

DOI: 10.7652/xjtuxb201801012

混合动力汽车工况识别自适应能量管理策略

邓涛^{1,2}, 罗俊林¹, 韩海硕¹, 汪明明¹, 程栋¹

(1. 重庆交通大学机电与车辆工程学院, 400074, 重庆; 2. 重庆交通大学城市轨道交通车辆系统集成与控制重庆市重点实验室, 400074, 重庆)

摘要: 为改善传统等效燃油消耗最低策略(ECMS)在真实复杂路况下的控制效果,以并联混合动力汽车为研究对象,提出了一种依据工况变化在线调整等效因子的自适应等效燃油消耗最低(A-ECMS)控制策略。首先,提取差异化显著的工况特征参数,采用聚类分析方法来完成工况分类,构建典型工况库,计算出各典型工况对应的最优等效因子;然后,采用学习向量量化(LVQ)神经网络设计了工况识别器,经充分训练后识别器准确率达到 98.8%;最后,在线采集选定的车辆行驶特征参数,将当前实际工况识别为典型工况库中某一种,采用对应典型工况下的最优等效因子作为当前优化输入,建立了基于工况识别的 A-ECMS 控制策略。仿真结果表明:与 ECMS 相比,在单一给定工况下,A-ECMS 燃油经济性降低了 0.8%,而电池组荷电状态(SOC)提高了 0.13%,能取得近似优化效果;在多工况联合工况下,燃油经济性提高了 4.18%,且 SOC 波动减小了 43.26%,证明了 A-ECMS 控制策略的优越性。

关键词: 混合动力汽车;能量管理;工况识别;自适应;等效燃油消耗最低策略

中图分类号: U469.72 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)01-0077-07

Adaptive Energy Management Strategy Based on Driving Cycle Identification for Hybrid Electric Vehicles

DENG Tao^{1,2}, LUO Junlin¹, HAN Haishuo¹, WANG Mingming¹, CHENG Dong¹

(1. School of Mechantronics & Vehicle Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

2. Chongqing Key Laboratory of System Integration and Control for Urban Rail Transit Vehicle, Chongqing 400074, China)

Abstract: To improve the control performance of traditional equivalent fuel consumption minimum strategy (ECMS) under the real complex road conditions, an adaptive equivalent consumption minimum strategy (A-ECMS) of energy management was proposed for a parallel hybrid electric vehicle, which can adjust the equivalent factor online according to the change of driving cycle. The significantly different characteristic parameters of driving cycle were extracted by statistical method. The driving cycles were classified with cluster analysis method, and the database of typical driving cycles was constructed. Then, the optimal equivalent factor for each typical driving cycle can be calculated. A recognizer of driving cycles was designed by learning vector quantization method, and its accuracy of recognition was proved up to 98.8%. The actual driving condition was identified to be one of the typical driving cycles by the recognizer, and the corresponding optimal equivalent factor was adopted as the optimization input of ECMS.

收稿日期: 2017-06-03。 作者简介: 邓涛(1982—),男,教授,硕士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51305473);中国博士后科学基金资助项目(2014M552317);重庆市博士后研究人员特别资助项目(xm2014032)。

网络出版时间: 2017-11-06

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20171106.1409.008.html>

Thus, the A-ECMS control strategy based on the driving condition online identification was established. The simulation results show that the optimization effect of A-ECMS is similar to ECMS under the given single cycle, the fuel economy of A-ECMS is decreased by 0.8% and SOC increased by 0.13%. Under the multi-driving cycles, the fuel economy of A-ECMS strategy is improved by 4.18%, and the fluctuation of SOC is reduced by 43.26%, which can prove the superiority of the A-ECMS.

Keywords: hybrid electric vehicle; energy management; driving cycle identification; adaptive; equivalent consumption minimum strategy

能量管理策略是混合动力汽车实现节能减排的关键技术,而行驶工况对能量管理策略的控制效果有显著影响。若能够准确获取汽车未来行驶工况,就能够采用优化算法获取最优解,但车辆实际行驶工况是随机的,因此工况的在线预测、识别对能量管理的开发十分重要。

一类研究主要利用 GPS、ITS 获得驾驶循环的信息,对已知路径下的能量管理进行优化,从而实现降低油耗的目的^[1-4],但需要依靠硬件系统、智能交通系统及外部通讯支持,应用范围受较大限制;另一类研究基于车辆行驶的历史数据,采用预测算法对工况进行预测,主要有基于马尔科夫链随机预测算法,结合模型预测控制、动态规划能量管理策略^[5-6],此类研究虽存在工况适应性不强、计算量较大、实时性一般等不足,但无需外部设备支持,且理论上可获得接近最优控制效果,得到了诸多学者的青睐。

此外,还有研究人员应用模糊控制器^[7-8]、人工神经网络^[9]和支持向量机^[10]等对工况进行识别,虽提高了燃油经济性,但参数选取较少,工况分类准确性不高;也有学者采用 k -means^[11]、随机预测^[12]等算法,针对某特定地域或某标准循环工况进行预测或识别^[13-15],然而工况分类较少,不同工况优化参数差别较大。

为构建代表性强、适用性广的典型行驶工况库,本文选取 16 种标准工况作为基础样本,综合涵盖高速、市郊、市内及复杂的混合工况等,采用统计方法优化特征参数的选取,聚类分析将 16 种工况减少为 6 种典型工况,并结合瞬时优化策略 ECMS 离线计算得到对应工况的最优油耗转换系数。采用 LVQ 设计工况识别器,将实际行驶工况对应为典型工况的某一种,实现工况在线识别,将当前识别工况的最优油耗转换系数作为当前优化输入,提出了基于工况识别的自适应等效燃油消耗最低策略,并在单一和多工况下仿真分析。

1 整车建模

1.1 整车布置及参数

以某并联式混合动力汽车作为研究对象,结构如图 1 所示。整车整备质量为 1 565 kg,最高车速 160 km/h,电机选用永磁同步电机,其额定功率为 65 kW,额定电压 240 V,最高转速 10 000 r/min,发动机为 1.4 L 自然吸气发动机,峰值功率为 65 kW,最高转速为 5 700 r/min,发动机、电机与转矩耦合器之间的传动比为分别为 1、1.734;电池选用动力锂电池,容量为 14 A·h,电压 290.5 V,变速器采用 6 挡机械自动变速箱(AMT)。

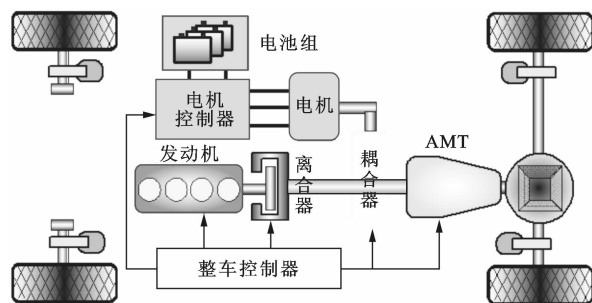


图1 并联混合动力汽车结构示意图

1.2 关键部件建模

结合台架实验数据,建立发动机数值模型

$$T_e = \begin{cases} T_{\text{int}}(\omega_{\text{cmd}}) + P_{\text{spd}}(\omega_{\text{cmd}} - \omega_e), & M_{\text{spd}} = 1 \\ T_{\text{cmd}}, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$m_{\text{ef}} = \frac{3\,600 F_{\text{fuel}}(T_e, \omega_e)}{P_{\text{fc}}(T_e(t), \omega_e(t))} \quad (2)$$

$$P_{\text{fc}}(T_e(t), \omega_e(t)) = F_{\text{kw}}(T_e, \omega_e) \eta_{\text{fc}}(T_e(t), \omega_e(t)) \quad (3)$$

$$\eta_{\text{fc}}(T_e(t), \omega_e(t)) = F_{\text{eff}}(T_e, \omega_e) \quad (4)$$

式中: T_e 为发动机扭矩; $M_{\text{spd}} = 1$ 为发动机处于转速控制模式; ω_{cmd} 为发动机的目标转速; $T_{\text{int}}(\omega_{\text{cmd}})$ 为发动机维持在 ω_{cmd} 下需要的初始扭矩; P_{spd} 为发动机处于转速控制模式时,对初始扭矩 $T_{\text{int}}(\omega_{\text{cmd}})$ 修正的比例-积分函数; m_{ef} 为发动机燃油消耗率; $P_{\text{fc}}(T_e(t),$

$\omega_e(t)$ 为当前有效功率; $\eta_{ic}(T_e(t), \omega_e(t))$ 为当前发动机效率。

电机特性可描述为

$$T_{m,\min} = f_{m,\min}(\omega_m); T_{m,\max} = f_{m,\max}(\omega_m) \quad (5)$$

$$T_m \in [T_{m,\min}, T_{m,\max}] \quad (6)$$

$$\eta_m = f_{m,\text{map}}(T_m, \omega_m) \quad (7)$$

$$P_b = \begin{cases} \frac{T_m \omega_m}{\eta_m}, & T_m > 0 \\ T_m \omega_m \eta_m, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

$$I_b = P_b / V_b \quad (9)$$

式中: $T_{m,\min}$ 、 $T_{m,\max}$ 分别为电机最小、最大扭矩; $f_{m,\min}(\omega_m)$ 为电机制动转矩特性查表函数; $f_{m,\max}(\omega_m)$ 为电机驱动转矩特性查表函数; η_m 是电机效率; $f_{m,\text{map}}$ 为电机效率函数; I_b 为电池组输出电流; P_b 为输出功率; V_b 为端电压。

采用电池内阻模型对电池进行建模,即

$$V_{b,\text{oc}} = N_b F_{b,\text{voc}}(x) \quad (10)$$

$$R_b = N_b F_{R,b}(x) \quad (11)$$

$$V_b = V_{b,\text{voc}} I_b(x) R_b \quad (12)$$

$$x_b = x_{b,0} + \int_0^t \frac{I_b(t)}{3600 C_b} dt \quad (13)$$

式中: $F_{b,\text{voc}}(x)$ 、 $F_{R,b}(x)$ 分别为单体电池的开路电压、内阻,二者均为电池组荷电状态(SOC)的查表函数; N_b 为电池组当中单体电池串联数; R_b 、 $V_{b,\text{voc}}$ 分别为电池组的内阻、开路电压; I_b 为电池电流,一般情况下,充电电流为正,放电电流为负; x_b 为 SOC; $x_{b,0}$ 为初始 SOC; C_b 为电池容量。

2 等效燃油消耗最低 ECMS 策略

ECMS 通过一个等效因子将当前电量消耗等效为燃油消耗,从而将全局优化转化为瞬时优化^[16]。然而,传统 ECMS 不能很好地控制 SOC 平衡,需要进行 SOC 修正,采用文献[17]提出的惩罚函数概念建立电池电量维持策略,建立 ECMS 目标优化函数

$$m_{\text{eq}}(t) = m_{\text{ic}}(t) + f_s(\Delta s) \left[\gamma s_{\text{dis}} \frac{1}{\eta_{\text{mc},\text{dis}}(p_{\text{mc}})} + (1 - \gamma) s_{\text{chg}} \eta_{\text{mc},\text{chg}}(p_{\text{mc}}) \right] p_{\text{mc}} \quad (14)$$

$$f_s(\Delta s) = 1 + a \Delta s^3 + b \Delta s^4 \quad (15)$$

$$\Delta s = \begin{cases} 1, & x_b \geq x_{b,h} \\ \frac{x_b - 0.5(x_{b,h} + x_{b,l})}{0.5(x_{b,h} - x_{b,l})}, & x_{b,l} < x_b < x_{b,h} \\ -1, & x_b \leq x_{b,l} \end{cases} \quad (16)$$

式中: $m_{\text{eq}}(t)$ 为车辆总燃油消耗量; $m_{\text{ic}}(t)$ 为发动机

的燃油消耗量; $\eta_{\text{mc},\text{dis}}$ 为电机驱动效率; $\eta_{\text{mc},\text{chg}}$ 为电机发电效率; 当 $p_{\text{mc}}(t) \geq 0$, $\gamma = 1$ 代表驱动; $p_{\text{mc}}(t) < 0$, $\gamma = 0$ 代表发电; s_{dis} 为放电等效因子; s_{chg} 为充电等效因子; $f_s(\Delta s)$ 为惩罚函数; a 、 b 均为经验系数,本文取值为 1、0.2; Δs 为标准化的 SOC 偏差; $x_{b,h}$ 为电池 SOC 的最高限值; $x_{b,l}$ 为电池 SOC 的最低限值。

ECMS 策略需要满足以下约束条件

$$\left. \begin{aligned} T_{\text{req}} &= T_m + T_e \\ T_{m,\min} &\leq T_m \leq T_{m,\max} \\ T_{e,\min} &\leq T_e \leq T_{e,\max} \\ x_{b,l} &\leq x_b \leq x_{b,h} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

式中: T_{req} 为需求扭矩; T_m 为电机扭矩; T_e 为发动机扭矩; $T_{m,\min}$ 、 $T_{m,\max}$ 分别为电机当前转速下最小、最大扭矩; $T_{e,\min}$ 、 $T_{e,\max}$ 分别为发动机当前转速下最小、最大扭矩。

3 工况在线自适应识别

3.1 工况分类

3.1.1 特征参数分析和提取 为了正确识别行驶条件,需要谨慎选择工况特征参数的数量。如果特征数目太多,会加重计算负担;特征参数太少则难以全面表征特定行驶循环的特点。通过对代表工况样本的统计特征值进行分析,得到能很好表征工况特点的参数,以此对工况进行分类和构建工况识别算法。由于循环工况作为样本数量较少,无法为基于统计学方法的特征参数研究提供足够数据和论证。将工况 C_n 以 1 s 为间隔,划分为 n 个阶段,以此形成时间序列 $\{C_n\}$,随机选择起点 $n_0 = \text{random}(0, 1, 2, \dots, n-1)$,以工况时长 t_s 对时间序列 $\{C_n\}$ 进行截断 $c_i = C_{n_0+i}$, $i = 1, 2, 3, \dots, t_s, n_0 + i \leq n$ 。

考虑计算量和信息包含的完整性,初选取样本工况时间窗长度 t_s 为 160 s。以纽约工况 NYCC、城市工况 UDDS 和高速工况 US06 这 3 种标准工况为例,分别创建 300 个样本,并对这 300 个样本的各特征参数绘制统计直方图。以平均车速为例,不同工况样本平均车速统计直方图如图 2 所示。由图 2 可知,不同工况样本之间的平均车速较集中,相互间也有明显差异,说明区分度较好。对其他特征逐一分析,最终得到的特征参数包括:平均车速、最高车速、平均加速度、最大加速度、平均减速度、最大减速度以及停车时间。

3.1.2 行驶工况聚类分析 要实现工况识别,首先需要构建目标工况库。为构建代表性强、适用性广的典型工况库,选取多国发布的 16 种标准循环工况

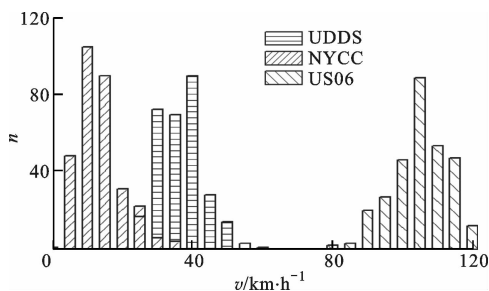


图2 不同工况样本平均车速统计直方图

作为基础样本,综合涵盖高速、市郊、市内及复杂的混合工况等。考虑到车辆工作状态频繁切换时性能较差,采用聚类方法对16种工况进行分类,以减少工况识别目标数量,同时保证典型工况的代表性。

在分类开始前,先建立分类对象集合 X (16个标准循环工况)上的模糊相似关系 $R''=[r_{ij}]_{nm}$,其中 $0 \leq r_{ij} \leq 1$, $i, j=0, 1, 2, \dots, n$, r_{ij} 为 x_i, x_j 的相似程度。采用夹角余弦法计算相似性统计量

$$R_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^s X_{ik} X_{jk}}{(\sum_{k=1}^s X_{ik}^2 \sum_{k=1}^s X_{jk}^2)^{1/2}} \quad (18)$$

在实际运用中,由于工况特征参数单位不一,数值差距较大,需要把各个原始数据进行标准化。首先计算每一维特征的均值和方差

$$\left. \begin{aligned} \bar{X}_k &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ik} \\ S_k^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ik} - \bar{X}_k)^2 \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

求各数据的标准化值

$$x''_{ik} = \frac{x'_{ik} - \bar{X}_k}{S_k} \quad (20)$$

采用极值标准化将式(20)压缩在 $[0, 1]$ 区间内

$$X_{ik} = \frac{x''_{ik} - x''_{kmin}}{x''_{kmax} - x''_{kmin}} \quad (21)$$

式中: x''_{kmin}, x''_{kmax} 分别为 x''_{ik} 中的最小、最大值。

由此得到待分类对象集 X 上定义的模糊相似性关系,根据其自反性和对称性,构造传递闭包,进行合成运算,将其改造为模糊等价关系

$$\widetilde{R}_s^2 = \widetilde{R}_s \circ \widetilde{R}_s, \widetilde{R}_s^4 = \widetilde{R}_s^2 \circ \widetilde{R}_s^2 \dots \widetilde{R}_s^{2k} = \widetilde{R}_s^k \circ \widetilde{R}_s^k \quad (22)$$

存在某一常数 k 使得 $\widetilde{R}_s^{2k} = \widetilde{R}_s^k \circ \widetilde{R}_s^k = \widetilde{R}_s^k$,此时 $\widetilde{R}_s^k$ 即为一个满足需求的模糊等价关系。

3.1.3 聚类分析结果 将16个典型工况及其各工况的9个特征参数组成聚类样本(16×9),得到16

阶数字矩阵。经计算 $\widetilde{R}_s^{16} = \widetilde{R}_s^8 \circ \widetilde{R}_s^8 = \widetilde{R}_s^8$,由此 $\widetilde{R}_s^8$ 即为所需的模糊等价关系,随着截距增大,样本空间分类越细。综合考虑计算速度和容错率,选取聚类尺度为0.89,将样本工况分为6类:第1类为高速工况,包含US06-HWY、COMMUTER;第2类为城市快速工况,包含HWFET、HL-07和REP05;第3类为市郊工况,包含UDDS、WVUSUB、LA92、SC03和ARTERIAL;第4类为城市混合工况,包含NEDC、ECE-EUDC和JPN1015;第5类为城市拥堵工况,包含NYCC、MANHATTAN;第6类为美国工况,包含FTP。选择每一类的第1种工况作为典型工况计算最优等效因子。

3.2 工况在线自适应识别算法

3.2.1 学习向量量化(LVQ)神经网络训练 考虑到模式识别、数值优化、数据压缩等方面,采用LVQ神经网络^[14-15]来设计识别器。对应选定的行驶工况特征,该神经网络有9个输入、6个输出(分别为6种代表工况的类别编号)。将总样本库分成3块,其中70%用作训练样本,15%用作验证样本,15%用作测试样本。经过多次按照不同训练参数对设计的神经网络进行训练,选择效果较好的一组参数,中间层为11个神经元,学习速率为0.01,采用算法为LVQ1,最大代数为80,神经网络收敛曲线如图3所示。

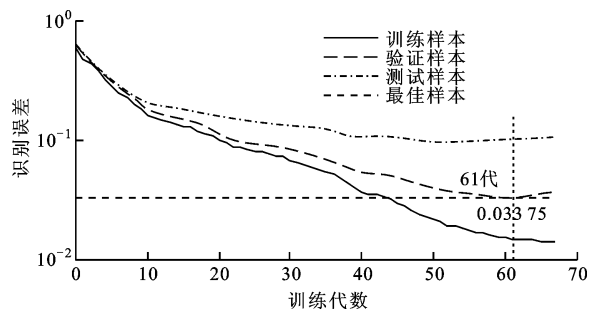


图3 LVQ神经网络收敛曲线

神经网络从第1代训练开始,误差急速缩小,当训练到第61代时取得最优化误差0.03375。测试样本识别的综合准确率达到96.7%,总样本空间的综合识别率达到98.8%,可满足工况识别的需要。

3.2.2 识别分析 为了验证车辆实际行驶工况的识别效果,选取6种典型工况,按照随机顺序首尾相接,共有720种组合。本文选取“UDDS+US06+NEDC+FTP+NYCC+HWFET”作为实际行驶循环工况。每200s采集一次工况各特征参数,所得工况识别结果如图4所示。

由于识别系统使用历史数据来预测下一个小工

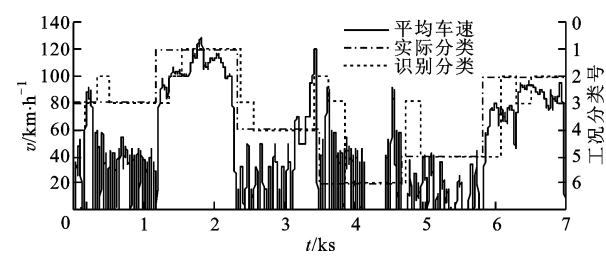


图 4 车辆实际行驶工况识别结果

况的分类,所以对于第 1 个 200 s,考虑汽车实际使用场景,第 1 个时间段包含了车辆起动和驶入道路,所以采用直接赋值的方法,强制使用欧洲城市循环工况下优化的等效因子作为优化输入。由于工况特征参数采用了较多的速度和加速度相关参数,所以识别器对速度值和加速度的变化较为敏感,对于某些车速剧烈变化区域,识别器准确率有所下降,但识别混淆的工况,两者特征参数相近,对应的最优等效因子差距并不明显。

缩短识别周期对氢电车辆综合控制提高有较大帮助,但是过于细化周期需要更复杂的计算,受限于硬件计算速度,加上频繁切换等效因子参数会导致车辆动力部件工况变化剧烈,所以选择一个合适的识别时间间隔就变得尤为重要,综合考虑,本文最终选择时间截断间隔为 200 s。

4 自适应等效燃油消耗最低 A-ECMS 策略

4.1 A-ECMS 控制策略

结合工况识别算法与 ECMS,建立自适应等效燃油消耗最低 A-ECMS 控制策略,控制策略示意图如图 5 所示。

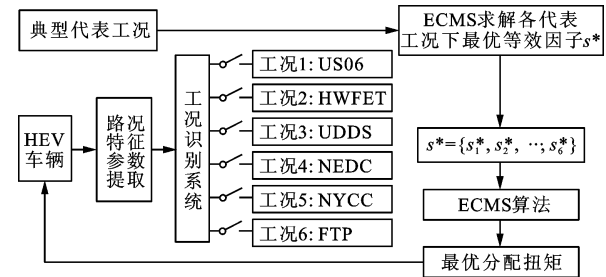


图 5 A-ECMS 控制策略示意图

针对选定的 6 种典型循环工况,应用 ECMS 算法计算得到对应工况下的最优等效因 $s_1, s_2, \dots, s_6$, 结果如表 1 所示。根据车辆行驶工况的历史数据,利用工况识别系统计算工况特征参数,输入到工况识别模型中,将当前行驶工况依据贴近度识别为 6 种典型循环工况中的某一个进行输出。根据工况识

别结果选择对应工况的最优等效因子作为 ECMS 算法的当前等效因子,用于计算最优扭矩分配,从而优化电机和发动机工作点。

表 1 ECMS 优化的典型工况等效因子

典型工况	$s_{dis}/g \cdot (kW \cdot h)^{-1}$	$s_{chg}/g \cdot (kW \cdot h)^{-1}$
US06	280.91	222.53
HWFET	245.99	234.75
UDDS	265.68	277.37
NEDC	290.58	329.1
NYCC	275.98	296.35
FTP	270.45	258.42

4.2 仿真分析

4.2.1 单工况仿真分析 考虑短距离运行下的容错率,在 NEDC 工况下,进行工况模式识别,结果如图 6 所示。

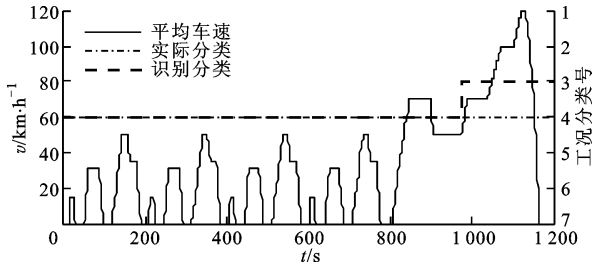


图 6 NEDC 工况识别结果

工况开始后前 4 个 ECE 循环,识别较为准确,从 1 000 s 到 1 185 s 时间段内,识别使用的是 800 s 到 1 000 s 的历史数据,错误识别为第 3 类(UDDS)工况,而此时车辆正处于高速,理论上即使用 NEDC 下的等效因子也无法达到此时间间隔内最优,所以此段容错率应更高,仿真结果也证明了该结论。

对比分析 A-ECMS 与传统 ECMS 控制策略所得的 SOC 效果,结果如图 7 所示。由图 7 可知,两种策略下, x_b 相差为 0.13%,燃油经济性的差为 0.8%,对比其余几种典型工况,均得到相似结果。这说明 A-ECMS 控制策略在单工况下能取得接近于 ECMS 控制策略的良好优化效果,同时也证明了

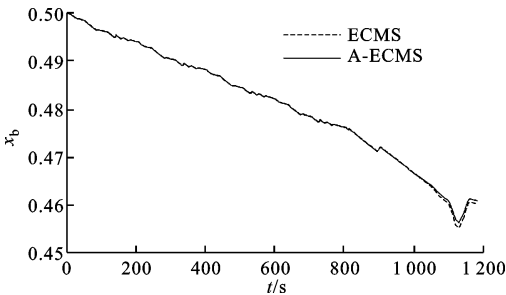


图 7 NEDC 工况 ECMS 和 A-ECMS 的 SOC 对比图

对部分时间间隔区段即使识别错误,A-ECMS 控制策略也有足够的容错率。

4.2.2 多工况联合仿真分析 为了验证复杂多变行驶工况下的实际效果,随机选择组合工况 UDDS+US06+NEDC+FTP+NYCC+HWFET 作为假设实际工况,仿真比较 ECMS 和 A-ECMS,SOC 对比如图 8 所示。

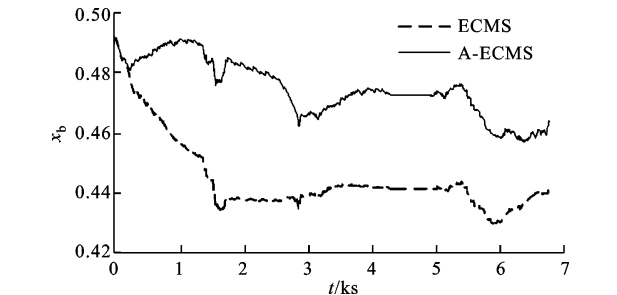


图 8 多工况 ECMS 和 A-ECMS 的 SOC 对比图

对于工况开始 200 s 时,由于缺乏历史数据,本文统一使用 NEDC 工况下的等效因子作为优化输入。第 200 s 后,模式识别器开始使用第一个历史 200 s 数据作为识别样本进行在线识别,此时 A-ECMS 策略将工况识别为 UDDS,车速较高情况下开始进行微充电,而 ECMS 策略一直将工况看作欧洲城市工况 NEDC,市区工况内车速较低,策略倾向于电机驱动,所以电池 SOC 快速下降。第 1 800 s 后车辆进入 NEDC 工况,A-ECMS 策略将其识别为城市工况,策略倾向于电机驱动,降低油耗,而此时 ECMS 策略下虽是最优等效因子,但车辆 SOC 较低,已进入电量保持阶段,导致油耗偏高,二者 SOC 变化差别较大。总体上,A-ECMS 策略下 SOC 波动更平缓,表明动力部件工作状态切换更为平滑。FTP 和 NYCC 工况下,二者表现较为相近:FTP 工况电量维持;NYCC 工况倾向于电机驱动。HWFET 工况段,A-ECMS 策略电量充足,倾向于稳定维持,而 ECMS 策略经过上一工况段的放电,此时进入快速充电模式。

电机、发动机扭矩对比如图 9、10 所示。市内低速工况段,A-ECMS 策略使得电机提供更多辅助扭矩,避免发动机工作在恶劣区域;同时电机发电时间更多,有利于电池电量的维持。从全过程看,发动机输出的峰值扭矩有所下降,发动机工作区间波动明显降低,对油耗和排放有改善。多工况下,采用 A-ECMS 策略得到电机和发动机工作点分布如图 11、12 所示,电机和发动机工作点大部分时间都维持在高效率区域。

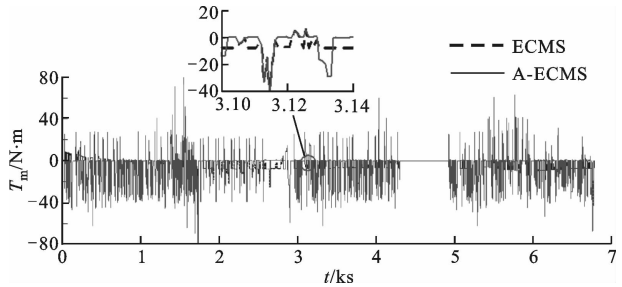


图 9 多工况 ECMS 和 A-ECMS 电机扭矩对比图

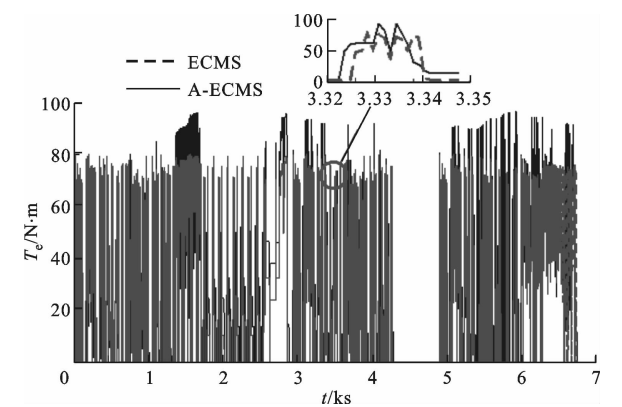


图 10 多工况 ECMS 和 A-ECMS 发动机扭矩对比图

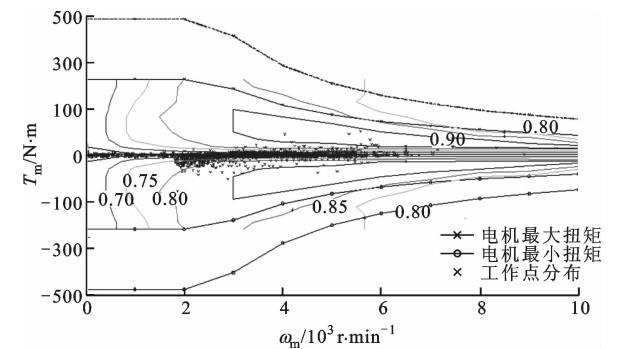


图 11 多工况 A-ECMS 电机工作点效率分布图

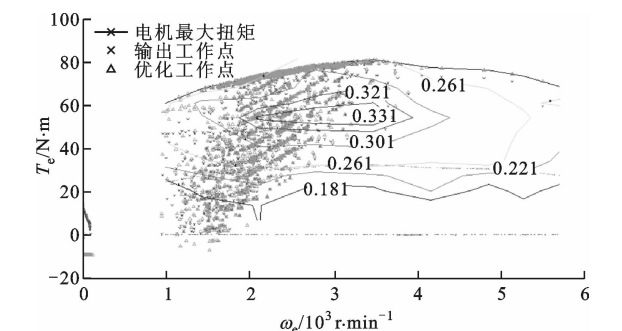


图 12 多工况 A-ECMS 发动机工作点效率分布图

整个多工况下对 A-ECMS 与 ECMS 进行综合对比,由结果可知,采用 A-ECMS 策略后,百公里燃油消耗降低 4.18%,SOC 终值增加 8.39%,SOC 峰值波动减少了 43.26%。

5 结 论

(1)运用统计直方图筛选用于工况识别所需差异化显著的9个特征参数,采用聚类分析方法将样本工况库的16种标准行驶工况按照贴近度和相似性分为了6种典型代表工况。

(2)结合LVQ工况识别算法与传统ECMS控制策略,建立了基于工况识别的自适应等效燃油消耗最低A-ECMS控制策略。

(3)对比分析单工况和多工况下A-ECMS和传统ECMS控制策略,结果表明:单工况下A-ECMS具有接近ECMS策略的效果;多工况下,A-ECMS具有良好的工况自适应能力,且燃油经济性提升了4.18%,SOC降低了8.39%,SOC峰谷波动降低了43.26%,显示出良好的节油控制效果。

参考文献:

- [1] HE Y, RIOS J, CHOWDHURY M, et al. Forward power-train energy management modeling for assessing benefits of integrating predictive traffic data into plug-in-hybrid electric vehicles [J]. Transportation Research: Part D Transport & Environment, 2012, 17(3): 201-207.
- [2] MARANO V, RIZZONI G, TULPULE P, et al. Intelligent energy management for plug-in hybrid electric vehicles: the role of ITS infrastructure in vehicle electrification [J]. Oil & Gas Science & Technology, 2012, 67(4): 575-587.
- [3] WEN Y, LU Y, YAN J, et al. An algorithm for license plate recognition applied to intelligent transportation system [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(3): 830-845.
- [4] LARSSON V, JOHANNESSON L, EGARDT B, et al. Benefit of route recognition in energy management of plug-in hybrid electric vehicles [C]//IEEE American Control Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 1314-1320.
- [5] RIPACCIOLI G, BERNARDINI D, CAIRANO S D, et al. A stochastic model predictive control approach for series hybrid electric vehicle power management [C]//IEEE American Control Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 5844-5849.
- [6] LI L, YOU S, YANG C. Driving-behavior-aware stochastic model predictive control for plug-in hybrid electric buses [J]. Applied Energy, 2015, 162(1): 868-879.
- [7] LI X, ZHAO K, YANG Y. Expert system for bus styling evaluation based on neural network and feature

extraction [C]//IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 506-510.

- [8] MONTAZERI-GH M, MAHMOODI-K M. Optimized predictive energy management of plug-in hybrid electric vehicle based on traffic condition [J]. Journal of Cleaner Production, 2016, 139(1): 935-948.
- [9] FENG T, LIN Y, GU Q, et al. A supervisory control strategy for plug-In hybrid electric vehicles based on energy demand prediction and route preview [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(5): 1691-1700.
- [10] ZHANG X, WU G, DONG Z, et al. Embedded feature-selection support vector machine for driving pattern recognition [J]. Journal of the Franklin Institute, 2014, 352(2): 669-685.
- [11] MONTAZERI-GH M, FOTOUEHI A. Traffic condition recognition using the k-means clustering method [J]. Scientia Iranica, 2011, 18(4): 930-937.
- [12] OPILA D F. Uncertain route, destination, and traffic predictions in energy management for hybrid, plugin, and fuelcell vehicles [C]//IEEE American Control Conference, Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1685-1692.
- [13] 李晓甫. 桥间分配四驱混合动力电动汽车能耗优化控制策略研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2012.
- [14] 邓涛, 卢任之, 李亚南, 等. 基于LVQ工况识别的混合动力汽车自适应能量管理控制策略 [J]. 中国机械工程, 2016, 27(3): 420-425.
- DENG Tao, LU Renzhi, LI Yana, et al. Adaptive energy control strategy of HEV based on driving cycle recognition by LVQ algorithm [J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(3): 420-425.
- [15] WANG R, LUKIC S M. Review of driving conditions prediction and driving style recognition based control algorithms for hybrid electric vehicles [C]//IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 1-7.
- [16] PAGANELLI G, GUERRA T M, DELPRAT S, et al. Simulation and assessment of power control strategies for a parallel hybrid car [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: Part D Journal of Automobile Engineering, 2000, 214(7): 705-717.
- [17] PAGANELLI G, ERCOLE G, BRAHMA A, et al. General supervisory control policy for the energy optimization of charge-sustaining hybrid electric vehicles [J]. JSAE Review, 2001, 22(4): 511-518.

(编辑 赵炜 苗凌)