

基于改进NMPC策略的电动汽车再生制动能量管理

再生制动是电动汽车提升续航能力的重要途径之一，针对如何在保证制动稳定性的同时，最大程度对能量进行回收的问题，提出一种基于改进非线性模型预测控制的管理策略。建立了车辆的纵向动态模型，对再生制动和机械制动特性分析，面对制动过程中多目标输入输出的控制难点，采用非线性模型预测的闭环控制系统，同时在滚动优化部分引入粒子群算法求解预测控制律，实现全局优化。最后在实验仿真阶段，对改进前后的控制策略进行数据对比，仿真结果表明，粒子群算法有助于提高非线性模型预测的控制能力，能量回收效率提升了10%左右。

吴铁洲 张振东 陈丝恒 吴麟章/湖北工业大学太阳能高效利用湖北省协同创新中心

0 引言

在电动汽车领域快速发展中，面对电池技术发展遇到瓶颈的困境，如何将有限的能量更限度地利用，能量再生制动成了人们关注的焦点^[1-2]。再生制动是指在电动汽车制动过程中，将车辆的惯性势能转变为动能，并存储在储能装置中，降低系统耗能速度^[3]。再生制动时，能量是沿电动汽车驱动链的反向流动，驱动链的不同，具有再生制动功能的制动系统结构也不完全一样，机电混合制动有串联和并联两种基本结构。为了获得更高的效率和更好的制动能量回收能力，现有的研究主要集中在串联策略^[4]。

实际工作中，电动汽车制动力是由再生制动和机械制动两部分组成，再生制动由后轮电动机提供，机械制动由前后轮机械气压制动系统提供，在车辆制动阶

段，由控制策略完成制动力的分配^[5]。近年来，通过各类方法的分析，一些经典策略基础上的控制和优化技术，相继被提出应用于电动汽车制动系统。文献[6]针对后驱电动汽车，提出一种基于改进规则的控制策略以提高其回收效率。文献[7]作者提出了两个滑模控制器级联协调控制的办法，以处理当轮胎滑移率超过一定阈值或车辆进入非线性区域的摩擦路面等紧急情况。文献[8]采用基于模糊逻辑的再生制动控制策略，考虑驾驶员的制动力指挥、车速、电池SOC和电池温度，制定模糊规则确定再生制动和机械制动之间的分配，但面对制动系统非线性和多目标函数变化的特点，模糊规则适应性有限，在能量回收难以实现最大能量回收。针对上述问题，本文建立了车辆的动态纵向模型，再生制动和机械制动应用分析，面对系统多目标输入输出的控制难点，采用非线性模型预测（Nonlinear Model Predictive Control, NMPC）的闭环控制系统，同时在滚动优化部分引入粒子群算法（Particle Swarm Optimization, PSO）求解预测控制律。

1 车辆动态模型

1.1 受力分析

本文研究对象为后轮驱动电动汽车，从高效率能量回收考虑，选用机电串联结构，建立模型目标函数和约束条件。

制动力是整车受力的一部分，为准确获取车辆实时制动力变化，建立了车



吴铁洲/教授

关键词/Keywords

电动汽车 ·
再生制动 ·
非线性模型预测 ·
粒子群算法 ·

国家自然科学基金项目（51677058）电动汽车Li-ion电池与SC混合储能系统能量管理策略研究。

辆的动态力学模型，力学分析简图如图1所示。

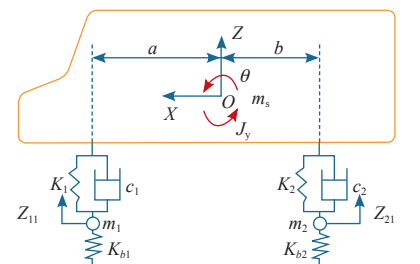


图1 整车受力示意图

纵向受力分析为

$$\frac{1}{2}m\ddot{x} + \frac{1}{2}m_s D_0 \ddot{\theta} = F_{x1} + F_{x2} - F_{\text{resist}} \quad (1)$$

$$F_{\text{resist}} = F_f + F_w \quad (2)$$

$$F_f = mg(f_1 + f_2 \dot{x}) \quad (3)$$

$$F_w = \frac{C_D A \dot{x}}{21.15} \quad (4)$$

弹簧受力分析为

$$m_s \ddot{Z} + F_{s1} + F_{s2} = 0 \quad (5)$$

$$\frac{1}{2}J_y \ddot{\theta} - \frac{1}{2}m_s D_0 \ddot{x} - F_{s1}a + F_{s2}b = 0 \quad (6)$$

整车垂直方向受力分析为

$$m_1 \ddot{Z}_1 - F_{s1} + K_{b1}Z_1 = 0 \quad (7)$$

$$m_2 \ddot{Z}_2 - F_{s2} + K_{b2}Z_2 = 0 \quad (8)$$

车轮转动分析为

$$J_1 \ddot{\omega}_1 = F_{x1}R - T_{b1} \quad (9)$$

$$J_2 \ddot{\omega}_2 = F_{x2}R - T_{b2} - T_{\text{reb}} \quad (10)$$

车轮垂直受力分析为

$$F_{z1} = m_s gb / 2l + m_1 g - K_{b1}Z_1 \quad (11)$$

$$F_{z2} = m_s gb / 2l + m_2 g - K_{b2}Z_2 \quad (12)$$

车辆悬挂受力分析为

$$F_{s1} = K_1(Z - Z_1 - a\theta) + C_1(\dot{Z} - \dot{Z}_1 - a\dot{\theta}) \quad (13)$$

$$F_{s2} = K_2(Z - Z_2 - b\theta) + C_2(\dot{Z} - \dot{Z}_2 - b\dot{\theta}) \quad (14)$$

式(1)~式(14)中， m 为整车质量； m_s 为车轮弹簧质量； x 为车辆纵向运动距离； D_0 为车辆重力中心与俯仰轴之间的垂直距离； F_{x1} 和 F_{x2} 为车轮与地面摩擦产生的向前驱动力； F_{resist} 、 F_f 和 F_w 分别为车辆总的阻力，摩擦阻力和空气阻力； f_1 和 f_2 分别为前后轮摩擦系数， C_D 为汽车行驶时空气阻力系数； A 为车头平面面积； Z_1 和 Z_2 分别为前后车轮垂

直运动距离； F_{s1} 和 F_{s2} 分别为前后轮悬挂受力； F_{z1} 和 F_{z2} 分别为前后轮垂直受力； ω_1 和 ω_2 分别为前后轮转速； J_1 和 J_2 分别为前后轮转动惯量； K 为车轮刚度； R 为车轮半径； T_{b1} 、 T_{b2} 和 T_{reb} 分别为前后轮机械制动转矩和再生制动转矩。

1.2 轮胎模型

在再生制动系统中，轮胎模型是系统输入（前后轮机械制动转矩和再生制动转矩）与系统状态之间连接的桥梁。本文选择基于经验模型的“魔术公式”进行轮胎状态描述^[11]，即

$$\mu_t = \sigma D \sin \{C \tan^{-1}[B(1-E)\lambda] + E \tan^{-1}(B\lambda)\} \quad (15)$$

$$S_{xi} = \frac{\omega_i R_i - v}{v} \quad (16)$$

$$F_{xi} = \mu_i F_{zi} \quad i \in \{1, 2\} \quad (17)$$

式(15)~式(17)中， μ_i 为轮胎摩擦系数，其大小取决于纵向滑移率 S_{xi} 和轮胎与地面的附着系数 σ ；参数 B 、 C 、 D 和 E 主要为与轮胎性能相关的参数，具体可见文献[12]，本文假设为已知条件。

不同地面的轮胎附着系数的大小对轮胎制动力的影响很大，如在结冰道路上可低至0.1~0.3，而在干的沥青路面上高达0.6~0.8。滑移率与轮胎地面附着系数的关系如图2所示。由图2可知，当滑移率为0.2时，附着系数最高，当滑移率在-0.1~0.1区间内时，滑移率与附着系数之间的关系近似线性，当滑移率超出该区域时，该关系又表现出高度的非线性。

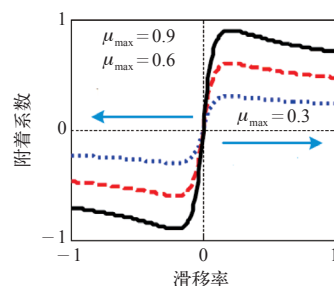


图2 滑移率与附着系数关系

1.3 制动系统关键参数

能量回收中电动机的工作效率是需要考虑的重要参数之一，其计算公式为

$$\eta_{\text{motor}} = \frac{U_c I_c}{T_{\text{reb}} \omega_m} \quad (18)$$

式中, η_{motor} 为电动机工作效率; ω_m 为电动机轴角速度。

2 再生制动系统控制策略

近年来, 许多再生制动控制策略已在工程实践中得到应用, 其中之一已被广泛采用在常规制动系统, 其描述如下。使用查找表绘制制动踏板位置所需的制动转矩, 同时, 在前轮和后轮之间的转矩分配作了预定义比分布^[13]。再生制动转矩由电动机提供, 应用于后轮。如果再生制动转矩能满足制动转矩的要求, 所有的制动力矩将再生。然而, 如果再生制动力矩不能满足全转矩的要求, 电动机将提供其最大的再生转矩, 剩余的转矩将由机械气动制动系统补偿。

针对再生制动系统的非线性特性和制动过程中多目标函数的特点, NMPC策略可以在保证车辆制动安全的同时提高能量回收效率。针对实时观测和短期预测之间产生的误差, NMPC策略具有较好的调节作用, 并在有限滚动时域内作出最优控制序列的判断^[14]。在解决多因素、非线性优化问题上, 粒子群算法以启发式的性质和结构简单易实现的特性, 被广泛应用在计算机、导航和应用数学等许多领域^[15]。基于上述分析, 在每一个预测步长内, 基于系统模型预测量和实时状态量, 本文采用粒子群算法寻找最优组合值。

2.1 NMPC策略步骤

非线性模型预测控制策略由五步组成, 详细过程如下。

第1步: 用平均初始的方法产生初始控制变量数, 初始化粒子群参数 c_1 , c_2 , ω 和 V_{max} 。

第2步: 对不同控制变量粒子进行排列组合, 预测各组合在预测范围内的车辆状态。

第3步: 选择最优组合, 并根据每一种组合的耗能函数选择每一个粒子最优值。

第4步: 判断是否满足结束条件, 如果是, 程序结束并且输出控制变量最优序列的第一个系数; 如果否, 基于更新和扰动变化原理, 更新控制变量粒子数量。

第5步: 判断更新后变量粒子是否满足约束条件, 如果是, 跳到第2步; 如果否, 随机更新数值直到满足约束条件。

控制原理图如图3所示。

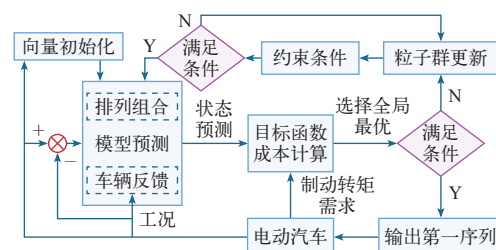


图3 改进NMPC策略原理图

2.2 NMPC预测模型

在预测模型中主要变量为车速 v , 前轮角速度 ω_1 和后轮角速度 ω_2 。在离散时域下预测模型为

$$ma_1(k) = F_{x1}(k) + F_{x2}(k) - F_{\text{resist}}(k) \quad (19)$$

$$v(k+1) = v(k) + a_1(k)T_s \quad (20)$$

$$\alpha_1(k) = [T_{b1}(k) - R_1 F_{x1}(k)] / J_1 \quad (21)$$

$$\omega_1(k+1) = \omega_1(k) + \alpha_1(k)T_s \quad (22)$$

$$\alpha_2(k) = [T_{b2}(k) + T_{\text{reb}} - R_2 F_{x2}(k)] / J_2 \quad (23)$$

$$\omega_2(k+1) = \omega_2(k) + \alpha_2(k)T_s \quad (24)$$

以上预测模型式中变量通过如下

$$F_{\text{resist}}(k) = F_f(k) + F_w \quad (25)$$

$$F_f(k) = mg[f_1 + f_2 v(k)] \quad (26)$$

$$F_w(k) = \frac{C_D A v(k)^2}{21.15} \quad (27)$$

$$S_1(k) = [\omega_1(k)R_1 - v(k)] / v(k) \quad (28)$$

$$S_2(k) = [\omega_2(k)R_2 - v(k)] / v(k) \quad (29)$$

$$\mu_1(k) = \sigma D \sin \{C \tan^{-1}[B(1-E)S_1(k)] + E \tan^{-1}[BS_1(k)]\} \quad (30)$$

$$\mu_2(k) = \sigma D \sin \{C \tan^{-1}[B(1-E)S_2(k)] + E \tan^{-1}[BS_2(k)]\} \quad (31)$$

$$F_{z1}(k) = \frac{mg}{L} \left[b + \frac{a_1(k-1)h}{g} \right] \quad (32)$$

$$F_{z2}(k) = \frac{mg}{L} \left[a - \frac{a_1(k-1)h}{g} \right] \quad (33)$$

$$F_{x1}(k) = F_{z1}(k)\mu_1(k) \quad (34)$$

$$F_{x2}(k) = F_{z2}(k)\mu_2(k) \quad (35)$$

式 (19) ~ 式 (35) 中, k 为预测步长; T_s 为模型

预测中的采样时间； a_1 、 α_1 和 α_2 分别为车辆的加速度、前轮的角加速度和后轮的角加速度。

2.3 滚动优化—粒子群算法

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是一种基于群体的搜索算法, 有两个主要的运算符: 位置和速度。表示潜在解的每个粒子保持在群内。每个粒子的位置根据自身及其相邻点的经验进行调整。在每一代期间, 每个粒子被加速到粒子的先前最佳位置和全局最佳位置。具体等式表示为

$$V_i(k+1) = wV_i(k) + c_1 \text{rand}() [p\text{Best}_i(k) - x_i(k)] + c_2 \text{rand}() [g\text{Best}(k) - x_i(k)] \quad (36)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + V_i(k+1) \quad (37)$$

式 (36) 中粒子的位置和速度决定了下一次迭代过程的位置, 表示加速因子, 被用于控制个体速度的改变对、时的位置的依赖程度; w 为惯性权重。 $\text{rand}()$ 是一个变化区间在 (0,1) 的随机数。所有粒子在迭代过程中依据式 (36)、式 (37) 来变化, 通过这样不停地迭代, 直至迭代次数最大或者全部粒子集中在一个点时迭代完成。

(1) 粒子群算法约束条件

再生制动能量回收能力主要受限于三方面。第一, 再生制动力受限于电动机所提供的最大制动力, 因此电动汽车需要高转矩和高功率密度的电动机; 第二, 能量再生能力受限于最大蓄能器充电速率, 为避免蓄能器的过充和过放, 保证储能设备安全性, 电池的功率特性也是整个控制系统必要的约束条件之一; 第三, 最终制动力的太小受限于可用的轮胎面与地面摩擦力的限制。等效数学表示如下

$$T_{\text{reb}} \omega_m \eta_{\text{motor}} \leq P_{\text{batt_lim}} \quad (38)$$

$$\begin{cases} T_{\text{reb,max}} \leq T_{\text{reb}} \leq 0 \\ T_{\text{reb}}(k+1) - T_{\text{reb}}(k) \leq Tb_{\text{recharge,max}} \cdot T_s \end{cases} \quad (39)$$

$$T_{b2}(k+1) - T_{b2}(k) \leq Tb_{\text{pchange,max}} \cdot T_s \quad (40)$$

$$T_{b1}(k+1) - T_{b1}(k) \leq Tb_{\text{pchange,max}} \cdot T_s \quad (41)$$

式 (38) ~ 式 (41) 中, $P_{\text{batt_lim}}$ 为电池可接受最大充电功率; $T_{\text{reb,max}}$ 为电动机可提供最大制动转矩; $Tb_{\text{recharge,max}}$ 为电动机制动转矩最大变化速率;

$Tb_{\text{pchange,max}}$ 为机械气压制动转矩最大变化速率。

(2) 粒子群算法目标函数

车辆速度跟踪性能、能量回收效率和车辆安全性都属于控制目标函数考虑的必要参量, 为适应变化的工况, 这些参量通过权重比包含于单一的目标函数中。根据车辆滑移率可将目标函数所处状态分为两种模式, 常规控制模式和车轮防抱死 (Anti-lock Brake System, ABS) 模式。

常规控制模式。当前后轮滑移率低于预定义阈值时再生制动控制模式开启。常规控制的主要目的是在合理控制后轮滑移率的情况下, 尽可能地回收智能能量, 防止ABS控制的干预, 即

$$J(k) = J[u(k|k), \dots, u(k+h_c-1|k)] \\ = w_x \sum_{i=1}^{h_p} \|e_i(k)\|^2 + w_y \sum_{i=1}^{h_c} (T_{\text{re}} \omega_2 \eta_i)^2 + w_z \sum_{i=1}^{h_p} (S_1^2 + S_2^2) \quad (42)$$

$$w_z \propto \max(S_1, S_2) \quad (43)$$

$$e_i(k) = v_{\text{ref}}(k+i|k) - v(k+i|k) \quad i=1, \dots, h_p \quad (44)$$

$$\eta_i = \eta_{\text{trans}} \eta_{\text{motor}} \quad i=1, \dots, h_p \quad (45)$$

式 (42) ~ 式 (45) 中, $\|\cdot\|$ 为欧式范数; v_{ref} 为车速参考量; e_i 为理想车速与预测车速之间差值; h_c 和 h_p 分别为车辆控制阶段和预测阶段; η_i 为车轮到电池的工作效率; η_{trans} 为传递效率; J 为目标函数; w_x , w_y 和 w_z 分别为车速性能, 制动能量回收和车辆稳定性在目标函数中的权重比。 w_z 作为自适应因子其取值取决于滑移率的变化, 为防止车辆滑移率超过约束条件触发ABS模式, w_z 在设置上宜稍大于滑移率的上升率。

ABS控制模式。当前后轮任一进入边界条件即将被锁时ABS模式就会开启。在ABS模式期间, 控制最重要的目标即是保证车辆的稳定性和安全性。

$$J(k) = J[u(k|k), \dots, u(k+h_c-1|k)] \\ = w_x \sum_{i=1}^{h_p} \|e_i(k)\|^2 + w_y \sum_{i=1}^{h_c} (T_{\text{re}} \omega_2 \eta_i)^2 + w_z \sum_{i=1}^{h_p} [(S_1 + S_{\text{xrefer}})^2 + (S_2 - S_{\text{xrefer}})^2] \quad (46)$$

式中, S_{xrefer} 为ABS控制模式下的理想滑移率。

2.4 改进NMPC策略

基于当前车辆状态变量和先前输入变量，本文采用粒子群算法在非线性模型预测控制的每一预测步长上寻找最优组合控制律。在改进后的NMPC主要的优化在下面几个方面。

第一，为了防止粒子群达到局部极小，将可用的控制变量的集分为几个偶数部分，在初始组中选择了各部分的边界点。例如，如果再生制动转矩的先前值为 $-1\,000\text{ N}\cdot\text{m}$ ，则在每一个预测步长中变化率限制在 $200\text{ N}\cdot\text{m}$ 。控制阶段5个预测步长，生成的隶属度为5。在这个特殊的情况下，粒子的初始组如图4所示。第一粒是在约束的上边界，最后一粒是在约束的下边界，其他颗粒平均分布在合理的区域上。

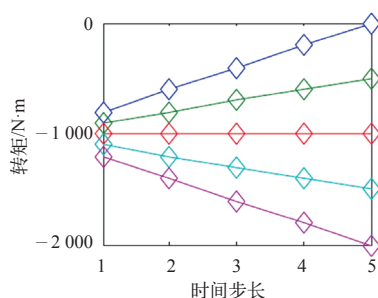


图4 控制变量的初始假设

第二，在更新生成阶段加入了一点变动方法。在粒子更新的同时产生一个 $0\sim 1$ 之间的统计值。如果这个值小于或等于 0.8 ，则粒子有正常更新程序生成；如果这个值大于 0.8 ，则粒子将在约束条件下的有效范围内随机生成。具体方程为

$$v_{ij}(t+1) = w_a v_{ij}(t) + w_b c_1(t)[p_{ij}(t) - u_{ij}(t)] + w_c c_2(t)[p_{ij}(t) - u_{ij}(t)] \quad (47)$$

$$\begin{cases} u_{ij}(t+1) = u_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) & r \leq 0.8 \\ u_{ij}(t+1) = u_{ij}(t) + T_{\text{change}} - 2r \cdot T_{\text{change}} & r > 0.8 \end{cases} \quad (48)$$

式(47)和式(48)中， v_{ij} 为粒子速度； w ， c_1 和 c_2 分别为惯性速度权重比，历史趋于最优值的粒子速度，和历史趋于最优值的组合粒子速度； $p_{ij}(t)$ 为优值和组合最优值； $u_{ij}(t)$ 和 $u_{ij}(t+1)$ 分别为更新过程中粒子的先前位置和更新后的位置； T_{change} 为粒子的变化率限制。

第三，在改进NMPC策略的工作下再生制动系统组成了一个闭环系统结构，预测控制的输出源于当前的车辆状态输入。在车辆速度预测上本文采用了另一种反馈原理，其具体公式为

$$u_{\text{cont}} = g(X) \quad (49)$$

$$v_{\text{mod}}(k+i) = v_{\text{pre}}(k+i) + h_i \cdot \bar{e}(k) \quad (50)$$

$$\begin{cases} \bar{e} = v_{\text{act}}(k) - v_{\text{pre}}(k) \\ \tilde{e} = v_{\text{act}}(k) - v_{\text{mod}}(k) \end{cases} \quad (51)$$

$$h_1 = \begin{cases} h_1 & \tilde{e}(k) = 0 \\ h_1 - 0.1 & \text{sign}(\tilde{e}(k)) \neq \text{sign}(\tilde{e}(k-1)) \\ h_1 + 0.1 & \text{sign}(\tilde{e}(k)) = \text{sign}(\tilde{e}(k-1)) \end{cases} \quad (52)$$

$$h_i = 0.5h_{i-1} \quad i = (1, 2, \dots, h_p) \quad (53)$$

式(49)~式(53)中， X 为当前车辆状态； u_{cont} 为控制输出量； v_{act} 为车辆当前实际车速； v_{pre} 为模型预测车速； v_{mod} 为反馈原理后的改进车速； $\bar{e}$ 和 $\tilde{e}$ 为速度差值； h_i 为差值的权重系数，假如当前的差异标示与预测的差异标示相同，则增大权重因子 h_1 ，反之，则减小权重因子。另外当次反馈处于恒定扰动状态下时工作效率更高。

3 策略仿真分析

本文在Matlab/Simulink环境下根据非线性模型预测控制的策略设计建立仿真模型，之后在ADVISOR中将控制模块加入整车系统中，进行整车能量回收效率的验证。下表为仿真选用的车辆参数，车辆工况为碎石路段，等效摩擦系数为 0.604 。改进NMPC策略系统图如图5所示，制动强度计算模块如图6所示。

表 车辆仿真参数

名称	数值	名称	数值
整车总质量/kg	1 425	机械制动力/N	3 500
电动机额定电压/V	220	电动机发电效率	0.93
电动机额定电流/A	190	电池电压/V	250
电动机额定转速/(r/min)	3 000	超级电容电压/V	96
电动机最高转速/(r/min)	4 000	充电效率(%)	95
电动机额定功率/kW	40	变速器传动比	1.65
电动机最大功率/kW	60	轮胎半径/m	0.296
电动机额定转矩/N·m	200	汽车主减速比	4.62
机械效率	0.94	空气阻力系数	0.335

图5中，根据本文设计的改进NMPC控制策

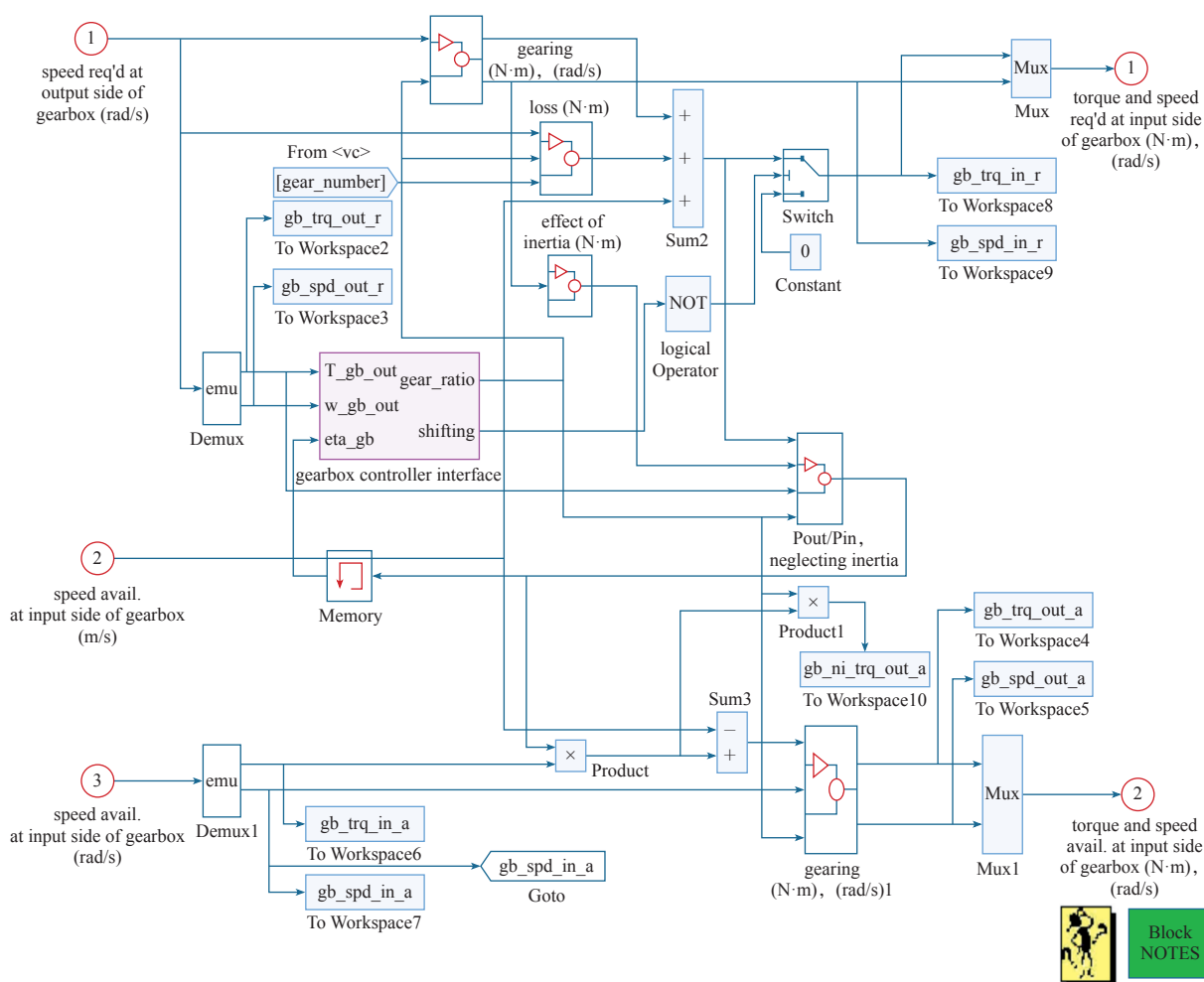


图5 改进NMPC策略系统仿真模块

略，1号、2号和3号输入端口分别为主要参数车速 v ，前轮角速度 ω_1 和后轮角速度 ω_2 ，经过非线性模型预测处理后最终输出的1号和2号分别为分配的制动力和模型的预测速度。

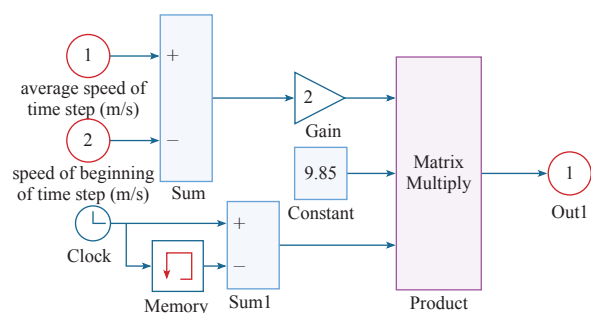


图6 制动强度计算模块

图6为制动强度计算模块，可以迅速计算出制动强度，制动强度是制动模式切换的依据之一，

而且NMPC控制策略中的关键参数。图7为电动汽车控制系统的仿真结构。

图8为常规逻辑再生制动控制仿真结果。图8a是车辆运行速度，车辆处于制动减速阶段，可以看到预测速度与实际速度的曲线重叠，基本符合控制预期。图8b为车辆的滑移率表现，滑移率数值小于0.05，根据图2滑移率基准表可以判断处于线性区域。图8c为车辆在转矩上的表现，前后轮转矩和再生制动转矩，后轮转矩除了在制动初始工作外，之后几乎处于静置状态，整个制动阶段后轮制动转矩基本有再生制动电动机提供。因为一般制动情况下允许由换挡操作，可以看到在换挡过程中电动机提供的制动转矩出现了峰值锐角。图8d为制动阶段功率变化，可看出能量回收还是比较稳定的。

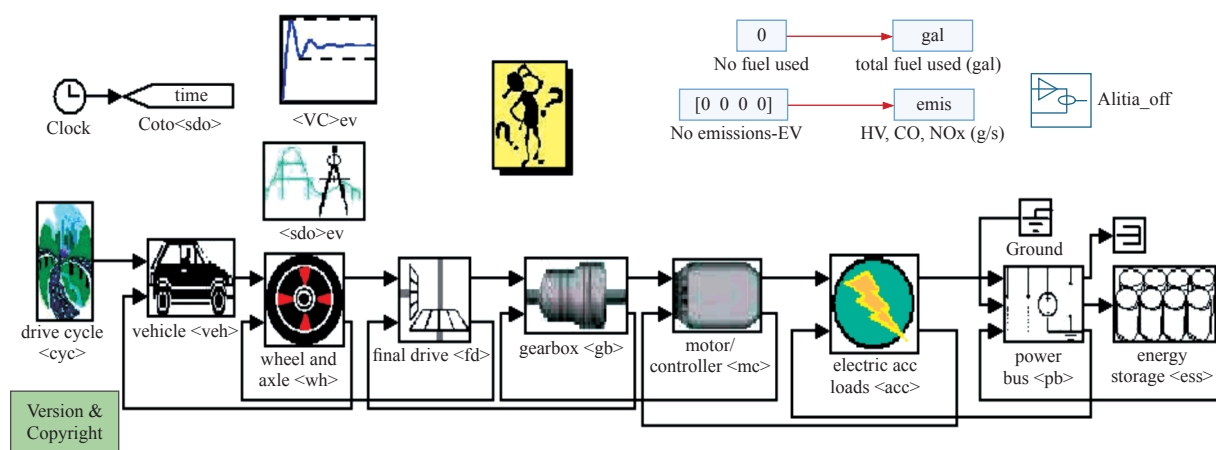


图7 电动汽车控制仿真结构图

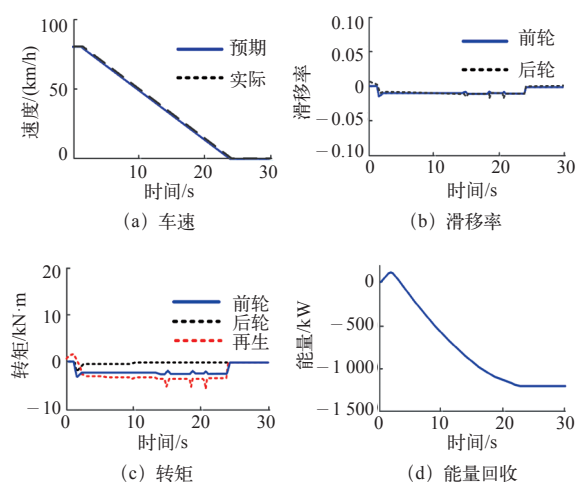


图8 常规逻辑再生制动控制仿真

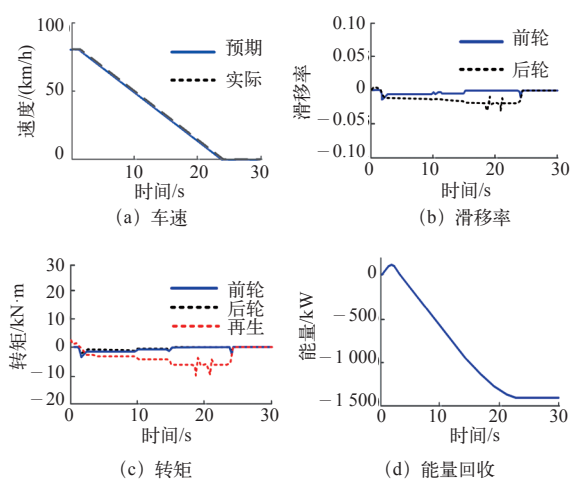


图9 改进NMPC控制策略仿真

图9为改进NMPC控制策略仿真结果。图9a看出改进后策略车速预期和实际曲线相同。在图9b滑移率的表现上，相较于常规逻辑控制尽管前后轮滑移率明显有差异，但在数值上差值很小，且都处在线性区域内，所以不影响车辆稳定性。在转矩表现方面如图9c所示，后轮驱动主要由电动机驱动，但在前后轮的转矩分配上，与常规逻辑控制相比，改进NMPC策略中后轮转矩的占比明显增加。在早期阶段的制动转矩是由机械制动提供和再生制动合力提供。随着后期车速的降低，电动机所能提供的再生制动力矩增大，因此可以减少机械制动系统提供的制动转矩。当电动机所能提供的最大再生制动转矩能够满足所需制动转矩时，再生制动转矩等于所需制动转矩。结合图8d

和图9d分析，很显然，改进NMPC策略在相同工况条件下提高了制动电动机的工作效率，制动能量的回收上提升了10%左右。

4 结束语

针对单轴后驱串联结构电动汽车，为高效率回收制动能量，本文建立车辆动态纵向分析模型，采用非线性模型预测控制策略对车辆制动力进行控制和分配，同时在滚动优化阶段，引入粒子群算法为制动过程的多目标函数全局寻优，以提供最佳解决方案。实验结果表明了该策略的可行性。尽管相对于机电并联结构而言，串联结构有较高的制动回收率，但系统略微复杂，在技术难度上也稍大。电动汽车再生制动受诸多因素影

响, 本文在仿真中实现了能量回收的优化, 但在制动的稳定性和安全性上, 仍需继续深入研究。

参考文献

- [1] Ziyong Song, Jianqiu Li, Xuebing Han, et al. Multi-objective optimization of a semi-active battery/supercapacitor energy storage system for electric vehicles [J]. Applied Energy, 2014, 135 : 212-224.
- [2] Ziyong Song, Heath Hofmann, Jianqiu Li, et al. Optimization for a hybrid energy storage system in electric vehicles using dynamic programming approach [J]. Applied Energy, 2015, 139 : 151-162.
- [3] Majid Ahmadi, Nayereh Raesian, Mahdi Zarif, et al. Optimized regenerative brake system using genetic algorithm [C]. Second International Congress on Technology, Communication and Knowledge (ICTCK 2015), 2015.
- [4] Guoqing Xu, Kun Xu, Chunhua Zheng. Fully electrified regenerative braking control for deep energy recovery and maintaining safety of electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 65 (3) : 1186-1197.
- [5] Khaled Itani, Zoubir Khatir, Ahmad Jammal. Regenerative braking modeling, control, and simulation of a hybrid energy storage system for an electric vehicle in extreme conditions [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2016, 2 (4) : 465-479.
- [6] Zhang J, Li Y, Lv C, et al. New regenerative braking control strategy for reardriven electrified minivans [J]. Energy Conversion Management, 2014, 82 : 135-45.
- [7] Kang M, Li L, Li H, et al. Coordinated vehicle traction control based on engine torque and brake pressure under complicated road conditions [J]. Vehicle System Dynamics, 2012, 50 (9) : 1473-1494.
- [8] Xu G, Li W, Xu K, et al. An intelligent regenerative braking strategy for electric vehicles [J]. Energies, 2011, 4 (9) : 1461-1477.
- [9] 戴永彬. 多目标粒子群优化的非线性预测解耦策略 [J]. 控制工程, 2016, 23 (9) : 1356-1360.
- [10] Li S, Li K, Rajamani R, et al. Model predictive multi-objective vehicular adaptive cruise control [J]. IEEE Transactions on Control System Technology, 2011, 19 (3) : 556-566.
- [11] Zhang H, Zhang X, Wang J. Robust gain-scheduling energy-to-peak control of vehicle lateral dynamics stabilization [J]. Vehicle System Dynamics, 2014, 52 (3) : 309-340.
- [12] Pacejka H B, Bakker E. The magic formula tyre model [J]. Vehicle System Dynamics, 1992, 21 (suppl) : 1-18.
- [13] Huang X, Wang J. Model predictive regenerative braking control for lightweight electric vehicles with in-wheel motors [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers part D Journal of Automobile Engineering, 2012, 226 (9): 1220-1232.
- [14] Bera T K, Bhattacharya K, Samantaray A K. Bond graph model-based evaluation of a sliding mode controller for a combined regenerative and antilock braking system [J]. Proc Inst Mech Eng I J Automot Eng, 2010, 225 : 918-934.
- [15] Cai L, Tian X, Chen S. Monitoring nonlinear and non-gaussian processes using gaussian mixture model-based weighted kernel independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 28 (1) : 122-135.

(收稿日期: 2017-07-03) **EA**