)$, dépend des instants précédents $t - i$
- Même si les paramètres du système changent, le modèle est déterministe

Le contrôle adaptatif est basé sur le modèle linéarisé du système. Cette linéarisation est justifiée vu que les paramètres sont ajustés à chaque point de fonctionnement. A partir de ces observations, nous pouvons conclure qu'un modèle linéaire ARX (Auto Regressive model with eXternal inputs) est le plus approprié pour représenter le système qui peut alors s'écrire sous la forme suivante :

$$y(t) = B. [u(t - k), u(t - 1 - k), \dots]^T - A. [y(t - 1), y(t - 2), \dots]^T + A. [\zeta(t - 1), \zeta(t - 2), \dots]^T \quad (3.40)$$

où ζ est un bruit blanc, k est le retard inclut pas la discrétisation, $y(t) = [P_g(t), \Omega(t)]^T$ et $u(t) = [p_g(t), \omega(t)]^T$. A , B et ζ sont des matrices de paramètres à définir. La détermination de l'ordre du modèle est cruciale, car il permet de prendre en compte la dynamique du système qui est représentée mathématiquement par les pôles et les zéros. Pour ce faire, nous avons déterminé l'ordre en utilisant la méthode d'identification des sous-espaces sur une partie des données de fonctionnement de la machine. Le modèle obtenu est un système ARX d'ordre 3. Étant donné que le modèle est adaptatif, il peut être simplifié[64] car la mise à jour permet de prendre en compte les erreurs d'approximation. On élabore alors un modèle de premier ordre. Celui-ci a l'avantage d'être simple et prend moins de ressources pour l'identification des paramètres. L'équation (3.40) devient alors

$$y(t) = B.u(t - 1) - A.y(t - 1) + A.\zeta(t - 1) \quad (3.41)$$

A l'aide d'un filtre placé juste avant l'acquisition des données, on peut éliminer le bruit blanc $\zeta(t)$. $y(t)$ devient

$$y(t) = B.u(t - 1) - A.y(t - 1) \quad (3.42)$$

A et B sont des matrices de paramètres qui doivent être identifiées.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix}$$

Pour l'identification des paramètres on réécrit l'équation sous cette forme :

$$\begin{aligned} y(t) &= \alpha v(t - 1) \\ \alpha &= [-A, B] \\ v(t - 1) &= [y^T(t - 1), u^T(t - 1)]^T \end{aligned} \quad (3.43)$$

où α est la matrice des paramètres à identifier. L'équation (3.43) est linéaire par rapport à α donc les méthodes d'identification linéaire peuvent être utilisées dans le but de retrouver la valeur de α . Pour notre contrôle, nous avons besoin d'un modèle adaptatif. Les méthodes d'identification en ligne sont idéales pour la détermination des paramètres du modèle. La plus utilisée est la méthode des moindres carrés récurrents dont l'algorithme a été dans la sous-section 3.4.1.3). Après avoir identifié les paramètres du modèle, on la réécrit sous forme de modèle d'état.

$$\begin{aligned} x(t + 1) &= \tilde{A}x(t) + \tilde{B}u(t) \\ y(t) &= \tilde{C}x(t) \end{aligned} \quad (3.44)$$

$$\text{avec } \tilde{A} = - \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}, \tilde{B} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \text{ et } \tilde{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

3.4.3.3 Contrôle par modèle interne

Notre système est multi-variable à 2 entrées et 2 sorties. Pour écrire le système sous une forme différentielle on introduit la dérivée

$$\dot{x} = \frac{x(t) - x(t-1)}{T_e} \quad (3.45)$$

avec T_e le temps d'échantillonnage.

$$\begin{aligned} x(t+1) &= \tilde{A}x(t) + \tilde{B}u(t) \\ x(t+1) - x(t) &= \tilde{A}x(t) + \tilde{B}u(t) - x(t) \\ \frac{x(t+1) - x(t)}{T_e} &= \frac{\tilde{A} - I}{T_e}x(t) + \frac{\tilde{B}}{T_e}u(t) \\ \dot{x} &= \bar{A}x(t) + \bar{B}u(t) \end{aligned} \quad (3.46)$$

avec

$$\begin{aligned} \bar{A} &= \frac{\tilde{A} - I}{T_e} \\ \bar{B} &= \frac{\tilde{B}}{T_e} \end{aligned}$$

Pour avoir la fonction de transfert du système on utilise l'opérateur s

$$G(s) = \frac{y(s)}{u(s)} = [sI - \bar{A}]^{-1} \bar{B} \quad (3.47)$$

I est la matrice identité et C n'apparaît pas dans l'équation car elle est égale à la matrice unité. A partir de la figure 3.5, on établit les relations suivantes :

$$u(s) = \left[I + Q(s) \left(G(s) - \tilde{G}(s) \right) \right]^{-1} Q(s) (r(s) - d(s)) \quad (3.48)$$

$$y_p(s) = d(s) + G(s) \left[I + Q(s) \left(G(s) - \tilde{G}(s) \right) \right]^{-1} Q(s) (r(s) - d(s)) \quad (3.49)$$

$$C(s) = \left[I - \tilde{G}(s)Q(s) \right]^{-1} Q(s) \quad (3.50)$$

$C(s)$ est le contrôleur équivalent du contrôleur $Q(s)$ et du modèle interne $\tilde{G}(s)$.

Le contrôleur par modèle interne est caractérisé par trois propriétés fondamentales dont il est nécessaire d'analyser avant de passer à la désignation de celui-ci.

Propriété 1. Dualité de la stabilité : Si le modèle identifié est parfait, c'est-à-dire $G(s) = \tilde{G}(s)$ alors le système est globalement stable si le contrôleur $Q(s)$ et le processus $G(s)$ sont stables.

$$u(s) = Q(s) (r(s) - d(s)) \quad (3.51)$$

$$y_p(s) = Q(s)G(s) (r(s) - d(s)) + d(s) \quad (3.52)$$

Si le système n'est pas stable, il faut au préalable utiliser un correcteur pour le stabiliser et appliquer le contrôle par modèle interne au nouveau système stabilisé.

Propriété 2. Contrôleur parfait : On dit que le contrôleur $Q(s)$ est parfait si celui est égal à l'inverse du modèle du processus.

$$Q(s) = G^{-1}(s) = \tilde{G}^{-1}(s) \quad (3.53)$$

Avec le contrôleur parfait, le système fournit sa meilleure réponse en boucle fermée. En insérant le correcteur parfait dans l'expression de $y_p(s)$, on :

$$\begin{aligned} y_p(s) &= Q(s)G(s) (r(s) - d(s)) + d(s) \\ &= G^{-1}(s)G(s) (r(s) - d(s)) + d(s) \\ &= (r(s) - d(s)) + d(s) \end{aligned} \quad (3.54)$$

$$y_p(s) = r(s)$$

On remarque que la perturbation est complètement rejetée. Lorsque $\tilde{G}(s) \neq P(s)$, la boucle fermée avec le contrôleur parfait est instable. Donc ce type de contrôleur est requis

lorsqu'on a un modèle parfait. Malheureusement dans la pratique, il est difficile d'avoir un modèle parfait.

Propriété 3. Annulation de l'erreur statique : Supposons un correcteur quelconque $Q(s)$ défini tel que

$$Q(0) = \tilde{G}^{-1}(0) \quad (3.55)$$

et qui donne en boucle fermée un système stable ; l'erreur de contrôle est nulle en régime permanent. Cette propriété implique qu'une action intégrale implicite est incluse dans la définition du contrôleur lorsque le gain de celui est égal à l'inverse du gain du système en régime permanent. Le choix de la constante d'intégration est implicite dans le contrôle par modèle interne. Même si le correcteur parfait ne peut pas être réalisé, il sert de point de départ dans la désignation du contrôleur du système. Le contrôleur parfait est difficile à réaliser pour les raisons suivantes :

1. Si le modèle \tilde{G} contient des retards alors son inverse implique des prédicteurs, ce qui rend celui-ci irréalisable
2. Si le modèle a des zéros dans le demi plan droit de Nyquist, alors le contrôleur sera logiquement instable. Or d'après la propriété 1, il faut que le contrôleur et le système soient stables pour que le système en boucle fermée soit stable pour un modèle parfait.
3. Lorsque les pôles du contrôleur parfait sont proches de l'axe imaginaire, ceux-ci bien que stables peuvent produire des oscillations indésirables des sorties du système.
4. Le contrôleur parfait rend le système sensible aux erreurs de modélisation.

Le contrôleur parfait étant abandonné, procédons à une autre méthode de désignation de correcteur. Cette méthode contient deux étapes importantes. La première consiste à définir les performances dynamiques que nous voulons sans aucun regard à la robustesse ou des

contraintes des entrées. La deuxième étape consiste à introduire un filtre pour la robustesse sans égard à son impact sur la performance[57, 69].

Étape 1 : Performance dynamique Soit le modèle \tilde{G} dont la factorisation est

$$\begin{aligned}\tilde{G}(s) &= \tilde{G}_+(s)\tilde{G}_-(s) \\ \tilde{G}_+(0) &= I\end{aligned}\tag{3.56}$$

où $\tilde{G}_+(s)$ contient les délais du modèle et les zéros situés hors du cercle unitaire tel que $\tilde{G}_-(s)$ soit stable et inversible. Le contrôleur $Q(s)$ est choisi tel que

$$Q(s) = \tilde{G}_-^{-1}(s)\tag{3.57}$$

Notre modèle est premier ordre stable sans délai, ce qui fait que $\tilde{G}_+(s) = I$. Le contrôleur est égal à l'inverse du modèle.

$$\begin{aligned}\tilde{G}_-(s)^{-1} &= \tilde{G}(s)^{-1} \\ &= \left[(sI - \bar{A})^{-1} \bar{B} \right]^{-1} \\ &= \bar{B}^{-1} (sI - \bar{A}) \\ &= \begin{bmatrix} \frac{\tau_1 s + 1}{k_1} & \frac{\tau_1' s + 1}{k_2} \\ \frac{\tau_2' s + 1}{k_1} & \frac{\tau_2 s + 1}{k_2} \end{bmatrix}\end{aligned}\tag{3.58}$$

Étape 2 : Robustesse aux erreurs de modélisation Dans le cas d'un modèle parfait $\tilde{G}(s) = G(s)$, le contrôleur (3.58) stabilise le système en boucle fermée. Notre modèle est loin d'être parfait, donc il faut mettre un filtre afin d'augmenter la robustesse du système $F(s)$ [57, 59]. Le filtre est choisi afin d'avoir un correcteur $Q(s)$ propre et stable. Pour cela le filtre choisi est un passe-bas.

$$Q(s) = F(s)\tilde{G}_-(s)^{-1}\tag{3.59}$$

Afin d'avoir un découplage, le filtre $F(s)$ est diagonal. Son dimensionnement permet d'avoir la réponse désirée car il agit directement sur la dynamique de la boucle fermée. En supposant $\tilde{G}(s) = G(s)$, on arrive à prouver facilement que la réponse du système bouclé dépend de $\tilde{G}_+(s)$ et de $F(s)$.

$$y_p(s) = \tilde{G}_+(s)F(s)(r(s) - d(s)) + d(s) \quad (3.60)$$

Afin de respecter la propriété 3 du gain en régime permanent, le filtre doit respecter cette condition :

$$F(0) = I \quad (3.61)$$

La forme suivante du filtre respecte les conditions (diagonale et propriété 3) citées plus haut.

$$F(s) = \begin{bmatrix} \frac{1}{(\epsilon_1 s + 1)^r} & 0 \\ 0 & \frac{1}{(\epsilon_2 s + 1)^r} \end{bmatrix} \quad (3.62)$$

Le coefficient r choisi de telle sorte à garantir que le correcteur $Q(s)$ soit propre. Pour un système de premier ordre on peut juste se limiter à $r = 1$. ϵ_i est utilisé pour ajuster la dynamique de la boucle fermée. Le choix des ϵ_i n'est pas du tout évident. En effet lorsqu'ils sont suffisamment grands, le système gagne en robustesse et en capacité d'atténuation du bruit, mais il perd en rapidité d'estimation, d'où un retard dans la compensation entraînant de piètre performance en régulation [59]. Comme le filtre est diagonal, les paramètres ϵ_i sont choisis légèrement supérieurs aux constantes de temps τ_i .

$$\begin{aligned} Q(s) &= \begin{bmatrix} \frac{1}{\epsilon_1 s + 1} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\epsilon_2 s + 1} \end{bmatrix} \tilde{P}_-(s)^{-1} \\ &= \begin{bmatrix} \frac{1}{k_1} \frac{1 + \tau_1 s}{\epsilon_1 s + 1} & \frac{1}{k'_1} \frac{1 + \tau'_1 s}{\epsilon_1 s + 1} \\ \frac{1}{k'_2} \frac{1 + \tau'_2 s}{\epsilon_2 s + 1} & \frac{1}{k_2} \frac{1 + \tau_2 s}{\epsilon_2 s + 1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.63)$$

Le correcteur équivalent correspondant est un proportionnel intégral. Son expression est déduite de l'équation (3.50).

$$\begin{aligned}
C(s) &= \left[I - \tilde{G}(s)Q(s) \right]^{-1} Q(s) \\
&= \left[F^{-1} - \tilde{G}_+ \right]^{-1} \tilde{G}_-^{-1} \\
&= \begin{bmatrix} \frac{1}{\epsilon_1 s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\epsilon_2 s} \end{bmatrix}^{-1} \tilde{P}_-(s)^{-1} \\
&= \begin{bmatrix} \frac{1}{k_1} \frac{\tau_1 s + 1}{\epsilon_1 s} & \frac{1}{k_2} \frac{\tau_1' s + 1}{\epsilon_1 s} \\ \frac{1}{k_1} \frac{\tau_2' s + 1}{\epsilon_2 s} & \frac{1}{k_2} \frac{\tau_2 s + 1}{\epsilon_2 s} \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{3.64}$$

L'étude de stabilité du correcteur est nécessaire dans l'analyse des performances du correcteur. Soit l'erreur de modélisation E_m bornée par une famille de modèle linéaire L_m tel que

$$|E_m| < L_m \tag{3.65}$$

$$E_m = \frac{G(s) - \tilde{G}(s)}{\tilde{G}(s)} \tag{3.66}$$

L'étude de la stabilité peut se résumer à vérifier que pour une référence r bornée la sortie y_p du système est bornée. En d'autres termes, nous devons prouver que si

$$|r| < |U_m|, \tag{3.67}$$

alors

$$|y_p| < |Y_m| \forall t \tag{3.68}$$

avec U_m et Y_m respectivement les limites de la référence r et de la sortie y_p . A partir de l'équation (3.49), nous avons

$$\begin{aligned}
r - y_p &= r - \left[In + Q(s)(G(s) - \tilde{G}(s)) \right]^{-1} G(s)Q(s)(r - d) + d \\
&= \left[In + Q(s)(G(s) - \tilde{G}(s)) \right]^{-1} \left(I - Q(s)\tilde{G}(s) \right) (r - d)
\end{aligned} \tag{3.69}$$

Des équations (3.66) et (3.59) on a

$$G(s) - \tilde{G}(s) = \tilde{G}(s)E_m \quad (3.70)$$

$$Q(s)\tilde{G}(s) = F(s)\tilde{G}_+(s) \quad (3.71)$$

Nous déduisons l'erreur globale de la sortie par rapport à la référence

$$r - y_p = \left[I + \tilde{G}_+(s)F(s)E_m \right]^{-1} \left(I - \tilde{G}_+(s)F(s) \right) (r - d) \quad (3.72)$$

Nous pouvons facilement remarquer que l'erreur dépend exclusivement de l'erreur de modélisation E_m , de $\tilde{G}_+(s)$ et du filtre $F(s)$. $\tilde{G}_+(s)$ et le filtre $F(s)$ sont fixés par le concepteur du correcteur. Lorsque l'erreur de modélisation est nulle, le système en boucle fermée est complètement à la disposition du concepteur. Afin de respecter la propriété 3, nous avons choisi $\tilde{G}_+(s)$ et le filtre $F(s)$ tel que pour $s = 0$, les deux soient égales la matrice identité. L'équation de l'erreur devient pour $s = 0$

$$\begin{aligned} r - y_p &= \left[I + \tilde{G}_+(0)F(0)E_m \right]^{-1} \left(I - \tilde{G}_+(0)F(0) \right) (r - d) \\ &= [I + E_m]^{-1} (I - I) (r - d) \\ &= 0 \end{aligned} \quad (3.73)$$

Nous concluons qu'en régime permanent l'erreur est bornée et le système est asymptotiquement stable. Pour des hautes fréquences, c'est-à-dire $s \gg$, $F(s) \approx 0$ donc $\tilde{G}_+(s)F(s) \approx 0$. L'erreur devient alors

$$r - y_p \approx r - d \quad (3.74)$$

Ce résultat est borné car les perturbations d sont bornées. En effet dans le contrôle on assure la stabilité pour une plage de perturbations acceptables ce qui implique implicitement que les perturbations sont dans les limites acceptables de l'utilisateur. Nous pouvons donc conclure que pour des fréquences faibles (régime permanent par exemple) ou des

fréquences élevées, le système en boucle fermée avec la commande à modèle interne est stable si les perturbations qui affectent le système sont bornées.

3.5 Intégration au système de gestion globale

Dans notre problème d'optimisation du rendement de la génératrice, l'acquisition des données se fait lorsque les conditions optimales sont imposées à la machine afin de faire une comparaison entre le rendement précédent et actuel. Le temps d'échantillonnage de l'algorithme d'optimisation est T_e . La génératrice étant un système dynamique ayant un temps de réponse non négligeable, il faut prendre les précautions nécessaires dans le choix de T_e . Le contrôleur de la machine doit fonctionner avec un temps d'échantillonnage $T_{control} \ll T_e$ pour que la boucle d'optimisation ne voit que le régime permanent de la machine. Sur la figure 3.6, on peut facilement remarquer comment la méthode de poursuite de maximum de rendement proposée a été intégrée au système. Le système de gestion en fonction de la consigne du conducteur P_u , de la quantité E_{H_2MCI} de l'hydrogène dans le tank H_2Tank , de l'énergie E_b et de l'état de charge de la batterie SOC envoie au module d'optimisation locale, la consigne de puissance P_g^* . Le système de gestion calcule aussi la consigne P_m^* à envoyer au système de propulsion électrique. L'algorithme d'optimisation récupère la puissance P_g délivrée par la génératrice et le débit \dot{m}_{H_2} pour calculer le rendement η de la machine. Les critères de gestion peuvent être la maximisation de l'autonomie du véhicule, la surveillance de l'état de charge de la batterie sur une plage optimale prédéfinie, . . . [70, 71]. Le système de gestion globale peut fonctionner au même temps d'échantillonnage T_e que le programme d'optimisation locale de la génératrice ou avec un temps d'échantillonnage plus grand.

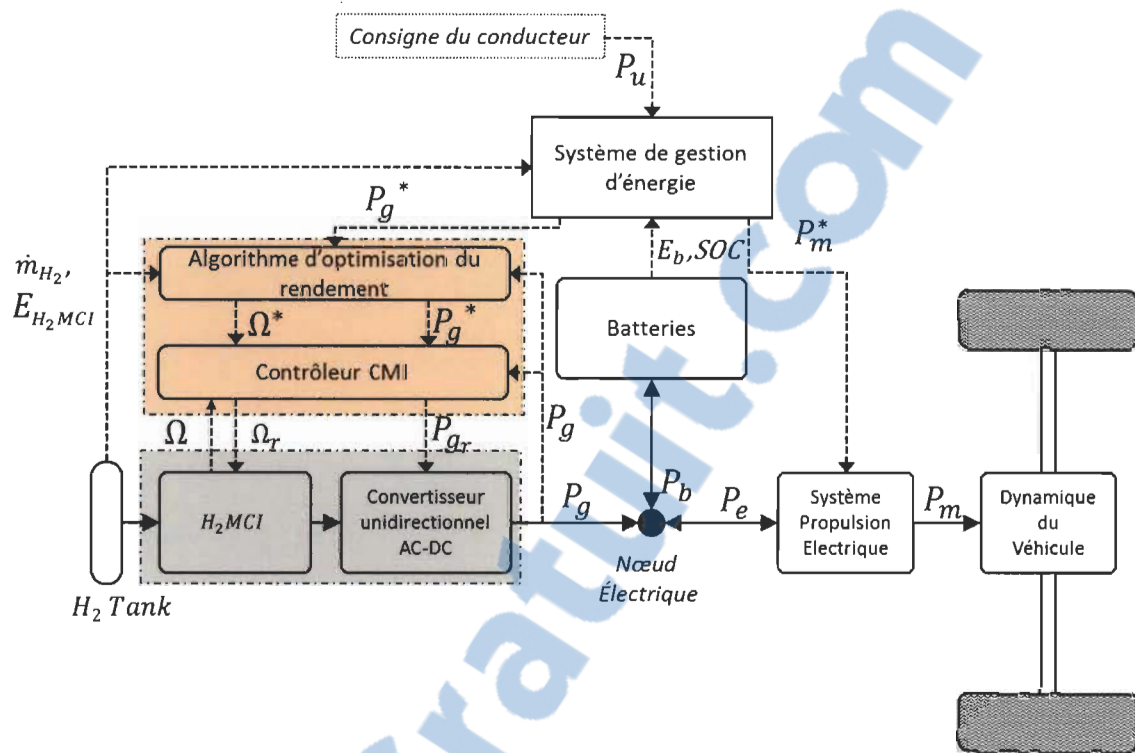


FIGURE 3.6 – Intégration de la poursuite du rendement maximale dans la gestion d'énergie globale du VEH

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la méthode d'optimisation basée sur les données. Dans un premier temps, un modèle mathématique est élaboré en fonction des mesures des variables de la machine. Le modèle mathématique polynomial ainsi obtenu est utilisé par un algorithme de recherche de maximum du rendement (Voir sous-section 3.4.2.2). Le programme d'optimisation est basé sur un algorithme dérivé de la recherche linéaire et permet pour une puissance désirée de déterminer la vitesse de la machine permettant d'avoir le rendement maximal. L'optimisation locale du rendement de la génératrice repose sur l'identification d'un modèle statique de la machine, la recherche des conditions donnant le maximum du rendement à partir du modèle identifié et l'imposition des ces conditions via un contrôleur basée sur la CMI adaptative. Dans cette méthode, le choix des temps d'échantillonnage est important. L'intégration de la méthode dans la gestion globale du véhicule est simple. Nous avons présenté dans ce chapitre, la réalisation conceptuelle

de la méthode d'optimisation du rendement de la génératrice à hydrogène. Dans le chapitre qui vient nous présenterons la validation par simulation et par expérimentation de la méthode proposée.

Chapitre 4- Validation théorique et expérimentale

4.1 Contexte de la validation

4.1.1 Objectifs de la validation

L'objectif principal de ce travail est l'optimisation du rendement d'une génératrice à hydrogène dans le cadre d'extension de l'autonomie d'un véhicule électrique hybride. Pour atteindre cet objectif, nous avons proposé une méthode basée sur l'utilisation des données partielles de fonctionnement de la génératrice à hydrogène. Cette méthode d'optimisation de l'efficacité comporte dans ses étapes un algorithme qui recherche les conditions optimales à partir d'un modèle identifié et d'une partie contrôle qui applique ces conditions de rendement optimal à la génératrice. Cette partie du travail vise à valider les différentes composantes de la méthode proposée et globalement la méthode. Les objectifs du chapitre sont :

1. la validation du modèle identifié ;
2. la validation de l'algorithme de recherche du rendement maximal ;
3. la validation du contrôle de la génératrice ;
4. la validation globale de la méthode d'optimisation du rendement de la génératrice.

4.1.2 *Contexte*

Pour réaliser la validation, nous avons besoin d'utiliser des outils et du matériel. La validation in situ n'a pas été réalisée, car celle-ci requiert beaucoup plus de temps. En effet pour un test in situ, il faut faire l'implémentation complète de la méthode d'optimisation et conduire le véhicule suivant des profils de vitesses établis et des terrains prédéfinis. Face à cette incapacité, il devient nécessaire de procéder à des simulations et d'établir un banc d'essai afin de faire la validation théorique et expérimentale. Pour cela, nous avons utilisé l'outil de simulation Matlab pour faire les simulations et les co-simulations. Le banc d'essai est utilisé pour faire quelques validations expérimentales et aussi pour l'acquisition des données utilisées pour la partie théorique. Dans notre méthode, nous avons identifié un modèle adaptatif avec pour entrées les conditions d'opérations et pour sortie l'efficacité de la génératrice. L'identification et la validation du modèle identifié se font à partir des données de fonctionnement recueillies pendant le fonctionnement de la machine. Cette validation se fait surtout par simulation. Quant à la méthode d'optimisation, elle se valide dans un premier temps en supposant que les conditions optimales trouvées sont appliquées avec une précision impeccable. Cela permet de connaître l'effet de la méthode sans les erreurs induites par la boucle de contrôle qui introduit des délais et aussi des erreurs statiques dans la réponse du système. Cette partie de la validation se fait par simulation et par co-simulation ; les données de fonctionnement sont utilisées pour représenter la machine. Le contrôle de la machine est aussi validé à travers une co-simulation. En effet, un modèle dynamique de la machine a été élaboré et le contrôle est appliqué sur ce modèle. La validation globale est effectuée afin de prendre en compte l'effet du contrôle. Celle-ci se fait en co-simulation. Une validation pratique est aussi effectuée. Celle-ci est basée sur une table de correspondance (Lookup table) élaborée à partir de quelques données de fonctionnement. Le choix de cette méthode se justifie par le fait qu'elle se rapproche de la méthode proposée sans oublier aussi que cette méthode est simplifiée et donc nécessite moins de temps pour son implémentation. En effet, étant basée sur quelques mesures,



FIGURE 4.1 – Véhicule électrique hybride Némo

cette cartographie est presque l'équivalent d'un modèle mathématique élaborée à partir de ces mêmes mesures.

4.1.3 Banc d'essai

4.1.3.1 Véhicule électrique hybride

Nous disposons d'un véhicule électrique, le Némo pour la réalisation de nos expériences. C'est un véhicule à basse vitesse. Ce véhicule utilisé uniquement au sein du campus avec une vitesse maximale de 40km/h, est alimenté par une source continue de 72V constituée d'une pile de 9 batteries ayant chacune une tension nominale de 8V. Une génératrice à combustion interne a été ajoutée pour faire l'hybridation. Le système de propulsion du véhicule est constitué essentiellement d'un moteur asynchrone ayant une puissance nominale de 5,7kW. Ce moteur est alimenté directement par les batteries par l'intermédiaire d'un système intégrant un variateur de vitesse. Le véhicule électrique est équipé d'un CompactRIO. Le CompactRIO est un contrôleur embarqué disposant d'un châssis où on peut ajouter des modules d'entrées/sorties. Les modules sont choisis en



FIGURE 4.2 – CompactRIO avec des modules placés dans le châssis [5]

fonction des tâches à réaliser telles que l'envoi de commande et l'acquisition de données provenant des capteurs. Il est accompagné du logiciel Labview pour la programmation. Pour envoyer les consignes, le module *NI9264* a été utilisé. Celui-ci permet de générer des signaux analogiques n'excédant pas $10V$ en valeur absolue avec un courant maximal de $4mA$. L'acquisition des données se fait avec le module analogique *NI9205*.

4.1.3.2 Présentation de la génératrice à hydrogène [1]

La génératrice utilisée pour l'hybridation du véhicule électrique est le résultat d'une conversion d'un groupe électrogène commerciale à essence de marque Honda, modèle EM5000is. Dans le Tableau 4.1, nous avons les caractéristiques de la génératrice avant modification. Elle est constituée essentiellement d'une MCI dont on a monté sur l'arbre deux alternateurs à aimants permanents ayant chacun une puissance maximale de $2.5kW$. Les alternateurs utilisés permettent de fonctionner à des régimes variables. Cette caractéristique va être exploitée dans notre application. La MCI est un moteur monocylindre à quatre temps d'une puissance maximale de $8.1kW$. Celle-ci comporte aussi un démarreur électrique commandé nécessaire dans le projet NémO et aussi un papillon de gaz à commande électrique, ce qui facilite l'implantation de la commande des gaz par le contrôleur. La conversion consiste à ajouter un système d'injection pour carburants gazeux, implanter un moyen de contrôle du papillon et un contrôleur moteur paramétrable ou une unité de

TABLE 4.1 – Caractéristiques de la génératrice

MCI (Un cylindre, quatre temps)	
Paramètre	Valeur
Modèle	<i>GX340K1</i>
Puissance Maximale	<i>8.1kW at 3600RPM</i>
Taux de Compression	8.0 : 1
Génératrice (2 PMSM)	
Paramètre	Valeur
Type	Multi-pole field rotation Type
Excitation	Auto-Excitation (Aimant permanent)
Puissance max	<i>5kVA</i>
Puissance nominale	<i>4.5kVA</i>

contrôle électronique (UCE). La conversion est motivée par le désir de pouvoir opérer la génératrice en mode bicarburant à l'essence ou à l'hydrogène et éventuellement avec le mélange des deux. En plus, un bus CAN est mis en place pour assurer la communication entre inters-contrôleurs du véhicule de test. Cette communication sera décrite dans la suite du travail. L'ECU choisi est un contrôleur de marque Palartronique, modèle PRS dont la programmation embarquée permet d'assurer les fonctions suivantes :

- actionnement du moteur pas à pas du papillon des gaz ;
- accepte les signaux de position angulaire particuliers du moteur, en l'occurrence un capteur à réluctance variable produisant une impulsion par tour ;
- démarrage commandé ;
- régulation du régime moteur ;
- mode bicarburant ;
- protocole de communication CAN avec l'unité centrale de contrôle du véhicule permettant les fonctionnalités du système requises.

En plus de l'ECU voici une liste des principaux composants ajoutés à la génératrice :

- injecteur gazeux Siemens Deka pour l'hydrogène
- injecteur essence Denso 23250-0D040
- capteur d'arbre à cames Cherry GS100102
- pompe à essence Keihin

- module UEGO Motec PLM
- valve hydrogène Asco 8262G086
- capteur de pression d'essence AEM 30-2131-100

En plus de ces ajouts, quelques modifications mécaniques ont été nécessaires. Elles sont les suivantes :

- remplacement de l'adaptateur entre le carburateur et la tête motrice par un porte-injecteur double ;
- allongement du tuyau d'admission d'air entre le filtre à air et le carburateur pour compenser l'épaisseur additionnelle de l'adaptateur ;
- suppression du papillon de l'étrangleur (un système à injection n'a pas besoin d'étrangleur) ;
- suppression de l'onduleur, qui sera remplacé par un dispositif spécialement conçu et adapté à l'application finale lors de l'étape d'intégration : il s'agit de l'interface de puissance dont la description est faite ultérieurement ;
- fixation du capteur d'arbre à cames dans les couvercles de valve.

La génératrice fonctionne de ce fait maintenant avec un système à injecteur même en mode essence. Cela permet un contrôle plus précis du rendement thermique et offre la possibilité de l'utilisation du mélange essence/hydrogène. Un système d'onduleur était placé à la sortie des alternateurs afin de garantir une tension de sortie sinusoïdale stable en amplitude et en fréquence. Cette électronique de puissance à laisser place à un convertisseur alternatif/continu qui réalise la liaison avec les batteries du véhicule. Elle permet aussi de contrôler la puissance électrique envoyée vers les batteries. La figure 4.3 présente les architectures de la génératrice avant et après modification. On peut remarquer que dans l'architecture initiale, les sorties des alternateurs étaient chacune connectée à un système d'onduleur. Ce système convertit la tension triphasée en une tension continue avant de la transformer en une tension monophasée stable en amplitude et en fréquence indépendamment de la vitesse de la machine à combustion interne. Un sélecteur de tension permet de mettre en série ou en parallèle, les sorties des onduleur afin d'avoir une

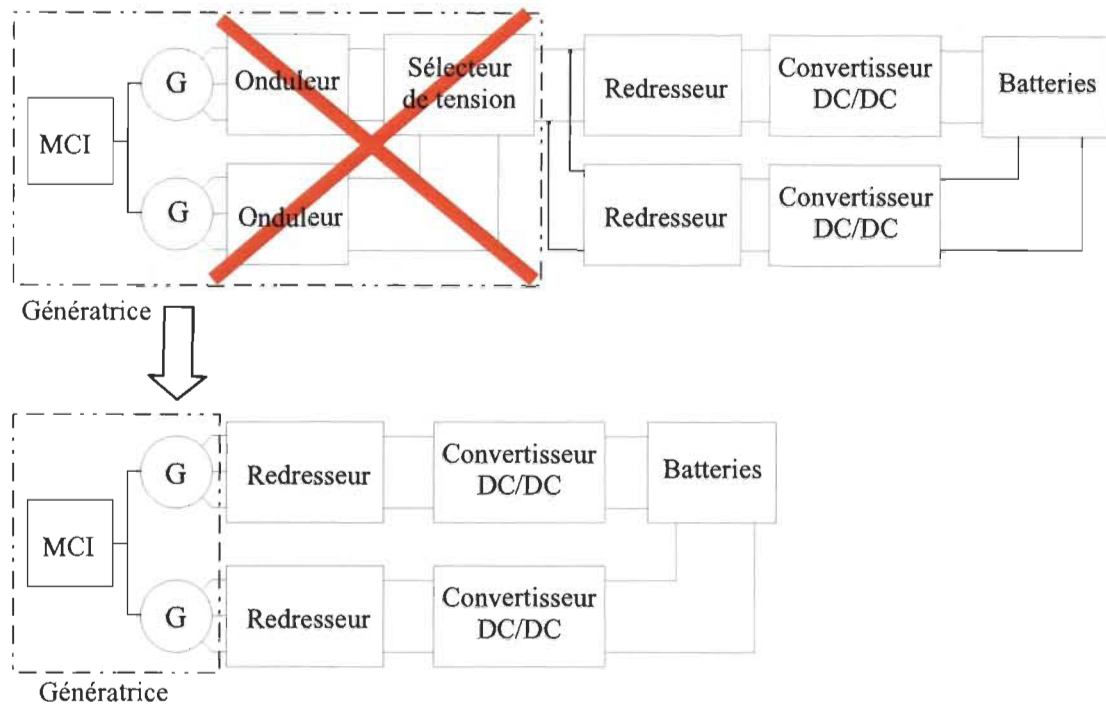


FIGURE 4.3 – Nouvelle architecture de la génératrice après suppression des onduleurs et du selecteur de tension

tension monophasée de 120V ou de 240V. Pour notre application véhiculaire, nous avons besoin d'une tension continue. pour cela, la tension monophasée fournit par la génératrice doit être redressée pour être utilisée. Le convertisseur DC/DC permet d'adapter les niveaux de tension et de gérer aussi le flux d'énergie. Les modifications que nous avons effectuées consistent à supprimer le système d'onduleur afin d'accéder directement aux tensions triphasées des alternateurs. Des redresseurs triphasés permettent d'avoir une tension continue avec une ondulation moindre que dans le cas monophasé. Ne disposant pas de convertisseur DC/DC capable de transiter la puissance maximale de la génératrice, nous avons réaliser deux branches identiques. Chaque branche de conversion est reliée à la sortie d'un alternateur. Cette modification permet de réduire les pertes occasionnées par les différentes transformations en réduisant le nombre de convertisseurs dans la chaine. La figure 4.4 montre les modifications mécaniques réalisées.

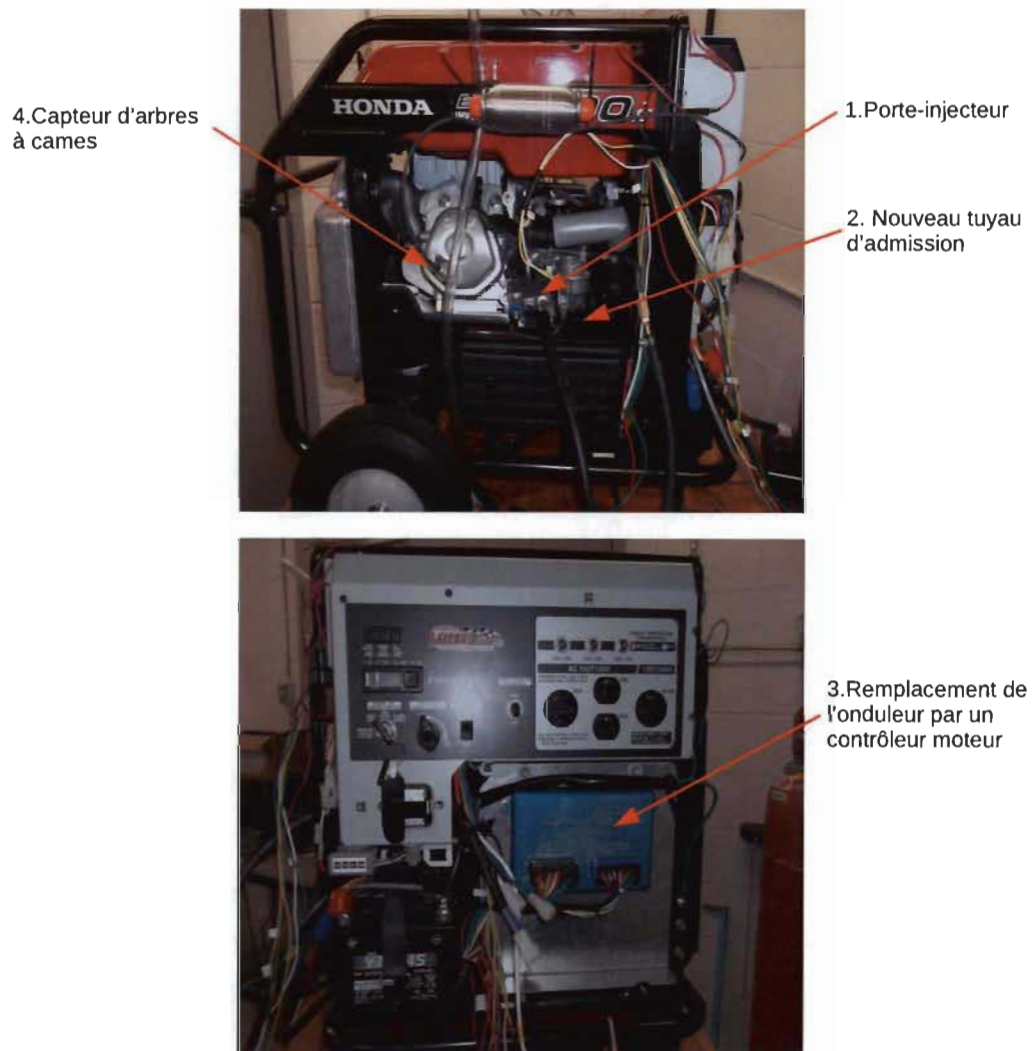


FIGURE 4.4 – Photographies des modifications mécaniques réalisées [1]

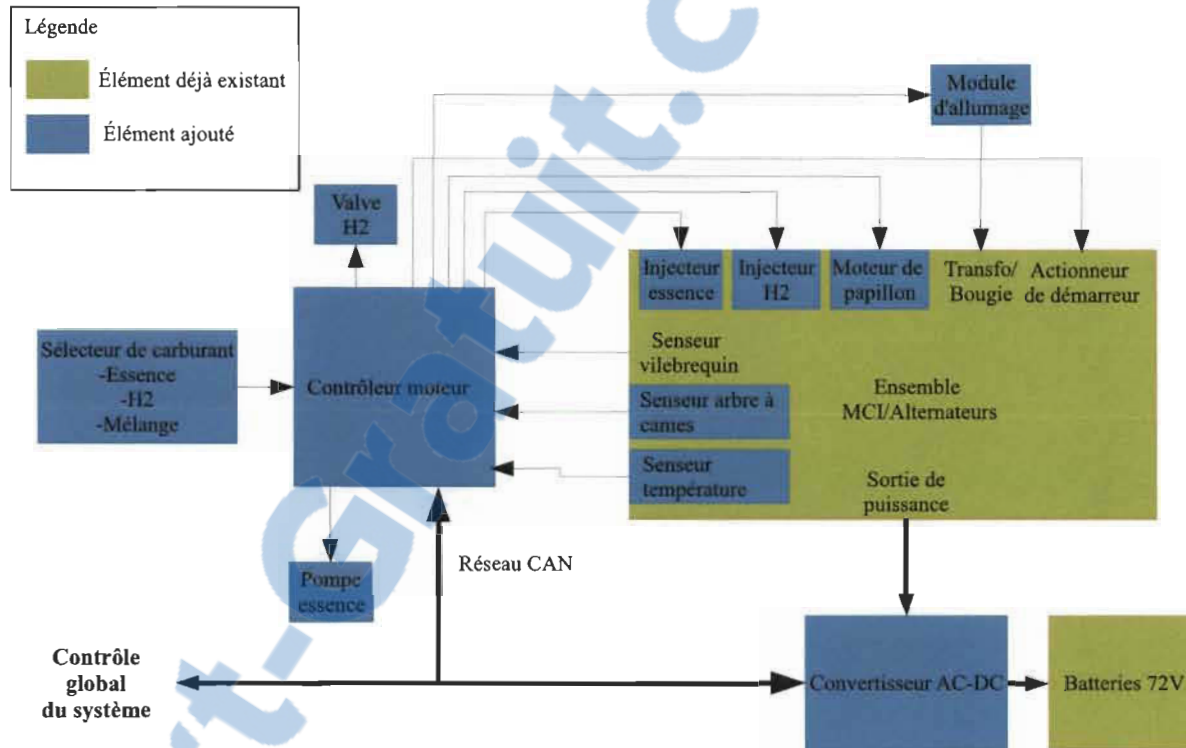


FIGURE 4.5 – Schéma bloc des éléments de contrôle de la génératrice [1]

4.1.3.3 Liaison entre l'interface de puissance et les batteries

La génératrice originelle avait un bloc onduleur qui permettait d'avoir une tension sinusoïdale stable en fréquence et en amplitude (Voir Figure 4.3). Ce dispositif a été supprimé dans le but de réduire la chaîne de conversion électrique. Un bloc assurant la conversion alternatif/continu est connecté directement à la sortie sinusoïdale triphasée de chacun des deux alternateurs de la génératrice. Il est constitué d'un redresseur et d'une alimentation à découpage abaisseur (Alimentation à découpage Buck). L'alimentation à découpage est commandée par une tension de commande via le Compact RIO interfacée par Labview. Cette commande permet de contrôler le courant à la sortie ou la tension aux bornes de l'interface. Étant donné que les batteries sont une source de tension, nous ne pouvons plus imposer cette variable d'où l'utilisation de la commande pour le courant. La puissance délivrée par l'interface de puissance est ainsi contrôlée indirectement.

4.1.3.4 Liaison entre la génératrice et l'ordinateur de bord

Pour ce faire, un travail préliminaire doit être effectué avant de construire le contrôleur. Il s'agit de la connexion entre la génératrice et l'ordinateur de bord du véhicule. Cette connexion aura pour fonction spéciale, la réception des commandes et des requêtes provenant de l'ordinateur de bord et la transmission des réponses de la génératrice à l'ordinateur. La communication avec l'UCE se fait à l'aide d'un port série. Le protocole utilisé pour la communication avec l'unité de contrôle électronique (UCE) est le *SAE J1939*. Ce protocole est recommandé pour les communications dans les véhicules [72]. La figure 4.6 décrit la façon dont la connexion entre la génératrice et l'ordinateur de bord a été établie. Ce programme gère la communication avec le contrôleur et permet de démarrer, arrêter, imposer et lire la vitesse de la génératrice. Au démarrage du programme, on lance une séquence d'identification du contrôleur dans le but de s'assurer qu'il y a une communication entre l'ordinateur et l'UCE. Si le contrôleur est identifié, un test de la vitesse de la rotation

TABLE 4.2 – Protocole de communication avec le contrôleur UCE

Protocole logique	
Séquence pour obtenir l'identité du contrôleur	L'hôte envoie au contrôleur un 0 binaire. Le contrôleur retourne des caractères ASCII terminés par un 0 binaire. Ces caractères représentent l'identification du contrôleur, typiquement « EC6 PRS v4.02c ».
Séquence pour démarrer le moteur	On envoie 0x6A 0x8a 0x45. Le contrôleur retourne 0x6A
Pour obtenir la valeur du régime moteur	L'hôte envoie au contrôleur la séquence d'octets suivante : 0x2d 0x06 0x00 0x02 0x00. Le contrôleur retourne la séquence suivante (trois octets) : 0x2d xx yy, où yyxx représente un entier 16 bits (X) à partir duquel le régime moteur (rpm) peut être calculé : $rpm = X / 0.4474$
Pour contrôler la consigne de régime moteur	L'hôte envoie au contrôleur la séquence suivante : 0x31 0x02 0x01 xx yy, où yyxx représente un entier 16 bits (X) qui est la consigne de régime moteur (rpm) selon $X = rpm * 0.4474$
Séquence pour arrêter le moteur	0x30 0x00 0x00 0x00 0x00 0x00 0x00. Le contrôleur retourne 0x30 pour indiquer une bonne réception. Une fois que le moteur est arrêté (il faut tester en continu pour $rpm = 0$), il faut replacer le contrôleur en envoyant 0x30 0x00 0xff 0xff 0x00 0x00. Encore ici, le contrôleur retourne 0x30

qui consiste à envoyer une séquence de lecture et à comparer avec 0 est effectué. Dans le cas contraire (contrôleur non identifié), l'identification est reprise. Si la vitesse est égale à $ORPM$, la machine est à l'arrêt. Pour démarrer la machine, une séquence de démarrage est exécutée suivie d'un nouveau test de la vitesse. Si la vitesse de rotation est supérieure à 0, la machine est dans la séquence de fonctionnement normal qui consiste à exécuter de manière continue une séquence pour fixer la vitesse de la machine suivie d'une séquence de lecture de la vitesse.

4.1.3.5 Banc d'essai complet

La figure 4.7 présente le banc d'essai complet. Sur ce schéma, nous pouvons distinguer le CompactRIO et les liaisons qu'il établit entre l'ordinateur de bord et les différents actionneurs et capteurs. La figure 4.8 présente l'interface de contrôle du banc d'essai.

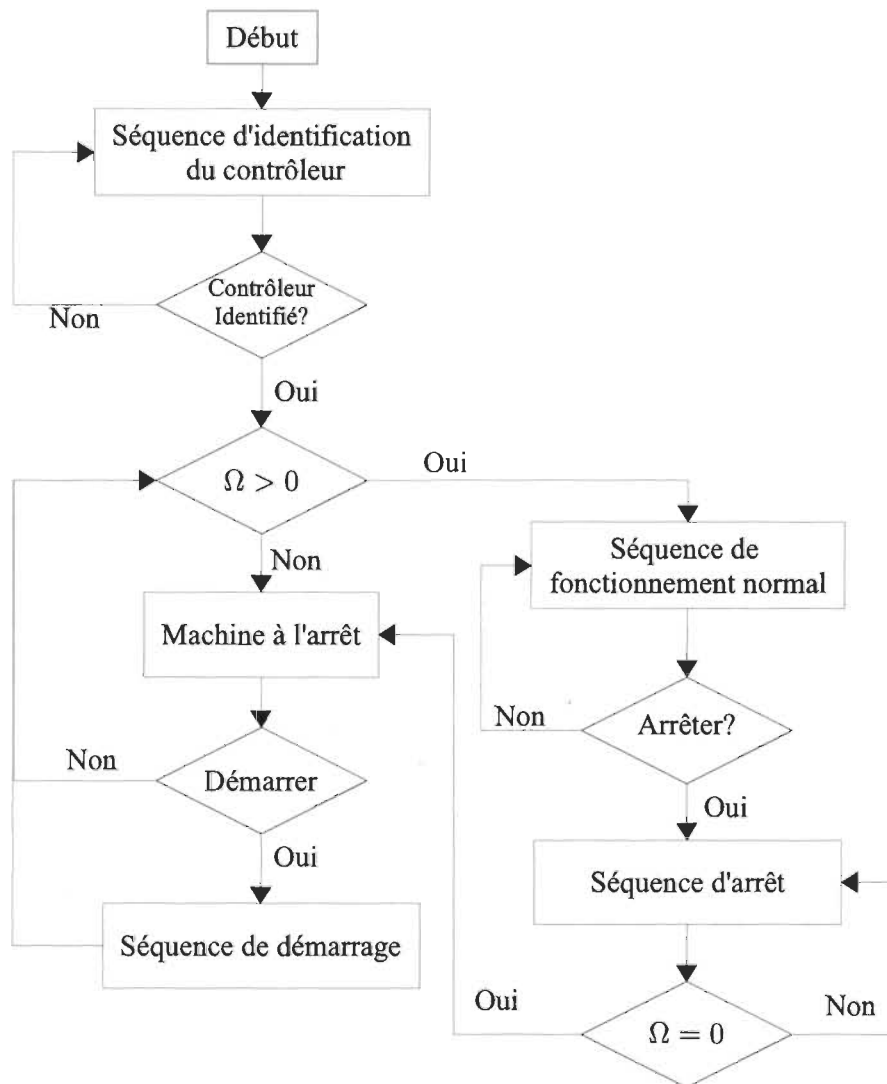


FIGURE 4.6 – Programme de communication avec l’UCE

Celle-ci permet de lire les mesures fournies par les capteurs via le CompactRIO et d’envoyer les ordres de commande comme démarrer ou arrêter la machine.

4.2 Validation du modèle identifié

Pour la validation de la méthode proposée pour l’identification en ligne du modèle statique de la génératrice, plusieurs essais ont été effectués. Durant ces expériences, nous avons utilisé des profils de puissance et de vitesse. Le rendement est obtenu grâce à l’acquisition du débit et à la formule de l’équation (3.1). La figure 4.9 présente les résultats

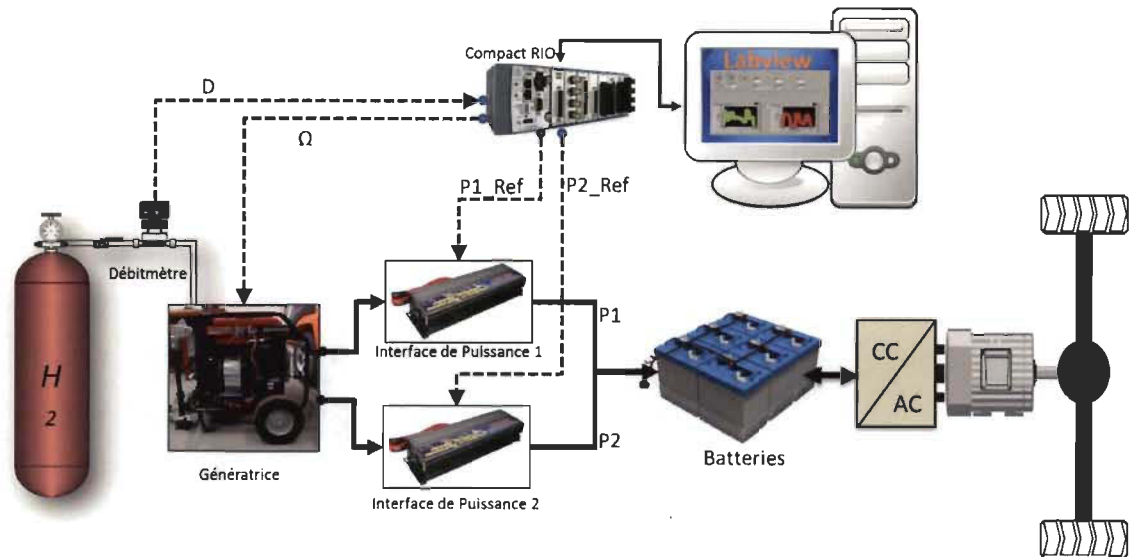


FIGURE 4.7 – Banc d'essai complet

obtenus pour différents types de modèle. En (a) et (b), nous avons les mesures de la puissance et de la vitesse. En (c), nous effectuons une comparaison entre le rendement mesuré et ceux donnés par deux modèles un peu différents. Le premier est un modèle paramétrique de second ordre et le deuxième est un modèle d'ordre 3. On peut remarquer qu'il n'y a pas de différence entre l'ordre 2 et l'ordre 3. L'erreur moyenne quadratique entre le modèle d'ordre 2 et les données expérimentales est de $3.6 * 10^{-4}$, tandis que celle de l'ordre 3 est $3.58 * 10^{-4}$. Ces résultats indiquent que les deux modèles ont de bonnes performances d'approximation du rendement. Cependant, le second ordre a un avantage sur le troisième ordre à cause de sa simplicité due à la réduction des paramètres à identifier d'où l'utilisation de ce modèle pour la poursuite du rendement maximal. Nous avons aussi effectué une comparaison entre le modèle paramétrique de second ordre avec un réseau de neurones artificiels. L'utilisation du réseau de neurones pour cette comparaison est justifiée par le fait que les réseaux de neurones sont reconnus pour leur utilisation dans la modélisation des systèmes. Pour notre étude, nous avons pris un réseau de neurones avec rétropropagation composée d'une couche d'entrées, d'une couche cachée et d'une couche de sortie. Le nombre de neurones est 2, 4 et 1 respectivement pour la couche d'entrée, la couche cachée et la couche de sortie. Le réseau a été entraîné avec les données collectées.

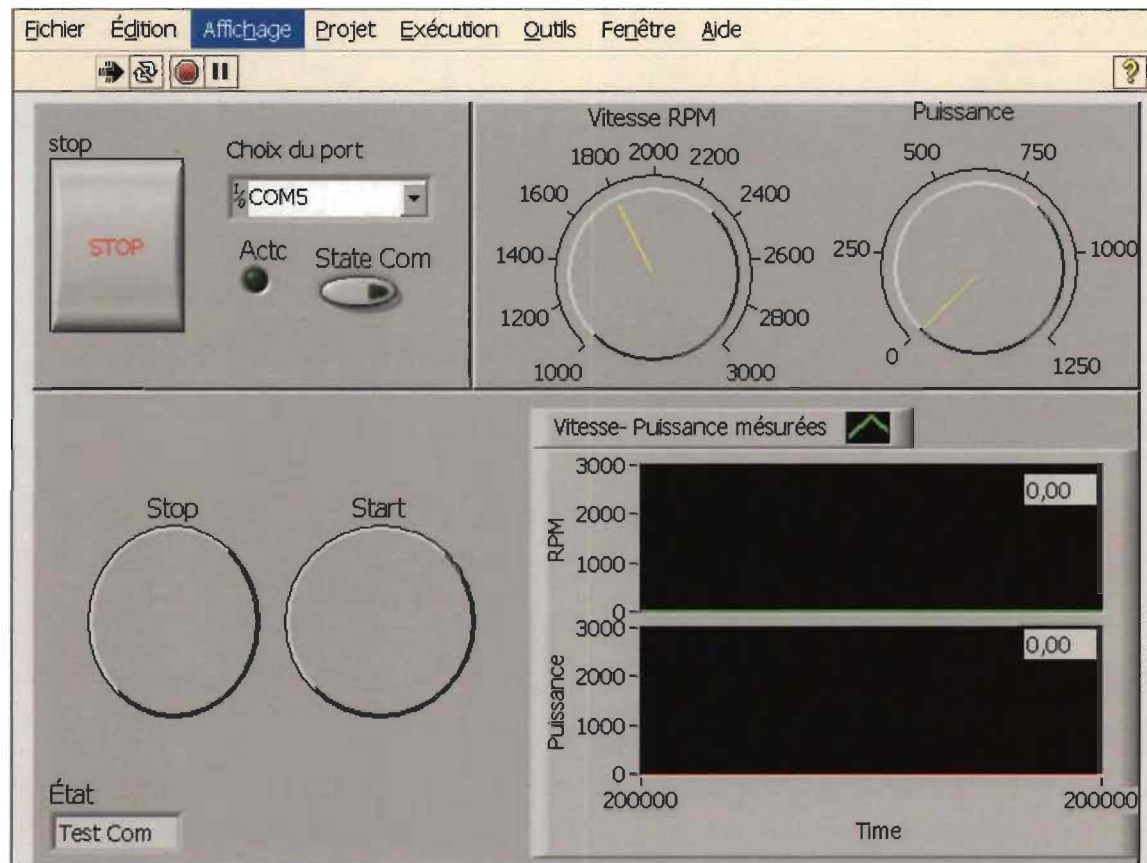


FIGURE 4.8 – Interface graphique du contrôle du banc d'essai

La figure 4.10 montre la comparaison entre les résultats. Nous pouvons remarquer que les deux modèles ont des résultats assez proches des mesures. L'erreur quadratique moyenne du réseau de neurones est de 3.3×10^{-4} tandis que celui du modèle paramétrique est de l'ordre de 3.6×10^{-4} . Le réseau de neurones est légèrement plus précis que le modèle paramétrique, mais il possède néanmoins un inconvénient à ne pas négliger ; il a besoin d'un bon entraînement pour pouvoir bien fonctionner. Ce qui nécessite un stockage de données. Le réseau de neurones est aussi compliqué à mettre en oeuvre, en comparaison avec le modèle d'ordre 2.

4.3 Validation de la méthode de recherche de maximum

Cette validation vise à prouver que la méthode proposée est capable de suivre le rendement maximal de la machine. Pour ce faire, nous avons utilisé un profil de conduite

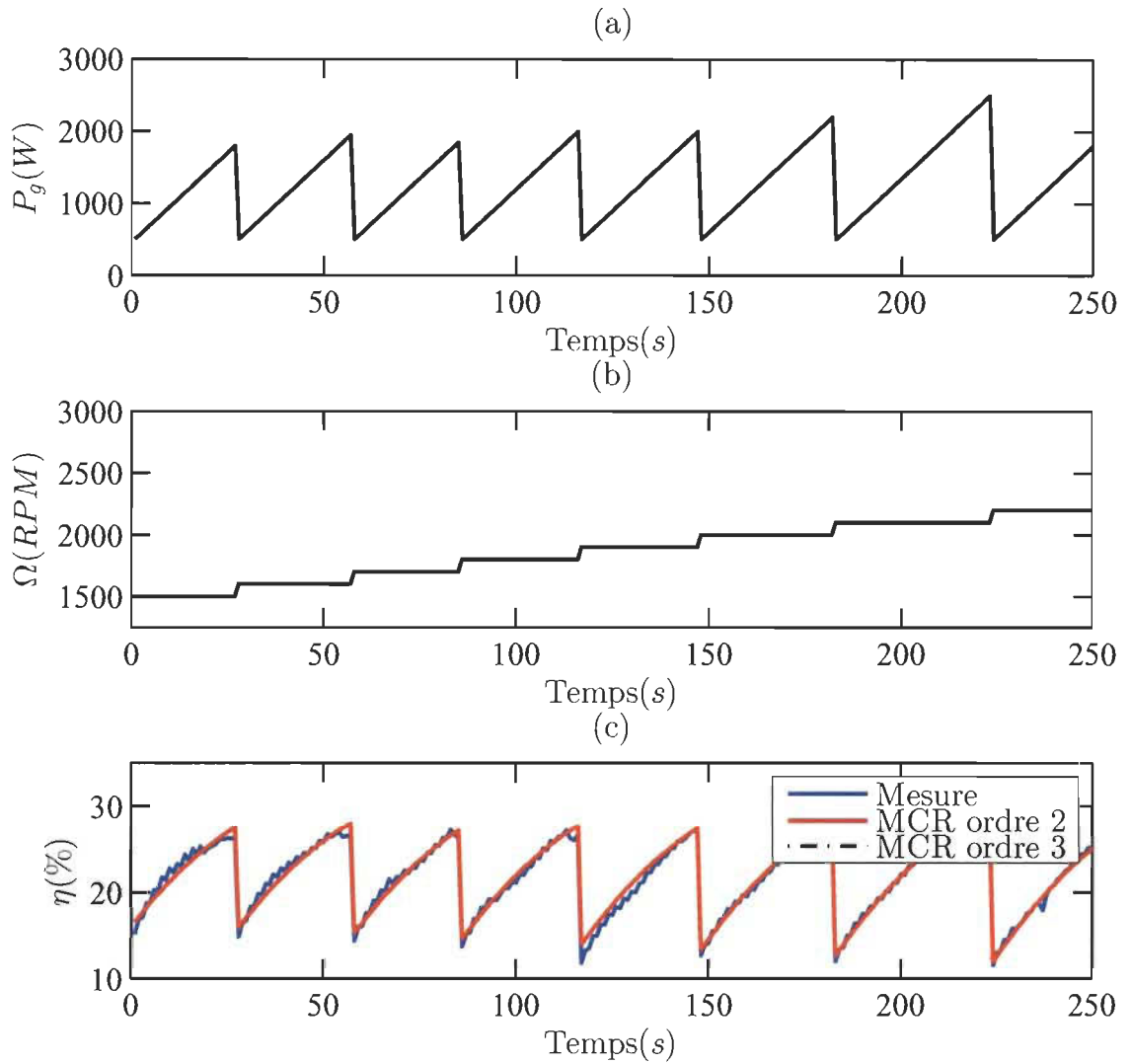


FIGURE 4.9 – Validation expérimentale du modèle de la génératrice : (a) Profil de puissance ; (b) Profil de vitesse ; (c) Comparaison du rendement.

US06 fourni par le United State Environmental Protection Agency. Ce profil est utilisé pour avoir la puissance de traction P_e que demande le véhicule Néo. L'opération de détermination se fait en simulation avec un modèle longitudinal du véhicule électrique hybride.

$$P_e = \eta_m^{-1} \left(\frac{J_{ts}}{G^2} + M_v \right) \dot{v}v + \eta_m^{-1} v f_r \quad (4.1)$$

$$f_r = \frac{1}{2} \rho_a C_d A_v (v + v_d)^2 + M_v g \sin(\theta) + M_v g \mu \cos(\theta) \quad (4.2)$$

$$f_v = M_v \dot{v} + f_r \quad (4.3)$$

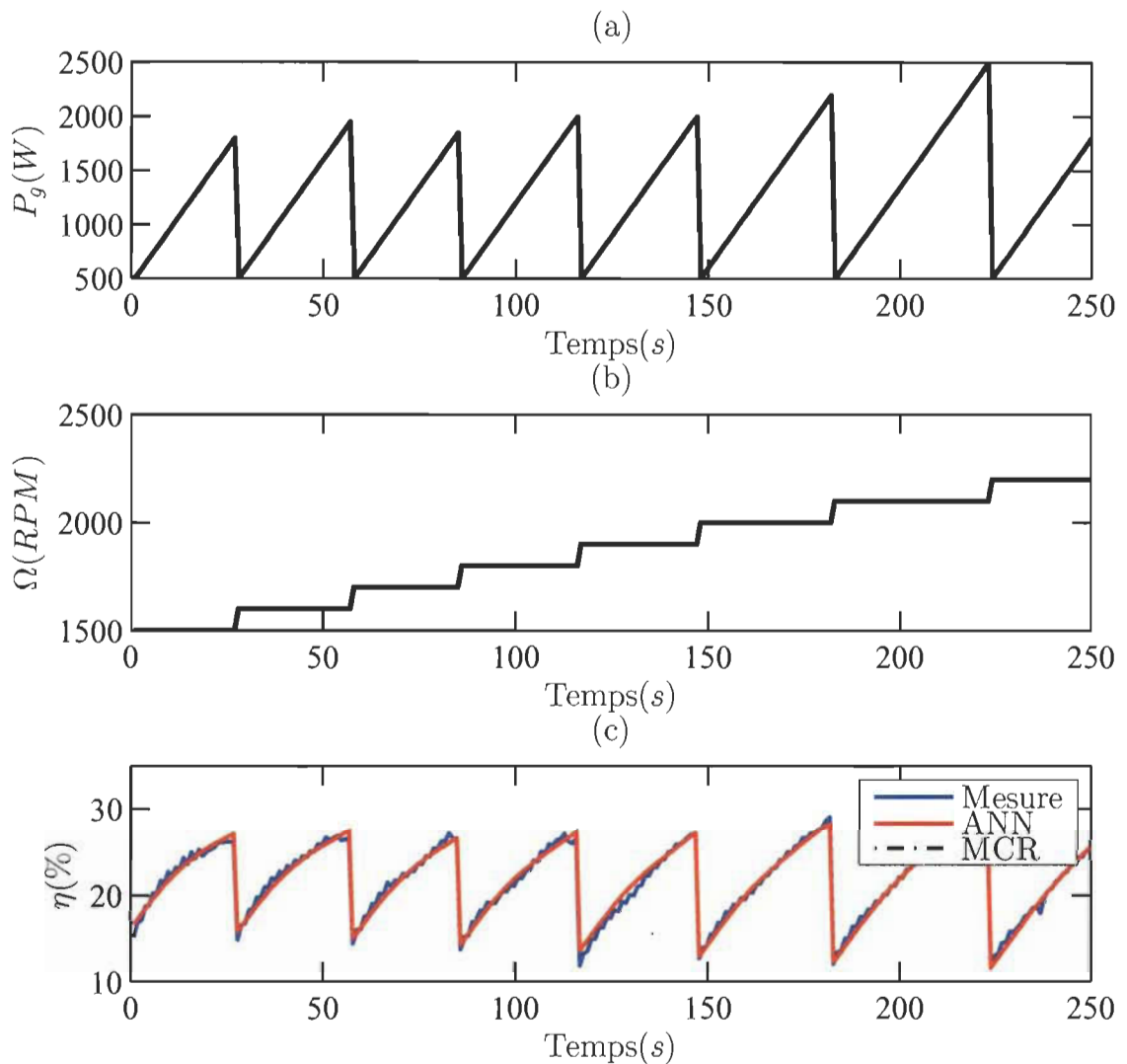


FIGURE 4.10 – Comparaison entre le modèle à base de réseau de neurones artificiels et le modèle paramétrique de second ordre : (a) Profil de puissance de la génératrice ; (b) Profil de vitesse ; (c) Comparaison du rendement

où M_v , g , ρ_a , μ , C_d et A_v sont respectivement la masse totale du véhicule, la constante de gravité, la densité de l'air, le coefficient de résistance au roulement, le coefficient de traînée et la surface active frontale ; θ , \dot{v} et v_d représentent respectivement la pente de la route, l'accélération longitudinale et la vitesse du véhicule. Les paramètres du tableau 4.3 sont ceux qui correspondent au véhicule Némio que nous avons au laboratoire. La puissance électrique de traction doit être répartie entre la génératrice et les batteries. Pour effectuer la répartition, nous optons pour un algorithme de gestion très simple. Cela consiste à scinder la puissance entre deux entités : une de faible dynamique obtenue à partir de la

TABLE 4.3 – Paramètres du modèle longitudinal du véhicule

Paramètres	Valeurs
μ	0.018
ρ_a	$1.22kg/m^3$
C_d	0.7
A_v	$2.3m^2$
M_v	$1250kg$
g	$9.8N/kg$
G	0.0264
J_{ts}	$0.0025kg.m^2$

moyenne mobile de la puissance électrique P_e qui sera délivrée par la génératrice et une de dynamique rapide P_b qui sera fournie par les batteries.

$$P_g^*(k) = \frac{P_e(k)}{k} + \frac{(k-1)}{k} P_g^*(k-1) \quad (4.4)$$

$$P_b(k) = P_e(k) - P_g^*(k) \quad (4.5)$$

La figure 4.11 montre la répartition de la puissance entre les différentes sources. En (a), nous avons la vitesse du véhicule en km/h correspondant au cycle *US06*, en (b) la puissance de traction équivalente et en (c) la répartition de puissance entre les deux sources d'énergie. Dans le calcul de P_g^* , il faut toujours avoir une valeur positive car la génératrice ne permet qu'un transfert unidirectionnel de la puissance vers les batteries. Dans le calcul de la puissance de référence P_g^* , nous avons écrêté la puissance à une valeur maximale de $3000W$. Cela se justifie par la quantité de puissance transférable avec notre équipement. Dans notre validation, nous avons supposé que les conditions optimales sont imposées parfaitement avec une erreur quasi nulle. Cette supposition a pour but d'écartier l'influence du contrôleur dans le but de voir les performances de la méthode dans des conditions idéales. La cartographie (figure 3.4) est utilisée pour émuler la génératrice. Le tableau 4.4 montre les paramètres de test de l'algorithme d'optimisation. Dans ce tableau nous avons les plages de recherche et le nombre de points de départ N_Ω de l'algorithme de recherche de maximum. Le rendement minimal a été fixé à 10%, car pour de faibles

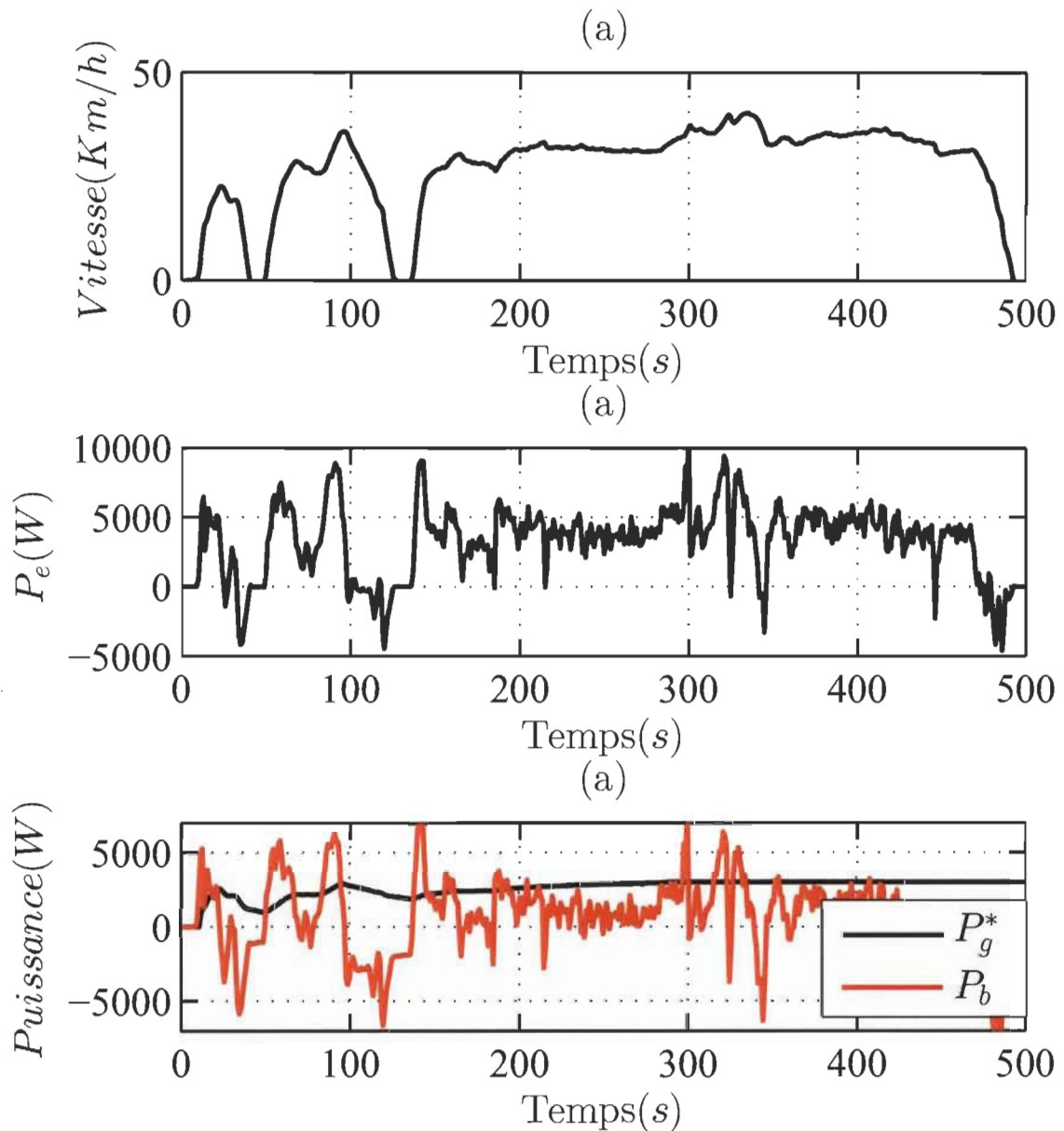


FIGURE 4.11 – Scénario de test de la poursuite du rendement maximal : (a) Cycle US06 ; (b) Puissance de traction P_e ; (c) Répartition de puissance

valeurs du rendement il est préférable de ne pas faire fonctionner la génératrice et le rendement maximal à 35% qui correspond au maximum qu'une machine à combustion peut avoir comme maximum. La puissance électrique est limitée à 3500W, car c'est le maximum de puissance que l'interface de puissance permet de transférer même si la génératrice a une puissance nominale de 5kW. La vitesse se situe dans la plage 1000RPM

et $4000RPM$ dont les bornes correspondent respectivement à la vitesse minimale d'opération et à la vitesse maximale d'opération de la machine à combustion. La figure 4.12

TABLE 4.4 – Paramètres de test

Paramètre	Valeur
$\eta_{min}(\%)$	10
$\eta_{max}(\%)$	35
P_{gmin}	0W
P_{gmax}	3500W
Ω_{min}	1000RPM
Ω_{max}	4000RPM
N_{Ω}	4

présente le résultat de la poursuite du maximum. En fonction de la puissance P_g^* , on détermine Ω^* ; en (a) et (b), avec la supposition de correcteur parfait, on a $P_g^* = P_g$ et $\Omega^* = \Omega$. Une comparaison du rendement de la machine obtenue avec la méthode d'optimisation et celle avec une vitesse constante permet de remarquer les gains en rendement que procure l'optimisation. En effet, les génératrices fonctionnent généralement à vitesse constante dont la valeur est fixée par le constructeur. Pour notre étude nous avons choisi cette valeur à $2500RPM$. Cette vitesse correspond à la vitesse optimale permettant de transférer la puissance maximale de la génératrice (au moment de la validation, notre montage ne pouvait transférer que 3500W). Le rendement obtenu par la méthode proposée est toujours supérieur à celui obtenu à vitesse constante. Pour des puissances relativement faibles, ce gain est assez conséquent et se situe autour de 7%. Ce gain n'est pas négligeable dans le cas d'une machine à combustion interne où le rendement normalement est autour de 30%.

Nous pouvons donc clairement établir que la méthode de poursuite du rendement maximal de la génératrice arrive à améliorer le rendement de la machine dans la mesure où les conditions optimales de fonctionnement fournies par l'algorithme sont imposées.

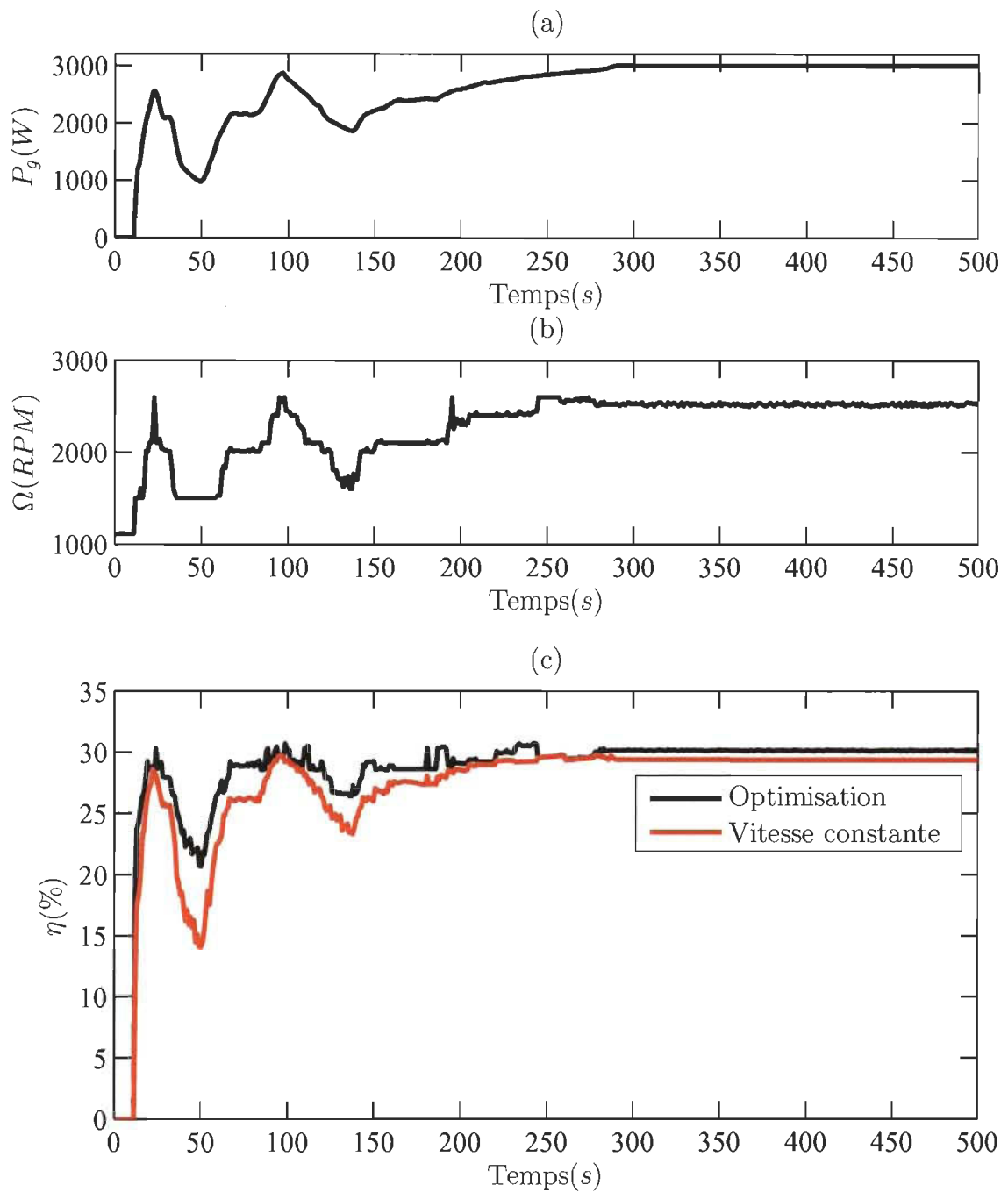


FIGURE 4.12 – Résultat de la recherche de maximum : (a) Profil de puissance ; (b) Profil de vitesse ; (c) Comparaison du rendement de la méthode de recherche de maximum et celui de la vitesse constante $\Omega = 2500RPM$

4.4 Validation du contrôle du système

Pour la validation du contrôle, nous avons utilisé un modèle dynamique obtenu à partir d'une série de données collectées pour émuler le système. Les données ont été acquises

avec un temps d'échantillonnage de 40 *ms*. Ce temps correspondra au temps d'échantillonnage du contrôle $T_{control}$. Le système émulé est un système multivariable ayant deux entrées et deux sorties. Les entrées et les sorties sont respectivement $u = \{p_g, \omega\}$ et $y = \{P_g, \Omega\}$. Le système est émulé par un modèle ARX d'ordre 10. Sur la figure 4.13, on trouve les profils de puissance et de vitesse utilisée pour exciter le système dans le but de collecter les données nécessaires à l'établissement du modèle d'émulation. Étant donné que ce modèle sera utilisé pour l'émulation du système, nous n'avons pas tenu compte de sa complexité ; le seul critère pris en jeu est sa fidélité par rapport au processus réel. Les

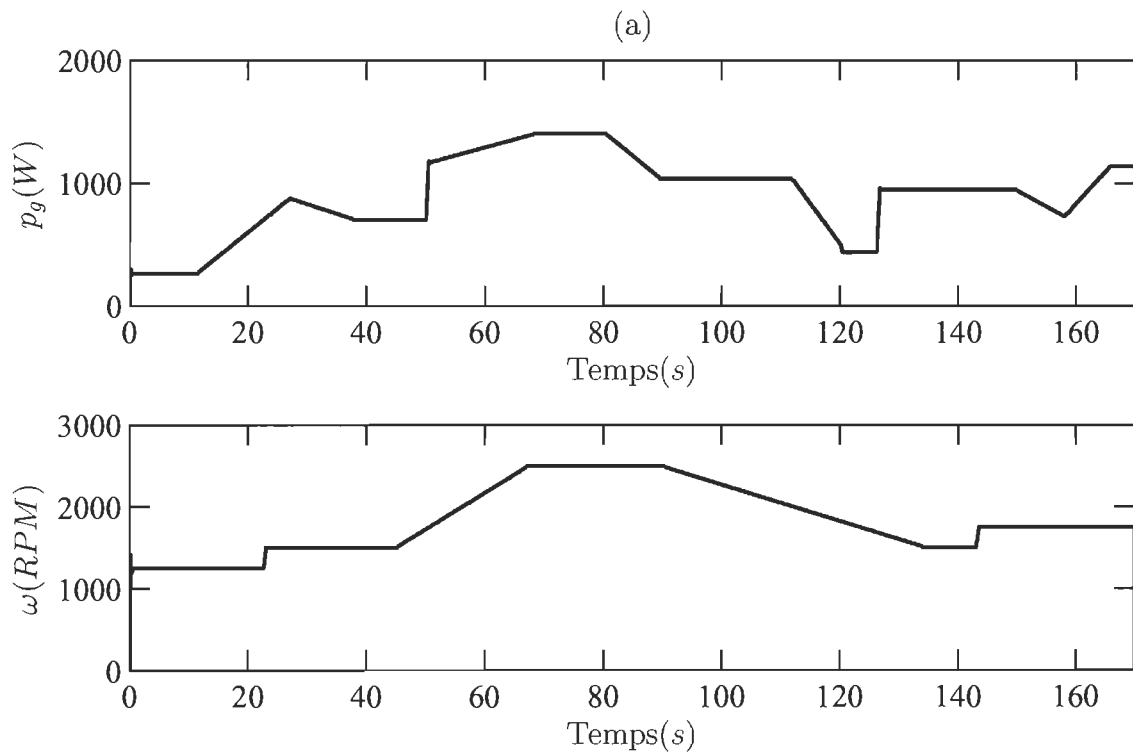


FIGURE 4.13 – Profils de puissance et de vitesse :(a) Profil de puissance ;(b) Profil de vitesse

résultats de l'identification se trouvent sur la figure 4.14 qui fait une comparaison entre les sorties mesurées et les sorties fournies par le modèle estimé. Pour calculer le degré de précision, nous utilisons la formule suivante :

$$fit = 100 \left(1 - \frac{\|\hat{y} - y\|}{\|y - moy(y)\|} \right) \quad (4.6)$$

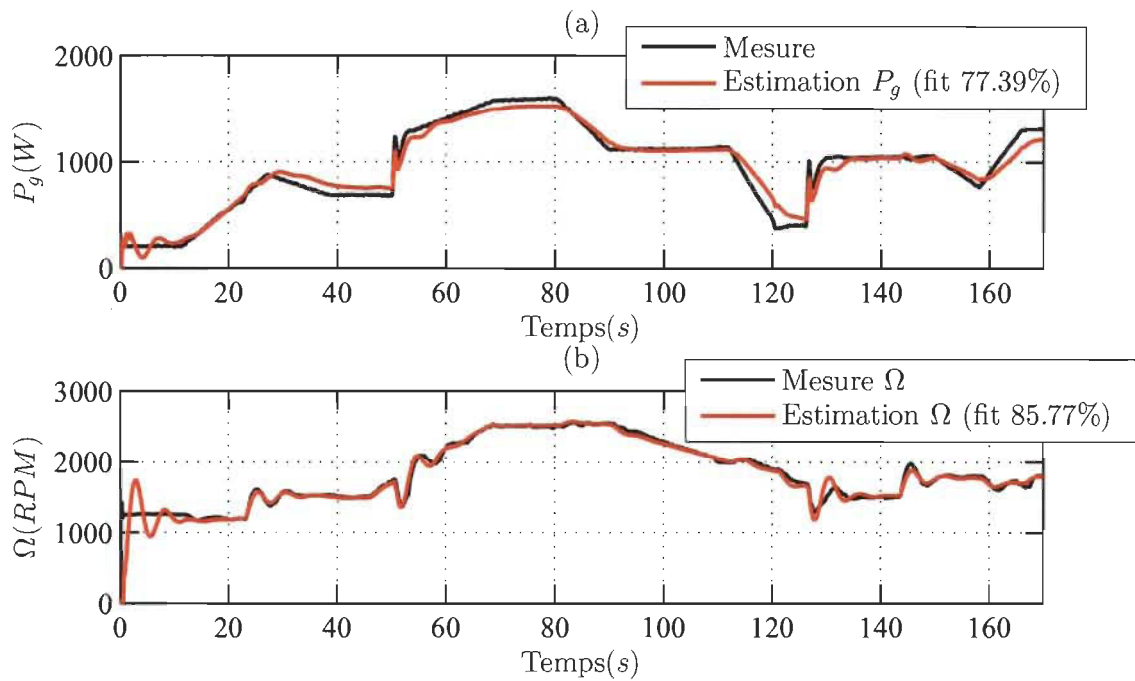


FIGURE 4.14 – Modèle utilisé pour l’émulation : (a) comparaison entre la puissance mesurée et celle fournie par le modèle ;(b) comparaison entre la vitesse mesurée et celle fournie par le modèle

avec \hat{y} la sortie estimée, y la sortie mesurée et $moy(y)$ la moyenne de la sortie mesurée. La précision du modèle est assez élevée. Elle est de 77.4% pour la sortie P_g et de 85.77% pour la sortie Ω . Ce modèle représente bien les tendances des sorties et respecte aussi la dynamique du système. La figure 4.15 représente le résultat de l’estimation en ligne avec un modèle ARX d’ordre 1. Le système est complètement imprécis au démarrage, mais s’améliore par la suite, car il y a une adaptation des paramètres. La mise à jour des paramètres du modèle est faite avec l’algorithme des moindres carrés récursifs. Le système n’est pas assez précis, mais il arrive à suivre la tendance des sorties. Ce modèle est à ne pas confondre avec le modèle d’ordre élevé qui est utilisé pour l’émulation. Le contrôleur à modèle interne est construit à partir des paramètres de ce système.

La figure 4.16 montre la réponse à un échelon de vitesse suivi d’un échelon de puissance du système bouclé avec le correcteur défini pour différentes valeurs du filtre. Cela nous permet de voir l’impact du filtre sur la dynamique du système corrigé. À $t = 130s$, on applique un échelon de vitesse, après on applique un échelon de puissance à $t = 150s$. Les

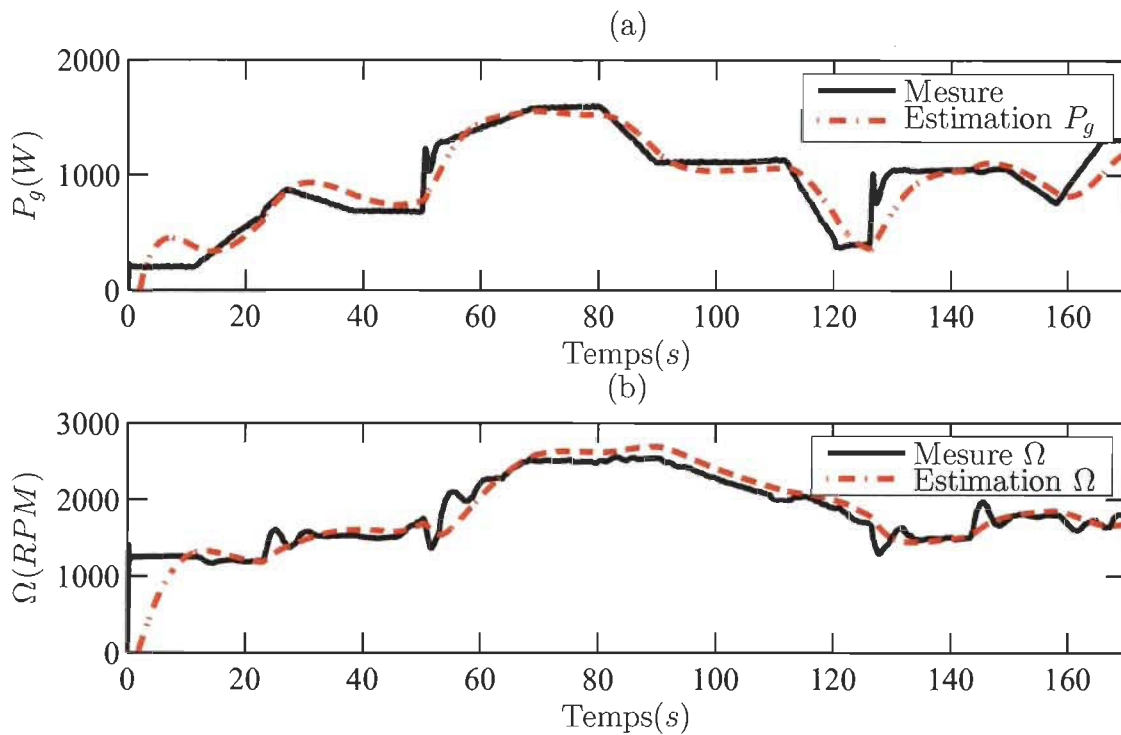


FIGURE 4.15 – Estimation en ligne du système avec un modèle ARX de premier ordre :(a) comparaison entre la puissance mesurée et celle fournie par le modèle ;(b) comparaison entre la vitesse mesurée et celle fournie par le modèle

réponses proviennent de trois scénarios correspondant chacun à une valeur des paramètres ϵ_1 et ϵ_2 du filtre. On remarque que pour tous les scénarios, l'erreur en régime permanent de la réponse du système est nulle que ce soit la vitesse ou la puissance. Cela s'explique facilement par la présence de l'intégrateur qui permet d'annuler l'erreur en régime statique. La réponse en régime transitoire permet de juger mieux de la qualité du correcteur. Pour le premier scénario où $\epsilon_1 = 1$ et $\epsilon_2 = 1.75$, la réponse du système à un échelon de vitesse est caractérisée par un dépassement de 30% pour la puissance et un dépassement de 16.7% pour la vitesse. Pour le scénario 2, le dépassement de la puissance augmente sensiblement (de l'ordre de 32%) et celui de la vitesse augmente soit à environ 8%. Pour le scénario 3, le dépassement observé lorsqu'on applique un échelon de vitesse est minime ; à partir de l'échelon de vitesse appliquée, ce scénario offre la meilleure réponse transitoire. Lorsqu'on applique l'échelon de puissance, les scénarios 1 et 2 ont pratiquement la même réponse caractérisée par une baisse de la vitesse et d'un retard de la puissance. On a le

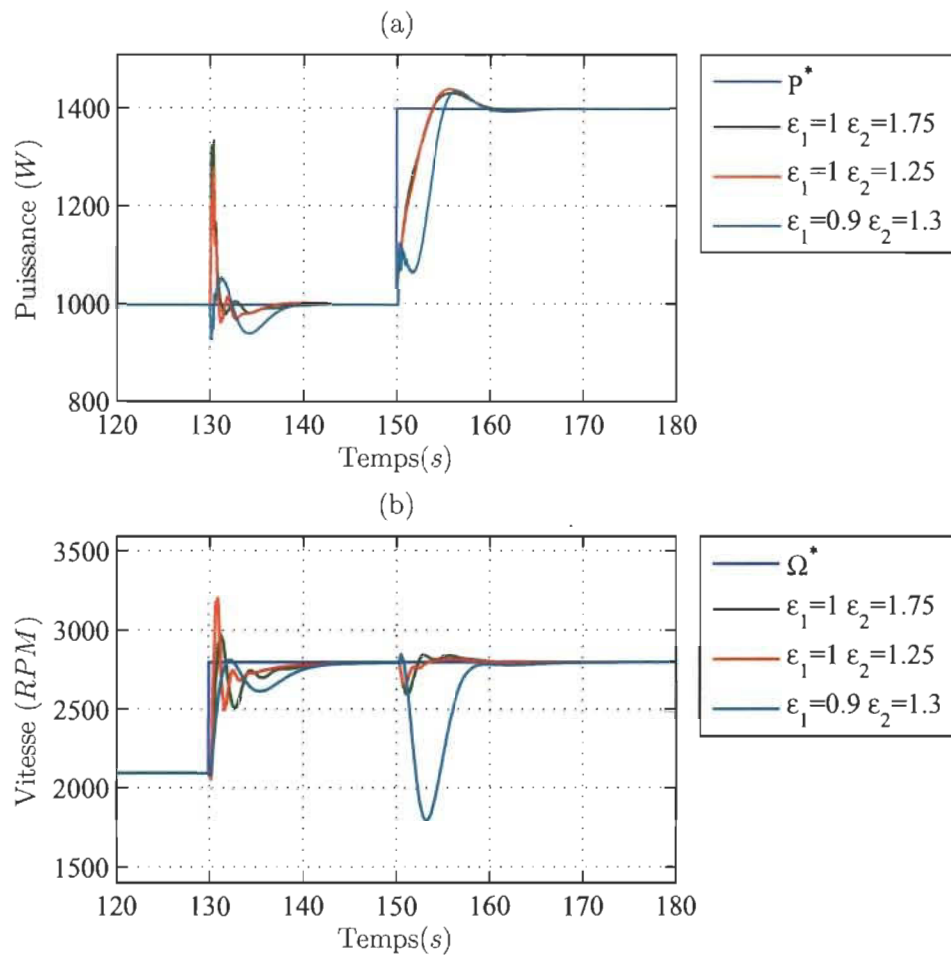


FIGURE 4.16 – Réponse à un échelon de puissance et de vitesse pour différentes valeurs des éléments du filtre : (a) Consigne de puissance et réponses ; (b) Consigne de vitesse et réponses

même constat que pour le scénario 3, mais cette fois il est plus important : la baisse de la vitesse et le retard de la puissance sont assez importants. Dans cette situation, le scénario 3 offre la pire réponse transitoire. L'erreur statique de la puissance est assez bonne, mais pour la vitesse, elle est moins bonne.

Grâce à ses trois scénarios, on voit directement l'impact des paramètres du filtre sur la réponse transitoire du système bouclé. Les réponses transitoires s'expliquent facilement. En effet, une augmentation du régime du moteur permet d'avoir une tension d'entrée plus importante aux bornes convertisseur, ce qui a pour effet d'augmenter légèrement la puissance fournie. Lorsqu'on augmente la puissance fournie à la charge, cela entraîne

une baisse de régime car cette augmentation de la charge est en fait une augmentation du couple résistant. La légère baisse de la vitesse due à l'augmentation du couple entraîne aussi une baisse de la tension aux bornes du convertisseur d'où une baisse momentanée de la puissance fournie. Ce phénomène explique le retard observé.

Que ce soit au niveau de la puissance ou de la vitesse, le système possède une dynamique assez lente caractérisée par un temps de stabilisation d'environ 10s. Ce temps de stabilisation est important, car il doit être pris en compte par l'algorithme d'optimisation dans le but de s'assurer que la machine a déjà atteint les conditions optimales calculées afin de tester pour savoir si celles-ci améliorent le rendement ou pas.

Pour le choix du meilleur scénario (meilleurs paramètres du filtre), il est nécessaire de définir un indice de performance. Un indice de performance est une mesure quantitative de la performance d'un système et il est choisi de façon à mettre l'accent sur les spécifications importantes du système. L'indice ITSE (Integral of Time multiplied by Square of the Error) pénalise de plus en plus l'erreur quand le temps augmente : la rapidité de démarrage est typiquement sacrifiée au profit d'une convergence plus rapide ou d'une erreur stationnaire plus faible.

$$ITSE = \int_0^t te^2(t)dt \quad (4.7)$$

où e est l'erreur entre la sortie et la référence.

TABLE 4.5 – Indices de performance pour différentes valeurs des paramètres du filtre

	ITSE	
	P_g	Ω
$\epsilon_1 = 1, \epsilon_2 = 1.75$	$2.6145e + 08$	$1.7840e + 10$
$\epsilon_1 = 1, \epsilon_2 = 1.25$	$7.0106e + 07$	$8.8314e + 09$
$\epsilon_1 = 0.9, \epsilon_2 = 1.3$	$2.3585e + 10$	$3.5189e + 11$

Le tableau 4.5 fait une comparaison entre les indices de performance ITSE obtenus pour les scénarios de paramètres du filtre. On remarque que le filtre obtenu avec $\epsilon_1 = 1, \epsilon_2 = 1.75$ a les meilleurs indices que ce soit au niveau de la réponse en puissance ou

en vitesse. Le système avec ces paramètres du filtre a un temps de stabilisation d'environ 10s. Celui-ci correspond au temps que prend le système pour atteindre la référence tout en restant dans une plage de plus ou moins 10%. On remarque que pour les trois scénarios, l'erreur statique diminue avec le temps jusqu'à s'annuler. Cela est dû à l'intégrateur implicite du contrôleur à modèle interne qui assure une erreur statique nulle. Cette propriété est d'autant plus intéressante que le contrôle est couplé à un système d'optimisation de rendement qui ne considère que le régime permanent du système. Dans l'optimisation du rendement, il faut que les conditions optimales calculées par l'algorithme soient imposées avec une erreur quasi nulle. L'effort de commande du système (figure 4.17) est du même ordre que la référence. Cette caractéristique est intéressante, car elle évite l'utilisation de saturateur dans le contrôle.

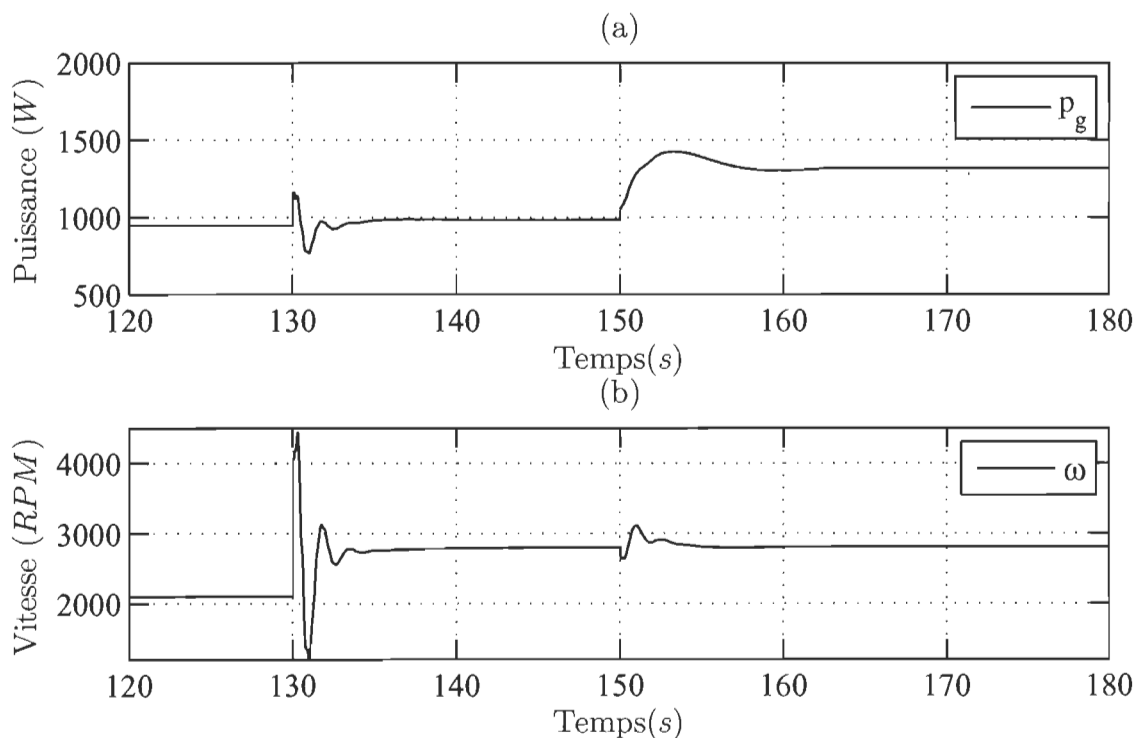


FIGURE 4.17 – Effort de commande correspondant pour $\epsilon_1 = 0.2$, $\epsilon_2 = 0.5$: (a) puissance de commande ; (b) vitesse de commande

La figure 4.18 montre la variation des paramètres du contrôleur adaptatif pour un filtre ayant comme paramètres $\epsilon_1 = 0.2$ et $\epsilon_2 = 0.5$. Ces paramètres correspondent à ceux de

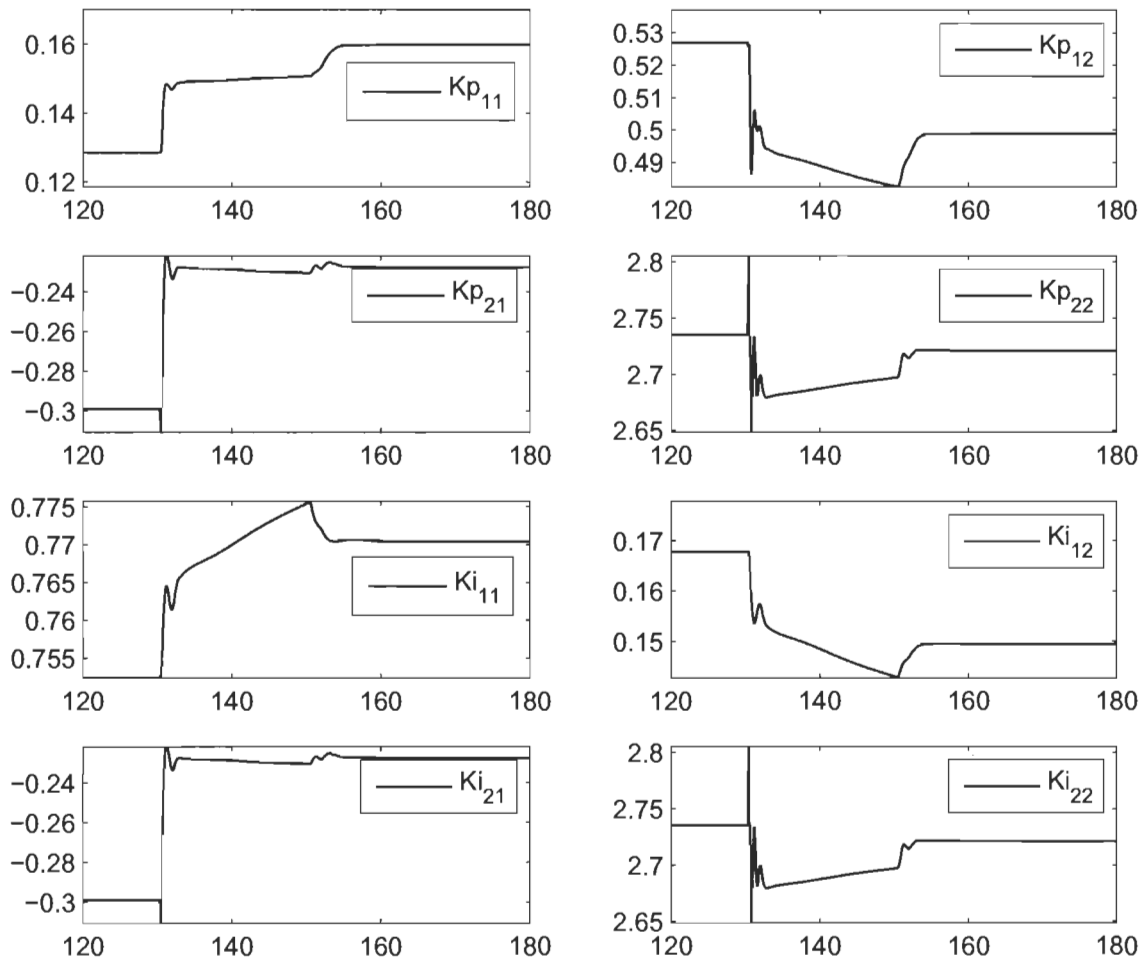


FIGURE 4.18 – Variation des paramètres du correcteur PI correspondant à $\epsilon_1 = 0.2$, $\epsilon_2 = 0.5$: K_{p_i} et K_{i_i} désignent respectivement le gain proportionnel et intégral équivalents avec l'indice qui désigne la position du paramètre sur la matrice du correcteur

l'équivalent PI du contrôleur CMI qui peut s'écrire sous cette forme :

$$\begin{aligned}
 C(s) &= \begin{bmatrix} \frac{1}{k_1} \frac{\tau_1 s + 1}{\epsilon_1 s} & \frac{1}{k_2} \frac{\tau_1' s + 1}{\epsilon_1 s} \\ \frac{1}{k_1} \frac{\tau_2 s + 1}{\epsilon_2 s} & \frac{1}{k_2} \frac{\tau_2 s + 1}{\epsilon_2 s} \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} \frac{K_{p_{11}} s + K_{i_{11}}}{s} & \frac{K_{p_{12}} s + K_{i_{12}}}{s} \\ \frac{K_{p_{21}} s + K_{i_{21}}}{s} & \frac{K_{p_{22}} s + K_{i_{22}}}{s} \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{4.8}$$

La variation continue de ces paramètres permet ainsi de prendre en compte les non-linéarités et la variation des paramètres du système dans le contrôle.

4.5 Validation globale de la méthode d'optimisation proposée

La validation globale consiste à intégrer le contrôle dans la méthode de poursuite du rendement maximal et d'analyser son impact sur le système. Dans la validation précédente, nous avons considéré que le correcteur était parfait et n'avait pas de délai afin de voir les performances en situation idéale de l'algorithme d'optimisation. Or, comme nous l'avons déjà mentionné, pour appliquer les conditions optimales fournies par l'algorithme d'optimisation, la machine prend un temps non négligeable correspondant au temps de réponse. Dans la partie contrôle, nous avons vu que pour un échelon, au bout de $10s$, le système est complètement stable et les oscillations autour de la référence étaient autour 10%. Ce temps nous permet de fixer le temps d'échantillonnage T_e de l'algorithme à $10s$. Le temps d'échantillonnage de la boucle de contrôle est $T_{control} = 40ms$. La réponse du système pour un profil de puissance fixé nous permet d'observer la réponse du système avec le contrôle intégré (figure 4.19). Le profil de puissance est obtenu à partir du cycle de conduite de la Federal Test Procedure 75 (FTP75). La puissance nécessaire pour la traction du véhicule est calculée à partir du modèle du véhicule. La répartition de la puissance se fait suivant les équations (4.5) et (4.4). On remarque que les sorties, la puissance et la vitesse suivent la consigne ; ce qui prouve que le contrôleur a été bien choisi. Pour connaître l'efficacité de la méthode proposée, nous avons fait une comparaison de son rendement avec celui d'une méthode basée sur le fonctionnement de la génératrice à une vitesse optimale constante. On remarque facilement qu'avec l'optimisation, on a des gains non négligeables en rendement de l'ordre de 5% pour certaines puissances à délivrer. Au début de la courbe des rendements, on a une valeur nulle, car nous avons considéré que les rendements étaient nuls au démarrage du système. Cela s'explique par le fait que la puissance délivrée en ce moment est nulle.

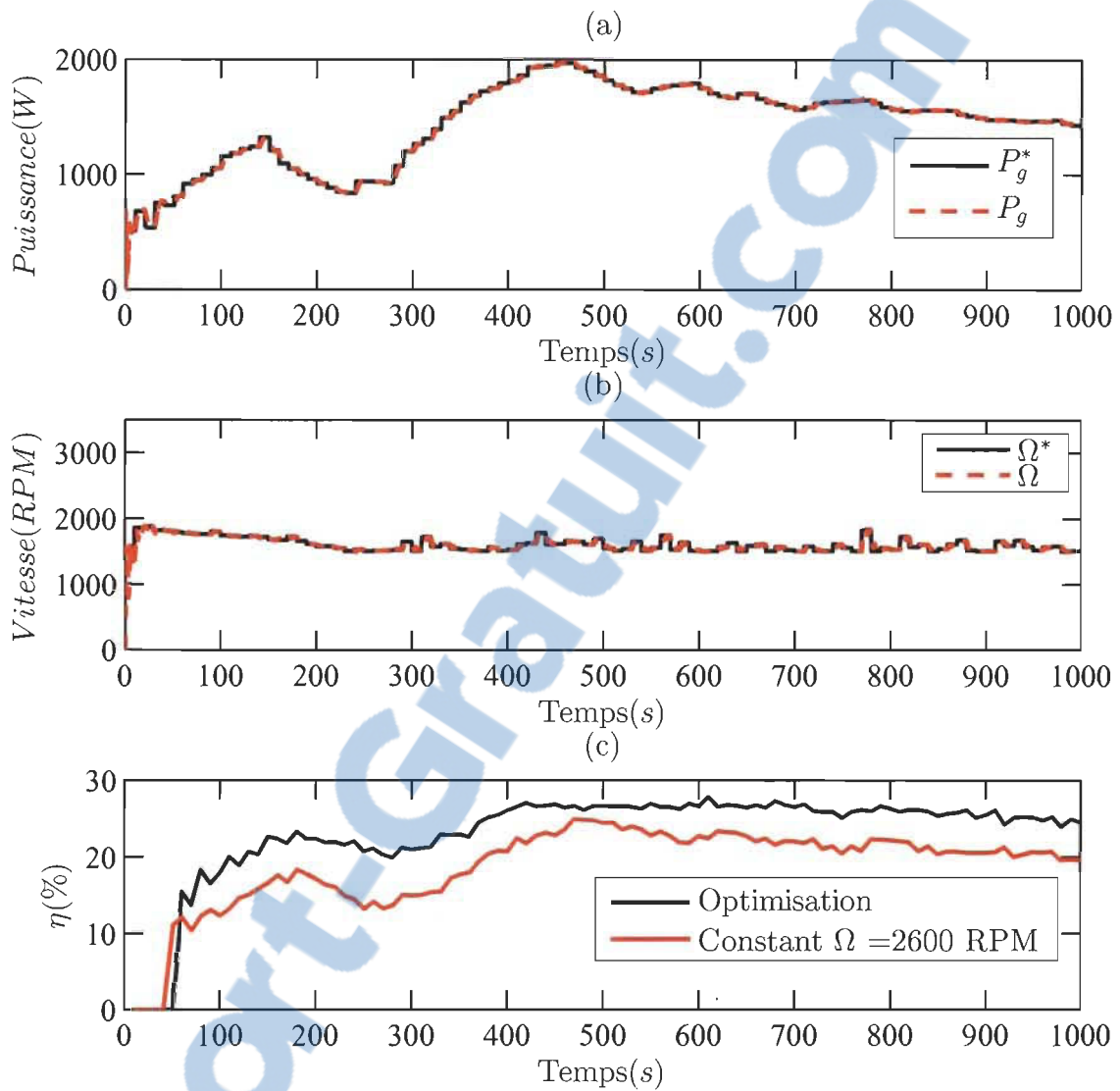


FIGURE 4.19 – Résultat de l'optimisation avec le contrôle intégré : (a) Puissance de référence et puissance de sortie ; (b) Vitesse optimale de référence et vitesse de sortie ; (c) Rendements obtenus avec optimisation et sans optimisation à vitesse constante de 2600RPM

4.6 Validation avec une table de correspondance par intervalle

La validation avec une table de correspondance a l'avantage majeur d'être simple à implémenter. En plus, celle-ci est proche de la méthode d'optimisation que nous avons proposée qui se base sur un modèle identifié à partir des données de fonctionnement. L'importance de cette validation est de montrer de façon expérimentale l'amélioration du rendement quand une méthode d'optimisation est utilisée. Le tableau 4.6 présente les paramètres de test. Pendant la période de test, une des interfaces de puissance n'était pas

TABLE 4.6 – Paramètres de test avec table de correspondance

Paramètres	Valeurs
P_{gmin}	0W
P_{gmax}	1500W
N_P	31
Ω_{min}	1000RPM
Ω_{max}	1800RPM

fonctionnelle. Ce qui nous a contraints à travailler avec une seule interface d'où la limitation de la puissance transmise à 1500W. La vitesse minimale est fixée à 1000RPM et la vitesse maximale correspond à la vitesse optimale pour délivrer une puissance de 1500W. Le nombre de points N_P de la puissance est fixé à 31 pour permettre un balayage fin de la plage de puissance. Les points sont équidistants, ce qui donne un pas de 50W. À partir des données de fonctionnement, nous avons déterminé pour chaque puissance à fournir la vitesse optimale correspondante. Sur la figure 4.20, nous avons une représentation de la vitesse optimale en fonction de la puissance. Pour l'implémentation, nous avons fait une approximation de cette fonction avec un polynôme de degré 3.

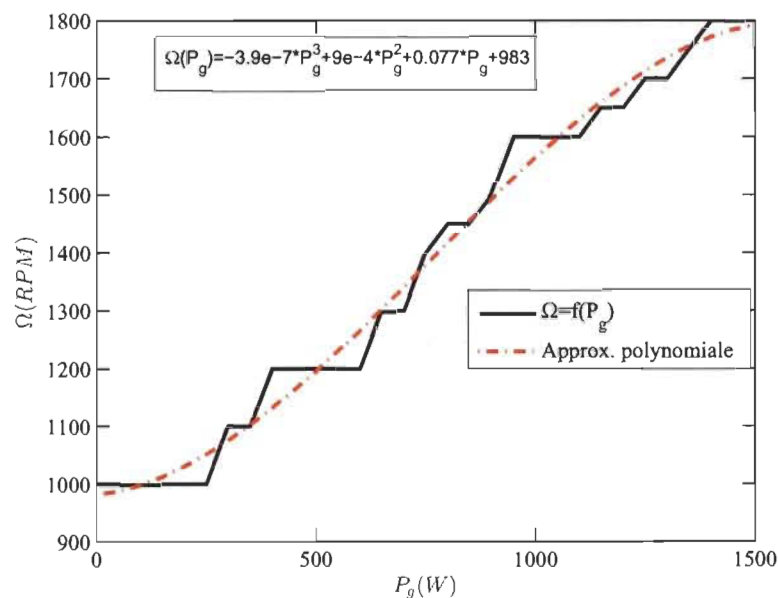


FIGURE 4.20 – Vitesse optimale en fonction de la puissance délivrée : vitesse optimale en fonction de la puissance ; approximation de la fonction par un polynôme d'ordre 3 dont l'équation est écrite sur la figure

$$\Omega(P_g) = -3.9e^{-7}P_g^3 + 9e^{-4}P_g^2 + 0.077P_g + 982.9 \quad (4.9)$$

Sur la figure 4.21, nous pouvons observer en (a) et en (b) les réponses du système en fonc-

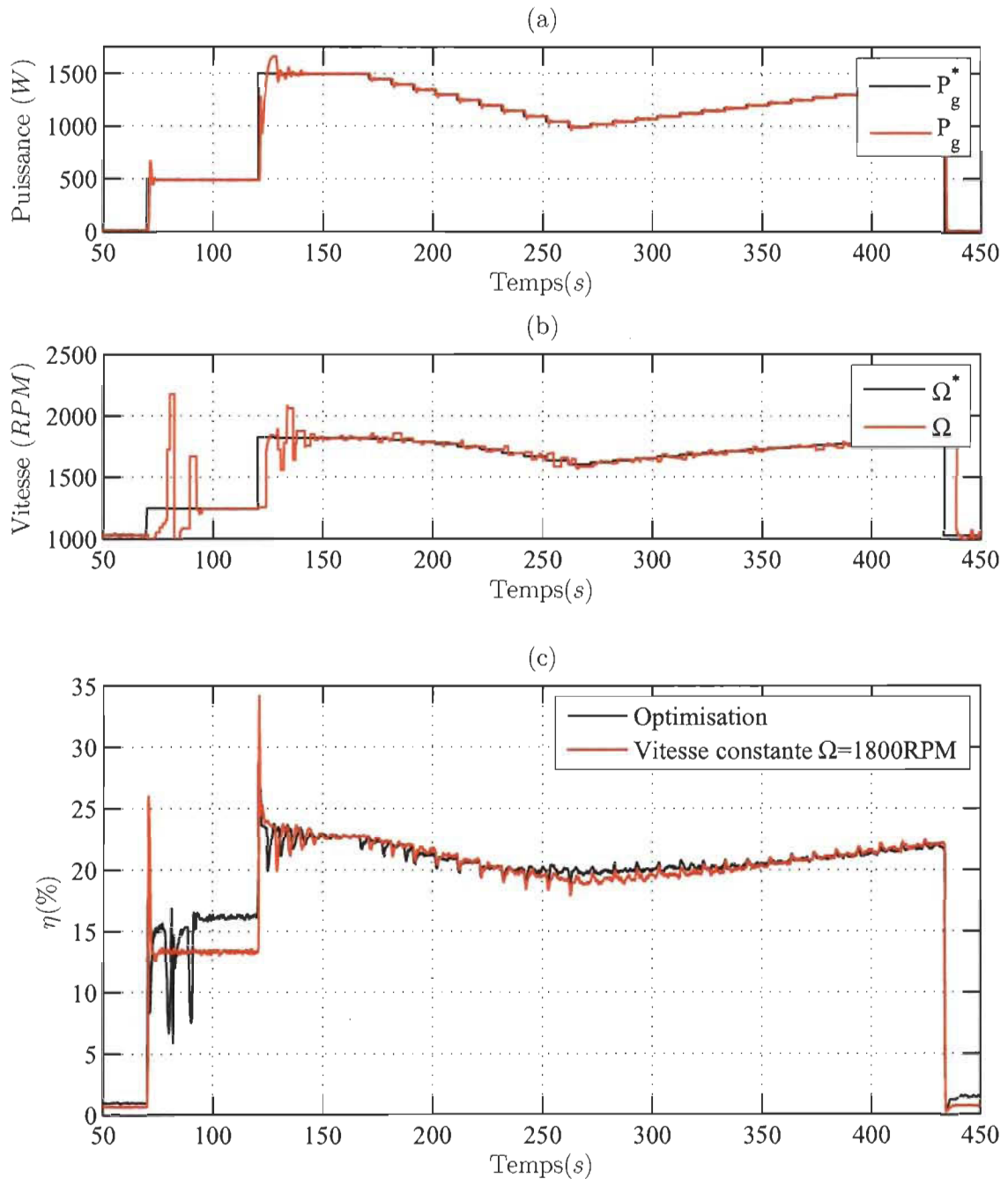


FIGURE 4.21 – Résultat expérimental de l’optimisation à base d’un lookup table avec contrôle intégré : (a) Consigne de puissance et puissance de sortie ; (b) Consigne de vitesse et vitesse de sortie ; (c) Comparaison du rendement

tion d’un profil de puissance P_g^* . La consigne de vitesse est obtenue à partir de la fonction

d'optimisation de la table de correspondance, l'équation 4.9. La réponse en puissance du système est bonne. Quant à la vitesse aussi, la réponse est bonne. Cela permet de dire que le contrôleur mis en place permet d'imposer correctement les conditions d'opération. En (c), une comparaison du rendement avec celui fourni dans le cas d'un fonctionnement à un régime optimal de $1800RPM$ permet d'observer les gains de la méthode. En basse puissance (500W par exemple), on a un gain d'environ 2%. Pour des puissances élevées (valeurs proches de la puissance maximale pour laquelle la vitesse optimale constante a été déterminée), le gain est moindre et est nul lorsque la puissance est égale à la puissance maximale.

4.7 Discussion sur les résultats

Pour la validation de la méthode, nous avons réalisé d'innombrables essais. Tous les tests ont été réalisés en utilisant des modèles émulsés de la machine. Les tests d'identification se sont réalisés avec un paquet de données acquis pendant le fonctionnement précédent de la machine. Le modèle adaptatif identifié était assez précis et son erreur quadratique moyenne est de l'ordre de 10^{-4} . Pour la validation de la méthode d'optimisation, la cartographie a été utilisée pour émuler la machine et connaître le rendement correspondant à chaque point de fonctionnement que l'algorithme fournit. Une comparaison avec un fonctionnement à vitesse constante permet de constater les gains en rendement engendrés par la méthode. La validation du contrôle s'est faite avec un modèle dynamique d'ordre élevé. Le contrôleur permet d'amener le système vers la consigne avec une erreur statique quasi nulle. Ces tests ont permis de montrer que le rendement de la machine était amélioré avec la méthode de poursuite du rendement maximal. L'une des tâches que nous n'avons pas réalisées est l'intégration complète de la méthode proposée sur le système à temps réel (CompactRIO) afin de faire des tests avec des paramètres réels. Néanmoins, à travers le test avec la méthode d'optimisation par une table de correspondance, on a pu démontrer que des gains sont obtenus lorsqu'on fait appel à une méthode d'optimisation

de la génératrice. La proximité de cette méthode basée sur une fonction obtenue à partir des données de fonctionnement de la génératrice avec notre méthode d'optimisation qui identifie un modèle pour déterminer les conditions optimales est une première validation expérimentale en attendant l'implémentation complète de la méthode d'optimisation du rendement.

Chapitre 5- Conclusion

Les véhicules électriques constituent une alternative intéressante dans la réduction des émissions de polluant du secteur de transport. Néanmoins, la capacité de stockage réduite constitue un obstacle. L'hybridation du VE avec une génératrice a pour but de faire une extension de son autonomie. Pour une efficacité globale du véhicule hybride obtenu, il faut s'assurer que la nouvelle source fonctionne à son rendement optimal d'où l'objet de ce travail que nous avons présenté qui consiste à développer une méthode d'optimisation du rendement de la génératrice. Cet objectif principal a été décomposé en trois sous-objectifs qui sont l'identification du modèle de la génératrice à hydrogène à partir des données partielles de fonctionnement, l'utilisation du modèle identifié pour déterminer les conditions optimales de fonctionnement et l'élaboration d'un contrôle pour l'application de ces conditions. Tout au long de ce travail, nous avons présenté en détail et validé les différentes étapes. Le modèle identifié est une fonction $\eta(P_g, \Omega)$ établissant une relation entre le rendement de la génératrice et les conditions de fonctionnement. L'algorithme d'identification est celui des moindres carrés récursifs. En simulation, nous avons pu démontrer que l'erreur quadratique est de l'ordre de $3.6 * 10^{-4}$. Ce qui correspond à un résultat satisfaisant. Pour la détermination des conditions d'opération, nous avons utilisé une méthode basée sur la recherche linéaire modifiée (Modified Linesearch) [68]. En cosimulant avec un profil de vitesse normalisé US06, nous avons pu observer les gains de l'optimisation par rapport au fonctionnement à vitesse constante optimale. Le contrôle réalisé est une commande à modèle interne (CMI). L'application de ce contrôle sur un modèle d'ordre

élevé représentant au mieux la dynamique de ce système permet d'avoir une dynamique intéressante et une erreur statique nulle. Pour finir, nous avons effectué une simulation globale de l'algorithme avec un profil de vitesse différent, le FTP75. Ce test aussi permet d'observer des gains de rendement de l'optimisation en comparaison avec le fonctionnement à vitesse constante. Un dernier test réalisé expérimentalement avec la méthode de la table de correspondance aboutit aussi à la même conclusion. Nous pouvons de ce fait dire que nous avons réalisé tous les objectifs de notre travail.

5.1 Perspectives

Quels sont maintenant les développements et les travaux qui peuvent être faits à la suite de ce mémoire ?

5.1.1 *Implémentation*

La finalité de ce travail est de faire l'implémentation sur le véhicule et le tester avec un circuit réel. Pour la validation de la méthode, nous avons effectué des cosimulations à partir des mesures effectuées. Les systèmes de mesure et d'acquisition étant déjà réalisés et fonctionnels, cette tâche consiste seulement à implanter le programme d'optimisation testé par cosimulation sur Labview.

5.1.2 *Variation de la stœchiométrie*

Les paramètres utilisés pour l'optimisation du rendement sont la vitesse et la puissance délivrée par la machine. La stœchiométrie est constante et gardée à la valeur $\phi = 0,5$. Nous savons pourtant que l'hydrogène permet de fonctionner avec des mélanges ultras pauvres ou ultras riches. La richesse du mélange influence beaucoup le rendement, donc

pour avoir une optimisation complète, il faut intégrer cette variable. Cette intégration nécessite tout de même la mise en place d'un système efficace de contrôle et de mesure (mise en place des capteurs d'hydrogène et d'oxygène) de la stœchiométrie.

5.1.3 *Intégration des émissions de GES dans l'optimisation*

Dans notre travail, nous nous sommes intéressés uniquement à l'optimisation du rendement. Or dans un véhicule hybride, ce critère n'est pas le seul pris en compte dans la gestion énergétique. Les émissions des polluants sont aussi importantes surtout lorsque la région d'opération du véhicule possède des réglementations limitant la pollution. Ajouter donc ce critère rendrait encore le système plus performant et propre.

5.1.4 *Fonctionnement à l'essence et avec un mélange H_2 /essence*

La génératrice que nous avons peut aussi bien fonctionner avec de l'essence ou un mélange H_2 /essence. Des études peuvent être réalisées dans ce sens afin de voir l'apport de chaque mode et fonctionnement. Ces études doivent au bout, être capable de déterminer dans quelles conditions ou circonstances il est avantageux ou judicieux de faire fonctionner la génératrice avec tel ou tel carburant.

5.1.5 *Développement d'un système de management global pour le VEH*

Pour les tests, nous avons fait une répartition assez simpliste de la puissance. Dans les VEHs, le programme de gestion d'énergie a de nombreux critères tels que l'autonomie, l'efficacité, l'état de charge des batteries, les émissions des GES,... Ne disposant pas d'un programme de ce genre, des travaux peuvent être effectués dans le but de trouver une nouvelle méthode de gestion qui va prendre en compte les spécificités de notre machine.

Annexe A- Dimensionnement des interfaces de puissance et schéma électrique

Le dimensionnement des interfaces de puissances consiste à choisir le type d'interface à installer et les caractéristiques que celles-ci doivent avoir. La machine à combustion interne est composée de deux alternateurs ayant chacun une puissance nominale de $2,5kW$. La tension délivrée par chaque alternateur varie entre $0V$ et $360V$ en fonction de la vitesse de rotation. Les deux alternateurs étant identiques, nous avons deux branches identiques pour réaliser une connexion parallèle avec les batteries. Ce choix est justifié par le fait qu'il est difficile de trouver une interface de puissance capable de fournir des courants élevés. En effet la tension des batteries étant $72V$, le courant nécessaire I_g pour écouler les $5kW$ est

$$I_g = \frac{5000W}{72V} = 70A \quad (A.1)$$

Avec deux branches, chacune d'elle doit juste être capable de faire circuler un courant $I_{g1} = I_{g2} = \frac{I_g}{2} = 35A$.

La puissance nominale de chacune des interfaces est égale à la puissance nominale des alternateurs.

$$P_1 = P_2 = \frac{P_{nom}}{2} = 2500W \quad (A.2)$$

A partir de la tension nominale du bus continu et du courant de chaque branche, on détermine un convertisseur continu/continu. Dans nos recherches nous avons trouvé un convertisseur Buck répondant à ces caractéristiques. Pour le choix de l'interface de puissance,

TABLE A.1 – Caractéristiques de l'interface

Interface de puissance	
Modèle	CH40020F-S
Marque	Zahn Electronics
Tension d'entrée	0-320V
Tension de sortie	0-300V
Courant	40A
I_{max}	40A
Puissance	8828W (avec 80% de I _{max})

nous avons utilisé une première interface de faible courant (courant maximal inférieur à celui correspondant à la puissance maximale transférable par interface) afin de faire nos premiers tests puis une seconde répondant aux exigences citées ci-dessus. La tension d'entrée a été limitée à 320V. Cette limitation a été réalisé en agissant sur la vitesse de la machine à combustion.

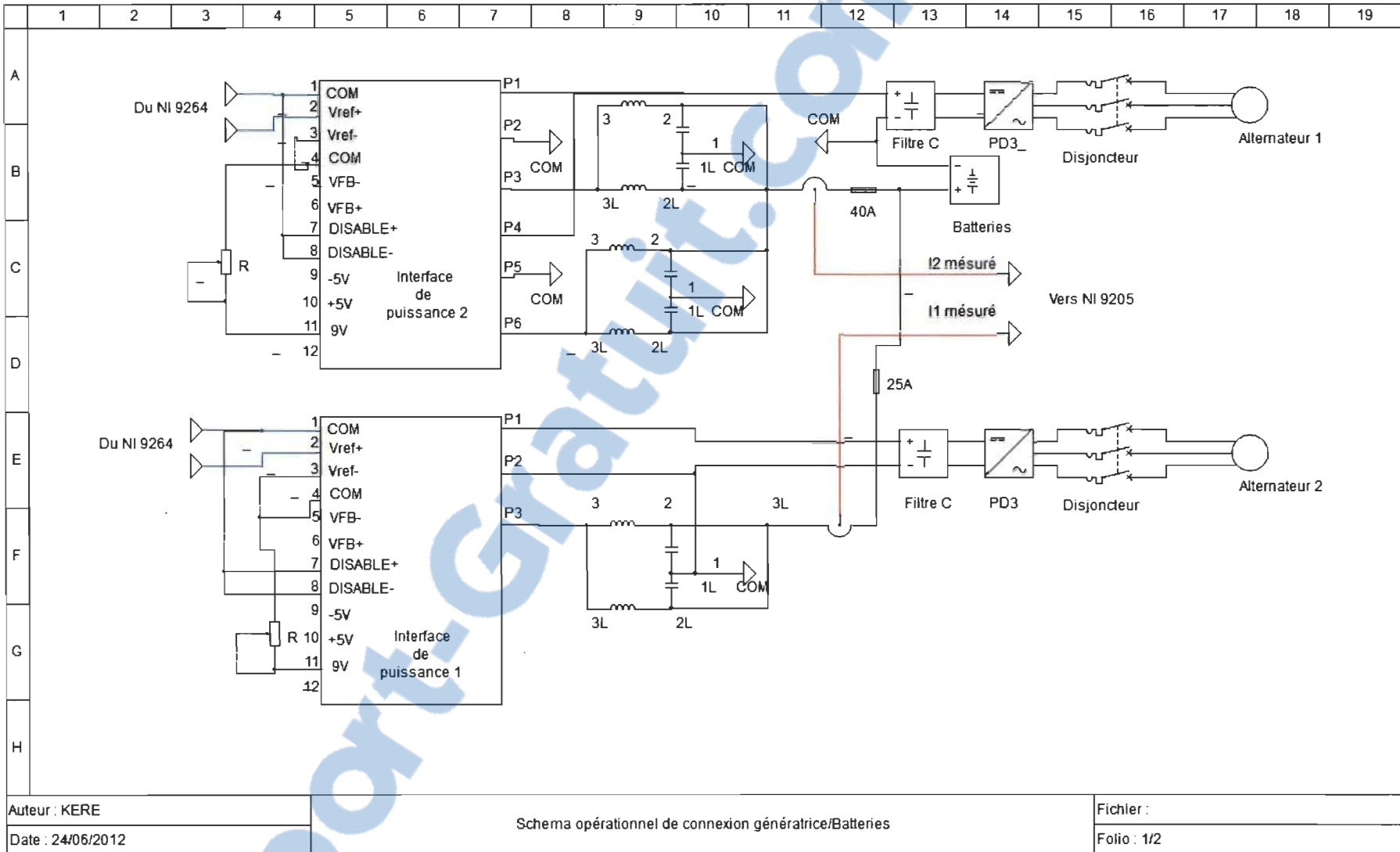


FIGURE A.1

Annexe B- Fiches techniques de la gé- nératrice

TECHNICAL & CONSUMER INFORMATION

Specifications

EM5000is

Dimensions

Model (Type)	EM5000is
Power product description code	EAJJ
Length [Handle in up position]	31.9 in (810 mm) [45.5 in (1,155 mm)]
Width	26.4 in (670 mm)
Height [Handle in up position]	27.2 in (690 mm) [28.0 in (710 mm)]
Dry weight*	209 lbs (95 kg)

* Without battery

Engine

Model	GX340K1
Engine Type	4-stroke, overhead valve, single cylinder
Displacement	20.6 cu-in (337 cm ³)
Bore x Stroke	3.2 × 2.5 in (82 × 64 mm)
Compression Ratio	8.0:1
Engine Speed	2,400 – 3,600 rpm <EcoThrottle™ ON >
Cooling System	Forced air
Ignition System	Full transistor
Oil Capacity	1.16 US qt (1.10 ℓ)
Fuel Tank Capacity	4.49 US gal (17.0 ℓ)
Spark Plug	BPR5ES (NGK) W16EPR-U (DENSO)

Generator

Type	A	
AC output	Rated voltage	120/240 V
	Rated frequency	60 Hz
	Rated Ampere	37.5/18.8 A
	Rated Output	4.5 kVA
	Maximum Output	5.0 kVA

Tuneup Specifications

ITEM	SPECIFICATION	MAINTENANCE
Spark plug gap	0.028 – 0.031 in (0.70 – 0.80 mm)	Refer to page: 51
Valve clearance(cold)	IN: 0.15 ± 0.02 mm EX: 0.20 ± 0.02 mm	See your authorized Honda dealer
Other specifications	No other adjustments needed.	

Specifications may vary according to the types, and are subject to change without notice.

TECHNICAL & CONSUMER INFORMATION

EM7000is

Dimensions

Model (Type)	EM7000is
Power product description code	EAHJ
Length [Handle in up position]	31.9 in (810 mm) [45.5 in (1,155 mm)]
Width	26.4 in (670 mm)
Height [Handle in up position]	27.2 in (690 mm) [28.0 in (710 mm)]
Dry weight*	209 lbs (95 kg)

* Without battery

Engine

Model	GX390K1
Engine Type	4-stroke, overhead valve, single cylinder
Displacement	23.7 cu-in (389 cm ³)
Bore x Stroke	3.5 × 2.5 in (88 × 64 mm)
Compression Ratio	8.0:1
Engine Speed	2,400 – 3,600 rpm < EcoThrottle™ ON >
Cooling System	Forced air
Ignition System	Full transistor
Oil Capacity	1.16 US qt (1.10 ℓ)
Fuel Tank Capacity	4.49 US gal (17.0 ℓ)
Spark Plug	BPR5ES (NGK) W16EPR-U (DENSO)

Generator

Type	A	
AC output	Rated voltage	120/240 V
	Rated frequency	60 Hz
	Rated Ampere	45.8/22.9 A
	Rated Output	5.5 kVA
	Maximum Output	6.5 kVA

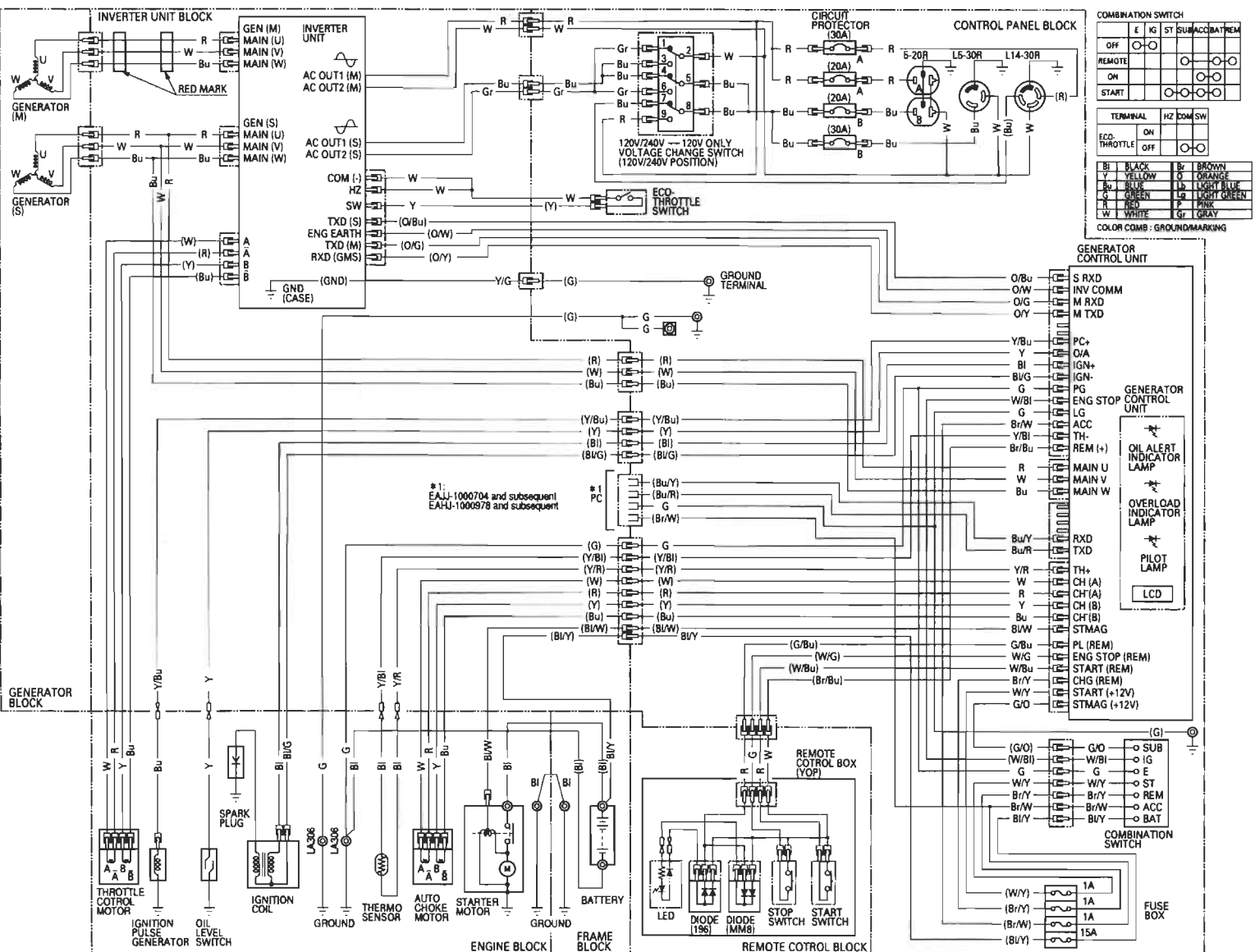
Tuneup Specifications

ITEM	SPECIFICATION	MAINTENANCE
Spark plug gap	0.028 – 0.031 in (0.70 – 0.80 mm)	Refer to page: 51
Valve clearance(cold)	IN: 0.15 ± 0.02 mm EX: 0.20 ± 0.02 mm	See your authorized Honda dealer
Other specifications	No other adjustments needed.	

Specifications may vary according to the types, and are subject to change without notice.

TECHNICAL & CONSUMER INFORMATION

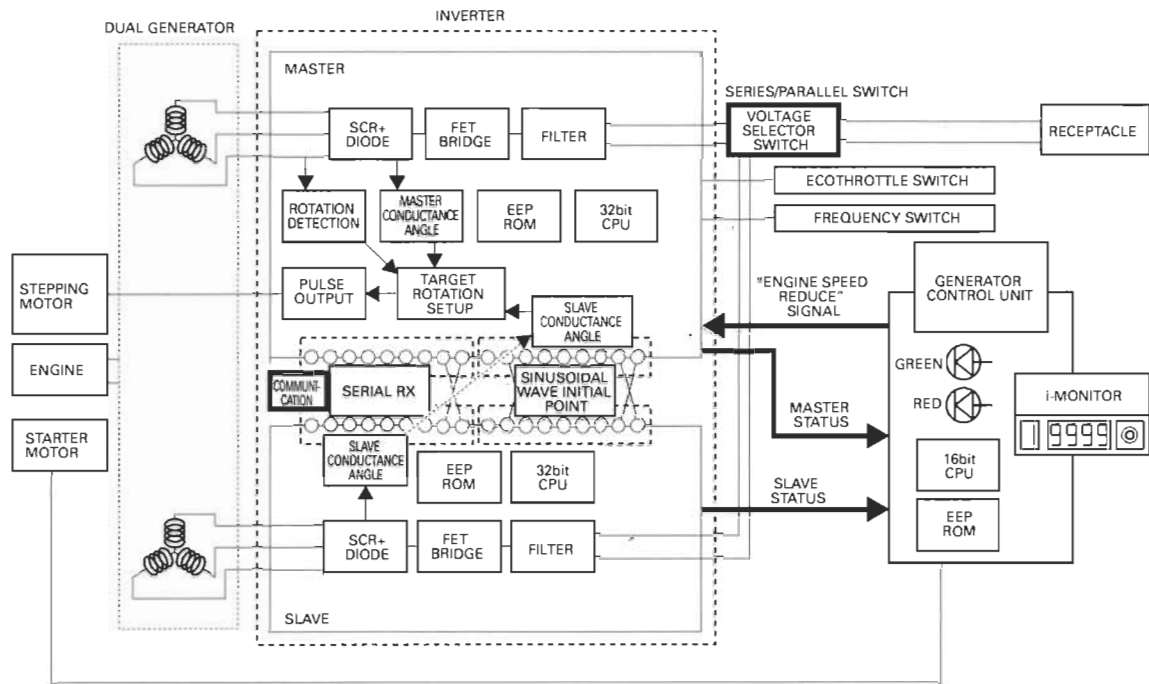
Wiring Diagram



1. INVERTER

Techniques de la génératrice

• Component diagram



• Principle of operation

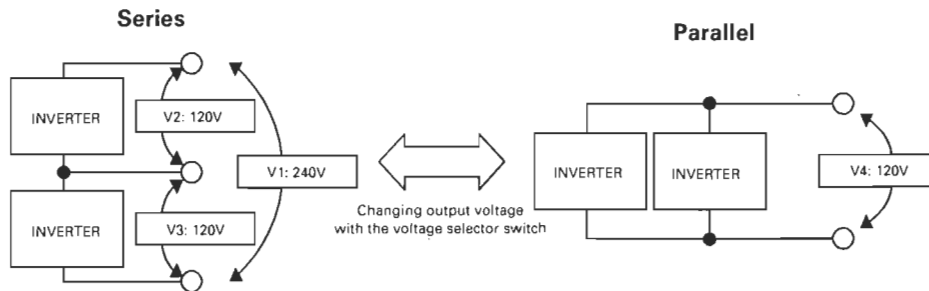
1. Dual voltage inverter

Two 3-phase alternators are built in the generator.

The inverter unit consists of two inverters, a master and a slave, and it maintains synchronization by having them communicate with each other.

You can obtain power at two levels of voltage by connecting the two inverters in series or in parallel.

When the inverters are connected in series, you can obtain output just from one inverter. The output in this case is one half of the rated power.

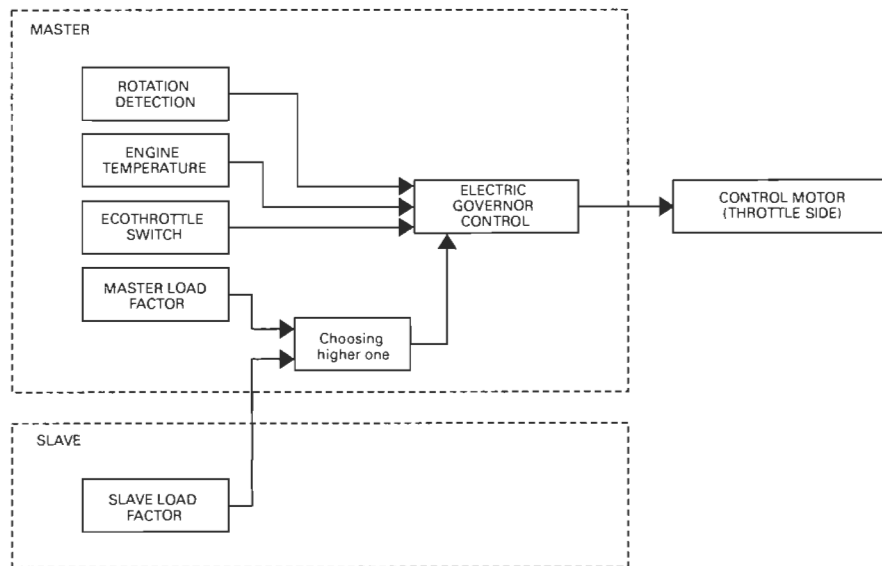


2. AC overload protection

Each of these two inverters is equipped with overcurrent protection function. The output indicator (green) is turned on during the normal operation, and if an overload is detected, the overload indicator (red) will be turned on by the output current detector circuit. If the overload lasts 5 seconds or more, the AC output from the generator is shut down in order to protect the generator. When the inverters are connected in series with only one inverter generating output, the overcurrent protection function operates at about one half of the rated power to shut down AC output.

3. ECOTHROTTLER

Ecothrottle sets the engine speed based upon the engine load factor and temperature. When the inverters are connected in series generating output only from one inverter, the engine speed is controlled based upon the inverter with the high load factor. The 3-phase AC output supplies power for the engine speed control.



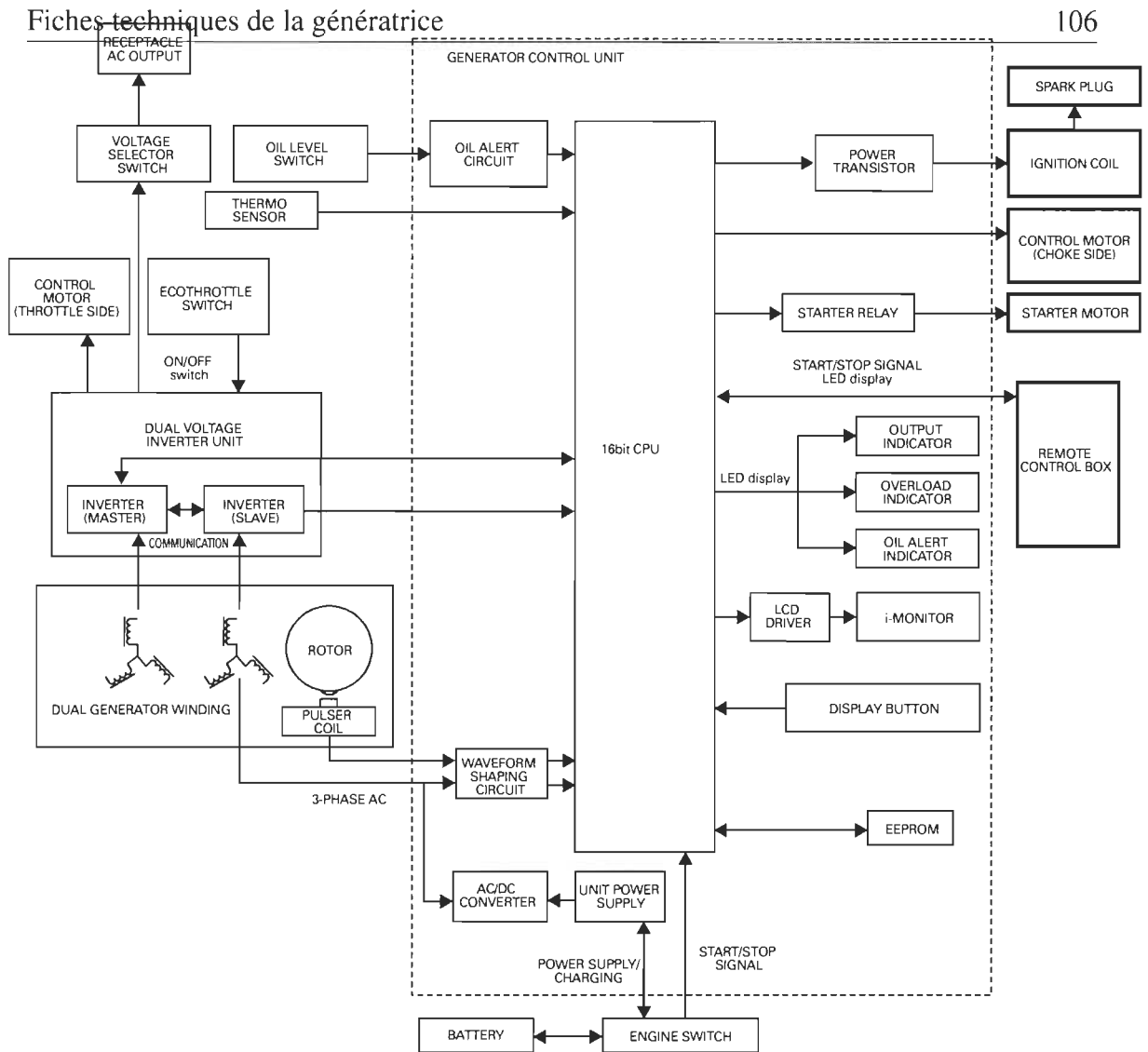
4. Engine Stall prevention

The engine load is detected from the throttle angle. When the load exceeds engine capacity, the inverter output voltage is controlled preventing the reduction of engine speed.

This function enables the engine power to be efficiently used, improving the maximum output and at the same time providing enough output for a large load such as a motor.

2. GENERATOR CONTROL UNIT

• Component diagram



• Principle of operation

1. Normal start

Starting with the starter motor

When you turn the engine switch to the ON position, the CPU and the automatic choke are initialized by the battery. When the switch is further turned to the START position or the start button on the remote control is pressed, the signal will enter into the CPU operating the starter relay and the starter motor. When the generator coils generate voltage by engine rotation, the ignition system starts functioning and the engine will start.

Starting with the recoil starter

When the engine switch is turned to the ON position and the recoil is operated, the generator coils generate voltage to activate the CPU and the automatic choke.

The ignition system begins functioning also at this time so the engine can be started.

2. Normal stop

When you turn the engine switch to the OFF position, or the stop button on the remote control is pushed, the CPU receives the stop signal, and sends it to the inverter. The inverter shuts down the power generation and closes the throttle reducing the engine speed. When the engine speed goes down to 2,000 rpm, ignition is cut off stopping the engine.

3. Full transistor ignition

The CPU calculates the engine speed and the advance angle from the signals from the pulser coil, which puts out one pulse per one crankshaft rotation, and from the generator coil, which generates ten pulses per rotation. The CPU further drives the power transistor which supplies power to the ignition coil, controlling the length of time power is supplied to the ignition coil. The power transistor supplies power to the primary ignition coil when it is on, and the power is turned off when it is off. When turned ON, high voltage is generated at the secondary coil, igniting the spark plug. Since the generator coil supplies power to the ignition coil, the battery is not mandatory.

4. Engine speed limiter

Ignition is cut off when the engine speed exceeds 4,200 rpm and it is resumed when it goes below 4,000 rpm, which protects the generator system from engine over-speeding. However, if the engine speed exceeds 3,900 rpm for more than 3 seconds, the i-Monitor will display an error code and the engine will be shut down.

5. Oil alert

When the engine oil runs low activating the oil level switch, ignition is cut off. At the time the engine is stopped, the oil alert indicator (red) comes ON and the i-Monitor displays "OIL".

6. Automatic choke

The generator control unit controls the control motor (choke side) based on the engine temperature detected by the temperature sensor, setting the optimal choke butterfly position.

7. Starter motor

When you turn the engine switch to the START position or press the start button on the remote control, the CPU receives the signal, operating the starter relay and the starter motor. The starter relay is controlled so that it can not be activated when the engine is running.

8. Communication with inverter

The control unit and inverters are constantly communicating during operation, transmitting signals for inverter problem detection and generator output status. When the communication line is disconnected or the inverter breaks down, a fail-safe procedure will be performed.

9. Battery charge

When the generator is operating, the battery is charged by the inverter with a controlled output of 0.6 A. The charging is stopped when the battery voltage reaches 14.7 V. The charging is also stopped when the battery voltage becomes less than 3 V, assuming the battery terminals are disconnected. When the battery voltage becomes less than 10 V during operation, the charging time is controlled to 50%, protecting the circuit.

Annexe C- Articles de revue et de conférence

Online Parameter Identification of a Retrofitted Hydrogen Genset For Maximum Efficiency

Lamoussa Jacques Kere, * Souso Kelouwani,[†] Kodjo Agbossou,* Yves Dubé, [†] Raymond Courteau *

[†]Hydrogen Research Institute and the Department of Mechanical Engineering of
Université du Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, Québec, G9A 5H7, Canada
Email: Souso.kelouwani@uqtr.ca, Yves.dube@uqtr.ca

*Hydrogen Research Institute and the Electrical and Computer Engineering of
Université du Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, Québec, G9A 5H7, Canada
Email: kere@uqtr.ca, kodjo.agbossou@uqtr.ca, raymond.courteau@uqtr.ca

Abstract—This work presents an electric vehicle range extension system based on a hydrogen genset which is obtained by retrofitting a 5kW gasoline genset equipped with two generators. The power provided by the hydrogen genset is used to extend the battery pack autonomy through a serial topology. This genset has the potential to be less expensive and more robust to extreme low operating temperature than a fuel cell. In addition, it can operate at different hydrogen-air mixtures. To improve the genset energy efficiency, the operating conditions that lead to a maximum efficiency need to be selected online. We propose a two-step method in which the genset efficiency behavior is represented by a parametric smooth surface in the first step whilst the operating conditions for a maximum efficiency is selected during the second step. These smooth surface parameters, identified using the recursive least square method, provided a root mean square error of the deviation between the estimated and the measured efficiency time profiles less than 2.5×10^{-3} . Using the line search method, the optimal operating condition has been identified and validated.

I. INTRODUCTION

The electric vehicle powered by a battery pack is one of the promising systems with minimum greenhouse gas emission [1]. However, the limited operating range of the battery pack makes it difficult to be competitive with conventional internal combustion engines with gasoline as fuel [2]. Thus, the hybridization of a vehicle power sources has been identified as an effective means of increasing the electric vehicle range [3]. Among different hybridization systems are the battery pack with a fuel cell or a genset (powered by hydrogen). These two range extension technologies have the advantage of low greenhouse gas emission levels [4], [5]. Nevertheless, the hydrogen genset is less expensive and more robust than fuel cells. Furthermore, it has no cold startup issue compared to fuel cells [6], [7], [8].

This paper analyses the use of a hydrogen based genset as a range extension technology for electric vehicles. The genset and the battery pack are connected using a serial topology [9], [10]. Hence, the genset is not required to follow precisely the vehicle propulsion power dynamics [11]. Instead, the produced power is used to provide the low frequency components of the power demand when the vehicle is moving. Therefore, it

is possible to let the genset operate at its maximum efficiency without compromising the vehicle driving capability.

To save fuel and increase the vehicle operating range, the genset must operate at its maximum efficiency. However, this maximum point depends on operating conditions such as the air-fuel ratio, the engine speed and several other parameters [12]. This air-fuel is one of the important parameters that affects the hydrogen genset efficiency [13]. To control the genset to operate at its maximum efficiency, we analyze the impact of the engine speed and the power provided by the genset on its efficiency. The effect of other parameters will be studied in future works.

The hydrogen genset parameter identification is challenging because of the complex thermodynamic model of the combustion process in the engine [14]. Two modeling approaches have been reported for spark ignition engine: the generic mean value model (MVM) and the discrete event model (DEM) [15]. The first approach (MVM method) is derived from the basic physical and thermodynamical principles and aims at providing the average values of engine efficiency and exhaust manifold pressure. With the second approach (DEM approach), each of the following strokes is represented by a nonlinear differential equation: compression, ignition, expansion and exhaust [16]. The engine state is determined by solving the four differential equations. While the two approaches are commonly used in automotive applications they are unsuitable to provide in realtime the operating conditions that will lead to a maximum engine efficiency because several engine parameters need to be known precisely beforehand.

The model of the electrical part of the genset is well established [17]. However, to obtain an accurate prediction of the power produced by the genset, the synchronous motor parameters (phase inductors, resistors, rotor inertia, engine torque, etc.) should be known precisely. This knowledge is difficult to derive under varying load connected at the output of the generator. It should also be noted that the combination of electric (synchronous machine and power electronics) and engine models ignores all the perturbations induced by each physical part in the overall genset behavior. So, it is desirable to find a global modeling approach that could well describe the

TABLE I
GENSET PARAMETERS

Engine (One cylinder, four strokes)	
Parameter	Value
Model	GX340K1
Maximum Power	8.1kW at 3600RPM
Compression Ratio	8.0 : 1
Generator (2 PMSM both)	
Parameter	Value
Type	Multi-pole field rotation Type
Excitation	Self-Excitation (Magnet Type)
Max Output Power	5kVA
Rated Output Power	4.5kVA

genset behavior in terms of the relationship between the fuel consumed and the electric power produced. This global model will further permit the search of the operating conditions that will lead to maximum efficiency.

In this paper, we consider a genset (with two generators) connected to a battery pack. We adopt a data-driven approach in order to provide an efficient method that helps identifying the operating conditions for a maximum power production with a minimum hydrogen fuel consumption. Firstly, the experimental data is approximated by a smooth function which represents the genset efficiency behavior with respect to engine speed and output power. The parameters of the approximated function are identified using the recursive least square (RLS) algorithm. This method has been extensively studied in the context of online system parameter identification. Secondly, the maximum of this function is located using the well-known line search method over the entire operating range [18], [19]. In a future work, these operating conditions will be imposed on the genset in order to improve its efficiency.

The rest of the paper is organized as follows. The hydrogen genset description, the lumped model, the efficiency behavior representation and the search for the optimal operating conditions are discussed in sections II, III, IV and V, respectively. The experimental results and discussions and the conclusion are presented in section VI and VII, respectively.

II. HYDROGEN GENSET DESCRIPTION

The original genset is a 5kW gasoline based unit equipped with two different synchronous generator (each generator is rated at 2.5kW) as shown in Fig. 1. These synchronous generators linked in parallel, are driven by the same engine. The genset with a single cylinder and four strokes has been retrofitted to use hydrogen gasoline mixture instead of gasoline. Major modifications consist in changing the carburetor by two ports fuel injector, one for hydrogen and the other one for gasoline. Furthermore, a new engine control unit has been integrated. Each generator output is connected to a power electronic device and both devices are connected in parallel as shown in Fig. 2. These power electronic devices enable control of the power used to extend the battery pack autonomy. The genset main characteristics are presented in Table I.



Fig. 1. Genset Equipped with Two Alternators

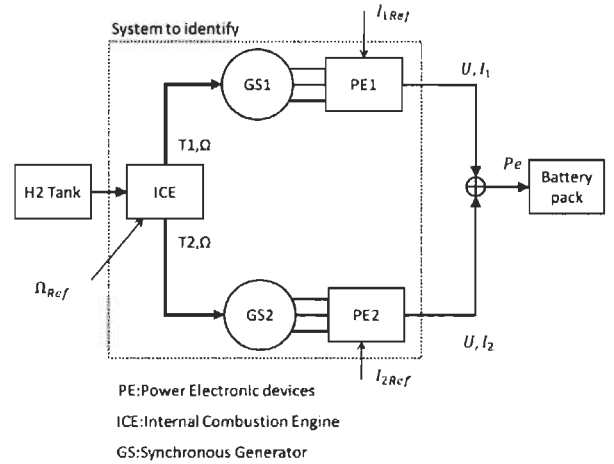


Fig. 2. Genset Architecture

III. GENSET LUMPED MODEL

The global efficiency of the genset η in a steady state is approximated by the product of the engine thermal efficiency η_e and the synchronous generator's efficiency η_g :

$$\eta = \eta_e \eta_g \quad (1)$$

The analytical expression of the engine efficiency η_e is complex and difficult to be derived. So we consider the efficiency map provided by the engine manufacturer (and modified by our research team) which is often highly nonlinear [20], [21].

On the other hand, using the classical electromechanical relationship and considering that the two generators are identical, their combined efficiency in a steady state is represented

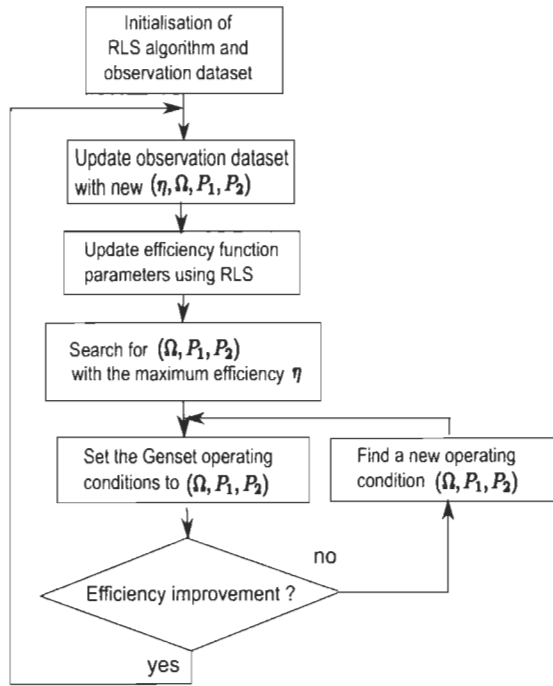


Fig. 3. Overview of the Genset Maximum Efficiency Identification

by [22]:

$$\eta_g = \frac{R_s(I_{d1}^2 + I_{d2}^2 + I_{q1}^2 + I_{q2}^2) + \Omega\phi_M(I_{q1} + I_{q2})}{p\Omega\phi_M(I_{q1} + I_{q2})} \quad (2)$$

where: I_{d1} and I_{d2} represent the direct current of the first and second generators, respectively; I_{q1} and I_{q2} represent the quadrature current of the first and second generators, respectively; p is the number of the stator pole pairs; ϕ_M and Ω represent the stator flux and the engine shaft angular speed, respectively. R_s is the motor resistor.

The equation (2) is also nonlinear with respect to battery pack currents and engine speed. Furthermore, all generator parameters are difficult to evaluate and are not precisely known. To find the maximum value of η and its corresponding operating conditions, we propose a data-driven approach in two steps. Firstly, the experimental data is approximated by a smooth function which represents the genset efficiency behavior with respect to the engine speed Ω , the output power of the first generator P_1 and the output power of the second generator P_2 . The parameters of the approximated function are identified using the recursive least square (RLS) algorithm. Secondly, the operating conditions that lead to maximum efficiency are identified using the line search algorithm. The overview of the maximum efficiency identification process is shown in Fig. 3.

IV. EFFICIENCY BEHAVIOUR REPRESENTATION

For a given discrete time index k (process timestamp) and for a steady battery charging power level $P_b(k)$ delivered by the genset, the efficiency can be represented by a smooth

surface as shown in our experiments as well as in the results reported in [20]. Thus, assuming that:

$$\eta(k) = \hat{\theta}_0 + \hat{\theta}_1\Omega(k) + \hat{\theta}_2P_1(k) + \hat{\theta}_3P_2(k) + \hat{\theta}_4\Omega(k)P_1(k) + \hat{\theta}_5\Omega(k)P_2(k) + \hat{\theta}_6P_1(k)P_2(k) + \hat{\theta}_7(\Omega(k))^2 + \hat{\theta}_8(P_1(k))^2 + \hat{\theta}_9(P_2(k))^2 \quad (3)$$

where:

$\eta(k)$, $\Omega(k)$, $P_1(k)$ and $P_2(k)$ are the normalized k^{th} observation of the genset efficiency, the engine speed, the first generator power and the second generator;

and where $\hat{\theta}_m$, $m = 0, \dots, 9$ represents the model parameters that should be chosen by minimizing the following least-squares loss function:

$$L(\hat{\theta}) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (\eta(k) - \varphi^T(k)\hat{\theta})^2 \quad (4)$$

where N represents the number of discrete values and where $\varphi(k)$ represents the regressors:

$$\varphi(k) = [1, \Omega(k), P_1(k), P_2(k), \Omega(k)P_1(k), \Omega(k)P_2(k), P_1(k)P_2(k), (\Omega(k))^2, (P_1(k))^2, (P_2(k))^2]^T \quad (5)$$

and where the parameter vector is represented by:

$$\hat{\theta} = [\hat{\theta}_0, \hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_8, \hat{\theta}_9]^T \quad (6)$$

Since $\eta(k)$ is linear in parameters $\hat{\theta}$ and $L(\hat{\theta})$ is quadratic, the well-known least-squares estimation method can be applied. Hence, the values of $\hat{\theta}$ are given by:

$$\hat{\theta} = (\Phi^T\Phi)^{-1}\Phi^T\Upsilon \quad (7)$$

where $\Phi = [\varphi^T(1), \varphi^T(2), \dots, \varphi^T(N-1), \varphi^T(N)]^T$ and $\Upsilon = [\eta(1), \eta(2), \dots, \eta(N-1), \eta(N)]^T$

Since all discrete values need to be available before computing $\hat{\theta}_m$, this method is not efficient for online and realtime estimation [23]. So, we used the recursive version of the least square method often denoted by RLS (Recursive Least Square) algorithm [24]. The RLS algorithm is described as followed:

given an initial estimation of $\hat{\theta}(0) = 0 \times I$, and $Q(0) = I$, for each new observation of $\{\eta(k), \Omega(k), P_1(k), P_2(k)\}$,

1) computes the gain $K(k)$ as follows:

$$K(k) = Q(k-1)\phi(k) [I + \phi^T(k)Q(k-1)\phi(k)]^{-1} \quad (8)$$

2) computes the current estimation of parameters $\hat{\theta}_m$ as follows:

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k) [\eta(k) - \phi^T(k)\hat{\theta}(k-1)] \quad (9)$$

3) updates Q using:

$$Q(k) = [I - K(k)\phi^T(k)] Q(k-1) \quad (10)$$

I is a well dimensioned identity matrix.

V. SEARCH FOR OPERATING CONDITIONS FOR MAXIMUM EFFICIENCY

The identified parameters are used to generate the genset efficiency behavior model using equation (3) over the observation space which is delimited by the following values:

- the genset minimum efficiency η^{min} and the maximum efficiency η^{max} ;
- the minimum genset speed Ω^{min} and the maximum speed Ω^{max} ;
- the first generator minimum power P_1^{min} and the corresponding maximum power P_1^{max} ;
- the second generator minimum power P_2^{min} and the corresponding maximum power P_2^{max} ;

Most of these values are often provided by the genset manufacture. However, we use the efficiency range provided in the literature for an engine using hydrogen as fuel.

The operating condition space is delimited by Ω^{min} , Ω^{max} , P_1^{min} , P_1^{max} , P_2^{min} and P_2^{max} . This space is divided in $(N_\Omega \times N_{P_1} \times N_{P_2})$ operating condition grid points where N_Ω , N_{P_1} and N_{P_2} represent the number of equal intervals on the Ω dimension, the P_1 dimension and P_2 dimension, respectively.

Using each grid point as an initial guess, the line search algorithm described in [19] is used to find local maximum efficiency values. The optimal operating conditions are the operating conditions which give the global maximum value over all local maximum efficiencies.

In a future work, the selected operating condition will be applied to the genset in a closed loop control process in order to constantly track the genset maximum efficiency.

VI. EXPERIMENTAL RESULTS AND DISCUSSIONS

A. Experimental Setup

A low cost gasoline genset commercially available in Canada has been retrofitted to use hydrogen as fuel (see Fig. 1 and Table I). The stoichiometry during all experiments is set to 0.5. The load connected to the output of both generators is a lead-acid battery pack rated to $9kWh$. This battery pack is currently used on our experimental electric vehicle [25], [26]. The hydrogen consumption rate is measured with a mass flow meter (*Omega FMA – A2323*). The power produced by generators is monitored using the battery pack voltage and the different power interface output currents. The engine speed is controlled and monitored with a specific Engine Control Unit developed in our institute (Hydrogen Research Institute). The genset efficiency is estimated using the ratio between the measured net power produced by the two generators and the hydrogen consumption rate. A National Instrument acquisition system and a LabView System have been used to monitor experimental data and to control the involved power electronics. Table II presents the parameter values used during the experiments.

B. Experimental Scenario

To validate the proposed online identification approach, several experiments were performed. Our experimental setup

TABLE II
EXPERIMENT PARAMETERS

Parameter	Value
Sampling frequency	1Hz
η^{min}	10
η^{max}	30
Ω^{min}	1000RPM
Ω^{max}	4000RPM
P_1^{min}	0W
P_1^{max}	1800W
P_2^{min}	0W
P_2^{max}	2500W
N_Ω	4
N_{P_1}	5
N_{P_2}	5

allows us to set the engine speed Ω , and each generator power (P_1 and P_2). The time profiles of the operating conditions are shown in Fig. 4 where graphs (b), (c) and (d) represent the engine speed profile, the first and second generator power profiles. One can observe that:

- from the beginning ($k = 0$) to $k = 266$, the first generator is providing power to the battery pack whilst the second one is not operating;
- from $k = 267$ to the end of the experiment, the genset efficiency increases as the two generators are providing power to the battery pack and the motor speed is increased.

Given the aforementioned observation profiles, the goal of the experiment is twofolds:

- to identify the genset parameters $\hat{\theta}_m$ as the operating conditions are varying. This identification process should be carried out online;
- to find the operating conditions that provide the maximum efficiency.

C. Preliminary Results and Discussions

With the proposed online parameter identification, the estimated genset efficiency is computed at each timestamp using equation (3). The corresponding curve is shown in Fig. 5 (the blue curve). The comparison between the measured efficiency (the red curve in Fig. 5) and the estimated one demonstrates that the identified parameters represent well the genset efficiency behavior, even under varying operating conditions. The root mean square error between these two efficiencies is less than 2.5×10^{-3} , which is a good indication that the identified model is representative of the genset efficiency behavior. Thus, the goal of the first experiment is achieved.

To find the operating conditions that would lead to a maximum efficiency, we used the line search algorithm at each timestamp k . Fig. 6 shows the selected operating conditions (Ω, P_1, P_2) and their corresponding efficiency η . At the beginning ($k < 10$), Fig. 4 shows that the engine speed is set to 2600RMP and the second generator is not operating ($P_2 = 0$). Using the proposed method, the efficiency gradually rose to 30% which is the maximum efficiency of the genset under study as indicated in Table II. In the same time, the

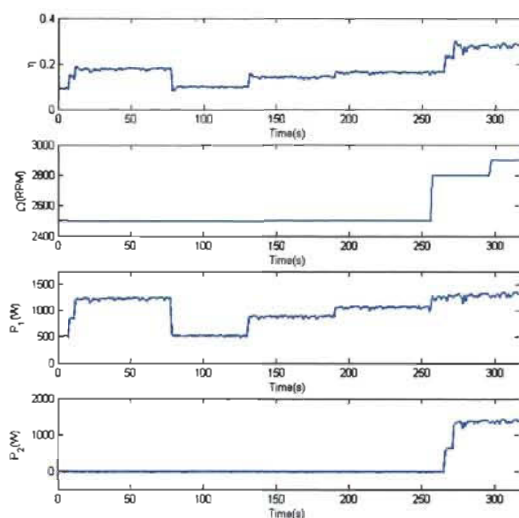


Fig. 4. Experimental Efficiency and Operating Condition Profiles: (a) Efficiency Profile, (b) Engine Speed, (c) First Generator Power, (d) Second Generator Power.

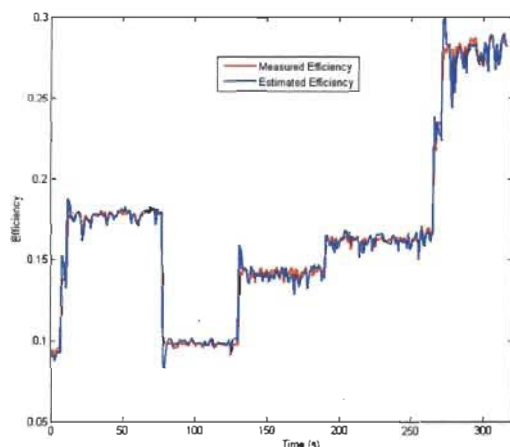


Fig. 5. Measured Efficiency and Online Estimated Efficiency Using the Identified Parameters.

line search algorithm found that the best possible operating conditions would be ($\Omega = 4000RPM, P_1 = 1800W, P_2 = 2500W$) as shown in graphs (b), (c), (d) of Fig. 4. Notice that these operating conditions have not been observed before in Fig. 6. This result is consistent with the theory since the engine efficiency should increase as the net mechanical power rises up to a certain point.

As the experiment is running, the incoming observations allow the system to identify several other operating conditions that could ultimately let the genset provide the power at its maximum available efficiency. In addition, the proposed method allows the selection of different power level for each alternator with respect to the engine speed so that the efficient

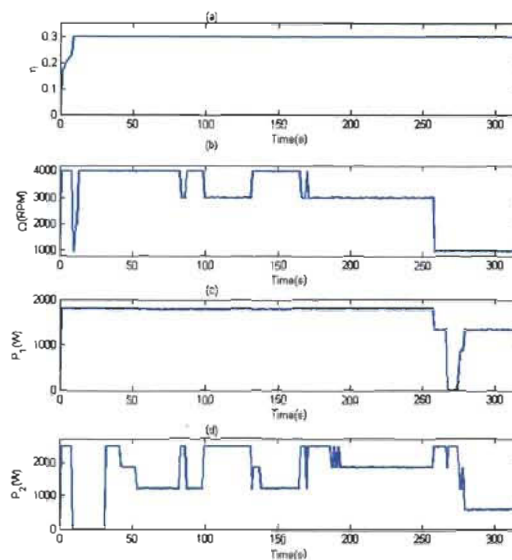


Fig. 6. Operating Conditions for Maximum Efficiency: (a) Maximum Efficiency Profile, (b) Engine Speed, (d) First Generator Power, (d) Second Generator Power.

is at its maximum.

A future step will consist in imposing such discovered operating conditions to the genset and to see if the efficiency could be really improved.

VII. CONCLUSION AND FUTURE WORKS

In this paper, an online identification method based on the recursive least square algorithm is used to select the hydrogen genset parameters that describe its efficiency behavior during varying operating conditions. The root mean square error between the estimated efficiency profile based on the identified parameters and the measured efficiency is less than 2.5×10^{-3} . As the genset equipped with two generators is operating and its parameters are being identified, we used the line search algorithm to quickly locate the best operating conditions for a maximum efficiency. The identification method, combined with the maximum efficiency search algorithm have revealed through experimental results that the optimal operating conditions can be selected with the initial observations without exploring the entire operating ranges.

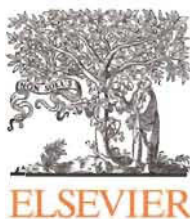
In the future works, we plan to use the developed approach to solve the hydrogen based genset maximum efficiency tracking problem in the context of electric vehicle autonomy extension.

ACKNOWLEDGMENT

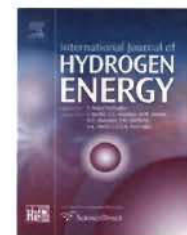
This work was supported by the "Bureau de l'efficacité et de l'innovation énergétique, Ministère des Ressources naturelles et de la Faune du Québec", the LTE Hydro-Québec, the Natural Science and Engineering Research Council of Canada and the Fondation de l'Université du Québec à Trois-Rivières.

REFERENCES

- [1] P. Poudenx, "The effect of transportation policies on energy consumption and greenhouse gas emission from urban passenger transportation," *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 42, no. 6, pp. 901 – 909, 2008.
- [2] D. Wu and S. Williamson, "Status review of power control strategies for fuel cell based hybrid electric vehicles," in *Electrical Power Conference, 2007. EPC 2007. IEEE Canada*, oct. 2007, pp. 218 –223.
- [3] M. Kazmierkowski, "Electric power systems (review of "modern electric, hybrid electric, and fuel cell vehicles: Fundamentals, theory, and design)," *Industrial Electronics Magazine, IEEE*, vol. 4, no. 1, p. 75, march 2010.
- [4] Z. Jiang, L. Gao, and R. Dougal, "Adaptive control strategy for active power sharing in hybrid fuel cell/battery power-sources," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 22, no. 2, pp. 507 –515, june 2007.
- [5] J. Zhi-ling, C. Wei-rong, D. Chao-hua, and C. Zhan-li, "Optimal energy management for a fuel cell hybrid locomotive," in *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), 2010 Seventh International Conference on*, vol. 3, aug. 2010, pp. 1320 –1323.
- [6] J. Ko and H. Ju, "Comparison of numerical simulation results and experimental data during cold-start of polymer electrolyte fuel cells," *Applied Energy*, vol. 94, pp. 364–374, 2012.
- [7] N. Henao, S. Kelouwani, K. Agbossou, and Y. Dub, "Proton exchange membrane fuel cells cold startup global strategy for fuel cell plug-in hybrid electric vehicle," *Journal of Power Sources*, vol. 220, pp. 31–41, 2012, cited By (since 1996) 0.
- [8] P. Chippar and H. Ju, "Evaluating cold-start behaviors of end and intermediate cells in a polymer electrolyte fuel cell (pefc) stack," *Solid State Ionics*, vol. 225, pp. 85–91, 2012.
- [9] S. Kelouwani, N. Henao, K. Agbossou, Y. Dube, and L. Boulon, "Two-layer energy-management architecture for a fuel cell hev using road trip information," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 61, no. 9, pp. 3851 –3864, nov. 2012.
- [10] M. Hajimiri and F. Salmasi, "A fuzzy predictive and protective control strategy for series hybrid electric vehicle," Piscataway, NJ, USA, 2007, pp. 1165 – 70.
- [11] O. van Vliet, A. Brouwer, T. Kuramochi, M. van den Broek, and A. Faaij, "Energy use, cost and co2 emissions of electric cars," *Journal of Power Sources*, vol. 196, no. 4, pp. 2298 – 310, 2011/02/15.
- [12] D. Sainz, P. Dieguez, J. Urroz, C. Sopena, E. Guelbenzu, A. Perez-Ezcurdia, M. Benito-Amurrio, S. Marcelino-Sadaba, G. Arzamendi, and L. Gandia, "Conversion of a gasoline engine-generator set to a bi-fuel (hydrogen/gasoline) electronic fuel-injected power unit," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 36, no. 21, pp. 13 781 – 13 792, 2011.
- [13] D. Sainz, P. Dieguez, C. Sopena, J. Urroz, and L. Gandia, "Conversion of a commercial gasoline vehicle to run bi-fuel (hydrogen-gasoline)," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 37, no. 2, pp. 1781 – 1789, 2012.
- [14] S. Verhelst and T. Wallner, "Hydrogen-fueled internal combustion engines," *Progress in Energy and Combustion Science*, vol. 35, no. 6, pp. 490 – 527, 2009.
- [15] Q. Butt and A. Bhatti, "Estimation of gasoline-engine parameters using higher order sliding mode," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 55, no. 11, pp. 3891 –3898, nov. 2008.
- [16] M. Rizvi, A. Bhatti, and Q. Butt, "Hybrid model of the gasoline engine for misfire detection," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 58, no. 8, pp. 3680 –3692, aug. 2011.
- [17] J. Zhou and K.-J. Tseng, "Performance analysis of single-phase line-start permanent-magnet synchronous motor," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 17, no. 4, pp. 453 – 462, dec 2002.
- [18] S. Kelouwani, K. Adegnon, K. Agbossou, and Y. Dub, "Online system identification and adaptive control for pem fuel cell maximum efficiency tracking," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 27, no. 3, pp. 580–592, 2012.
- [19] C. Grosan and A. Abraham, "Modified line search method for global optimization," *Modelling Simulation, 2007. AMS '07. First Asia International Conference on*, pp. 415 – 420, 2007.
- [20] O. A. Kutlar, H. Arslan, and A. T. Calik, "Methods to improve efficiency of four stroke, spark ignition engines at part load," *Energy Conversion and Management*, vol. 46, no. 20, pp. 3202 – 3220, 2005.
- [21] E. Abu-Nada, I. Al-Hinti, A. Al-Sarkhi, and B. Akash, "Thermodynamic modeling of spark-ignition engine: Effect of temperature dependent specific heats," *International Communications in Heat and Mass Transfer*, vol. 33, no. 10, pp. 1264 – 1272, 2006.
- [22] M. Chinchilla, S. Arnaltes, and J. Burgos, "Control of permanent-magnet generators applied to variable-speed wind-energy systems connected to the grid," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 21, no. 1, pp. 130 – 135, march 2006.
- [23] S. Kelouwani, K. Adegnon, K. Agbossou, and Y. Dube, "Online system identification and adaptive control for pem fuel cell maximum efficiency tracking," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 27, no. 3, pp. 580 –592, sept. 2012.
- [24] N. Togun, S. Baysec, and T. Kara, "Nonlinear modeling and identification of a spark ignition engine torque," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 26, no. 0, pp. 294 – 304, 2012.
- [25] K. Ettihir, L. Boulon, K. Agbossou, S. Kelouwani, and M. Hammoudi, "Design of an energy management strategy for pem fuel cell vehicles," in *Industrial Electronics (ISIE), 2012 IEEE International Symposium on*, may 2012, pp. 1714 –1719.
- [26] F. Martel, Y. Dube, L. Boulon, and K. Agbossou, "Hybrid electric vehicle power management strategy including battery lifecycle and degradation model," in *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2011 IEEE*, sept. 2011, pp. 1 –8.

Available online at www.sciencedirect.com

ScienceDirect

journal homepage: www.elsevier.com/locate/he

Tracking maximum efficiency of hydrogen genset used as electric vehicle range extender



Lamoussa J. Kere^a, Souso Kelouwani^{b,*}, Kodjo Agbossou^a, Yves Dubé^b, Nilson Henao^a, Raymond Courteau^a

^a Hydrogen Research Institute and the Department of Electrical and Computer Engineering of Université du Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, Québec G9A 5H7, Canada

^b Hydrogen Research Institute and the Department of Mechanical Engineering of Université du Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, Québec G9A 5H7, Canada

ARTICLE INFO

Article history:

Received 26 September 2013

Received in revised form

22 November 2013

Accepted 29 November 2013

Available online 31 December 2013

Keywords:

Electric vehicle

Range extension

Energy efficiency

Energy management

Hydrogen genset

Nonlinear identification

ABSTRACT

This paper investigates a hydrogen-based genset maximum efficiency tracking problem in the context of electric vehicle range extension. This genset is cheaper than fuel cells and has the desirable property of being greenhouse gas emission free in addition to being less pollutant than the conventional gasoline based gensets. Using Taylor's series, a parametric efficiency model is built iteratively. This model is used by a nonlinear optimization method which searches for the optimal operating conditions for a maximum achievable efficiency. The root-mean-square-error between experimental data and the model is less than 5×10^{-4} . The hardware-in-the-loop simulation demonstrated that the proposed tracking approach is effective. In addition, it can improve the hydrogen-based genset efficiency up to 7.15% compared to the commonly used industrial method based on a constant speed drive approach.

Copyright © 2013, Hydrogen Energy Publications, LLC. Published by Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

Vehicle powertrain electrification is considered as a promising technology to reduce greenhouse gas emission sources and improve fuel usage [1–3]. However, with batteries alone as the primary energy source of an electric vehicle, it is difficult to obtain the same autonomy as internal-combustion engine vehicles. Therefore, vehicle source hybridization has been proposed as a practical way to extend operating range [4]. Recently, different vehicles with energy source hybridization

have been reported: plugin hybrid vehicles (PHEV) using gasoline internal-combustion engines (ICEs) as range extenders [5,6], PHEVs using hydrogen fuel cells as range extenders [7–9]. However, PHEVs using gasoline internal-combustion engines still contribute to the greenhouse gas emission problem [10] and the use of fuel cells raises several issues such as slow transient response and inefficient cold startup [7,11,12]. In addition, fuel cell systems are currently much more expensive than internal combustion engines.

It is possible to take advantage of the use of hydrogen (which can provide a local zero greenhouse gas emissions) in

* Corresponding author. Tel.: +1 819 376 5011.

E-mail addresses: kere@uqtr.ca (L.J. Kere), souso.kelouwani@uqtr.ca, souso.kelouwani@gmail.com (S. Kelouwani), kodjo.agbossou@uqtr.ca (K. Agbossou), yves.dube@uqtr.ca (Y. Dubé), [Nilson.Henao@uqtr.ca](mailto:nilson.Henao@uqtr.ca) (N. Henao), raymond.courteau@uqtr.ca (R. Courteau).
0360-3199/\$ – see front matter Copyright © 2013, Hydrogen Energy Publications, LLC. Published by Elsevier Ltd. All rights reserved.
<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2013.11.136>

internal combustion engine. By combining a hydrogen-based genset with a battery pack on a vehicle, the obtained PHEV has the desirable properties of being more robust during cold startup at less expensive than fuel cell based PHEV. Since a genset efficiency is lower than a fuel cell efficiency, it becomes critical to have this genset operate at peak efficiency in order to reduce this gap. This paper investigates a new approach for a realtime maximum efficiency tracking of a hydrogen-based genset in the context of PHEV range extension.

The genset maximum efficiency tracking is challenging because of the nonlinear behavior of the internal combustion engine when hydrogen is used as fuel. The most commonly reported method is based on the engine efficiency map provided by the genset manufacturer [13]. The operating conditions corresponding to the maximum efficiency is retrieved from the map and imposed to the genset. However, this static efficiency map does not incorporate the unavoidable perturbations (ambient temperature, humidity ratio, filters fouling, etc.). Even if some of these parameters were taken into account during the mapping process, the effect of the engine aging and wear are not. Moreover, the static map construction is a time-consuming process [14]. Therefore, a maximum efficiency tracking based on an adaptive efficiency map is a more promising approach to deal with this perturbation as well as the engine aging phenomena and filters fouling.

Adaptive approaches require the identification of hydrogen genset parameters, which is challenging due to the complex thermodynamic models of the combustion process occurring in the engine [15]. Two modeling approaches have been reported for spark ignition engine: the generic mean value models (MVM) and the discrete event models (DEM) [16,17]. The MVM approach is built upon the basic physical and thermodynamical principles and aims at providing the average values of engine efficiency and exhaust manifold pressure whereas the DEM approach returns nonlinear differential equations for each of the following four strokes: compression, ignition, expansion and exhaust [17]. With the DEM approach, the engine state is obtained by solving these four differential equations. Unfortunately, the MVM and the DEM approaches are not suitable for a realtime maximum efficiency tracking since several engine parameters need to be known precisely beforehand.

Modeling the electrical machine (synchronous motor) of the genset is well established [18]. However, predicting the electric power production when this machine is mechanically driven by a hydrogen-based ICE requires accurate knowledge of the synchronous motor parameters (phase inductors, resistors, rotor inertia, engine torque, etc.). Moreover, the miss-modeling of the synchronous motor and the four stroke engine would make it difficult to derive the overall genset behavior representation for maximum efficiency tracking. So, instead of using complex modeling approaches, this paper proposes a data-driven approach based on in-situ experimental operation of the genset. Data collected when the genset is running is used to represent the time-varying representation between the observed efficiency and the imposed operating conditions. Using this representation, we search for operating conditions that correspond to the maximum efficiency.

Several methods for online identification methods have been reported: artificial neural networks (ANN) [19,20], fuzzy

logic [21], genetic algorithms, support vector machines [22], lookup tables, etc. Thus, in Refs. [23], an ANN was built and used to identify a spark ignition engine using a large amount of experimental data. Hametner [24] has also used ANN approach to represent the nonlinear behavior of an engine in different operating regimes. An aggregated model was obtained using each previously established regime-based representation. The ANN method can adequately model the time-varying behavior of the engine as well as the synchronous machine. However, the convergence rate of the ANN training process depends on how well the collected data fits with the engine behavior. Lookup table methods are simple but require data from the complete observation space. They are often used for engine control calibration [25]. Genetic algorithms are too complex to use in the context of realtime maximum efficiency tracking.

The maximum efficiency tracking often involves a search process over the observation space in order to localize, the maximum value of the efficiency and to find the corresponding operating conditions. One can use the genset model obtained with the previously mentioned identification methods to approximate the efficiency-operating condition relationship. Subsequently, a search for maximum point is performed. The operating conditions corresponding to the maximum point are imposed to the genset for efficiency optimization. Among reported optimization methods are genetic algorithm, simulated annealing [26] and negative gradient-based methods.

This paper proposes a new approach for maximum efficiency tracking in three steps. Step 1: as the genset is running, the collected data is used online to identify the parameter representing the relationship between efficiency and operating conditions around the maximum efficiency point. This identification process is based on the well-known recursive least squares (RLS) method. Step 2: the obtained model is subsequently used to search for operating conditions that correspond to the maximum efficiency using line search algorithm [27]. Step 3: once found the operating conditions are imposed to the genset and a new observable efficiency is obtained. A backtracking method is proposed if the observed efficiency is not improved over the previous one.

The rest of paper is organized as follows. A justification of the use of hydrogen based-engine is presented in Section 2. The hydrogen-based genset and the PHEV are described in Section 3. The local optimization problem of the genset efficiency is formulated in Section 4, whereas in Section 5, we propose a method for maximum efficiency tracking. Experimental validation, comparative study and discussion are provided in Section 6. The conclusion is presented in Section 7.

2. Why use hydrogen based-genset?

A hydrogen based-genset H_2ICE is obtained by a simple modification of the injection system and ECU of a conventional internal combustion engine [28,29], so the few additional costs come from these components alone. According to the literature, the efficiency of an H_2ICE is about 35%–44% depending on the injection type [15,28,30,31]. H_2 should be

efficiently used in fuel cell devices, in particular Proton Exchange Membrane Fuel Cells (PEMFC) have been proposed in automotive field and they typically perform around 55% [32]. This difference in efficiencies will eventually decrease because of the expected improvements in H₂ICE technology [15]. With our genset we reached an efficiency of 31% for the whole system (genset including power electronics). Fuel cells are expensive but eventual mass production will likely reduce their cost. Tsuchiya et al. estimate that a mass production of high power density PEMFCs will cost about 88\$/kW in 2010 and the goal of the automobile industry expects it to reach 40\$/kW which is nearly the same the internal combustion engine [33]. Marcinkoski and Spendelow [34] made a comparative study of the hybrids with H₂ICE and fuel cells with gasoline vehicles. For a production of 500,000 units/year, fuel cells cost 51\$/kW in 2010 and 47\$/kW in 2012. Delorme et al. [32] estimate the cost of fuel cells at 79\$/kW in 2010 and 45\$/kW in 2030. A cost comparison shows hybrid vehicles with fuel cell are about 1.25 more expensive than H₂ICE hybrid [32]. Fuel cells experience cold start-up problems and low temperature operation can damage them [35–37] while genset can operate better at extreme temperature. Fuel cells have the advantage of zero local emissions. H₂ICE pollutant emissions are only NOx and rely heavily on equivalent fuel to air ratio. NOx emissions are low for this ratio less than 0.5, when exceeding this value, there is a significant increase of NOx [15,28]. Furthermore, the hydrogen grade used in H₂ICE could be less than ones used in fuel cells. Fig. 1 shows NOx emission for a typical H₂ICE.

3. PHEV with hydrogen-based genset as a ranger extender

Fig. 2 represents a serial topology of a PHEV where the hydrogen-based genset is not required to follow precisely the dynamics of the driver power command P_u if the battery pack is well sized. Therefore, the genset can contribute with no additional dynamic constraints to extend the vehicle range by providing electric power to the propulsion system. One way to control the genset and the battery pack when connected to the electric node consist in operating the genset according to a rule-based control in Fig. 2, when the battery energy falls into

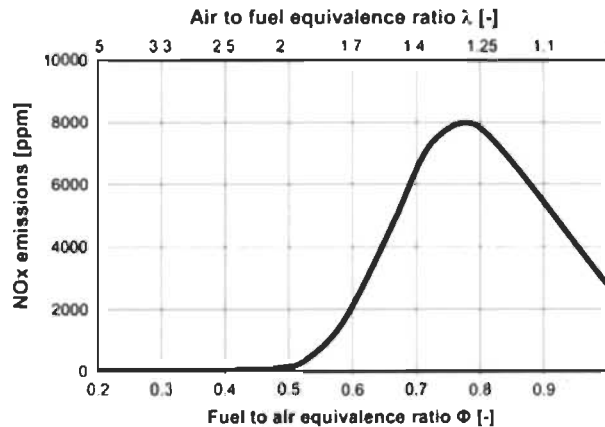


Fig. 1 – Correlation of airfuel ratio and NOx emissions for homogeneous operation [42].

a given range of values. However, using the genset power to recharge the battery pack (when the traction power is small) is not really efficient because the battery charging efficiency is less than 1. The efficiency of the genset alone is better at high loads but the optimal load may vary if we include the batteries. In addition, emissions of pollutants such as NOx of the genset are lower at low power [29,31]. Instead, the genset power should be mainly used for the vehicle propulsion. Thus, we adopt in this paper a simple and more efficient power splitting algorithm than the rule-based control. With this method, the cumulative moving average of the driver power demand is selected as genset reference power P^* (see Fig. 2). If the genset produces exactly P^* (i.e. $P^* = P$), then the power produced by the battery pack P_b is simply the deviation between the electric power used by the power-train P_e and the cumulative moving average of P_u . Since the genset reference power is mainly composed of the low frequency power demand, it can be easily controlled so that the whole system including the batteries operates always at its maximum efficiency. Equations (1) and (2) represent P^* and P_b , respectively.

$$P^*(k) = \frac{P_u(k)}{k} + \frac{(k-1)}{k}P^*(k-1) \quad (1)$$

$$P_b(k) = P_e(k) - P^*(k) \quad (2)$$

In Fig. 2, the genset is connected to the electric node through a uni-directional DC–DC converter for which reference power P^* is computed by the Energy Management System (EMS). Given the driver power command P_u , the role of the EMS is to compute P^* and the reference mechanical power P_m^* that will cause the vehicle to move. This is a typical power splitting process which will not be deeply studied in this paper. Instead, the locally optimal control of the genset is investigated here. Note that E_b is the battery energy, E_{H_2} is the hydrogen energy stored in the tank, P_b is the power provided by the batteries (see Equation (2)) and P represents the power at the output of the DC–DC converter connected to the genset. Given P_m^* , the role of the electric propulsion system is to deliver the mechanical power P_m such as the deviation ($P_m^* - P_m$) is minimized. This is a classical control problem and it will not be analyzed in the paper.

4. Hydrogen-based genset problem formulation

At each timestamp k , the genset efficiency $\eta(k)$ is defined as the ratio between $P(k)$ and the equivalent hydrogen power consumption $P_{H_2}(k)$ (see Equation (3)).

$$\eta(k) = \frac{P(k)}{P_{H_2}(k)} \quad (3)$$

where:

$$P_{H_2}(k) = K_{H_2} \dot{m}_{H_2}(k) \quad (4)$$

and where K_{H_2} and $\dot{m}_{H_2}(k)$ represent the hydrogen high heating value [38,39] and its flow rate, respectively. $\dot{m}_{H_2}(k)$ is measured using a flow meter connected to genset hydrogen inlet. The hydrogen flow rate is directly related to the H₂ICE

regime which is mainly characterized by the shaft rotation speed Ω and the generated engine torque.

Before formulating the maximum efficiency tracking problem, we consider that:

1. The genset rotation speed Ω and the produced power P are the two observable model inputs;
2. The genset efficiency η is also observable through the measurements of P and $m_{H_2}(k)$.

The maximum tracking problem can then be formulated as follows: given the power demand $P_u(k)$, the Energy Management System will generate the reference power $P^*(k)$ for the genset by using Equation (1). For each generated $P^*(k)$, how can we set the engine speed $\Omega(k)$ so that $\eta(k)$ instantaneous value is maximized?

This problem can further be divided into three sub-problems:

- The online efficiency characterization of the genset;
- The realtime search for optimum value $\Omega^*(k)$ that corresponds to the located maximum efficiency value η^* using the genset characterization;
- The imposition of $\Omega^*(k)$ and the tracking of $\eta(k)$ improvement.

Each of these sub-problems is discussed in the subsequent sections.

5. Methodology

The proposed methodology follows the three sub-problem previously identified. Thus, the first step is to identify the main parameters that influence the efficiency given the observations η , P and Ω . The second step involves the search of operating condition Ω (note that P is imposed by setting P^*)

whereas the last step consists of imposing Ω so that to improve η .

5.1. Online model identification

Several experimentations were performed on our genset (see Section 5) in order to analyze the variation of η with respect to the operating conditions Ω and P . The admissible ranges are: $\Omega \in [1250 \text{ RPM}, 2750 \text{ RPM}]$ and $P \in [500 \text{ W}, 3500 \text{ W}]$. Fig. 3 shows graphically this relationship where we observe that a smooth surface can be used to represent η as a function of Ω and P within the admissible range. If there is a maximum value of η within this range, it becomes reasonable to assume that around this point, a smooth surface can be used to represent the efficiency behavior with respect to operating conditions Ω and P .

Assume that (Ω^*, P^*) are the optimal operating conditions for the maximum efficiency η^* . For a given (Ω, P) , let consider the following equations:

$$\Delta P(k) = P(k) - P^*(k) \tag{5}$$

$$\Delta \Omega(k) = \Omega(k) - \Omega^*(k) \tag{6}$$

Using Taylor's series, $\eta(\Omega, P)$ is represented around (Ω^*, P^*) by the following second order equation:

$$\eta(\Omega, P) = \theta_0 + \theta_1 \Delta \Omega(k) + \theta_2 \Delta P(k) + \theta_3 \Delta \Omega(k) \Delta P(k) + \theta_4 (\Delta \Omega(k))^2 + \theta_5 (\Delta P(k))^2 \tag{7}$$

where:

$$\theta_0 = \eta(\Omega^*, P^*) \tag{8}$$

$$\theta_1 = \frac{\partial \eta(\Omega^*, P^*)}{\partial \Omega} \tag{9}$$

$$\theta_2 = \frac{\partial \eta(\Omega^*, P^*)}{\partial P} \tag{10}$$

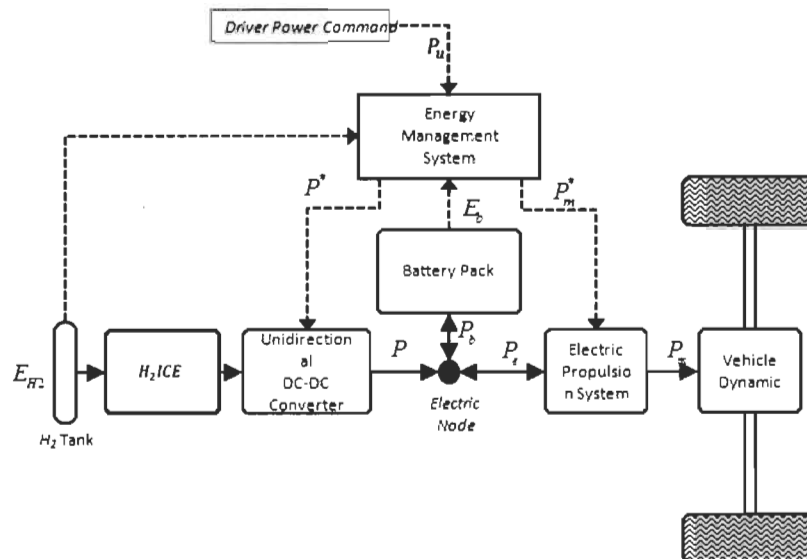


Fig. 2 – PHEV with hydrogen-based genset architecture: the arrows with the solid lines represent the energy flows; the arrows with the dashed lines indicate the control and measured signals.

$$\theta_3 = \frac{\partial \eta(\Omega^*, P^*)}{\partial \Omega \partial P} \quad (11)$$

$$\theta_4 = \frac{1}{2} \frac{\partial^2 \eta(\Omega^*, P^*)}{\partial^2 \Omega} \quad (12)$$

$$\theta_5 = \frac{1}{2} \frac{\partial^2 \eta(\Omega^*, P^*)}{\partial^2 P} \quad (13)$$

Since $\eta(\Omega, P)$ is time varying, we propose to identify θ_i , $i = 0, 1, \dots, 5$. So Equation (7) is rewritten as follows:

$$\eta(\Omega, P) = \Phi(k) \Theta(k) \quad (14)$$

where:

$$\Phi(k) = [1, \Delta\Omega(k), \Delta P(k), \Delta\Omega(k)\Delta P(k), \Delta^2\Omega(k), \Delta^2P(k)] \quad (15)$$

$$\Theta(k) = [\theta_0, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5]^T \quad (16)$$

Φ and Θ are the regression vector and the parameters vector to be identified, respectively. Equation (14) is linear with respect to parameters vector Θ . Therefore, it is possible to use the well-known recursive least squares (RLS) method in order to estimate the parameters vector Θ [40]. However, Φ should be known prior to the estimation at each timestamp. At a given timestamp k , $\Phi(k)$ depends on the values of $P^*(k)$ and $\Omega^*(k)$. Since we don't know $P^*(k)$ and $\Omega^*(k)$, we assume that their values are close to the previously selected optimal operating conditions $(\Omega^*(k-1), P^*(k-1))$. Therefore, Φ is approximated as follows:

$$\Phi(k) \approx [1, \tilde{\Delta}\Omega(k), \tilde{\Delta}P(k), \tilde{\Delta}\Omega(k)\tilde{\Delta}P(k), \tilde{\Delta}^2\Omega(k), \tilde{\Delta}^2P(k)]^T \quad (17)$$

where:

$$\tilde{\Delta}\Omega(k) = \Omega(k) - \Omega^*(k-1) \quad (18)$$

$$\tilde{\Delta}P(k) = P(k) - P^*(k-1) \quad (19)$$

5.2. Searching optimal operating conditions

At each timestamp, the efficiency behavior is approximated by Equation (14) knowing the parameters Θ . The convexity of η makes it possible to find the maximum point η^* and the corresponding operating conditions $\eta(\Omega^*, P^*)$. Since P^* is set by the Energy Management System, the only variable that needs to be set is Ω^* . This problem is formulated as follows: knowing the function η as represented by Equation (14) and given a genset power reference value P^* , find the value of Ω^* within the admissible range so that $\eta(\Omega^*, P^*)$ is the maximum efficiency achievable.

The simplest way to solve this problem is to find the extrema of the function η using the derivative method:

$$\frac{\partial \eta}{\partial \Omega} = 0 \quad (20)$$

So, at each timestamp k :

$$\Omega^*(k) = -\frac{\theta_1 + \theta_3 P(k)}{2\theta_4} \quad (21)$$

However, the computed value of $\Omega^*(k)$ using Equation (21) can be outside of the admissible operating range. So we used the line search strategy which is one of the most used iterative approaches to find the local maximum of a function within an admissible range [27, 41]. This algorithm provides an iterative optimization approach that is both simple and efficient to handle for realtime applications [40].

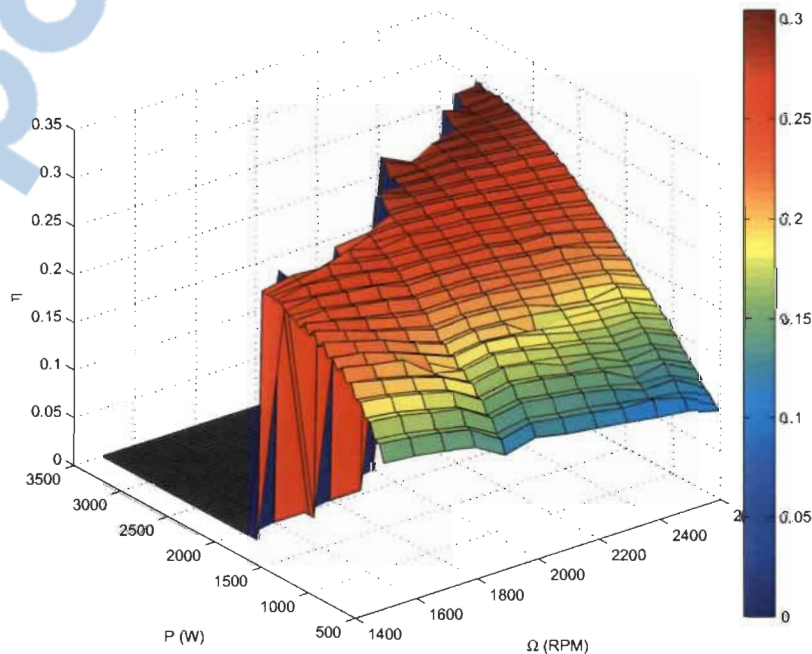


Fig. 3 – Experimental efficiency map of the hydrogen-based genset.

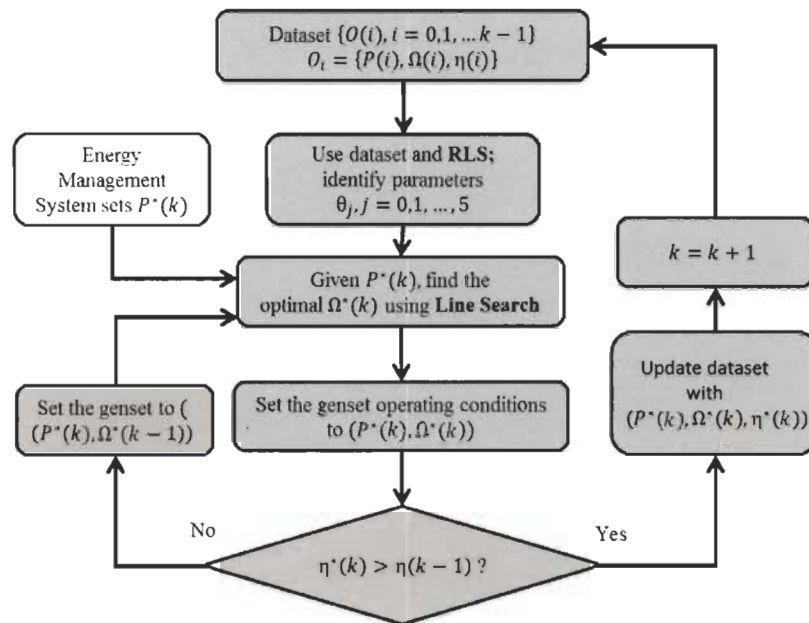


Fig. 4 – Online maximum efficiency tracking of the hydrogen-based genset.

5.3. Testing the selected operating condition

The selected $\Omega^*(k)$ using the method described above is given to the genset ICE controller as a set point and a new efficiency value $\eta(k)$ is estimated knowing $P(k)$ and m_{H_2} . If this value is greater than the previous one ($\eta(k-1)$) then the efficiency is improved and the current operating conditions ($\Omega^*(k), P(k)$) are used for subsequent maximum value tracking. Otherwise, the

previously found Ω is used and a new operating condition is searched using again the line search method.

Fig. 4 shows the maximum efficiency tracking method proposed in this paper.

6. Hardware-in-the-loop validation

6.1. Test bench with a retrofitted experimental genset

A 5 kW commercially available Honda gasoline genset has been retrofitted in order to use a blended hydrogen-gasoline fuel (see Figs. 5 and 6). This fuel can be also composed solely of hydrogen, gasoline or a mixture of both. In this work, we are



Fig. 5 – Retrofitted hydrogen-based genset.

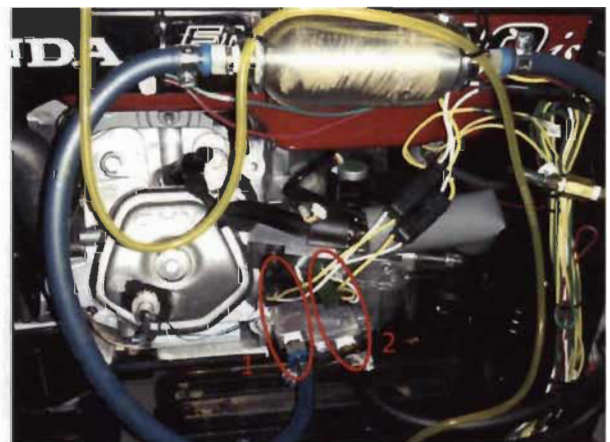


Fig. 6 – Genset injectors: the hydrogen port fuel injector is designated par 1 and the gasoline one's by 2.

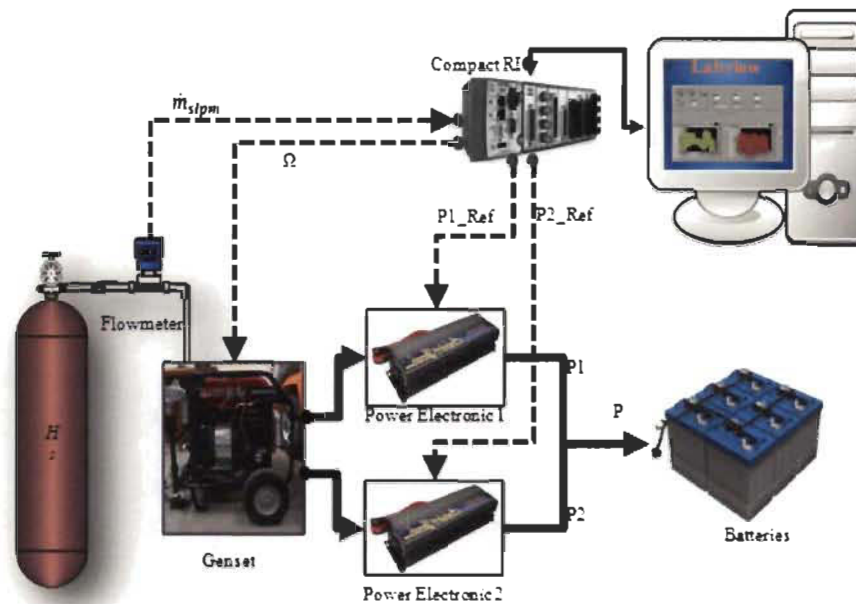


Fig. 7 – Genset in loop test bench.

interested in the genset with hydrogen alone as fuel. Two different synchronous generators (each generator is rated at 2.5 kW) linked in parallel (as shown in Fig. 7) are used to produce electric power. This genset uses an ICE with a single cylinder and four stroke. Major modifications consist in changing the carburetor by two ports fuel injector, one for hydrogen and the other one for gasoline. Furthermore, a new engine control unit has been integrated. These modifications allow better fuel distribution in the combustion chamber and reduce backflashes and pre-ignition phenomena. Each generator output is connected to a power electronic device and both devices are connected in parallel (see Fig. 7). These power electronic devices enable the control of the power used to extend the battery pack autonomy. The hydrogen flowmeter OMEGA FMA A2323 allows a realtime hydrogen consumption monitoring a real 9 kWh battery pack of a small electric truck has been used during experiments. The software and hardware for the test bench are based on Labview/cRIO system. The genset main characteristics are presented in Table 1.

Table 1 – Genset parameters.	
Parameter	Value
Engine (one cylinder, four strokes)	
Model	GX340K1
Maximum power	8.1 kW at 3600 RPM
Compression ratio	8.0:1
Generator (2 PMSM both)	
Type	Multi-pole field rotation type
Excitation	Self-excitation (Magnet type)
Max output power	5 kVA
Rated output power	4.5 kVA

6.2. Validation context

To validate the proposed maximum efficiency tracking method, we used a hardware-in-the-loop simulation with hydrogen as fuel for the ICE. Using our test bench (Fig. 7) we performed several experiments in order to build an efficiency map of the retrofitted genset. The obtained dataset is represented in Fig. 3. During the experiments, several values of electric power P and ICE rotation

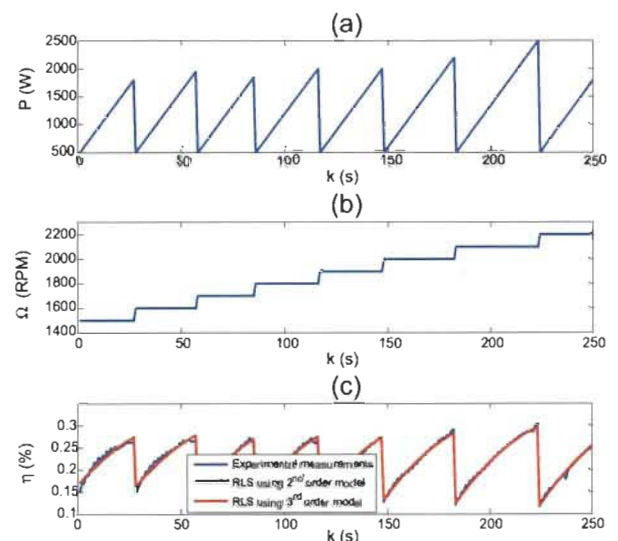


Fig. 8 – Experimental validation of the genset model: (a) Genset power profile; (b) ICE speed profile; (c) Efficiency comparison.

speed Ω were used. To estimate the genset efficiency, we monitored the hydrogen flow rate and used Equations (3) and (4).

Two different tests were performed in order to assess the proposed maximum efficiency tracking method:

- Experimental validation of the genset model;
- Simulation with hardware-in-the-loop for maximum efficiency tracking using a standard vehicle driving cycle.

6.3. Experimental validation of the genset model

To assess the identification method, the genset power production and speed profiles shown in Fig. 8(a) and (b) were used. The graph (c) of Fig. 8 shows the comparison of efficiency profiles with:

- A second-order parametric model used to approximate η behavior (see Equation (7));
- A third-order parametric model used to approximate η behavior (third-order Taylor series);
- The estimated efficiency using measurements.

The computed root mean square error (RMSE) between the second-order parametric model and the experimental data is 3.6×10^{-4} whereas the RMSE value between the third-order model and the experimental data is 3.58×10^{-4} . Therefore, these results indicate that the second and third-order models are good approximations of the efficiency behavior. However, the second is faster to run in real-time than the third one. So for the sequel, this model is used for maximum efficiency tracking.

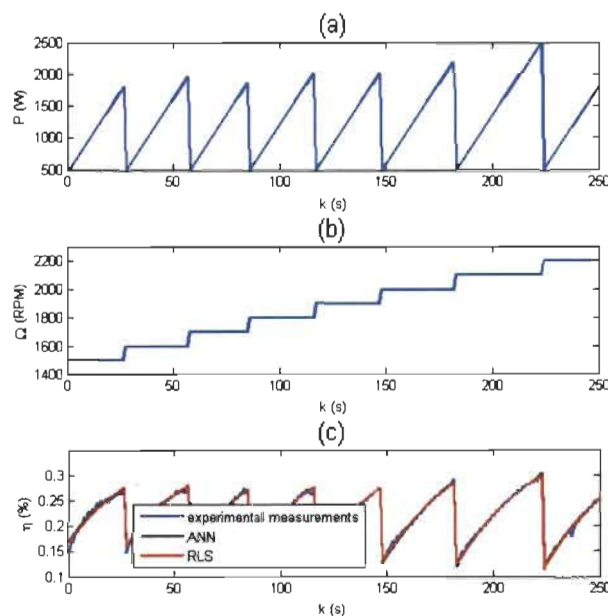


Fig. 9 – Comparison between artificial neural network model and the second-order parametric model: (a) Genset power profile; (b) ICE speed profile; (c) Efficiency comparison.

We also compare the proposed second order parametric model with an artificial neural network (ANN) one. The ANN was selected as the basis of the comparative study because it is well-documented that ANN is a good universal approximator. In our study, a feedforward-backward propagation ANN with one input layer, one hidden layer and one output layer is used. To make a fair comparison, the number of neurons for the input, hidden and output layers are two, four and one, respectively. The ANN was trained with the collected data (see Fig. 3).

Fig. 9 shows the comparative results. One can observe that different efficiency profiles (with ANN, with the second-order model and with the experimental data) are similar. Furthermore, the computed RMSE value between the ANN model and the experimental data is 3.3×10^{-4} whereas the RMSE value between our model and the same experimental data is 3.6×10^{-4} . The main drawback of using ANN method is the need of training data acquisition. With our method, the model is built iteratively and the computation can be done online.

6.4. Maximum efficiency tracking validation

This section aims at providing evidence that the proposed approach is able to track the genset maximum efficiency when used on a PHEV. As such, we select one of the most used United State Environmental Protection Agency driving cycle US06 (see graph (a) in Fig. 10). This driving cycle is used with our experimental small PHEV truck physical parameter in order to obtain the traction electric power P_e (see graph (b) in Fig. 10). Using the simple power splitting method described in Section 3 (see Equations (1) and (2)). The blue curve of graph (c) (Fig. 10) is used as the genset reference power P^* .

The tracking was performed iteratively starting with only six observations. To emulate the genset efficiency behavior

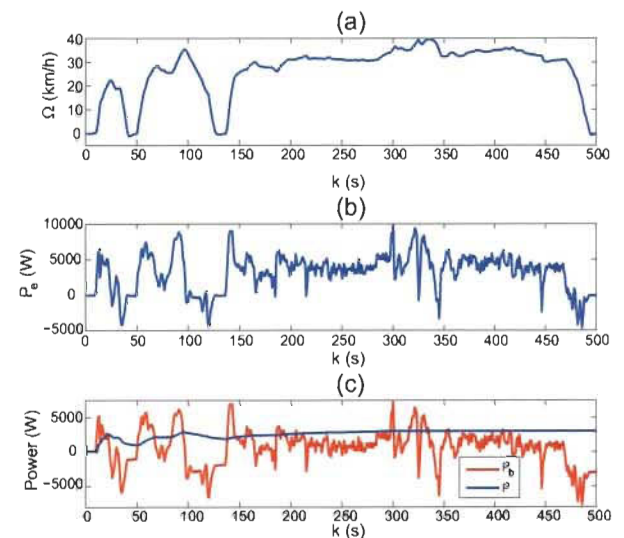


Fig. 10 – Maximum efficiency tracking scenario: (a) US06 driving cycle; (b) Traction power P_e ; (c) Power splitting. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

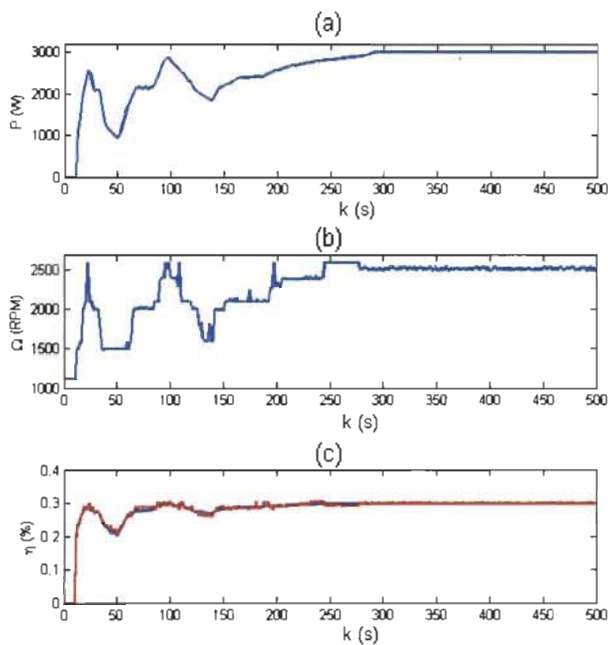


Fig. 11 – Maximum efficiency tracking result: (a) Imposed genset power P^* ; (b) Optimal speed Ω^* for maximum efficiency tracking; (c) Efficiency tracking.

when the found optimal operating conditions (Ω^*, P^*) are used, we use interpolation with the previously computed genset efficiency map (see Fig. 3).

The results presented in Fig. 11 suggest that the proposed approach can track the maximum efficiency. Indeed, without exploring the entire observation space, the system was able to increase the genset efficiency up to the maximum value observed (30%), even if the imposed power is not constant. In addition, our approach could keep the genset at its maximum efficiency most of the time.

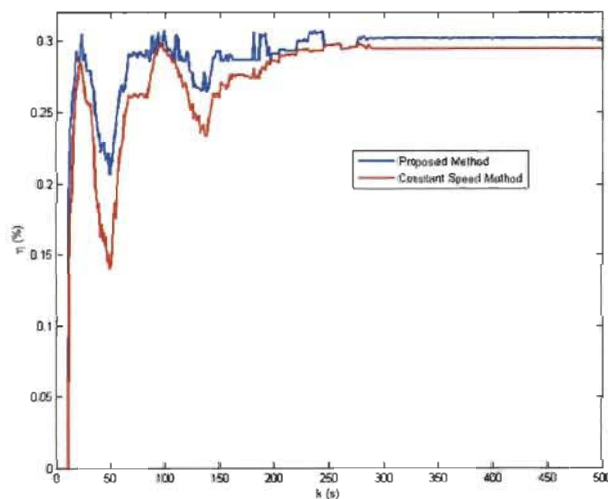


Fig. 12 – Comparison between the proposed maximum efficiency tracking and the constant speed operation.

We performed an additional study in which the proposed maximum tracking method is compared with a constant speed strategy. Most commercially available gensets operate at a constant speed which value set by the manufacture. For comparative purposes, the ICE speed is set to 2500 RPM when the constant speed strategy is used. We use the same driving cycle, electric power and genset reference power profiles as shown in Figs. 10 and 11.

The results presented in Fig. 12 suggest that:

- The efficiency obtained using the proposed tracking method is always greater or equal than the efficiency measured with the constant speed method;
- The deviation of the two involved efficiencies is greater at low power production than at high power production.

Clearly, the proposed maximum efficiency tracking method provides an improvement up to 7.15% over the constant speed method.

7. Conclusion

We proposed a maximum efficiency tracking approach for a hydrogen-based genset which has the desirable properties of being fast and realtime adaptable. Starting with only few observations of genset speed, power production and efficiency, the tracking system iteratively builds the parametric genset efficiency model using the recursive least-square method. Given a genset reference power, this model is further used by a nonlinear optimization method based on line search algorithm in order to find the best possible engine speed to improve the genset efficiency. The computed optimal speed is thereafter imposed to the genset. Experimental validation and hardware-in-the-loop simulation have been performed to assess the benefits of this tracking method. The different results obtained suggest that the proposed tracking approach is effective. Furthermore, it can improve the genset efficiency up to 7.15% compared to the commonly found constant speed control strategy.

Acknowledgment

This work was supported by "Bureau de l'efficacité et de l'innovation énergétiques, Ministère des Ressources naturelles et de la Faune du Québec" and Natural Science and Engineering Research Council of Canada.

REFERENCES

- [1] Poudenx P. The effect of transportation policies on energy consumption and greenhouse gas emission from urban passenger transportation. *Transport Res Part A Policy Pract* 2008;42(6):901–9. <http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2008.01.013>.
- [2] Chan C. The state of the art of electric and hybrid vehicles. *Proceed IEEE* 2002;90(2):247–75. <http://dx.doi.org/10.1109/5.989873>.

- [3] Perujo A, Grootveld GV, Scholz H. Present and future role of battery electrical vehicles in private and public urban transport; 2007. pp. 3–26.
- [4] Wirasingha S, Emadi A. Classification and review of control strategies for plug-in hybrid electric vehicles. *Veh Technol IEEE Trans* 2011;60(1):111–22. <http://dx.doi.org/10.1109/TVT.2010.2090178>.
- [5] Norman C, Kaushal N, Hendrickson C, Peterson S, Whitacre J, Michalek J. Optimal plug-in hybrid electric vehicle design and allocation for minimum life cycle cost, petroleum consumption, and greenhouse gas emissions. *J Mech Des Trans ASME* 2010;132(9):1–11.
- [6] Anderson T, Barkman J, Mi C. Design and optimization of a fuzzy-rule based hybrid electric vehicle controller. In: *Vehicle power and propulsion conference, 2008. VPPC '08. IEEE; 2008*. pp. 1–7. <http://dx.doi.org/10.1109/VPPC.2008.4677545>.
- [7] Henao N, Kelouwani S, Agbossou K, Dubé Y. Proton exchange membrane fuel cells cold startup global strategy for fuel cell plug-in hybrid electric vehicle. *J Power Sources* 2012;220:31–41.
- [8] Kelouwani S, Henao N, Agbossou K, Dube Y, Boulon L. Two-layer energy-management architecture for a fuel cell hev using road trip information. *Veh Technol IEEE Trans* 2012;61(9):3851–64.
- [9] Ettahir K, Boulon L, Agbossou K, Kelouwani S, Hammoudi M. Design of an energy management strategy for PEM fuel cell vehicles. In: *Industrial electronics (ISIE), 2012 IEEE International Symposium on* 2012. pp. 1714–9. <http://dx.doi.org/10.1109/ISIE.2012.6237349>.
- [10] Amjadi Z, Williamson S. Review of alternate energy storage systems for hybrid electric vehicles. In: *Electrical power energy conference (EPEC), 2009 IEEE* 2009. pp. 1–7. <http://dx.doi.org/10.1109/EPEC.2009.5420917>.
- [11] Chippar P, Ju H. Evaluating cold-start behaviors of end and intermediate cells in a polymer electrolyte fuel cell (PEFC) stack. *Solid State Ionics* 2012;225:85–91. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ssi.2012.02.038>.
- [12] Ko J, Ju H. Comparison of numerical simulation results and experimental data during cold-start of polymer electrolyte fuel cells. *Appl Energy* 2012;94:364–74. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.02.007>.
- [13] Neve M, Nicolao GD, Member S, Prodi G, Siviero C. Estimation of engine maps: a regularized basis-function networks approach 2009;17(3):716–22.
- [14] Wong PK, Tam LM, Li K, Vong CM. Engine idle-speed system modelling and control optimization using artificial intelligence. *Proceed Inst Mech Eng Part D J Automob Eng* 2010;224(1):55–72. <http://dx.doi.org/10.1243/09544070JAUTO1196>.
- [15] Verhelst S, Wallner T. Hydrogen-fueled internal combustion engines. *Progress Energy Combust Sci* 2009;35(6):490–527. <http://dx.doi.org/10.1016/j.pecs.2009.08.001>.
- [16] Butt QR, Bhatti AI. Estimation of gasoline-engine parameters using higher order sliding mode. *IEEE Trans Ind Electron* 2008;(11):3891–8. <http://dx.doi.org/10.1109/TIE.2008.2005930>.
- [17] Rizvi MA, Bhatti AI, Butt QR. Hybrid model of the gasoline engine for misfire detection. *IEEE Trans Ind Electron* 2011;58(8):3680–92. <http://dx.doi.org/10.1109/TIE.2010.2090834>.
- [18] Zhou J, Tseng KJ. Performance analysis of single-phase line-start permanent-magnet synchronous motor. *Energy Convers IEEE Trans* 2002;17(4):453–62. <http://dx.doi.org/10.1109/TEC.2002.805218>.
- [19] Ho T, Karri V, Lim D, Barret D. An investigation of engine performance parameters and artificial intelligent emission prediction of hydrogen powered car. *Int J Hydrogen Energy* 2008;33(14):3837–46. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2008.04.037>.
- [20] Jonas S, Qinghua Z, Lennart D, Abert B, Hakan H, Anatoli J. Nonlinear black-box modeling in system identification: a unified overview; 1995.
- [21] Lughofer E, Macián V, Guardiola C, Klement EP. Identifying static and dynamic prediction models for NOx emissions with evolving fuzzy systems. *Appl Soft Comput* 2011;11(2):2487–500. <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2010.10.004>.
- [22] Lu Z, Sun J, Butts K. Linear programming SVM-ARMA 2K with application in engine system identification 2011;8:846–54.
- [23] Çay Y, Çiçek A, Kara F, Sairolu S. Prediction of engine performance for an alternative fuel using artificial neural network. *Appl Therm Eng* 2012;37:217–25. <http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2011.11.019>.
- [24] Hametner C, Nebel M. Operating regime based dynamic engine modelling. *Control Eng Pract* 2012;20(4):397–407. <http://dx.doi.org/10.1016/j.conengprac.2011.10.003>.
- [25] Togun N, Baysec S, Kara T. Nonlinear modeling and identification of a spark ignition engine torque. *Mech Syst Signal Process* 2012;26:294–304. <http://dx.doi.org/10.1016/j.yymssp.2011.06.010>.
- [26] Rutenbar RA. An overview; 1989.
- [27] Grosan C, Abraham A. Modified line search method for global optimization. In: *First Asia International Conference on Modelling & Simulation (AMS'07) 2007*. pp. 415–20. <http://dx.doi.org/10.1109/AMS.2007.68>.
- [28] Sopena C, Diéguez P, Sáinz D, Urroz J, Guelbenzu E, Gandía L. Conversion of a commercial spark ignition engine to run on hydrogen: performance comparison using hydrogen and gasoline. *Int J Hydrogen Energy* 2010;35(3):1420–9. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2009.11.090>. URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360319909018606>.
- [29] Verhelst BS, Wallner T, Eichlseder H, Naganuma K. Combustion: hydrogen engines 2012;100(2).
- [30] Escalante Soberanis M, Fernandez AM. A review on the technical adaptations for internal combustion engines to operate with gas/hydrogen mixtures. *Int J Hydrogen Energy* 2010;35(21):12134–40. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2009.09.070>. URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360319909015109>.
- [31] Sáinz D, Diéguez P, Urroz J, Sopena C, Guelbenzu E, Pérez-Ezcurdia A, et al. Conversion of a gasoline engine-generator set to a bi-fuel (hydrogen/gasoline) electronic fuel-injected power unit. *Int J Hydrogen Energy* 2011;36(21):13781–92. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2011.07.114>.
- [32] Delorme A, Rousseau A, Sharer P, Pagerit S, Wallner T. Evolution of hydrogen fueled vehicles compared to conventional vehicles from 2010 to 2045. <http://dx.doi.org/10.4271/2009-01-1008>. URL: <http://www.sae.org/technical/papers/2009-01-1008>; 2009.
- [33] Tsuchiya H. Mass production cost of PEM fuel cell by learning curve. *Int J Hydrogen Energy* 2004;29(10):985–90. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2003.10.011>. URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360319903003136>.
- [34] Marcinkoski J, Spendelow J. DOE fuel cell technologies program record. 11012; 2012. pp. 1–6.
- [35] Alink R, Gerteisen D, Oszcipok M. Degradation effects in polymer electrolyte membrane fuel cell stacks by sub-zero operation – an in situ and ex situ analysis. *J Power Sources* 2008;182(1):175–87. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2008.03.074>. URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378775308006113>.
- [36] Yan Q, Toghiani H, Lee YW, Liang K, Causey H. Effect of sub-freezing temperatures on a PEM fuel cell performance, startup and fuel cell components. *J Power Sources* 2006;160(2):1242–50. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2006.02.075>. URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S037877530600382X>.

- [37] Nilson H, Sousso K, Kodjo A, Yves D. PEMFC low temperature startup for electric vehicle. *J Power Sources* 2012;220:31–41.
- [38] del Real A, Arce A, Bordons C. Development and experimental validation of a PEM fuel cell dynamic model. *J Power Sources* 2007/11/08;173(1):310–24.
- [39] Adegnon K, Dube Y, Agbossou K. Experimental evaluation of PEM fuel cell systems efficiency. In: 2009 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE 2009) 2009. pp. 716–9.
- [40] Kelouwani S, Adegnon K, Agbossou K, Dub Y. Online system identification and adaptive control for PEM fuel cell maximum efficiency tracking. *IEEE Trans Energy Convers* 2012;27(3):580–92. Cited By (since 1996)2.
- [41] Bertsekas D. *Nonlinear programming. Optimization and neural computation series*. Athena Scientific; 1995, ISBN 9781886529144; 1995.
- [42] Wallner T, Nande AM, Naber J. Evaluation of injector location and nozzle design in a direct-injection hydrogen research engine. In: 2008 SAE International powertrains, fuels and lubricants congress; Jun. 23, 2008–Jun. 25, 2008; Shanghai, China 2008. <http://dx.doi.org/10.4271/2008-01-1785>.

A Linear Quadratic Integrator approach for a Hydrogen Genset control

Lamoussa Jacques Kéré^{a,*}, Souso Kélouwani^{b,*}, Kodjo Agbossou^{a,*}, Yves Dubé^{b,*}

^a Depart. of Electrical Engineering, Université du Québec à Trois-Rivières, Canada

^b Depart. of Mechanical Engineering, Université du Québec à Trois-Rivières, Canada

^{*} Hydrogen Research Institute, Université du Québec à Trois-Rivières, Canada

Abstract— This paper presents a Linear Quadratic with Integrator (LQI) controller for a hydrogen genset (internal-combustion combustion engine generator) which is used to extend electric vehicle range. Since the genset efficiency depends mostly on generator rotor speed and produced power, a maximum efficiency tracking method is required. The optimal operating conditions provided by the efficiency tracking module must be imposed to the genset. Thus, we proposed a LQI controller for dynamically driving genset operating conditions toward the optimal one. This controller is based on a state space model in which the genset parameters are identified offline using the Least-Square (RLS) algorithm. Preliminary evaluation using real genset data with this type of controller demonstrated the effectiveness of the proposed approach.

Keywords— Hydrogen Genset; LQI control; Model identification; Energy efficiency.

I. INTRODUCTION

Electric vehicle has the advantage to release no greenhouse gas locally [1]–[3]. Their large adoption is hindered by reduced autonomy and production high costs. Hybridization with an internal-combustion engine (ICE) based on hydrogen (H₂ICE) could help to increase autonomy and reduce costs of production comparatively to the others' type of hybridization: battery-fuel-cell, etc. [4]. The genset efficiency depends on the output power and the engine speed [5][6]. Therefore, a controller is required to properly regulate the genset operating condition. Designing this control is not trivial. Indeed, the dynamic model of the ICE as well as the generator is highly nonlinear [7]–[9].

Several types of controllers have been reported in literature: PID and fuzzy logic controllers [10]. However, their performances are hard to extend to a wide range of operating conditions. In addition, combustion process nonlinearities and ICE degradations due to aging make it difficult to provide good regulation performances over the genset lifespan.

Therefore, we propose in this paper to use a data-driven approach to build LQI controller for the ICE.

Data collected from the genset operation is organized and used to derive offline the genset state-space model which will take into account the aforementioned nonlinearities [11]. This model includes the genset and the power electronic device used to establish connection with batteries pack. It has two inputs: the engine speed and the output electric power. The obtained state-space model is further used to build a Linear Quadratic Regulator [12][13]. To reduce the regulation stationary error,

we introduced an integrator so that the final form is a Linear Quadratic Integration controller (LQI).

Linear Quadratic Regulator with Integrator is a solution to a convex least squares optimization problem that provides a stable closed-loop system [12][13]. In addition, knowing the quadratic cost function parameters, the close-loop control law is simply derived from the solution of the Riccati equation. Therefore, it becomes important to find the cost function parameters [14]–[17]. The advantage of this controller is that an accurate knowledge of the ICE characteristics or model is not necessary [18] [19]. Unlike the conventional LQR controller, the LQI controller has the desirable property to allow an offset error free under certain conditions.

This manuscript presents a LQI controller design for a genset and is organized as follows: a short presentation of a hybrid electric vehicle architecture is presented in section II whereas in section III, we discussed about the genset model identification problem. The overall design methodology is presented in section IV, whereas the experimental setup is discussed in section V. The LQI controller results (and discussions) are represented in section VI and finally, section VII is related to the conclusion.

II. PRESENTATION OF VEHICLE ARCHITECTURE

Fig. 1 shows a typical hybrid electric vehicle serial topology using battery as main energy storage and genset as a range extension device. This genset is operated in order to recharge batteries during vehicle motion. Therefore, the genset is not required to follow exactly the vehicle power demand. So the power sharing can be simple and we proposed in this paper to let the genset to track the slow dynamic power demand whereas the residual dynamic (fast dynamic power demand) is given to the battery pack [20]. Given a driver power demand P_d , the Energy Management System (see Fig. 1) is responsible to provide an optimal splitting of this power between the genset and the battery pack. P^* is the optimal value that should be set to the genset and a maximum efficiency tracking method (see [20]) is used to find the best possible operating conditions that will lead to the best production of P^* . These operating conditions are composed of the engine speed and the real output electric power.

III. GENSET CONTROL PROBLEM

Figure 2 presents the algorithm of maximum efficiency tracking [18]. The online maximal efficiency tracking uses dataset collected from the system to build the genset model

using Recursive Least-Squares (RLS). Further, an optimization module based on line search algorithm is used to find the optimal speed N^* that maximizes the genset efficiency for the given electric power P^* . Thus, P^* and N^* are the optimal operating conditions that must be applied to the genset. A real-time regulation control law is required so that the genset can operate at these optimal operating conditions (P^* and N^*).

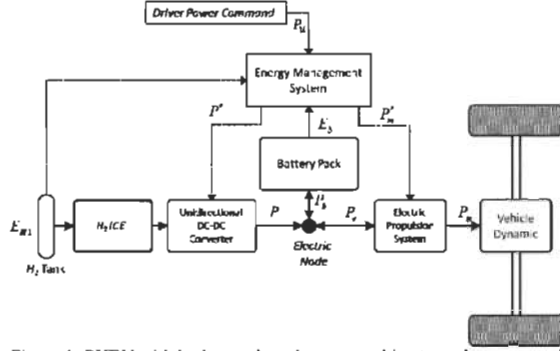


Figure 1: PHEV with hydrogen-based genset architecture: the arrows with the solid lines represent power flow; dash line arrows represent control and measurement signals. [20]

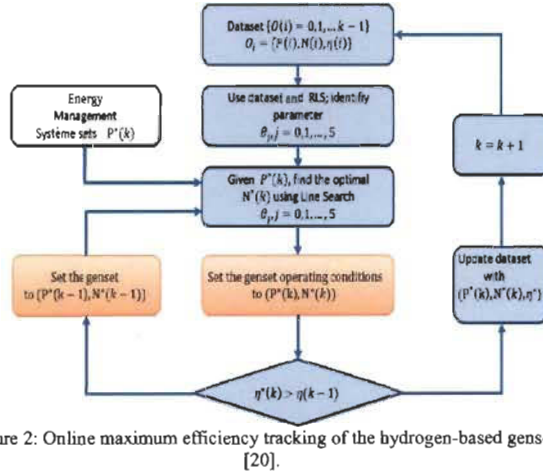


Figure 2: Online maximum efficiency tracking of the hydrogen-based genset [20].

Our design of this real-time controller is based on the optimal control theory and the LQI structure. However, the design of a LQI controller is based on a state-space representation of the genset dynamics. So, the control problem is divided into two sub-problems:

- Model identification for state-space formulation,
- LQI controller design.

IV. METHODOLOGY

The methodology follows the two sub-problems identified previously. The first step aims at identifying a state model of the genset and the second step is related to designing the controller according to this model.

A. Model identification

To build the state space model, we collected data as the genset is operating without controller (i.e. in open loop). The following variables are selected as input:

- P^* : electric power set point (the optimal value of power production target selected by the maximum efficiency tracking module);
- N^* : engine speed setpoint (the optimal value of engine speed selected by the maximum efficiency tracking module).

The following variables are the genset output observations:

- P : measured power production that corresponds to P^* ;
- N : measured engine speed that corresponds to N^* ;

For practical consideration, we selected a first order autoregressive with exogenous input (ARX) model which best fit the genset dynamics. Equation (1) represents such a model:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{11} & \mathbf{B}_{12} \\ \mathbf{B}_{21} & \mathbf{B}_{22} \end{bmatrix} \quad (2)$$

where \mathbf{A} and \mathbf{B} represents time-invariant state transition matrix and the input matrix, respectively. These two matrices must be identified offline. Furthermore, we defined:

$$\mathbf{x}(k) = [\mathbf{P}(k), \mathbf{N}(k)]^T; \quad \mathbf{u}(k) = [\mathbf{P}^*(k), \mathbf{N}^*(k)]^T.$$

Equation (1) is rewritten as follows:

$$\mathbf{x}(k+1) = \boldsymbol{\alpha}\mathbf{v}(k) \quad (1)$$

$$\boldsymbol{\alpha} = [\mathbf{A}, \mathbf{B}] \quad \mathbf{v}(k) = [\mathbf{x}^T(k), \mathbf{u}^T(k)] \quad (2)$$

$\boldsymbol{\alpha}$ is the model parameter matrix to be identified. Since equation (3) is linear with respect to $\boldsymbol{\alpha}$, any linear estimation method can be used to retrieve the values of $[\mathbf{A}, \mathbf{B}]$.

Let define the following cost function that should be minimized in order to find $\boldsymbol{\alpha}$ (N is the number of samples):

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} \mathbf{e}(k)^2 \quad (5)$$

where $\mathbf{e}(k)$ is the residual error:

$$\mathbf{e}(k) = \mathbf{X}(k+1) - \hat{\boldsymbol{\alpha}}\mathbf{V}(k) \quad (6)$$

and where:

$$\mathbf{X}_{k+1} = [\mathbf{x}(k+1) \quad \dots \quad \mathbf{x}(k+N)]$$

and where:

$$\mathbf{V}_k = [\mathbf{v}(k) \quad \dots \quad \mathbf{v}(k+N-1)]$$

and where $\hat{\boldsymbol{\alpha}} = [\hat{\mathbf{A}}, \hat{\mathbf{B}}]$ denotes the estimation of $\boldsymbol{\alpha}$ which minimizes equation (5) under the dynamic constrain represented by equation (3). Besides, $\hat{\mathbf{A}}$ and $\hat{\mathbf{B}}$ are the estimated state model matrices.

According to equation (3):

$$\mathbf{X}_{k+1} = \hat{\boldsymbol{\alpha}}\mathbf{V}_k \quad (3)$$

From equation (7), $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ is obtained using simple algebra:

$$\hat{\alpha} = X_{k+1} V^T (V^T V)^{-1} \quad (4)$$

Knowing $\hat{\alpha}$, the estimations of A and B are retrieved.

B. LQI controller design

The genset dynamic model is:

$$x(k+1) = \tilde{A} x(k) + \tilde{B} u(k) \quad (5)$$

LQI controller is a state feedback controller represented by the following equation (see Fig. 3):

$$u(k) = -Kx(k) \quad (10)$$

where K is the feedback gain obtained in steady state (infinite horizon) and which minimizes the following cost function:

$$J = \sum_{k=0}^{\infty} [z(k)^T Q z(k) + \tilde{u}(k)^T R \tilde{u}(k)] \quad (11)$$

where:

$$z = [(x(k) - x(\infty)); (\varepsilon(k) - \varepsilon(\infty))] \quad (12)$$

$$\varepsilon(k) = \varepsilon(k-1) + [y_r(k) - x(k)] \Delta T \quad (13)$$

$$y_r(k) = [P^*(k), N^*(k)]^T \quad (14)$$

$$\tilde{u} = u(k) - u(\infty) \quad (15)$$

and where $x(\infty)$, $\varepsilon(\infty)$ are steady-state values of the system.

In the cost function (11), the term $z(k)^T Q z(k)$ is used to penalize the transient state deviation, whereas $\tilde{u}(k)^T R \tilde{u}(k)$ penalizes the control effort. Q and R are a semi-positive definite penalty matrix and a positive definite matrix, respectively. Therefore, the optimal feedback gain K is given by:

$$K = (\tilde{B}^T S \tilde{B} + R)^{-1} \tilde{B}^T S \tilde{A} \quad (16)$$

where

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} \hat{A} & 0 \\ -\Delta T & I \end{bmatrix} \quad \tilde{B} = \begin{bmatrix} \hat{B} \\ 0 \end{bmatrix}$$

and where

S is the unique solution to the following algebraic Riccati equation.

$$S = \tilde{A}^T S \tilde{A} - (\tilde{A}^T S \tilde{B})(R + \tilde{B}^T S \tilde{B})^{-1} (\tilde{B}^T S \tilde{A}) + Q \quad (17)$$

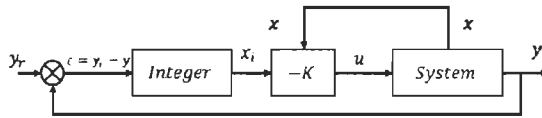


Figure 3: LQI closed loop system

V. EXPERIMENTAL SETUP AND VALIDATION

The experimental setup for this study is mainly composed of the hydrogen genset, a flowmeter to measure hydrogen consumption, current and voltage sensors for electric power production. The selected sampling period is 40 ms (see [20] for more setup information). For the model identification, data is collected via a National Instrument Compact RIO device (see Fig. 4).

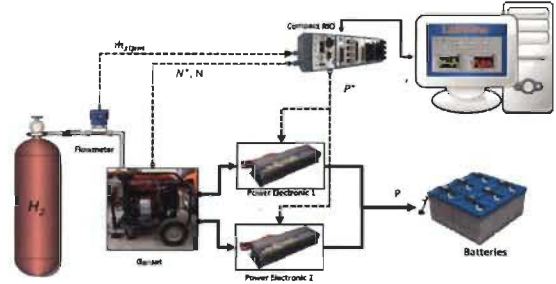


Figure 4: Experimental test bench

Figure 4 presents this experimental test bench in which a power electronic device connecting the genset to the batteries is controlled by a Compact RIO device. The PC equipped with Labview software is also used to monitor the engine speed as well as to send command to motor control unit.

Fig. 5 shows an example of acquired power and engine speed profiles for identification. Obtained data is filtered to reduce noise and perturbation.

The aim of the validation is to provide evidence that the proposed identification method, combined with the LQI controller gives satisfactory results.

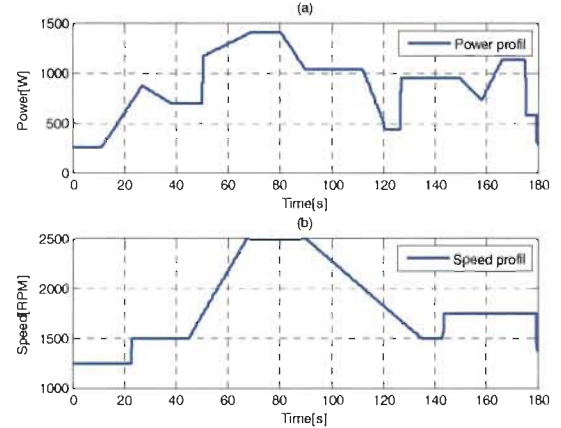


Figure 5: Profiles of power and speed

VI. RESULTS AND DISCUSSION

Figure 6 presents a comparison between the measured state vector (measured P and N) and the obtained state vector using the proposed identification method (power and speed computed using \tilde{A} and \tilde{B}). The computed root mean square errors (RMSE) are 7.95% and 3.67% respectively for the power and the speed. Although these results can be improved, they indicate that the state is reasonably tracked.

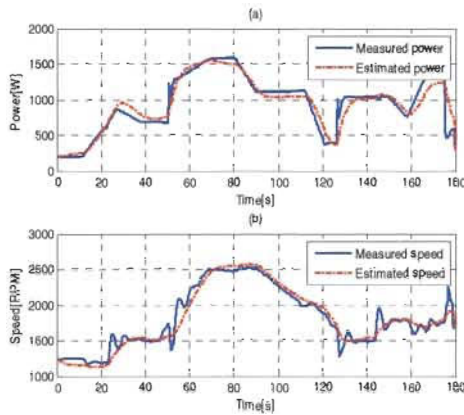


Figure 6: Identification result (first order system): (a) comparison between the measured power and the estimated one; (b) comparison between the measured speed and the estimated one

To test the LQI controller, the reference signals for the engine speed N^* and the electric power P^* shown in Fig. 7 are used. Furthermore, to validate the control in simulation, a high order model is used to represent the system. Note this high model representation is not used for identification but only to emulate the genset behavior. The cost function matrices are set as follows:

$$Q = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 12.25 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2.89 \end{bmatrix} \quad R = \begin{bmatrix} 100 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix} \quad (18)$$

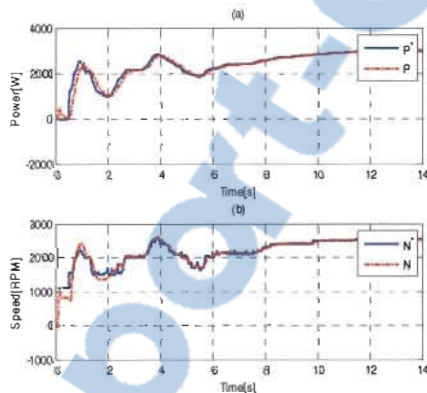


Figure 7: Response of closed loop system: (a) power profiles comparison; (b) speed profiles comparison.

Figure 7 presents the comparison between reference signals and obtained state variable using LQI controller. On graph (a), one can observe that produced power profile (red curve) follows reasonably P^* (blue curve). In the same time, graph (b) indicates that the engine speed (red curve) also follows the reference speed (blue curve). The computed root mean square error (RMSE) of the power response is 6.5×10^{-4} whereas the one computed for the engine speed is 4×10^{-4} . These results suggest that the proposed controller can be used to drive the genset state vector.

During the transient period (i.e. at the beginning of the Fig. 7), one can observe that the tracking error is much larger than during the time period of low state variations (i.e. at the end of Fig. 7). Indeed, the LQI controller is designed to perform well as the time is infinite. Therefore, for quick dynamic of reference signal, this controller may not perform correctly. One of the LQI advantage is the simplicity of its tuning compare to the pole placement method which needs a good knowledge of the system's dynamic.

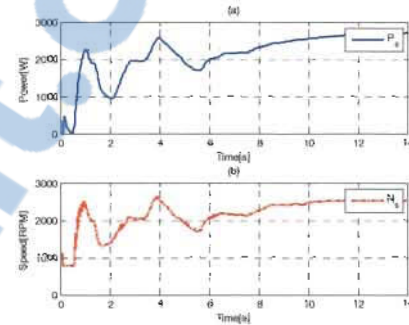


Figure 8: Control effort

The selection of cost function penalty matrices is critical in order to let the controller to behave correctly. Using the defined Q and R (see expressions (18)), the control effort is shown in Figure 8.

In real application, the controller must be robust in presence of process noise. Therefore, we used a white noise (zero mean uniform distribution and a variance of 10% with respect to the signal maximum amplitude) to test the behavior of the proposed controller as shown in Fig. 9. This additional perturbation (see Fig. 10) will allow us to assess the regulation performance.

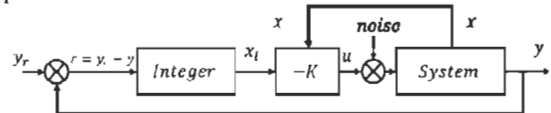


Figure 9: System with perturbation

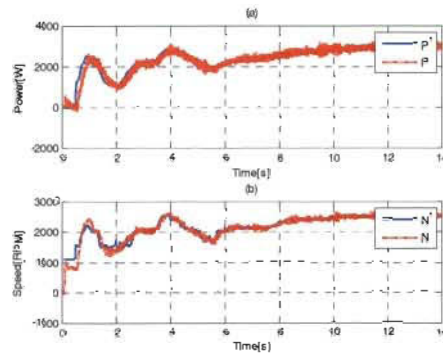


Figure 10: System response with additive noise: (a) power production with additive noise; (b) speed with additive noise

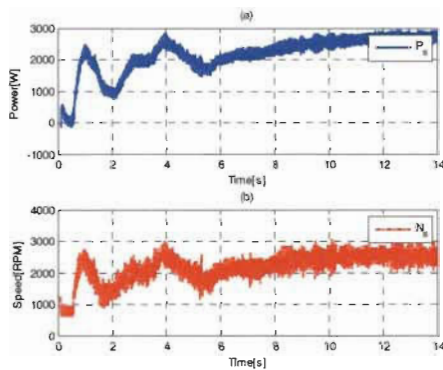


Figure 11: Control effort with additive noise

Fig. 10 indicates that the system remains stable although the presence of this white noise. The computed RMSE of the power response is 7.52×10^{-4} whereas the one computed for the engine speed is 4.2×10^{-4} . However, the output power (graph (a) of Fig. 10) is more sensible to noise than the engine speed (graph (b) of Fig. 10). An analysis of control effort in Fig. 11 shows that speed has more constraint than output power. This is due to the penalization weight of each variable and input. Speed variable is less penalized than the power variable.

To improve the control performance, a high order accurate model can be identified. However, the complexity will be considerably increased. Indeed, for a sixth order ARX model, a state space model of 12 variables is necessary in our case and the optimal gain K is a matrix 12×24 .

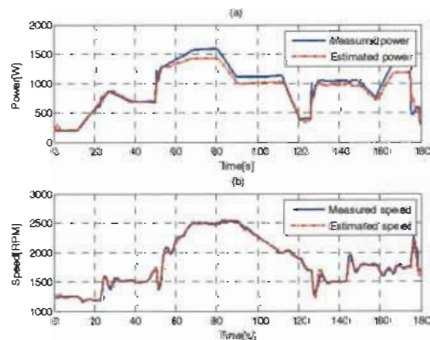


Figure 12: Identification results (sixth order system)

Another way is to control adaptively the system. This control may also be based on a first-order model, and the parameters of the system may be updated at each time stamp by taking into account all changes.

VII. CONCLUSION

We proposed a linear quadratic control of a genset fueled by hydrogen. This control is based on an offline first-order autoregressive with exogenous input model of the engine identified by a means squares algorithm. The closed-loop system is stable and the tracking error is minimized. For slow dynamics reference signals, the error is close to zero.

However, the closed loop is sensible to perturbation. In future works, we will investigate the design of an adaptive LQI controller in order to improve this controller performance.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by "Bureau de l'efficacité et de l'innovation Énergétiques, Ministère des Ressources naturelles et de la Faune du Québec" and Natural Science and Engineering Research Council of Canada.

REFERENCES

- [1] A. Perujo, G. Van Grootveld, and H. Scholz, "Present and Future Role of Battery Electrical Vehicles in Private and Public Urban Transport," pp. 3–26, 2007.
- [2] B. Cai, W. Yang, D. Cao, L. Liu, Y. Zhou, and Z. Zhang, "Estimates of China's national and regional transport sector CO₂ emissions in 2007," *Energy Policy*, vol. 41, pp. 474–483, 2012.
- [3] C. C. Chan, "The state of the art of electric and hybrid vehicles," *Proc. IEEE*, vol. 90, no. 2, pp. 247–275, 2002.
- [4] D. Sáinz, P. M. Diéguez, J. C. Urroz, C. Sopena, E. Guelbenzu, a. Pérez-Ezcurdia, M. Benito-Amurrio, S. Marcelino-Sádaba, G. Arzamendi, and L. M. Gandía, "Conversion of a gasoline engine-generator set to a bi-fuel (hydrogen/gasoline) electronic fuel-injected power unit," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 36, no. 21, pp. 13781–13792, Oct. 2011.
- [5] S. Verhelst, P. Maesschalck, N. Rombaut, and R. Sierens, "Efficiency comparison between hydrogen and gasoline, on a bi-fuel hydrogen/gasoline engine," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 34, no. 5, pp. 2504–2510, Mar. 2009.
- [6] B. S. Verhelst, T. Wallner, H. Eichlseder, and K. Naganuma, "Combustion of Hydrogen Engines," vol. 100, no. 2, 2012.
- [7] P. K. Wong, L. M. Tam, K. Li, and C. M. Vong, "Engine idle-speed system modelling and control optimization using artificial intelligence," *Proc. Inst. Mech. Eng. Part D J. Automob. Eng.*, vol. 224, no. 1, pp. 55–72, Jan. 2010.
- [8] S. a. Kalogirou, *Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes: a review*, vol. 29, no. 6. 2003, pp. 515–566.
- [9] M. A. Rizvi, A. I. Bhatti, and Q. R. Butt, "Hybrid Model of the Gasoline Engine for Misfire Detection," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 8, pp. 3680–3692, Aug. 2011.
- [10] J. R. Wagner, D. M. Dawson, S. Member, and L. Zeyu, "Nonlinear Air-to-Fuel Ratio and Engine Speed Control for Hybrid Vehicles," vol. 52, no. 1, pp. 184–195, 2003.
- [11] S. Kelouwani, K. Adegnon, K. Agbossou, S. Member, and Y. Dub, "Online System Identification and Adaptive Control for PEM Fuel Cell Maximum Efficiency Tracking," vol. 27, no. 3, pp. 580–592, 2012.
- [12] L. Lublin and M. Athans, "Control System Advanced Methods."
- [13] S. N. Desineni, *OPTIMAL CONTROL SYSTEMS*. CRC Press, 2003.

- [14] Y. Ebihara, T. Hagiwara, and M. Araki, "Sequential Tuning Methods of LQ / LQI Controllers for Multivariable Systems and Their Application to Hot Strip Mills," vol. 1400, no. December, 1999.
- [15] J. Y. Lee, J. B. Park, and Y. H. Choi, "On integral generalized policy iteration for continuous-time linear quadratic regulations," *Automatica*, no. 2009, Dec. 2013.
- [16] S. Das, I. Pan, K. Halder, S. Das, and A. Gupta, "LQR based improved discrete PID controller design via optimum selection of weighting matrices using fractional order integral performance index," *Appl. Math. Model.*, vol. 37, no. 6, pp. 4253–4268, Mar. 2013.
- [17] A. Liu, Y. Liang, S. Gao, and J. Gao, "Modified Linear Quadratic Optimal Control Method and Application In Linear Brushless Direct Current Motor," pp. 1829–1834, 2007.
- [18] F. Taaed, Z. Salam, and S. Ayob, "FPGA Implementation of a Single-Input Fuzzy Logic Controller for Boost Converter With the Absence of an External Analog-to-Digital Converter," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 59, no. 2, pp. 1208–1217, Feb. 2012.
- [19] R. Goebel and M. Subbotin, "With Control Constraints via Convex Duality," vol. 52, no. 5, pp. 886–892, 2007.
- [20] L. J. Kere, S. Kelouwani, K. Agbossou, Y. Dubé, N. Henao, and R. Courteau, "Tracking maximum efficiency of hydrogen genset used as electric vehicle range extender," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 39, no. 7, pp. 3433–3443, Feb. 2014.

Bibliographie

- [1] Agbossou Kodjo, Kelouwani Souso, Courteua Raymond, Boulon Loïc, and Dubé Yves. Entente NÂ°PAIE-10-11-020 "Motricité/Mobilité électrique", rapport de suivi présenté à l'agence de l'efficacité énergétique. Technical report, Institut de Recherche sur l'Hydrogène (IRH), Trois-Rivières.
- [2] RCAN. Energy Efficiency Trends. (December), 2011.
- [3] Dawei Sun and Fushui Liu. Research on the Performance and Emission of a Port Fuel Injection Hydrogen Internal Combustion Engine. *2011 International Conference on Computer Distributed Control and Intelligent Environmental Monitoring*, pages 963–966, February 2011. doi : 10.1109/CDCIEM.2011.523.
- [4] By Sebastian Verhelst, Thomas Wallner, Helmut Eichlseder, and Kaname Nagamura. Combustion : Hydrogen Engines. 100(2), 2012.
- [5] National Instruments. National Instruments. 2012. URL <http://sine.ni.com>.
- [6] Bibliothèque et Archives nationales du Québec. *Stratégie d'électrification des transports 2013 -2017*. 2013. ISBN 9782550692393.
- [7] Bofeng Cai, Weishan Yang, Dong Cao, Lancui Liu, Ying Zhou, and Zhansheng Zhang. Estimates of China's national and regional transport sector CO 2 emissions in 2007. *Energy Policy*, 41 :474–483, 2012. ISSN 0301-4215. doi : 10.1016/j.enpol.2011.11.008.

- [8] C.E. Thomas. Fuel cell and battery electric vehicles compared. *International Journal of Hydrogen Energy*, 34(15) :6005–6020, August 2009. ISSN 03603199. doi : 10.1016/j.ijhydene.2009.06.003.
- [9] Adolfo Perujo, Geert Van Grootveld, and Harald Scholz. Present and Future Role of Battery Electrical Vehicles in Private and Public Urban Transport. pages 3–26, 2007.
- [10] Tesla Motors. L'augmentation de la densité énergétique implique une augmentation de l'autonomie.
- [11] C. C. Chan. The State of the Art of Electric, Hybrid, and Fuel Cell Vehicles. *Proceedings of the IEEE*, 95(4) :704–718, April 2007. ISSN 0018-9219. doi : 10.1109/JPROC.2007.892489.
- [12] C White, R Steeper, and a Lutz. The hydrogen-fueled internal combustion engine : a technical review. *International Journal of Hydrogen Energy*, 31(10) :1292–1305, August 2006. ISSN 03603199. doi : 10.1016/j.ijhydene.2005.12.001.
- [13] Henao Nilson, Kelouwani Member IEEE Souso, Agbossou Senior Member IEEE Kodjo, and Dubé Yves. PEMFC Low Temperature Startup For Electric Vehicle. pages 2977–2982, 2012.
- [14] Johan Ko and Hyunchul Ju. Comparison of numerical simulation results and experimental data during cold-start of polymer electrolyte fuel cells. *Applied Energy*, 94 : 364–374, June 2012. ISSN 03062619. doi : 10.1016/j.apenergy.2012.02.007.
- [15] Purushothama Chippar and Hyunchul Ju. Evaluating cold-start behaviors of end and intermediate cells in a polymer electrolyte fuel cell (PEFC) stack. *Solid State Ionics*, 225 :85–91, October 2012. ISSN 01672738. doi : 10.1016/j.ssi.2012.02.038.

- [16] Antoine Delorme, Aymeric Rousseau, Phil Sharer, Sylvain Pagerit, and Thomas Wallner. Evolution of Hydrogen Fueled Vehicles Compared to Conventional Vehicles from 2010 to 2045. April 2009. doi : 10.4271/2009-01-1008.
- [17] H Tsuchiya. Mass production cost of PEM fuel cell by learning curve. *International Journal of Hydrogen Energy*, 29(10) :985–990, August 2004. ISSN 03603199. doi : 10.1016/j.ijhydene.2003.10.011.
- [18] Jason Marcinkoski. DOE Fuel Cell Technologies Program Record. 11012 :1–6, 2012.
- [19] R. Alink, D. Gerteisen, and M. Oszcipok. Degradation effects in polymer electrolyte membrane fuel cell stacks by sub-zero operation - An in situ and ex situ analysis. *Journal of Power Sources*, 182(1) :175–187, July 2008. ISSN 03787753. doi : 10.1016/j.jpowsour.2008.03.074.
- [20] Qiangu Yan, Hossein Toghiani, Young-Whan Lee, Kaiwen Liang, and Heath Causey. Effect of sub-freezing temperatures on a PEM fuel cell performance, startup and fuel cell components. *Journal of Power Sources*, 160(2) :1242–1250, October 2006. ISSN 03787753. doi : 10.1016/j.jpowsour.2006.02.075.
- [21] Lamoussa Jacques Kere, Souso Kelouwani, Kodjo Agbossou, Yves Dube, and Raymond Courteau. Online parameter identification of a retrofitted hydrogen genset for maximum efficiency. *2013 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, pages 1–6, May 2013. doi : 10.1109/ISIE.2013.6563720.
- [22] David Linden and Thomas B Reddy. *HANDBOOK OF BATTERIES*. ISBN 0071359788.
- [23] Teresa Donateo. Intelligent Usage of Internal Combustion Engines in Hybrid Electric Vehicles. 2012.

- [24] Liangfei Xu, Guijun Cao, Jianqiu Li, Fuyuan Yang, and Languang Lu. Equivalent consumption minimization strategies of series hybrid city buses. pages 133–147, 2005.
- [25] C.C. Chan. The state of the art of electric and hybrid vehicles. *Proceedings of the IEEE*, 90(2) :247–275, 2002. ISSN 00189219. doi : 10.1109/5.989873.
- [26] Mihael Cipek, Danijel Pavković, and Joško Petrić. A control-oriented simulation model of a power-split hybrid electric vehicle. *Applied Energy*, 101 :121–133, January 2013. ISSN 03062619. doi : 10.1016/j.apenergy.2012.07.006.
- [27] Pierluigi Pisu and Giorgio Rizzoni. A Comparative Study of Supervisory Control Strategies for Hybrid Electric Vehicles. 15(3) :506–518, 2007.
- [28] Muddassar Abbas Rizvi, Aamer Iqbal Bhatti, and Qarab Raza Butt. Hybrid Model of the Gasoline Engine for Misfire Detection. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 58(8) :3680–3692, August 2011. ISSN 0278-0046. doi : 10.1109/TIE.2010.2090834.
- [29] Qarab Raza Butt and Aamer Iqbal Bhatti. Estimation of Gasoline-Engine Parameters Using Higher Order Sliding Mode. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 55(11) :3891–3898, November 2008. ISSN 0278-0046. doi : 10.1109/TIE.2008.2005930.
- [30] Hybrid Electric and Fuel Cell. Power Electronics Intensive Solutions for Advanced Vehicular Power Systems. 21(3) :567–577, 2006.
- [31] D. Sáinz, P.M. Diéguez, C. Sopena, J.C. Urroz, and L.M. Gandía. Conversion of a commercial gasoline vehicle to run bi-fuel (hydrogen-gasoline). *International Journal of Hydrogen Energy*, 37(2) :1781–1789, January 2012. ISSN 03603199. doi : 10.1016/j.ijhydene.2011.10.046.

- [32] Louis Schlapbach and Andreas Züttel. Hydrogen-storage for mobile applications. 414(November), 2001.
- [33] Jesse L C Rowsell and Omar M Yaghi. Strategies for hydrogen storage in metal-organic frameworks. *Angewandte Chemie (International ed. in English)*, 44(30) : 4670–9, July 2005. ISSN 1433-7851. doi : 10.1002/anie.200462786.
- [34] Wang Kai, Zhang Yunlong, and G U O Hui. Idle Speed Control of Gasoline Engine for Hybrid Electric Vehicle. pages 285–288, 2006.
- [35] C. Sopena, P.M. Diéguez, D. Sáinz, J.C. Urroz, E. Guelbenzu, and L.M. Gandía. Conversion of a commercial spark ignition engine to run on hydrogen : Performance comparison using hydrogen and gasoline. *International Journal of Hydrogen Energy*, 35(3) :1420–1429, February 2010. ISSN 03603199. doi : 10.1016/j.ijhydene.2009.11.090.
- [36] Zhong-yu Zhao and Fu-shui Liu. Experimental Study of Air-Fuel Ratio Control Strategy for a Hydrogen Internal Combustion Engine. *2010 International Conference on Optoelectronics and Image Processing*, pages 530–533, November 2010. doi : 10.1109/ICOIP.2010.181.
- [37] Lino Guzzella and Christopher H. Onder. *Introduction to Modeling and Control ICE System.pdf*. 2nd editio edition. ISBN 978-3-642-10775-7.
- [38] M. Van Wieringen and R. Pop-Iliev. Development of a Dual-Fuel Power Generation System for an Extended Range Plug-in Hybrid Electric Vehicle. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 57(2) :641–648, February 2010. ISSN 0278-0046. doi : 10.1109/TIE.2009.2029516.
- [39] S. Verhelst, P. Maesschalck, N. Rombaut, and R. Sierens. Efficiency comparison between hydrogen and gasoline, on a bi-fuel hydrogen/gasoline engine. *International Journal of Hydrogen Energy*, 34(5) :2504–2510, March 2009. ISSN 03603199. doi : 10.1016/j.ijhydene.2009.01.009.

- [40] Sjöberg Jonas, Zhang Qinghua, Deylon Lennart, Benveniste Abert, Hjalmarsson Hakan, and Juditsky Anatoli. *Nonlinear Black-Box Modeling in System Identification : a Unified Overview*. 1995.
- [41] T Ho, V Karri, D Lim, and D Barret. An investigation of engine performance parameters and artificial intelligent emission prediction of hydrogen powered car. *International Journal of Hydrogen Energy*, 33(14) :3837–3846, July 2008. ISSN 03603199. doi : 10.1016/j.ijhydene.2008.04.037.
- [42] Edwin Lughofer, Vicente Macián, Carlos Guardiola, and Erich Peter Klement. Identifying static and dynamic prediction models for NOx emissions with evolving fuzzy systems. *Applied Soft Computing*, 11(2) :2487–2500, March 2011. ISSN 15684946. doi : 10.1016/j.asoc.2010.10.004.
- [43] Zhao Lu, Jing Sun, and Kenneth Butts. Linear Programming SVM-ARMA 2K With Application in Engine System Identification. 8(4) :846–854, 2011.
- [44] Soteris a. Kalogirou. *Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes : a review*, volume 29. January 2003. ISBN 3572240646. doi : 10.1016/S0360-1285(03)00058-3.
- [45] Yusuf Çay, Adem Çiçek, Fuat Kara, and Selami Sağıroğlu. Prediction of engine performance for an alternative fuel using artificial neural network. *Applied Thermal Engineering*, 37 :217–225, May 2012. ISSN 13594311. doi : 10.1016/j.applthermaleng.2011.11.019.
- [46] Christoph Hametner and Manuel Nebel. Operating regime based dynamic engine modelling. *Control Engineering Practice*, 20(4) :397–407, April 2012. ISSN 09670661. doi : 10.1016/j.conengprac.2011.10.003.
- [47] N Romero, Eduardo Nobuhiro Asada, and Alcir J Monticelli. *Fundamentals of Tabu Search*. pages 101–122, 2008.

- [48] N Romero, Eduardo Nobuhiro Asada, and Alcir J Monticelli. Fundamentals of Simulated Annealing. (1) :123–146, 2008.
- [49] K Samangkool and S Premrudeepreechacharn. Maximum power point tracking using neural networks for grid-connected photovoltaic system, 2005.
- [50] a. Durgadevi, S. Arulselvi, and S. P. Natarajan. Study and implementation of Maximum Power Point Tracking (MPPT) algorithm for Photovoltaic systems. *2011 1st International Conference on Electrical Energy Systems*, pages 240–245, January 2011. doi : 10.1109/ICEES.2011.5725336.
- [51] Elena Villanueva, Pablo Correa, José Rodríguez, Senior Member, and Mario Pacas. Control of a Single-Phase Cascaded H-Bridge Multilevel Inverter for Grid-Connected Photovoltaic Systems. 56(11) :4399–4406, 2009.
- [52] Subbaran Naidu Desineni. *OPTIMAL CONTROL SYSTEMS*. CRC Press, 2003. ISBN 0849308925.
- [53] Leonard Lublin and Michael Athans. Control System Advanced Methods.
- [54] Jae Young Lee, Jin Bae Park, and Yoon Ho Choi. On integral generalized policy iteration for continuous-time linear quadratic regulations. *Automatica*, (2009), December 2013. ISSN 00051098. doi : 10.1016/j.automatica.2013.12.009.
- [55] Saptarshi Das, Indranil Pan, Kaushik Halder, Shantanu Das, and Amitava Gupta. LQR based improved discrete PID controller design via optimum selection of weighting matrices using fractional order integral performance index. *Applied Mathematical Modelling*, 37(6) :4253–4268, March 2013. ISSN 0307904X. doi : 10.1016/j.apm.2012.09.022.
- [56] Yoshio Ebihara, Tomomichi Hagiwara, and Mituhiko Araki. Sequential Tuning Methods of LQ / LQI Controllers for Multivariable Systems and Their Application to Hot Strip Mills. 1400(December), 1999.

- [57] Manfred Morari, Sigurd Skogestad, I Introduction, and Robustness Measures. Internal Model Control. 4. P I D Controller Design. pages 252–265, 1986.
- [58] Andrea Serrani, Alberto Isidori, and Lorenzo Marconi. Semiglobal Nonlinear Output Regulation With Adaptive Internal Model. 46(8) :1178–1194, 2001.
- [59] Lamir Saïdi. Commande à modèle interne : inversion et équivalence structurelle. 1996.
- [60] P K Wong, L M Tam, K Li, and C M Vong. Engine idle-speed system modelling and control optimization using artificial intelligence. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D : Journal of Automobile Engineering*, 224(1) :55–72, January 2010. ISSN 0954-4070. doi : 10.1243/09544070JAUTO1196.
- [61] Muddassar Abbas Rizvi, Aamer Iqbal Bhatti, and Qarab Raza Butt. Hybrid Model of the Gasoline Engine for Misfire Detection. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 58(8) :3680–3692, August 2011. ISSN 0278-0046. doi : 10.1109/TIE.2010.2090834.
- [62] Karl Johan Åstrom and Björn Wittenmark. *Adaptive Control*. Addison-Wesley Publishing Company, 2nd editio edition.
- [63] John R Wagner, Darren M Dawson, Senior Member, and Liu Zeyu. Nonlinear Air-to-Fuel Ratio and Engine Speed Control for Hybrid Vehicles. 52(1) :184–195, 2003.
- [64] C. S. G. Lee. Adaptive perturbation control with feedforward compensation for robot manipulators. *Simulation*, 44(3) :127–136, March 1985. ISSN 0037-5497. doi : 10.1177/003754978504400303.
- [65] Muhammad Shafiq. Internal model control structure using adaptive inverse control strategy. *ISA transactions*, 44(3) :353–62, July 2005. ISSN 0019-0578.
- [66] Aniruddha Datta and James Ochoa. Adaptive Internal Model Control : Design and Stability Analysis *. 32(2) :261–266, 1996.

-
- [67] R M Shubair. ROBUST ADAPTIVE BEAMFORMING USING LMS ALGORITHM. (1) :6–9.
- [68] Crina Grosan and Ajith Abraham. Modified Line Search Method for Global Optimization. *First Asia International Conference on Modelling & Simulation (AMS'07)*, pages 415–420, March 2007. doi : 10.1109/AMS.2007.68.
- [69] Carlos E Garciat. Internal Model Control. 2. Design Procedure for Multivariable Systems. (1983) :472–484, 1985.
- [70] P C K Luk and L C Rosario. Power and Energy Management of a Dual- Energy Source Electric Vehicle - Policy Implementation Issues. pages 5–10, 2006.
- [71] Niels J Schouten, Mutasim a Salman, and Naim a Kheir. Energy management strategies for parallel hybrid vehicles using fuzzy logic. *Control Engineering Practice*, 11(2) :171–177, February 2003. ISSN 09670661. doi : 10.1016/S0967-0661(02)00072-2.
- [72] An Sae and White Paper. The SAE J1939 Communications Network. pages 1–7.