

混合动力车辆换挡的实时滚动优化控制方法

张涛, 林黄达, 余中军

(海军工程大学电磁能技术全国重点实验室, 武汉 430033)

摘要: 针对混合动力车辆挡位优化所形成的混合整数非线性最优控制难以求解的问题, 本文提出了一种实时滚动优化控制方法。首先, 以车辆动力性能、等效燃油消耗最小和驾驶性能为目标函数, 并结合模型预测控制滚动优化的思想构建实时控制方法。其次, 基于车辆动力系统的二次拟合, 利用极小值原理得到能量分配的解析解, 并在每一时刻采用枚举法优化挡位。最后, 滚动向前优化。标准工况下的仿真结果表明: ① 本文方法可以提高计算效率, 计算时间在 50 ms 以内, 具有在线应用的潜力; ② 与动态规划方法相比, 可以实现接近全局最优的燃油经济性。

关键词: 车辆工程; 混合动力车辆; 燃油经济性; 挡位控制; 模型预测控制; 解析解

中图分类号: U461.8 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2025)04-1215-10

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230760

Real-time rolling optimization control method for gearshift of hybrid electric vehicles

ZHANG Tao, LIN Huang-da, YU Zhong-jun

(National Key Laboratory of Electromagnetic Energy, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: The online optimization method was proposed to solve the problem of hybrid integer nonlinear optimal control in hybrid electric vehicle gearing optimization. Firstly, the real-time control method was constructed based on the rolling optimization idea of model predictive control. The objective function was the total weighted cost associated with vehicle dynamic performance, minimum equivalent fuel consumption, and drivability. Secondly, based on the model fitting of the vehicle power system, the analytical solution of energy distribution was obtained by using the minimum principle, and the gear was optimized by the enumeration method at every moment. The simulation results under standard working conditions show that: ① the proposed method can improve the calculation efficiency, and the calculation time is less than 50 ms, which has the potential of online application; ② Compared with the dynamic programming method, the proposed method can achieve close to the global optimal fuel economy.

Key words: vehicle engineering; hybrid electric vehicles; fuel economy; gear control; model predictive control; analytical solution

收稿日期: 2023-07-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目(52077217).

作者简介: 张涛(1995-), 男, 博士研究生. 研究方向: 汽车最优控制, 车辆节能. E-mail: 20000519@nue.edu.cn

通信作者: 林黄达(1986-), 男, 助理研究员, 博士. 研究方向: 电力推进技术. E-mail: lindalena23@nue.edu.cn

0 引言

对石油价格和环境保护的关注正在推动汽车行业电动化的步伐,混合动力电动汽车通过发动机和至少一台电机驱动车辆,具有更好的燃油经济性和更低的污染物排放的优势^[1]。对配备有变速器的混合动力车辆,传动系统的瞬时工作点不仅由车速和转矩限定,还由变速器的挡位限定。因此,挡位优化在提高混合动力车辆的燃油经济性和驾驶性能方面起着关键作用^[2]。

混合动力车辆的能量管理可以采用优化的思想求解^[3],由于离散变量挡位的引入,所形成的是一个混合整数非线性最优控制问题,难以直接求解。动态规划(DP)常用于获得换挡序列和功率分配的全局最优解,但是会产生“维数灾难”,因此,通常作为参考。极小值原理(PMP)引入哈密顿函数,将最优控制问题转换为两点边值问题,通过确定合理的协态变量实现全局最优^[4]。虽然在没有先验工况信息的条件下,无法获得最优协态变量,且不易处理离散变量优化问题。但可以利用速度预测^[4]或驾驶模式识别并结合模型预测控制(MPC)来克服。模型预测控制由于具有滚动优化、反馈校正等优点^[5],可减小未来工况扰动对优化性能的影响,提升工况适应性和整车经济性,广泛应用于混合动力车辆的能量管理策略研究中^[6]。

文献[7]结合 MPC 和凸优化方法,利用马尔可夫链来预测长期平均功率需求,然后通过凸优化方法来解决能量管理问题。文献[8]针对插电式混合动力车辆,将 MPC 与 PMP 相结合,使用马尔可夫链模型实现短时速度预测,并采用 PMP 在预测时域内求解最优控制问题,证明了所提出方法的良好性能和计算效率。现有的研究主要集中在最小化能耗上,对计算效率的强调有限。文献[9]提出了一种实时迭代割线方法来计算最优电池协态变量,但是忽略了算法的收敛性能。文献[10]通过在 MPC 的框架内结合 PMP 和二分法,提出了一种用于确定挡位和换挡点的快速算法,并通过半实物仿真进行验证,但是并不能直接适用于本文的混合动力车辆。

本文提出一种基于模型预测控制的混合动力车辆在线最优换挡策略。首先,基于驾驶员模型得到预测时域内的需求转矩。然后,在每一步滚动优化中,采用 PMP 和数值迭代算法,用改进的

二分法确定满足最优必要性条件的协态变量初值。通过拟合发动机燃油消耗率模型和电池-电机组功率模型,得到了转矩分配的解析解,同时采用枚举法优化了挡位。最后,滚动向前优化,并通过仿真进行验证。

1 混合动力车辆挡位序列优化控制问题建模

图 1 为某并联混合动力车辆的动力系统拓扑图,包括发动机、电池、发电机/电机、6 挡变速器和主减速器等。主要参数在表 1 中给出。

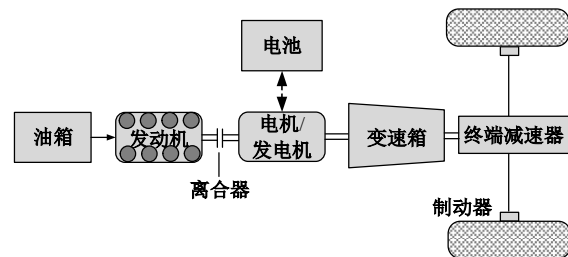


图 1 并联式混合动力系统拓扑图

Fig. 1 Topology of parallel hybrid power system

表 1 车辆参数表

Table 1 Vehicle parameters

部件	参数	数值
车辆	质量 m/kg	1 623
	滚动阻力系数 f	0.014
	空气阻力系数 C_D	0.25
	迎风面积 A/m^2	2.46
	半径 r/m	0.336
发动机	最大功率/ kW	90
	最大转矩/ $(\text{N}\cdot\text{m})$	175
电机/发电机	最大转矩/ $(\text{N}\cdot\text{m})$	200
	最大功率/ kW	30
变速器	传动比	4.212/2.637/1.8/ 1.386/1/0.772
	主减速	3.32
	配置	1P 72S
电池	电池容量/ $(\text{A}\cdot\text{h})$	5.3
	开路电压/ V	262

1.1 车辆的能量动力系统建模

本文研究并不涉及汽车行驶过程受到的侧向力以及垂向振动,因此,只进行车辆纵向动力学模型的构建^[11]。道路车辆纵向动力学方程如下:

$$\dot{s} = v \quad (1)$$

$$\dot{v} = \frac{T_{\text{req}} i_0 i_g}{mr} - \frac{\rho C_D A v^2}{2m} - \kappa \quad (2)$$

$$\kappa = gf \cos \alpha + g \sin \alpha \quad (3)$$

式中: s 为车辆位移; v 为车辆速度; T_{req} 为需求转矩; i_g 为变速箱传动比; i_0 为主减速传动比; m 为车辆质量; r 为车轮半径; ρ 为空气密度; C_D 为空气阻力系数; A 为车辆迎风面积; g 为重力加速度; f 为滚动阻力系数; α 为道路坡度。

需求转矩和动力源输出转矩满足:

$$T_{req} = T_e + T_m \quad (4)$$

$$0 \leq T_e \leq T_{e,max}(\omega_e) \quad (5)$$

$$T_{m,min}(\omega_m) \leq T_m \leq T_{m,max}(\omega_m) \quad (6)$$

式中: $T_{e,max}$ 为发动机最大转矩; $T_{m,max}$ 、 $T_{m,min}$ 分别为电机最大和最小转矩。发动机和电机转速 ω_e 、 ω_m 根据当前的车速和变速箱挡位确定。

$$\omega_e = \omega_m = \frac{i_0 i_g v}{r} \quad (7)$$

$$0 \leq \omega_e \leq \omega_{e,max} \quad (8)$$

$$0 \leq \omega_m \leq \omega_{m,max} \quad (9)$$

在本研究中,建立了准静态发动机模型^[12],发动机燃料消耗率 \dot{m}_f 是发动机转速和转矩的函数。

$$\dot{m}_f = b(\omega_e, T_e) \quad (10)$$

为了方便后文解析求解,采用二次多项式拟合如下^[13]:

$$\dot{m}_f = \sum_{i=0}^2 \sum_{j=0}^2 a_{ij} T_e^i \omega_e^j \quad (11)$$

式中: a_{ij} 为拟合系数。

不同发动机转速下的发动机燃料消耗率试验数据和二次多项式拟合结果如图 2 所示。

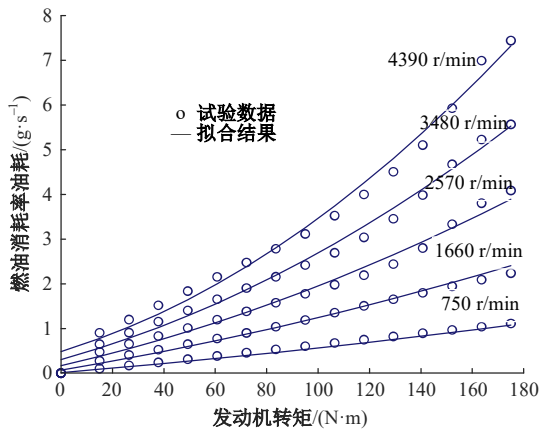


图 2 发动机燃油消耗率试验数据和拟合结果

Fig. 2 Engine fuel consumption rate test data and fitting results

电池采用常用的等效电路模型,可以得到电池电流 I 以及电池荷电状态(State of charge, SoC)的表达式如下:

$$I = \frac{U_{oc} - \sqrt{U_{oc}^2 - 4R_b P_b}}{2R_b} \quad (12)$$

$$SoC = -\frac{I}{Q} \quad (13)$$

式中: P_b 为电池化学功率; R_b 为电池等效内阻; U_{oc} 为电池开路电压; Q 为电池容量。

考虑到电池的充放电损耗,电池效率 η_b 为:

$$\eta_b = \frac{P_m}{P_b} = \frac{P_m}{P_m + I^2 R_b} \quad (14)$$

式中: P_m 为电机输入功率,可以构建为关于电机转矩 T_m 、转速 ω_m 和电机效率 η_m 的函数形式^[14]:

$$P_m = T_m \omega_m \eta_m^{-\text{sign}(T_m)}(T_m, \omega_m) \quad (15)$$

类似于发动机拟合模型,对电池功率消耗和机械功率的关系用二次多项式拟合如下:

$$P_b = \frac{P_m}{\eta_b} = \sum_{i=0}^2 \sum_{j=0}^2 b_{ij} T_m^i \omega_m^j \quad (16)$$

式中: b_{ij} 为拟合系数。

不同电机转速下的电池-电机组试验数据和二次多项式拟合结果对比如图 3 所示。

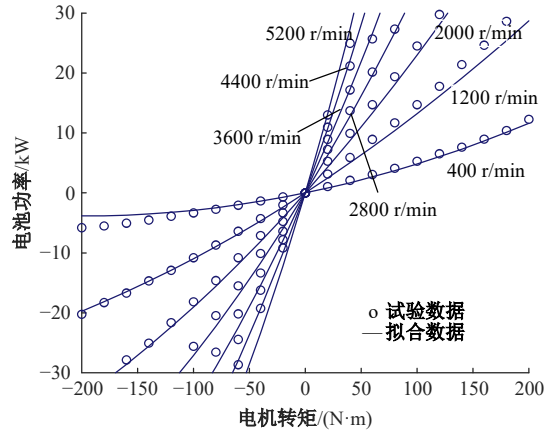


图 3 电池-电机组试验数据和拟合结果

Fig. 3 Test data and fitting results of battery-motor

本文中 6 挡变速箱的传动比 i_g 取决于挡位 $n_g \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ 。并且,下一时刻的挡位 n_g^+ 由当前挡位 n_g 和换挡命令 u_g 决定:

$$n_g^+ = n_g + u_g \quad (17)$$

考虑到可接受的驾驶性能,换挡命令范围选择为 $u_g \in \{-1, 0, 1\}$,分别代表降挡、保持和升挡^[15]。

1.2 需求转矩预测模型

在混合动力车辆功率分配和挡位优化控制中,往往需要预测车辆行驶前方的工况,例如车速或转矩需求。常见的方法是利用历史数据,提取合理的特征量,采用如马尔可夫链的概率模型^[14]

或神经网络^[15,16]等人工智能算法,但是其鲁棒性较差,比较适合于例如公交巴士等具有固定路线或规律明显的对象。本文采用滚动优化并结合闭环控制的思想,不寻求对车辆未来长时间工况的预测,借鉴文献[11]的思路,基于开始时刻驾驶员踏板位置 $\tau(t_0)$ 和变化率 τ_c 来预测未来较短时间(5 s)的踏板位置。

$$\tau(t) = \begin{cases} \tau(t_0)e^{(t-t_0)\tau_c/\tau(t_0)}, \tau_c < 0, \tau(t_0) > 0, \\ 0, \tau_c < 0, \tau(t_0) = 0, \\ k(t-t_0)^2 + \tau_c(t-t_0) + \tau(t_0), \tau_c > 0, \\ \tau(t_0), \tau_c = 0, \end{cases} \quad (18)$$

假设当 $\tau_c > 0$ 时,变化率在终端时间 t_f 线性下降到零,延迟率 k 由下式确定:

$$k = -\frac{\tau_c}{2(t_f - t_0)} \quad (19)$$

需求转矩是踏板位置 $\tau(t)$ 和最大转矩 $T_{\max}(t)$ 的函数,如下:

$$T_{\text{req}}(t) = \tau_c(t)T_{\max}(t) \quad (20)$$

式中:最大转矩 $T_{\max}(t)$ 可根据图1通过查表法确定。

1.3 挡位序列优化控制问题描述

挡位序列优化的目标是在车辆行驶的一段时间内,通过自动变速器调整发动机和电机-电池系统的工作点,使该控制周期内的燃油经济性最优。混合动力车辆同时具有发动机和电机两个动力源,因此,参考等效油耗最小策略^[17,18]的思路,以等效燃油消耗 $\dot{m}_{\text{eqv}}(t)$ 作为优化目标,即

$$J = \int_{t_0}^{t_f} \dot{m}_{\text{eqv}}(t) dt =$$

$$\int_{t_0}^{t_f} \left(\dot{m}_f(T_e(t), t) + \lambda \frac{P_b(T_m(t), t)}{Q_{\text{LHV}}} \right) dt \quad (21)$$

式中: Q_{LHV} 为燃料低热值; λ 为等效因子,是电功率和燃油之间的比例因子,在工况已知的前提下,可以通过打靶法试验得到。当需求功率一定时,等效因子决定车辆动力系统倾向于使用发动机还是电池。

其次,当优化目标仅仅是燃油经济性时,通常倾向于车速较低时提前升挡,得到一组较高挡位的控制序列,使车辆加速能力弱,同时,会导致频繁换挡问题,影响驾驶感受^[10]。于是引入控制周期终端时刻的车辆行驶路程和速度约束以及换挡约束,得到优化目标如下:

$$\min J =$$

$$\int_{t_0}^{t_f} \left(\dot{m}_f(T_e(t), t) + \lambda \frac{P_b(T_m(t), t)}{Q_{\text{LHV}}} + \varphi_g u_g^2(t) \right) dt + \varphi_s (s_r - s(t_f)) + \varphi_v (v(t_f) - v_r)^2 \quad (22)$$

其中,目标位移 s_r 为定值。

式(22)可进一步化简为:

$$\min J = \varphi_v (v(t_f) - v_r)^2 + \int_{t_0}^{t_f} \left\{ \dot{m}_f(T_e(t), t) + \lambda \frac{P_b(T_m(t), t)}{Q_{\text{LHV}}} + \varphi_g u_g^2(t) - \varphi_s v(t) \right\} dt \quad (23)$$

且满足约束:(4)~(6),(8),(9),(17)。

式中: v_r 为目标速度,代表驾驶员的期望,具体确定方式参照文献[10]; φ_v 、 φ_g 和 φ_s 为惩罚系数。

对上述最优控制问题,需要同时求解最优功率分配和挡位序列。本文选取电机转矩 T_m 作为控制变量,因此,需要同时求解 T_m 和 u_g ,是一个混合整数非线性最优控制问题,难以直接求解。

2 基于极小值原理的最优挡位序列实时求解方法

基于极小值原理^[19],将最优控制问题(23)转化为两点边值问题,即关于协态变量初值的求解问题,这将大大加快优化问题的求解速度。

2.1 功率分配和挡位序列的解析解

定义如下哈密顿函数:

$$H = \dot{m}_f + \frac{\lambda P_b}{Q_{\text{LHV}}} + \varphi_g u_g^2 - \varphi_s v + \mu v + \gamma \left\{ \frac{T_{\text{req}} i_0 i_g(u_g)}{mr} - \kappa - \frac{C_D A v^2}{21.15m} \right\} \quad (24)$$

式中: μ 和 γ 为协态变量,则最优控制满足如下必要性条件:

$$\begin{cases} \dot{\mu} = -\frac{\partial H}{\partial s} \\ \dot{\gamma} = -\frac{\partial H}{\partial v} \\ \mu(t_f) = \frac{\partial(\varphi_v (v(t_f) - v_r)^2)}{\partial s(t_f)} \\ \gamma(t_f) = \frac{\partial(\varphi_v (v(t_f) - v_r)^2)}{\partial v(t_f)} \end{cases} \quad (25)$$

哈密顿函数对最优控制取极小值,

$$H(s^*(t), v^*(t), T_m^*(t), u_g^*(t), \mu(t), \gamma(t)) = \min_{\substack{T_m^{\min} \leq T_m \leq T_m^{\max}, \\ u_g \in (-1, 0, 1)}} H(s^*(t), v^*(t), T_m(t), u_g(t), \mu(t), \gamma(t)) \quad (26)$$

式中:上标*表示对应变量的最优值; $T_{m'_{\min}}$ 和 $T_{m'_{\max}}$ 分别为考虑发动机转矩限制得到的电机转矩范围。

$$\begin{cases} T_{m'_{\min}} = \max\{T_{\text{req}} - T_{e_{\max}}, T_{m_{\min}}\} \\ T_{m'_{\max}} = \min\{T_{\text{req}}, T_{m_{\max}}\} \end{cases} \quad (27)$$

因为 H 和 $\mu(t_f)$ 不包含变量 s ,所以, $\mu \equiv 0$ 。为数值求解以上必要条件,将预测时间 $[t_0, t_f]$ 以等固定间隔 Δt 离散化 N_p 步。则离散化的必要条件如下:

$$\begin{cases} \gamma(k+1) = \gamma(k) - \left\{ \sum_{i=0}^2 \sum_{j=1}^2 j a_{ij} T_e(k)^j \left(\frac{i_0 i_g(u_g(k))}{r} \right)^j \right. \\ \quad \left. v^{j-1}(k) - \varphi_s - \frac{\gamma(k) \rho C_D A v(k)}{m} + \right. \\ \quad \left. \frac{\lambda \sum_{i=0}^2 \sum_{j=1}^2 j b_{ij} T_m^i(k) \left(\frac{i_0 i_g(u_g(k))}{r} \right)^j v^{j-1}(k)}{Q_{\text{LHV}}} \right\} \Delta t \\ \gamma(N_p+1) = 2\varphi_v (v(N_p+1) - v_r) \\ T_m^*(k), u_g^*(k) = \\ \arg \min_{\substack{T_{m_{\min}} \leq T_m \leq T_{m_{\max}}, \\ u_g \in \{-1, 0, 1\}}} H(s^*(k), v^*(k), T_m(k), u_g(k), \gamma^*(k)) \end{cases} \quad (28)$$

在每一时刻,当车辆处于制动阶段,发动机关闭,优先采用发电机再生制动,不足的由车辆机械制动补齐,因此可以单独设计。当车辆处于驱动阶段,换挡指令 $u_g(k)$ 确定的情况下,根据转矩关系式,可以得到基于电机转矩的发动机转矩表达,代入发动机燃油消耗率和电池-电机的功率拟合模型,哈密顿函数可以化简为电机转矩的二次表达式,从而得到功率分配的解析解。

$$H = A(k)T_m^2 + B(k)T_m + C(k) \quad (30)$$

式中:系数 $A(k)$ 、 $B(k)$ 、 $C(k)$ 是由已知量 $\{v(k), s(k), \lambda, u_g(k)\}$ 决定的。

$$\begin{aligned} A(k) &= a_{22}\omega^2 + a_{21}\omega + a_{20} + \\ &\quad \frac{\lambda(b_{22}\omega^2 + b_{21}\omega + b_{20})}{Q_{\text{LHV}}} \\ B(k) &= -2T_{\text{req}}(a_{22}\omega^2 + a_{21}\omega + a_{20}) - \\ &\quad (a_{12}\omega^2 + a_{11}\omega + a_{10}) + \frac{\lambda(b_{21}\omega^2 + b_{11}\omega + b_{10})}{Q_{\text{LHV}}} \end{aligned} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} C(k) &= T_{\text{req}}^2(a_{22}\omega^2 + a_{21}\omega + a_{20}) + T_{\text{req}}(a_{12}\omega^2 + \\ &\quad a_{11}\omega + a_{10}) + \omega^2 \left(a_{20} + \frac{\lambda}{Q_{\text{LHV}}} b_{20} \right) + a_{00} + \\ &\quad \omega \left(a_{01} + \frac{\lambda b_{01}}{Q_{\text{LHV}}} \right) + \frac{\lambda b_{00}}{Q_{\text{LHV}}} + \varphi_g u_g^2(k) - \varphi_s v(k) + \\ &\quad \mu(k)v + \gamma(k) \left(\frac{T_{\text{req}} i_0 i_g(u_g(k))}{mr} - \kappa - \frac{\rho C_D A v^2}{2m} \right) \end{aligned} \quad (33)$$

在此基础上,通过比较降挡、保持、升挡对应的哈密顿函数,从而得到该时刻的最优挡位,如式(34)所示。遍历整个预测时域后,即可得到最优功率分配和挡位序列。

$$u_g^*(k) = \arg \min_{u_g} \{H_{u_g=-1}(k), H_{u_g=0}(k), H_{u_g=1}(k)\} \quad (34)$$

式中: $H_{u_g=-1}(k)$ 、 $H_{u_g=0}(k)$ 、 $H_{u_g=1}(k)$ 分别代表降挡、保持和升挡。

$$\begin{cases} H_{u_g=-1}(k) = A(n_g(k-1)-1)T_m^2 + \\ \quad B(n_g(k-1)-1)T_m + C(n_g(k-1)-1) \\ H_{u_g=0}(k) = A(n_g(k-1))T_m^2 + \\ \quad B(n_g(k-1))T_m + C(n_g(k-1)) \\ H_{u_g=1}(k) = A(n_g(k-1)+1)T_m^2 + \\ \quad B(n_g(k-1)+1)T_m + C(n_g(k-1)+1) \end{cases} \quad (35)$$

2.2 协态变量确定方法

上述最优控制问题转换为两点边值问题,即根据式(28)寻找满足边界条件 $\gamma(N_p+1) - 2\varphi_v(v(N_p+1) - v_r) = 0$ 的协态变量初值 $\gamma(1)$ ^[20]。假设边界条件是初始协态变量 $\gamma(1)$ 的连续函数,记为 $F(\gamma(1))$,通常采用二分法寻找最优的协态变量初值^[14]。

举例进行验证,预测时域5 s内的踏板信号为 $\tau(t) = [0, 0, 0.34, 0.31, 0.28]$,初始挡位为1, $v_r = 5.1$ m/s。迭代过程中的初始协态变量 $\gamma_p(1)$ 和对应的终端函数值 $F(\gamma_p(1))$ 如图4所示,其中 p 表示迭代次数。可以看出,该方法能在10个迭代循环内找到最优解,收敛速度非常快。

在城市道路循环(UDDS)和新欧洲驾驶循环(NEDC)两个标准工况下,每个滚动时域的收敛情况如图5所示。二分法最大迭代步数为100。可以看出,绝大部分情况下,二分法可以收敛,但在部分时刻未能收敛,这是由于离散挡位优化引起的。

以上述UDDS工况下第165 s的滚动优化问

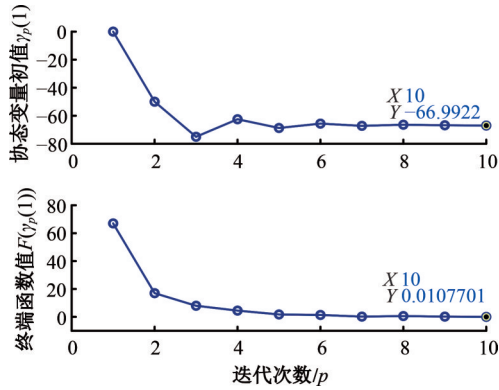


图 4 迭代过程中的协态变量和对应的终端函数值
Fig. 4 Costate variable and corresponding terminal function value in iteration process

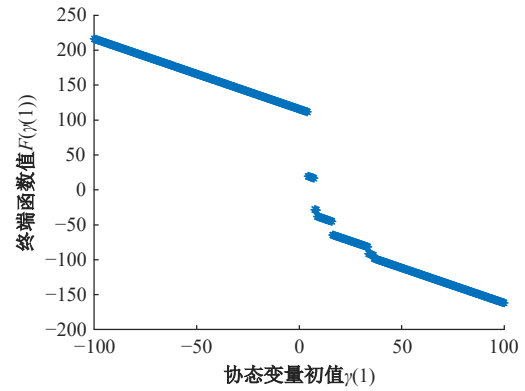


图 6 协态变量终值与目标值的差值随协态变量初值的变化
Fig. 6 Difference between final costate and target value varies with initial value of costate

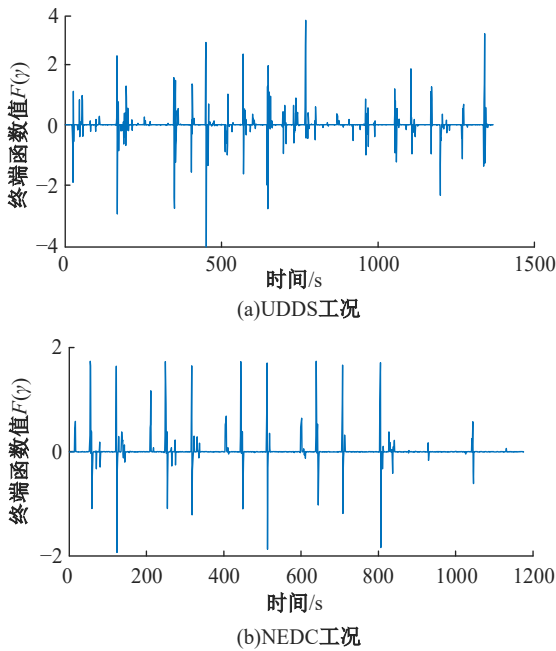


图 5 两个标准工况下的收敛结果
Fig. 5 Convergence under two standard conditions

题为例,图 6 为沿预测时域的最终协态变量与其目标值的差值随协态变量初值的变化曲线。从图中可以看出,随着协态变量的增加,终端条件单调递减,但是在 $y=0$ 这条线附近存在很大的跳跃,因此,采用二分法会面临实时性问题。

综上,本文对二分法的收敛规则进行改进^[10],当相邻两次迭代的终端条件相差不大时,迭代终止。即,迭代停止条件被重新定义为:

$$|F(\gamma_p(1))| \leq \epsilon \text{ or } |F(\gamma_p(1)) - F(\gamma_{p-1}(1))| \leq \zeta \quad (36)$$

式中: $\epsilon = 1 \times 10^{-4}$, $\zeta = 1 \times 10^{-4}$ 。

综上,本文提出的每个滚动预测时域内的协

态变量初值确定方法的伪代码如算法 1 所示。结合 MPC 滚动优化的思想,每个时间步的控制输入是通过求解预测时域内的最优控制问题,然后应用计算出的最优控制序列的第一个分量,因此,可以忽略局部不收敛的影响。

算法 1 协态变量初值确定方法

步骤 1 踏板位置预测: $\tau(t) [1:1:N_p]$ 。

步骤 2 初始化: $\gamma_{\min} = -1\ 000, \gamma_{\max} = 1\ 000,$

s_0, v_0 。

步骤 3 更新: $\gamma = (\gamma_{\min} + \gamma_{\max})/2, i = 1$ 。

循环(a)根据公式(18)~(20),计算需求转矩;

(b)根据 2.1 节内容,求得转矩分配和挡位的解析解;

(c)得到下一时刻初始状态值, $i = i + 1$ 。

直到 $i = N_p$ 。

步骤 4 如果 $|F(\gamma_p(1))| \leq \epsilon$ or $|F(\gamma_p(1)) - F(\gamma_{p-1}(1))| \leq \zeta$, 跳到步骤 5; 如果 $F(\gamma) \cdot F(\gamma_{\min}) \leq 0, \gamma_{\min} = \gamma$; 否则 $\gamma_{\max} = \gamma$, 然后跳到步骤 3。

步骤 5 输出 γ_0 。

2.3 滚动优化的实现方法

本文所提的在线能量管理策略框架如图 7 所示。首先,根据预测得到期望的加速踏板和制动踏板指令,并计算得到车辆需求转矩。其次,针对预测时域内的最优控制问题,结合 2.1 和 2.2 节的 PMP 最优必要性条件和数值迭代方法得到转矩分配和变速箱挡位的解析解。最后,将第一步的控制结果作用于混合动力车辆,并滚动向前优化。

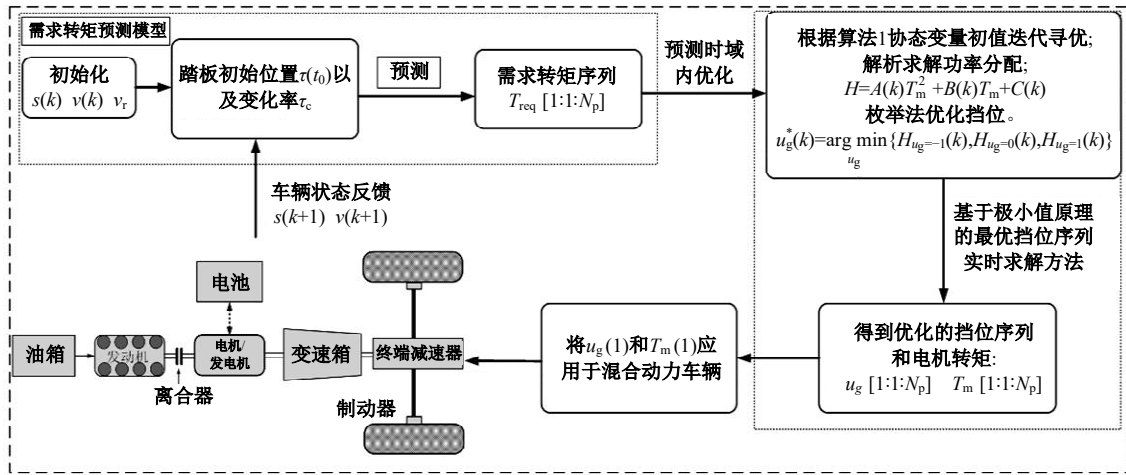


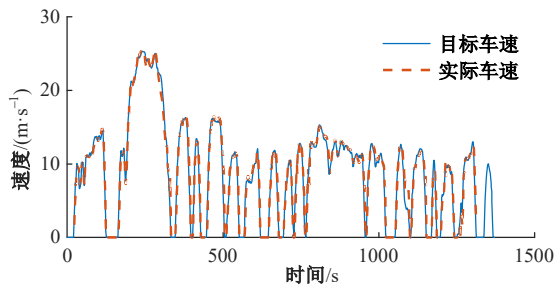
图 7 本文所提的能量管理策略框架

Fig. 7 Framework of proposed energy management strategy

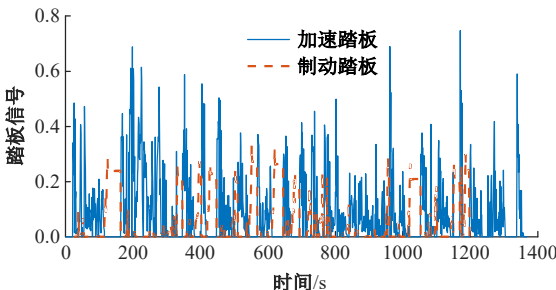
3 仿真与验证

本节基于 UDDS 和 NEDC 两个标准工况开展仿真验证。以 DP 方法的结果作为参考基准,验证本文策略,采样时间设置为 1 s。本文采用固定的等效因子,取值为 2.65。

(1)UDDS 工况下,根据目标车速以及驾驶员模型得到加速踏板和制动踏板信号,如图 8 所示。



(a)车速跟随情况



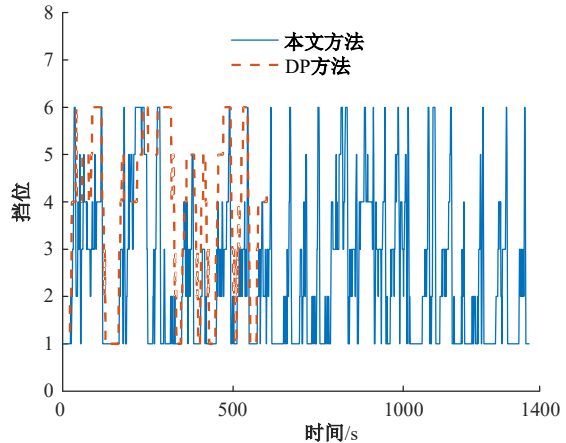
(b)加速踏板和制动踏板

图 8 UDDS 仿真工况

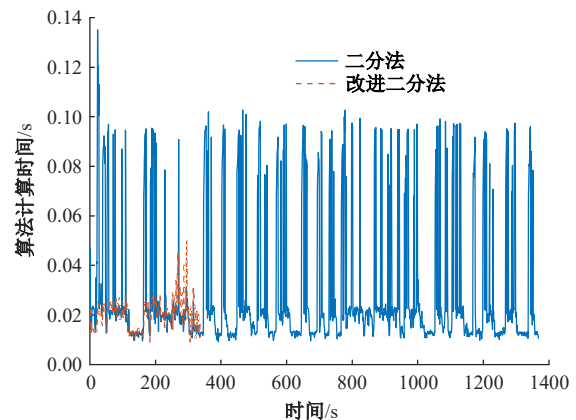
Fig. 8 UDDS simulation condition

可以看出,绝大部分情况下实际车速可以很好地跟随目标车速,同时加速踏板和制动踏板信号不同时大于 0,证明了本文所采用的驾驶员模型的准确性,以及提出策略的有效性。

图 9(a)为两种方法下的挡位优化结果,可以看出两种方法下的挡位存在一定区别,这主要是两方面原因引起的:一方面,本文方法基于滚动优化的思想,仅仅实现了局部优化,而 DP 方法则是在预知工况的前提下实现了全局优化;另一方面,



(a)挡位优化结果



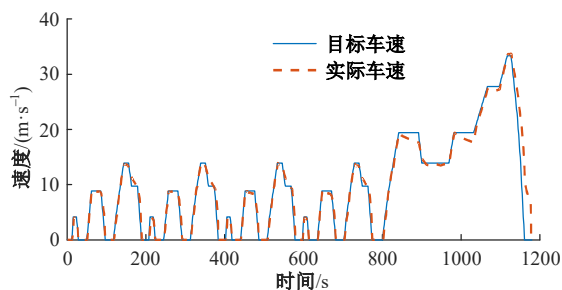
(b)本文方法的计算时间

图 9 DP 方法与本文方法的对比

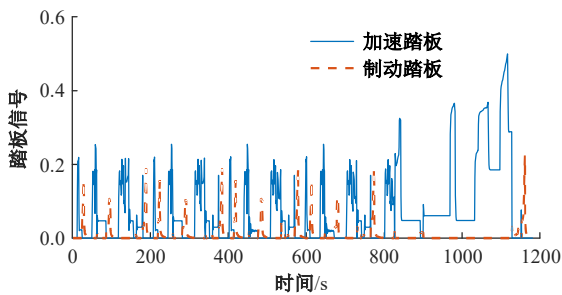
Fig. 9 Comparison between DP and proposed method

本文制动阶段的换挡策略采用的是传统的查表法,并未进一步优化。图 9(b)为每个滚动时域内,二分法和改进二分法的计算时间。改进二分法在不收敛的时间点,可以有效减少迭代次数,极大提高计算速度,同时,避免了二分法中最大迭代次数的选值困难。每个采样步骤求解优化问题的平均时间为 30 ms,最大时间为 60 ms,小于系统的采样时间,表明了它的实时性。对 DP 方法,需要 384 s 来解决优化问题,因为在计算中需要考虑整个行驶循环。所有仿真都是一台笔记本电脑上进行的,该电脑配有 16 GB 内存和 2.8 GHz 的 i7 处理器。

(2)NEDC 工况下,根据目标车速以及驾驶员模型得到加速踏板和制动踏板信号,如图 10 所示,可知实际车速可以很好地跟随目标车速,证明了本文策略的有效性。仿真结果如图 11 所示。DP 方法的计算时间为 352 s,本文方法在每个采样步骤的平均计算时间为 30 ms,最大时间为 70 ms,小于系统的采样时间,具有良好的实时性。



(a)车速跟随情况



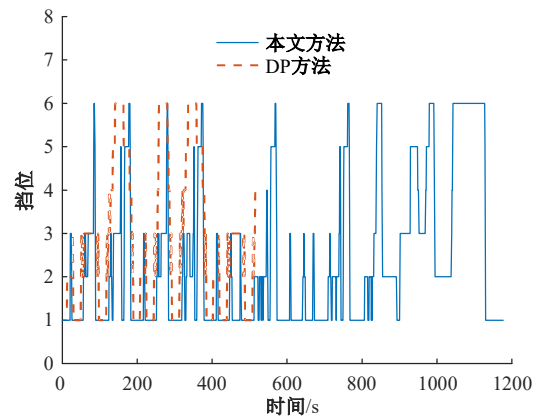
(b)加速踏板和制动踏板

图 10 NEDC 仿真工况

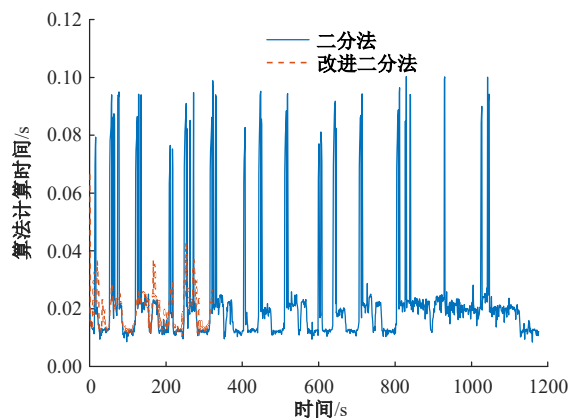
Fig. 10 NEDC simulation condition

表 2 列出了两个驾驶循环中各种策略下的油耗和 SoC 终端对比。为了方便对比,DP 方法的终端 SoC 目标设置为 0.5,同时,通过调整等效因子使本文方法下的终端 SoC 也维持在 0.5 附近。

从表 2 中可以看出,两种方法下的 SoC 终端



(a)挡位优化结果



(b)本文方法的计算时间

图 11 DP 方法与本文方法的对比

Fig. 11 Comparison between DP and proposed method

表 2 仿真结果

Table 2 Simulation results

工况	方法	SoC 终端值	燃油消耗/g	燃油经济性/%
UDDS	本文	0.495 9	245.5	93.5
	DP	0.499 2	230	100
NEDC	本文	0.499 6	258.1	93
	DP	0.498 9	241.2	100

值都可以维持在 0.5 附近。DP 方法在预先了解整个行驶循环的情况下实现了最佳性能,并归一化为 100%。从表 2 中还可以看出,两种工况下本文策略可以分别归一化为 93.5% 和 93%,相比 DP 具有更高的燃料消耗,原因是本文策略本质上是局部优化算法,但是具备在线应用潜力。

4 结束语

针对混合动力车辆挡位序列在线优化问题,本文提出了一种基于模型预测控制的在线滚动优化方法。首先,基于驾驶员踏板信号得到预测时域内的需求转矩。然后,以车辆动力性能、等效燃

油消耗最小和驾驶性能的综合优化为目标函数,采用PMP和数值迭代算法,通过拟合发动机燃油消耗率模型和电池-电机组功率模型,得到了功率分配的解析解,同时采用枚举法优化了挡位。最后,结合滚动优化的思想,在下一个采样时刻,依次实施新的优化。在NEDC和UDDS标准工况下的仿真实验验证了本文策略具有良好的工况适应性。本文策略的燃油经济性可以达到DP方法的93%以上,同时计算时间在50 ms以内,也是稳定的,可以很好地应用到实际车辆中。下一步计划在嵌入式控制器中实现本文策略,并结合硬件在环试验来验证。

参考文献:

- [1] 宋大风,杨丽丽,曾小华,等. 基于行驶工况合成的混合动力汽车电池寿命优化[J]. 吉林大学学报:工学版, 2021, 51(3): 781-791.
Song Da-feng, Yang Li-li, Zeng Xiao-hua, et al. Battery life optimization of hybrid electric vehicle based on driving cycle construction[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2021, 51(3): 781-791.
- [2] Duhr P, Christodoulou G, Balerna C, et al. Time-optimal gearshift and energy management strategies for a hybrid electric race car[J]. Applied Energy, 2021, 282(6): No. 115980.
- [3] Wang Y, Wu Z, Chen Y, et al. Research on energy optimization control strategy of the hybrid electric vehicle based on Pontryagin's minimum principle[J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 72: 203-213.
- [4] Sun C, Hu X, Sun F, et al. Velocity predictors for predictive energy management in hybrid electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology: A publication of the IEEE Control Systems Society, 2015, 23(3):1197-1204.
- [5] 张凤奇,胡晓松,许康辉,等. 混合动力汽车模型预测能量管理研究现状与展望[J]. 机械工程学报, 2019, 55(10): 86-108.
Zhang Feng-qi, Hu Xiao-song, Xu Kang-hui, et al. Current status and prospects for model predictive energy management in hybrid electric vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(10): 86-108.
- [6] 赵菲,王建,张天雷,等. 云控场景下车辆队列的模型预测控制方法[J]. 汽车工程, 2022, 44(2): 179-189.
- [7] Shen D, Lim C, Shi P, et al. Energy management of fuel cell hybrid vehicle based on partially observable Markov decision process[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2020, 28(2): 318-330.
- [8] Xie S, Hu X, Xin Z, et al. Pontryagin's minimum principle based model predictive control of energy management for a plug-in hybrid electric bus[J]. Applied Energy, 2019, 236(15): 893-905.
- [9] Razi M, Murgovski N, Mckelvey T, et al. Predictive energy management of hybrid electric vehicles via multi-layer control[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(7): 6485-6499.
- [10] 郭露露. 面向智能节能的汽车实时优化控制及实车验证[D]. 长春:吉林大学通信工程学院, 2019.
Guo Lu-lu. Real-time optimal automotive control for intelligent energy conservation and road test[D]. Changcun: College of Communication Engineering, Jilin University, 2019.
- [11] Guo L, Gao B, Liu Q, et al. On-line optimal control of the gearshift command for multi-speed electric vehicles[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2017, 22(4): 1519-1530.
- [12] Nassar M, Shaltout M, Hegazi H. Multi-objective optimum energy management strategies for parallel hybrid electric vehicles: a comparative study[J]. Energy Conversion and Management, 2023, 277: No. 116683.
- [13] Zhang F, Hu X, Liu T, et al. Computationally efficient energy management for hybrid electric vehicles using model predictive control and vehicle-to-vehicle communication[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 70(1): 237-250.
- [14] 莫浩楠,杨中平,林飞,等. 有轨电车基于工况识别的强化学习能量管理策略[J]. 电工技术学报, 2021, 36(19): 4170-4182.
Mo Hao-nan, Yang Zhong-ping, Lin Fei, et al. Reinforcement learning energy management strategy of tram based on condition identification[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(19): 4170-4182.
- [15] Hou J, Yao D, Wu F, et al. Online vehicle velocity prediction using an adaptive radial basis function neural network[J]. IEEE Transactions on Vehicular

- Technology, 2021, 70(4): 3113-3122.
- [16] 解少博, 屈鹏程, 李嘉诚, 等. 跟驰场景中网联混合动力货车速度规划和能量管理协同控制的研究[J]. 汽车工程, 2022, 44(8): 1136-1143.
- Xie Shao-bo, Qu Peng-cheng, Li Jia-cheng, et al. Study on coordinated control of speed planning and energy management for connected hybrid electric truck in vehicle following scene[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(8): 1136-1143.
- [17] 李亚鹏, 唐小林, 胡晓松. 基于分层式控制的混合动力汽车生态驾驶研究[J]. 汽车工程, 2023, 45(4): 551-560.
- Li Ya-peng, Tang Xiao-lin, Hu Xiao-song. Study on eco-driving of PHEVs based on hierarchical control strategy[J]. Automotive Engineering, 2023, 45(4): 551-560.
- [18] 杨业, 张幽彤, 张彪, 等. 基于等效因子优化的插电式混合动力客车自适应能量管理策略[J]. 汽车工程, 2020, 42(3): 292-298.
- Yang Ye, Zhang You-tong, Zhang Biao, et al. Adaptive energy management strategy for plug-in hybrid electric bus based on equivalent factor optimization[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(3): 292-298.
- [19] 王哲, 谢怡, 臧鹏飞, 等. 基于极小值原理的燃料电池客车能量管理策略[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2020, 50(1): 36-43.
- Wang Zhe, Xie Yi, Zang Peng-fei, et al. Energy management strategy of fuel cell bus based on Pontryagin's minimum principle[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2020, 50(1): 36-43.
- [20] Rezaei A, Burl J B, Zhou B. Estimation of the ECMS equivalent factor bounds for hybrid electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 26(6): 2198-2205.