Gestion d'énergie en temps réel d'un véhicule hybride électrique

Yacine Gaoua, Stéphane Caux, Pierre Lopez

▶ **To cite this version:**

Yacine Gaoua, Stéphane Caux, Pierre Lopez. Gestion d'énergie en temps réel d'un véhicule hybride électrique. ROADEF - 15ème congrès annuel de la Société française de recherche opérationnelle et d'aide à la décision, Société française de recherche opérationnelle et d'aide à la décision, Feb 2014, Bordeaux, France. hal-00946485

HAL Id: hal-00946485
https://hal.science/hal-00946485

Submitted on 13 Feb 2014

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

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

Gestion d'énergie en temps réel d'un véhicule hybride électrique

Yacine Gaoua[1,2,3], Stéphane Caux[1,2], Pierre Lopez[3,4]

[1] Univ de Toulouse, INP, UPS, LAPLACE
ENSEEIHT, 2 rue Camichel BP7122, F-31071 Toulouse cedex 7, France
[2] CNRS, LAPLACE, F-31071 Toulouse, France
{gaoua, caux}@laplace.univ-tlse.fr
[3] CNRS, LAAS, 7 avenue du colonel Roche, F-31400 Toulouse, France
[4] Univ de Toulouse, LAAS, F-31400 Toulouse, France
{gaoua, lopez}@laas.fr

Mots-clés : *Véhicule hybride électrique ; Gestion d'énergie ; Logique floue ; Temps réel.*

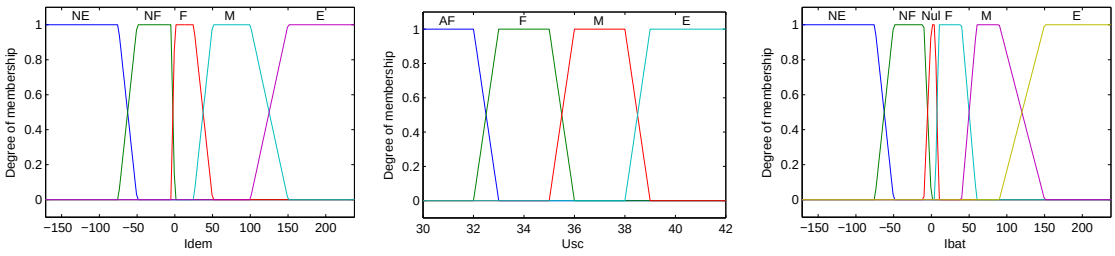
1 Introduction

L'histoire des véhicules hybrides électriques (VEH) remonte à la fin du 19e siècle où le premier véhicule a été conçu [1]. Cependant, à cause de leur faible autonomie et leur masse importante, l'industrie favorisa davantage l'évolution et l'utilisation du moteur thermique, compte tenu de la disponibilité et du prix de pétrole, et la taille réduite du parc de véhicules roulants. Suite à l'inflation du prix de pétrole et la considération de contraintes environnementales, de nombreux travaux de recherche ont été menés dans le but de commercialiser une nouvelle génération de VEH équipés avec des sources à énergie renouvelable moins polluante, et offrant un meilleur rendement. Différentes approches ont été étudiées pour gérer la distribution d'énergie électrique des véhicules dans le but d'augmenter leur autonomie tout en minimisant la consommation du combustible par la source principale. Parmi ces approches, on peut citer la programmation dynamique, utilisée hors-ligne lorsque le profil de mission est connu d'avance, basée sur la discrétisation de l'espace énergétique du système de stockage [5]. Néanmoins la méthode présente quelques faiblesses liées au choix du pas de discrétisation qui influe considérablement sur les temps de calcul pour l'obtention d'une décision. La commande optimale est une autre approche de gestion basée sur le maximum de Pontryagin et le calcul des dérivées du hamiltonien [7]. Celle-ci présente quelques complexités liées aux réglages des paramètres de pénalisation (multiplicateurs lagrangiens) qui parfois s'avèrent difficiles. D'autres approches ont été proposées, mettant en jeu des méthodes de type quasi-Newton [4] ou des modèles combinatoires [2], et conduisant à de très bonnes performances en termes de qualité de solution et temps de calcul.

En réalité il est difficile de connaître d'avance le profil de mission à effectuer puisque la puissance demandée par le moteur dépend de la personne conduisant le véhicule. Il est cependant primordial de gérer en temps réel la distribution d'énergie du véhicule. Des travaux ont été réalisés tenant compte de l'aspect réel du fonctionnement des VEH utilisant soit des algorithmes à base de règles ou des heuristiques basées sur l'expertise de l'industriel [6]. Dans cette communication, nous présentons une approche de type floue [3] pour la prise de décisions en temps réel. Pour contourner les problèmes de paramétrage de l'approche, un algorithme génétique est utilisé comme support à l'apprentissage du profil de mission utilisant un GPS par exemple. Les performances obtenues par notre approche sur des instances issues de cas réels attestent du gain obtenu par rapport à une gestion d'énergie réalisée hors-ligne.

2 Structure de la chaine énergétique

La structure de la chaine énergétique du VEH étudié est composée de deux sources énergétiques [3]. La source principale est un pack de huit batteries montées en série et en parallèle pour



(a) Demande du moteur. (b) Tension super-capacité. (c) Courant batterie.

FIG. 1 – Modélisation flou des variables linguistiques (Fuzzification).

une tension nominale de 48 V. La source secondaire est un pack de super-condensateurs permettant d'assister la batterie dans les phases d'accélération et de freinage. La super-capacité est connectée au bus de distribution par l'intermédiaire d'un convertisseur bidirectionnel contrôlant son courant de sortie, caractérisé par sa courbe de rendement variant entre 93 et 97 %. Les deux sources sont réversibles, c.-à-d. qu'elles peuvent fournir du courant lorsque le véhicule est en traction et le récupérer dans les phases de freinage.

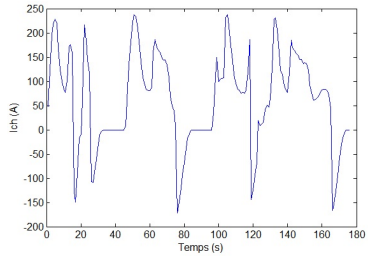
3 Problématique et modélisation

La présente étude vise à améliorer la gestion d'énergie en temps réel du VHE qui, dans une situation donnée, peut être amené à optimiser ses capacités d'intervention pour répondre à la demande du moteur électrique, tout en respectant les différentes contraintes liées au design des sources et aux sécurités du système. Nous proposons une approche basée sur la logique floue pour la prise de décisions en temps réel sur un profil de mission du VHE inconnu a priori.

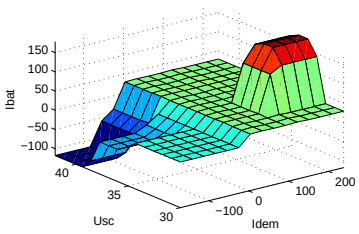
Les bases théoriques de la logique floue sont établies de manière à pouvoir traiter des variables imprécises sur des valeurs continues comprises entre 0 et 1 selon leurs degrés d'appartenance dans la vérification d'une condition, contrairement à la logique de Boole dont les variables ne peuvent prendre que les valeurs discrètes 0 et 1. Le traitement flou comporte trois étapes importantes : la fuzzification, le traitement d'inférence et la défuzzification.

La fuzzification est la première étape du traitement flou. Elle consiste à définir les variables linguistiques et les fonctions d'appartenance du système flou. Le système flou appliqué à notre modèle contient trois variables linguistiques dont deux variables d'entrée qui représentent le courant demandé par le moteur électrique I_{ch}, la tension de la super-capacité U_{sc} et une variable de sortie correspondant au courant fourni ou récupéré par la batterie I_{bat}. Chaque variable linguistique est définie par ses fonctions d'appartenance de type trapézoïdales afin de réduire la complexité des calculs et permettre des transitions plus souples, contrairement aux fonctions de type sinusoïdales ou gaussiennes. La variable I_{dem} (resp. U_{sc}, I_{bat}) contient cinq (resp. quatre, six) fonctions d'appartenance avec : **NE** négatif élevé, **NF** négatif faible, **NUL** nul, **AF** assez faible, **F** faible, **M** moyen, **E** élevé comme le montrent les schémas de la figure 1. Le choix des paramètres d'appartenance des fonctions d'appartenance dépend de la parfaite connaissance du fonctionnement du système et du niveau d'expertise. Pour contourner cette difficulté, un algorithme génétique (AG) a été utilisé pour optimiser et corriger hors ligne les paramètres d'appartenance sur des profils de mission de référence afin d'aboutir à des solutions précises et plus adéquates [3].

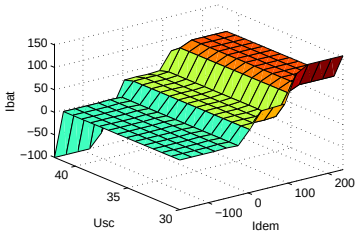
Le moteur d'inférence est la deuxième étape du traitement flou. Il consiste à déduire l'état de la variable de sortie à partir de la connaissance de l'état des variables d'entrée. Dans notre cas, le moteur de règle contient vingt règles qui énumèrent toutes les réalisations possibles : SI "la demande est élevée" ET "l'état de charge de la super-capacité est assez faible" ALORS "le



(a) Profil de mission urbain.

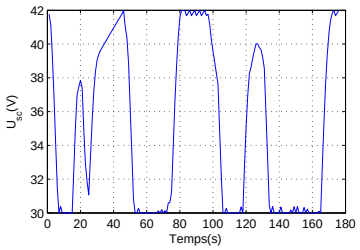


(b) Surface des décisions.

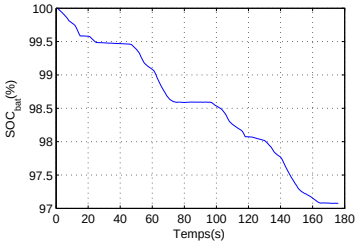


(c) Surface des décisions après paramétrage avec AG.

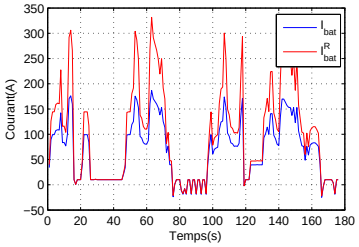
FIG. 2 – Surfaces floues résultantes après la défuzzification sur le profil de mission urbain.



(a) Tension super-capacité.



(b) État de charge batterie.



(c) Courant batterie.

FIG. 3 – Simulation réalisée sur le profil de mission urbain.

courant fourni par la batterie est élevé" OU ...OU SI "la demande est moyenne" ET "l'état de charge de la super-capacité est faible" ALORS "le courant fourni par la batterie est moyen".

Dans la logique floue, contrairement à la logique de Boole, l'opérateur flou ET (resp. OU) correspond au minimum (resp. maximum) appliqué aux fonctions d'appartenance des deux ensembles A et B.

La défuzzification est l'étape finale du traitement flou qui consiste à calculer l'abscisse de la variable I_{bat} en utilisant la méthode des centroïdes sur l'ensemble flou résultant. La règle floue obtenue (surface des décisions possibles) sur un profil de mission de référence permet d'obtenir le courant fourni par la batterie selon les variations de la tension de la super-capacité et le courant demandé par le moteur électrique (figure 2).

4 Résultats et étude de performance de la décision floue

Afin de mesurer la qualité de la solution floue fournie, une étude hors ligne a été réalisée (optimisation globale) sur un profil de mission de référence de type urbain [3], en modélisant la chaine énergétique du VHE sous forme d'un problème non-linéaire continu. La modélisation a été faite sous le langage AMPL et résolu en utilisant le solveur de points intérieurs IPOPT (`https://projects.coin-or.org/Ipopt`). La décharge batterie enregistrée sur tout le profil de mission est de 2.6 %. La solution fournie par l'algorithme flou (figure 3) avec une décharge batterie de 2.9 % est proche de la borne enregistrée par l'optimisation globale, ce qui nous permet de valider les performances de la solution floue (après plusieurs tests sur des profils de mission longs).

La batterie fournit davantage de courant qu'elle n'en récupère afin de répondre à la demande du moteur électrique. Son mauvais rendement permet à la super-capacité de récupérer la ma-

jorité de l'énergie du freinage et lorsque celle-ci atteint son niveau de charge maximal, c'est au tour de la batterie de récupérer le reste de l'énergie. Les variations entre le courant réel en bleue et le courant batterie au niveau du bus de distribution en rouge sont relatives aux pertes énergétiques de la batterie dues à sa résistance interne. Les contraintes de limitation (sécurité) du courant et de l'état de charge de la super-capacité (vieillissement) sont bien respectées. Le rendement élevé de la super-capacité lui permet de récupérer le courant issu du freinage et de le fournir dans les phases d'accélération afin de minimiser la décharge de la batterie. À la fin de la mission, la super-capacité atteint son niveau de charge maximal de $42V$ suite à la récupération de toute l'énergie durant les dernières phases de freinage.

L'algorithme flou s'adapte parfaitement avec le mode de fonctionnement du VHE tout en minimisant la décharge de la batterie, et cela après validation sur un banc de test permettant d'évaluer la capacité de traitement flou en temps réel sur une cible DSP (Digital Signal Processor).

5 Conclusion

La gestion d'énergie en temps réel d'un véhicule hybride électrique est cruciale pour améliorer sa performance et d'augmenter son autonomie. Dans cette communication, une approche de type floue a été développée et programmée en langage C afin de permettre la portabilité du code sur le calculateur du véhicule qui est fortement limité en termes de capacité de mémoire et de rapidité. Le réglage des paramètres de l'algorithme flou est réalisé à l'aide d'un algorithme génétique qui fonctionne à partir des données récupérées du terrain en utilisant un GPS par exemple. Des simulations basées sur des données réelles d'un véhicule évoluant en milieu urbain montrent la performance de l'algorithme flou et la qualité de la solution après une étude comparative réalisée hors ligne.

La validation finale sur un prototype réel d'un VHE est en cours de réalisation par un industriel, en utilisant notre méthode basée sur la logique floue comme stratégie de gestion d'énergie.

Références

[1] C. C. Chan. The state of the art of electric, hybrid, and fuel cell vehicles. *Proc. IEEE*, 95(4) :704–718, 2007.

[2] Y. Gaoua, S. Caux, and P. Lopez. Energy management for an electric vehicle based on combinatorial modeling. In *5th IEEE International Conference on Industrial Engineering and Systems Management*, Rabat, Morocco, 2013.

[3] Y. Gaoua, S. Caux, P. Lopez, and J. D. Salvany. On-line hev energy management using a fuzzy logic. In *12th IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering*, pages 46–51, Wroclaw, Poland, 2013.

[4] M. Guemri, S. Caux, and S. U. Ngueveu. Using quasi-Newton method for energy management in electrical multi source systems. In *11th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC)*, pages 194–199, Venice, Italy, May 2012.

[5] L. V. Pérez, G. R. Bossio, D. Moitre, and G. O. García. Optimization of power management in an hybrid electric vehicle using dynamic programming. *Mathematics and Computers in Simulation*, 73 :244–254, 2006.

[6] C. Raga, A. Barrado, I. Quesada, and et al. Analysis and comparison of four regenerative power distribution architectures based on fuel cell, supercapacitors and batteries. In *34th IEEE Annual Conference Industrial Electronics (IECON 2008)*, pages 545–550, 2008.

[7] G. Rousseau, D. Sinoquet, A. Sciarretta, and Y. Milhau. Design optimisation and optimal control for hybrid vehicles. In *International Conference on Engineering Optimization*, Rio de Janeiro, Brazil, 2008.