

DOI: 10.19479/j.2095-719x.2405365

基于模型预测控制的无人矿车路径跟踪

孙晓晋, 杨帆, 马惠雯, 张建豪

(天津城建大学 控制与机械工程学院, 天津 300384)

摘要: 针对不同道路条件下无人矿车的路径跟踪问题, 设计了一种基于模型预测控制的无人矿车路径跟踪控制器, 可以根据不同的路况改变控制器的控制参数, 提高无人矿车在不同路况下的稳定性和转向精度. 该方法先建立二自由度的车辆模型, 采用前向欧拉法进行离散化处理, 根据不同附着条件的水况确定不同的控制参数, 转化成带约束的二次规划形式; 通过在 Trucksim 和 Matlab/Simulink 平台上进行双移线工况的仿真分析, 确定不同路况和车速条件下的路径跟踪控制器控制参数, 完成无人矿车的路径跟踪. 联合仿真的结果表明, 设计的路径跟踪控制器相对于参数一定的控制器可以提高无人驾驶矿车行驶时的控制精度和稳定性.

关键词: 无人驾驶矿车; 模型预测控制; 变参数; 轨迹跟踪控制

中图分类号: TD676 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-719X(2024)05-0365-07

Path Tracking Control of Unmanned Minecart Based on Model Predictive Control

SUN Xiaojin, YANG Fan, MA Huiwen, ZHANG Jianhao

(School of Control and Mechanical Engineering, TCU, Tianjin 300384, China)

Abstract: Aiming at the steering problem of unmanned minecart under different path conditions, a path tracking controller based on model predictive control is designed, which can change the control parameters of the controller according to different path conditions and improve the stability and steering accuracy of unmanned minecart under different path conditions. The method first establishes a two-degree-of-freedom vehicle model, uses the forward Euler method for discretization, determines different control parameters according to the path conditions with different attachment conditions, and transforms into the form of quadratic programming with constraints. Through the simulation analysis of double lane change on Trucksim and Matlab/Simulink platform, the control parameters of the path tracking controller conditions are determined under different path and vehicle speed conditions to complete the automatic steering of the unmanned minecart. The simulation results show that the designed controller can improve the control accuracy and stability of the unmanned minecart when driving compared with the fixed parameters.

Key words: driverless minecarts; model predictive control; variables; track tracking control

随着智能制造技术和互联网的发展, 自动驾驶车辆逐渐成为研究热点^[1]. 自动驾驶技术也逐步应用到智慧矿山^[2]中, 如矿用自卸车的路径跟踪控制等. 矿山的环境恶劣, 实现矿山的无人驾驶运营可以有效降低安全隐患, 节约运营成本, 在矿山推广自动驾驶技术具有其必要性^[3]. 与城市车辆的路面行驶环境相比, 露天矿场车辆的行驶环境更为简单、封闭, 矿车的运输路线相对固定, 不涉及复杂的交通法规和行人规避等问题, 因此轨迹跟踪控制成为矿山无人驾驶技术的研究重点^[4].

目前应用在轨迹跟踪横向控制的算法主要有: 前馈-PID 控制^[5]、鲁棒控制^[6]、滑模控制^[7]、模糊控制^[8]、模型预测控制^[9]等. 随着研究的深入发展, 模型预测控制通过解决带约束的最优控制问题使得系统在未来一段时间内的跟踪误差最小, 也逐步应用于智能车辆控制. 文献[10]采用模糊控制对预测时域和控制时域进行在线优化, 使得控制器可以根据车身速度自适应选择预测时域. 文献[11]通过不断更新卡尔曼状态估计器相关的增益系数矩阵、控制器的状态来适应无人驾驶车辆当前的工作环境. 文献[12]通过对车辆动力学

收稿日期: 2023-04-20; 修订日期: 2023-05-18

作者简介: 孙晓晋(1996—), 男, 山西运城人, 天津城建大学硕士生.

通讯作者: 杨帆(1966—), 女, 教授, 博士, 从事仿真控制、系统仿真研究. E-mail: yangf1918@163.com

模型添加侧偏角约束来提高无人驾驶车辆在低附着条件下轨迹跟踪的稳定性.文献[13]提出一种可以根据跟踪偏差和道路曲率自适应调整成本函数权重系数的自适应模型预测控制算法.

为了提高无人矿车在不同路面条件下跟踪规划路径的精确度,在模型预测控制算法的基础上,通过选择最优的控制器的参数,使得无人矿车自主转向时具有更高跟踪精度.在不同路面条件下进行跟踪控制的仿真测试,通过修改控制时域、预测时域等控制参数,同时在提高路径跟踪精确度和矿车稳定性的条件下,得到不同路面条件下的最优控制参数.

1 动力学建模

在无人矿车进行路径跟踪时,矿车以当前速度匀速前进,通过一系列的控制输入序列,使无人矿车从初始位置到达期望位置,其本质是对矿车跟踪稳定性的研究.动力学建模的重点是需要分析矿车的横向运动,据此建立了车辆-轮胎模型,并做出如下假设:

- (1)假设矿车和悬架系统是刚性的,忽略其耦合关系的影响;
- (2)假设矿车在运动时,忽略矿车载荷的左右转移以及前后轴转移;
- (3)假设只考虑轮胎的侧偏力、回正力矩与侧偏角间的关系,忽略矿车轮胎横纵向的耦合关系;
- (4)假设矿车轮胎间距相对于矿车的转弯半径可忽略不计,使用单轨模型来描述车辆运动;
- (5)忽略空气动力学对矿车横摆特性的影响.

为了保证矿车模型的实时性,需要简化模型来减少算法的计算量.本文根据阿克曼转向原理,将车辆模型简化为二自由度的车辆动力学模型,建立的坐标系为车身坐标系,其中 x 轴和 y 轴代表纵向和横向, v_x 为横向速度, v_y 为纵向速度, v 为车身速度方向, β 为质心侧偏角, δ_f, δ_r 为车辆前后轮转角, F_{yf}, F_{yf} 为前后轮胎受到的侧向力, α_f, α_r 为前后轮胎的轮胎侧偏角, $\dot{\varphi}$ 为横摆角速度,如图 1 所示.

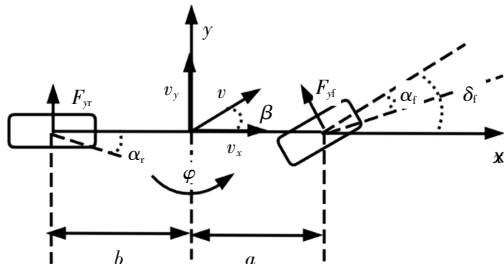


图 1 二自由度的车辆动力学模型

车辆动力学方程为

$$\begin{cases} m(\ddot{x} - \dot{y}\dot{\varphi}) = \sum F_x = 2F_{lf} \cos \delta_f - 2F_{cf} \sin \delta_f + 2F_{lr} \\ m(\ddot{y} + \dot{x}\dot{\varphi}) = \sum F_y = 2F_{lf} \sin \delta_f + 2F_{cf} \cos \delta_f + 2F_{cr} \\ m\ddot{\varphi} = \sum M_z = 2a(F_{lf} \sin \delta_f + F_{cf} \cos \delta_f) - 2bF_{cr} \end{cases} \quad (1)$$

式中: m 为车辆质量; F_{cf} 和 F_{cr} 分别为前后轮胎的侧偏力; F_{lf} 和 F_{lr} 分别为前后轮的横向力; F_{lf} 和 F_{lr} 为前后轮胎的侧向力与轮胎侧偏角形成的线性关系. 因此, 前轮和后轮的横向轮胎力为

$$F_{lf} = C_{lf} S_f \quad (2)$$

$$F_{lr} = C_{lr} S_r \quad (3)$$

$$F_{cf} = C_{cf} (\delta_f - \frac{\dot{y} + l_f \dot{\varphi}}{\dot{x}}) \quad (4)$$

$$F_{cr} = C_{cr} (\frac{l_r \dot{\varphi} - \dot{y}}{\dot{x}}) \quad (5)$$

其中: C_{lf} 和 C_{lr} 为前后轮胎的侧偏刚度; α_f 和 α_r 为前后轮的侧偏角; S_f, S_r 为前后轮胎的滑移率; l_f 为车辆绕 Z 轴的转动惯量. 如上所述, 可得车辆动力学模型状态空间方程为

$$\begin{cases} m\ddot{y} = -m\dot{x}\dot{\varphi} + 2[C_{cf}(\delta_f - \frac{\dot{y} + a\dot{\varphi}}{\dot{x}}) + C_{cf} \frac{b\dot{\varphi} - \dot{y}}{\dot{x}}] \\ m\ddot{x} = m\dot{y}\dot{\varphi} + 2[C_{lf} s_f - C_{cf}(\delta_f - \frac{\dot{y} + a\dot{\varphi}}{\dot{x}})]\delta_f + C_{lr} S_r \\ \dot{\varphi} = \dot{\varphi} \\ l_f \dot{\varphi} = 2[aC_{cf}(\delta_f - \frac{\dot{y} + a\dot{\varphi}}{\dot{x}}) - bC_{cr} \frac{b\dot{\varphi} - \dot{y}}{\dot{x}}] \\ \dot{X} = \dot{x} \cos \varphi - \dot{y} \sin \varphi \\ \dot{Y} = \dot{x} \sin \varphi + \dot{y} \cos \varphi \end{cases} \quad (6)$$

2 模型预测控制原理

无人矿车的模型预测控制就是用图 1 建立好的矿车动力学模型、矿车当前的状态和未来的控制量预测矿车未来一段时间的输出量,并通过滚动地求解带约束的优化问题来实现控制目的.

由式(6)可知,系统可以被看作状态量 $x = [\dot{x}, \dot{y}, \dot{\varphi}, Y, X]$ 和控制量 $u = \delta_f$ 的控制系统,其输出量,

$y = (\delta_r, Y)$. 其建立的车辆动力学模型的连续状态方程可表示为

$$\begin{cases} \dot{x} = \mathbf{A}(t)x + \mathbf{B}(t)u \\ y = \mathbf{C}(t)x \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\mathbf{A}(t)$ 为系统矩阵,表示矿车随时间改变的状态量 x 的关系矩阵; $\mathbf{B}(t)$ 为输入矩阵,表示矿车的输入控制关系矩阵; $\mathbf{C}(t)$ 表示输出矩阵.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \frac{2\delta_r C_{cf}(\dot{y} + a\dot{\phi})}{m\dot{x}^2} & \dot{\phi} - \frac{2\delta_r C_{cf}}{m\dot{x}} & 0 & \dot{y} - \frac{2a\delta_r C_{cf}}{m\dot{x}} & 0 & 0 \\ -\dot{\phi} + \frac{2[C_{cf}(\dot{y} + a\dot{y}) + C_{cr}(\dot{y} + b\dot{\phi})]}{m\dot{x}^2} & -\frac{2(C_{cf} + C_{cr})}{m\dot{x}} & 0 & -\dot{x} + \frac{2(aC_{cf} - bC_{cr})}{m\dot{x}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ \frac{2aC_{cf}(\dot{y} + a\dot{\phi}) + 2bC_{cr}(b\dot{\phi} - \dot{y})}{I_z\dot{x}^2} & \frac{-2aC_{cf} + 2bC_{cr}}{I_z\dot{x}} & 0 & \frac{-2(a^2C_{cf} - b^2C_{cr})}{I_z\dot{x}} & 0 & 0 \\ \cos \phi & -\sin \phi & \dot{x}\cos \phi - \dot{y}\sin \phi & 0 & 0 & 0 \\ \sin \phi & \cos \phi & -\dot{y}\cos \phi - \dot{x}\sin \phi & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{2C_{cf}}{m} \\ \frac{2C_{cf}}{m}(2\delta_{r,t-1} - \frac{\dot{y}_t + a\dot{\phi}_t}{\dot{x}_t}) \\ 0 \\ \frac{2aC_{cf}}{I_z} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

采用前向欧拉法对式(8)进行离散化处理,时间步长为 k ,得到如下的离散状态空间表达式为

$$\begin{cases} x(k+1) = \mathbf{A}(k)x(k) + \mathbf{B}(k)u(k) \\ y(k) = \mathbf{C}(k)x(k) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{A}(k) = \mathbf{I} + \mathbf{TA}(t)$, $\mathbf{B}(k) = \mathbf{TB}(t)$.

预测方程是模型预测控制中重要的一部分,需要计算出未来一段时间系统的输出,设

$$\xi_{(k)} = \begin{bmatrix} x(k|t) \\ u(k-1|t) \end{bmatrix} \quad (9)$$

得到一个新的状态空间表达式为

$$\begin{cases} \xi_{(k+1)} = \tilde{\mathbf{A}}_{(k)}\xi_{(k)} + \tilde{\mathbf{B}}_{(k)}\Delta u(k) \\ y(k) = \tilde{\mathbf{C}}_{(k)}\xi_{(k)} \end{cases} \quad (10)$$

其中: $\tilde{\mathbf{A}} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}(k) & \mathbf{B}(k) \\ \mathbf{0}_{1 \times 6} & \mathbf{1} \end{bmatrix}$, $\tilde{\mathbf{B}} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}(k) \\ \mathbf{1} \end{bmatrix}$, $\tilde{\mathbf{C}} = [\mathbf{C} \quad \mathbf{0}]$,

$\Delta u = u(k) - u(k-1)$.

由此可由 $\xi(k)$ 预测出 $\xi(k+1)$.

设预测时域为 N_p ,控制时域为 N_c . 经过推导,可以

得到预测输出表达式,即

$$\mathbf{Y}(k) = \Psi \xi_{(k)} + \Theta(k)\Delta u(k) \quad (11)$$

式中:

$$\mathbf{Y}(t) = \begin{bmatrix} y(t+1|t) \\ y(t+2|t) \\ \dots \\ y(t+N_c|t) \\ \dots \\ y(t+N_p|t) \end{bmatrix}$$

$$\Psi_t = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}\tilde{\mathbf{A}} \\ \tilde{\mathbf{C}}\tilde{\mathbf{A}}_2 \\ \dots \\ \tilde{\mathbf{C}}\tilde{\mathbf{A}}_{N_c} \\ \dots \\ \tilde{\mathbf{C}}\tilde{\mathbf{A}}_{N_p} \end{bmatrix}$$

$$\Theta(k) = \begin{bmatrix} \tilde{C}\tilde{B} & 0 & 0 & 0 \\ \tilde{C}\tilde{A}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{B} & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \tilde{C}\tilde{A}_{N_c-1}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{A}_{N_c-2}\tilde{B} & \dots & \tilde{C}\tilde{B} \\ \tilde{C}\tilde{A}_{N_c}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{A}_{N_c-1}\tilde{B} & \dots & \tilde{C}\tilde{A}\tilde{B} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \tilde{C}\tilde{A}_{N_p-1}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{A}_{N_p-2}\tilde{B} & \dots & \tilde{C}\tilde{A}_{N_p-N_c-1}\tilde{B} \end{bmatrix},$$

$$\Delta U(t) = \begin{bmatrix} \Delta u(t) \\ \Delta u(t+1) \\ \dots \\ \Delta u(t+N_c) \end{bmatrix}.$$

模型预测控制中其预测时域和控制时域参数的选取,对无人矿车的轨迹跟踪精度和稳定性有较大影响.控制时域表示求解出多少组控制量,预测时域则决定了待优化变量的时间长度.选择一个合适的仿真参数,使得控制器可以更加精确地预测系统的未来输出,减小预测偏差,提高模型预测控制器的控制效果.

模型预测控制中的目标函数要能够保证无人矿车快速稳定地接近期望轨迹.因此,需要加入对系统状态量的偏差和控制量的优化.在设计模型预测控制器时使用的目标函数为

$$J(k) = \sum_{i=1}^{N_c} \|y(k+1i) - y_{ref}(k+1i)\|_Q^2 + \sum_{i=1}^{N_c-1} \|\Delta U(k+i)\|_R^2 + \rho \varepsilon^2 \quad (12)$$

其中: ρ 为权重系数; ε 为松弛因子; Q 为输出权重矩阵; R 为控制增量权重矩阵.本式中第一项为控制矿车对所参考路径的跟踪能力,第二项反映了矿车对控制量变化的约束,第三项为软约束,防止执行过程中没有可行解的情况.

将式(12)转化成带约束的标准二次规划形式,即

$$J(y(t), u(t-1), \Delta U(t)) = \frac{1}{2} \Delta U^T H \Delta U + f \Delta U^T = [\Delta U(t)^T, \varepsilon]^T H_t [\Delta U(t)^T, \varepsilon] + G_t [\Delta U(t)^T, \varepsilon] \quad (13)$$

$$\text{s.t. } \Delta U_{\min} \leq \Delta U_t \leq \Delta U_{\max}$$

$$\Delta U_{\min} \leq A \Delta U_t + U_t \leq \Delta U_{\max}$$

$$y_{h,\min} \leq y(t) \leq y_{h,\max}$$

$$y_{s,\min} - \varepsilon \leq y(t) \leq y_{s,\max} - \varepsilon$$

其中: $H_t = \begin{bmatrix} \Theta_t^T & 0 \\ 0 & \rho \end{bmatrix}$; $G_t = [2e_t^T Q \Theta_t \quad 0]$.

在每一控制周期内完成对式(13)的求解后,得到控制时域内的一系列控制输入增量,即

$$\Delta U_t^* = [\Delta u_t^*, \Delta u_{t+1}^*, \dots, \Delta u_{t+N_c-1}^*]^T \quad (14)$$

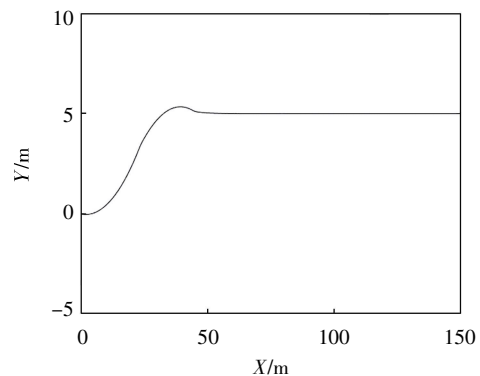
将该控制序列中的第一个元素作为实际的控制输入增量作用域系统,即

$$u(t) = u(t-1) + \Delta u_t^* \quad (15)$$

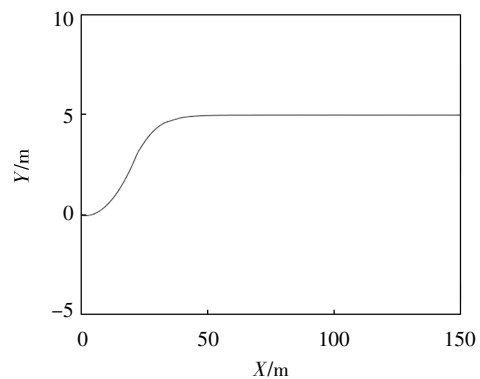
进入下一个控制周期后重复上述过程,如此循环实现了对车辆的轨迹跟踪控制.

3 控制器设计

模型预测控制算法的仿真参数一般包括预测时域、控制时域、采样时间和仿真步长,预测时域和控制时域的选取对轨迹跟踪控制的精度和稳定性有较大影响.预测时域即预测未来多少个时间步长,控制时域则表示求解出多少组控制量.选择合适的预测时域和控制时域使得控制器能够更好地预测系统未来输出,并根据当前误差及时修正系统输入信号.图2显示了控制参数分别为 $N_p = 15, N_c = 2$ 和 $N_p = 10, N_c = 2$ 时无人矿车对直线路径的跟踪结果,从图中可以看出修正后的跟踪效果修正了原控制参数的超调现象.



(a) 直线轨迹跟踪效果($N_p=15, N_c=2$)



(b) 控制参数修改后控制效果($N_p=10, N_c=2$)

图2 控制参数对效果的影响

由上述可知,相同路面附着条件下不同的控制参数会产生不同的控制效果.因此,本文通过确定不同

路面条件,分别采用最优控制参数的无人矿车转向控制器的设计,使得设计的控制器通过道路情况选择不同的仿真参数以提高路径跟踪精度和稳定性.露天矿区现场条件恶劣,路面多为土质路面加少量硬化路面,土质路面积水后路面摩擦力条件变化较大,因此本文将路面摩擦系数作为主要考虑条件.路面特征可由车载传感器获取,本文采用郭孔辉院士提出的路面摩擦系数的估计方法,得出不同路况条件下的路面摩擦系数和滑移率^[4],如表1所示.

表1 不同路况下的滑移率

路况	路面附着系数	滑移率
干燥路面	0.8	$0 \leq s < 0.4$
湿滑路面	0.6	$0.4 \leq s < 0.8$
冰雪路面	0.4	$0.8 \leq s < 1$

车速对跟踪效果影响较大,路径跟踪精度和稳定性会随着车速的提高而逐渐增大,因此可将矿车车速作为控制器参数选择的判据之一.由于在低速条件下路面附着系数对车辆控制影响不大,所以当车辆行驶速度低于20 km/h时控制参数不变;当车辆行驶速度达到60 km/h时,可针对不同的路面附着条件设计不同的控制参数,具体流程如图3所示.

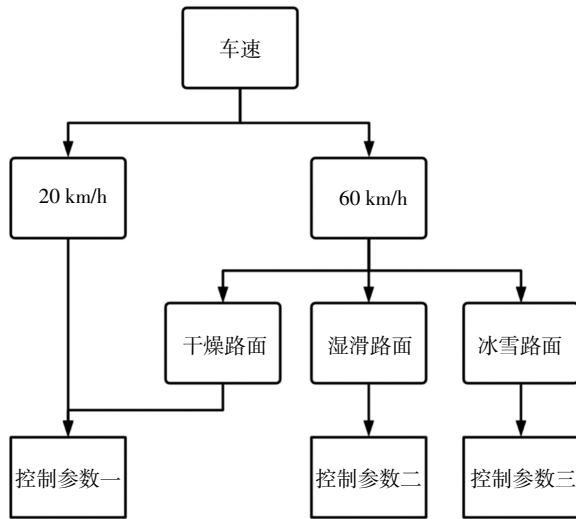


图3 无人矿车轨迹跟踪流程

无人矿车上的车载传感器可以直接获得行驶路线的特征和矿车的行驶速度.在下一阶段的仿真验证时,本文将进一步确定不同路面附着系数条件下的最优控制参数,使得控制器可以依据路况的不同选择最优的仿真参数.

4 仿真分析

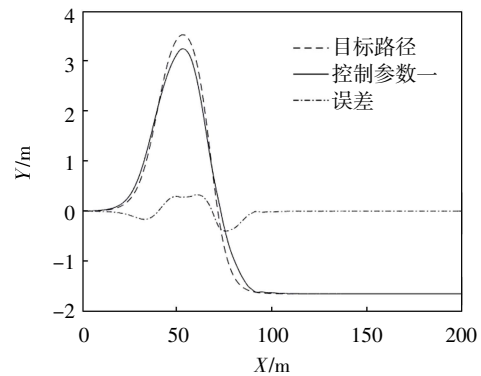
为了验证上文提出的控制策略的有效性,使用

trucksim/simulink 联合构建仿真模型,在双移线工况下进行跟踪控制^[5],分析确定不同路面附着条件下的最优控制参数,矿车参数如表2所示.

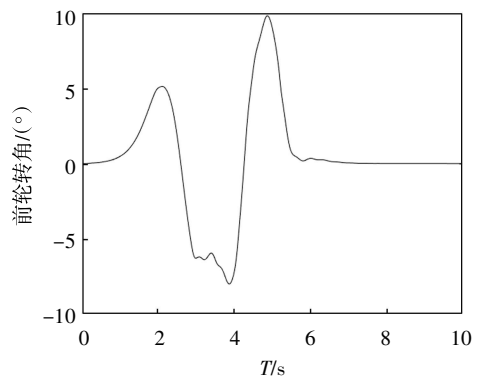
表2 矿车模型参数设置

参数名称	单位	参数取值
矿车质量 m	kg	5 700
矿车轴距 l	mm	3 750
矿车质心到前轴距离 a	mm	1 715
矿车质心到后轴距离 b	mm	2 035
矿车质心高度 H	mm	1 260
矿车绕Z轴转动惯量 I_z	$\text{kg} \cdot \text{m}^2$	13 810

已有相关研究已经证明控制器在低速条件下有很好的路径跟踪效果^[6],当 $N_p = 20, N_c = 5$ 时,车速在60 km/h,选取新建沥青路面进行双移线路径跟踪时,有较好的稳定和跟踪精度,如图4所示.



(a) 轨迹跟踪误差

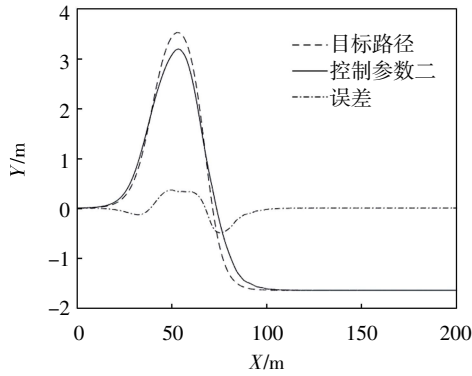


(b) 前轮转角示意

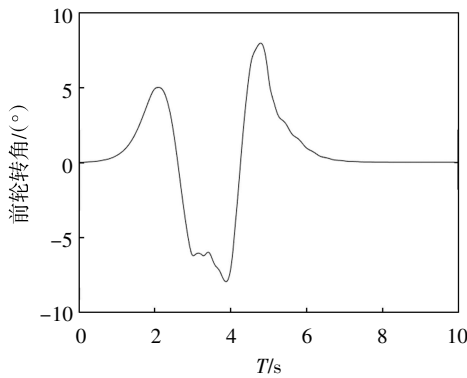
图4 控制参数一的控制效果

但是该组控制参数在较高滑移率下的跟踪效果并不理想,当在湿滑路面行驶时,即路面附着系数变为0.6,矿车在转弯时出现了转向过度,这对轨迹跟踪精度和稳定性有较大影响,需要对控制参数进行调整.调整后的控制参数为 $N_p = 10, N_c = 2$,本文将该组控制

参数记为控制参数二.使用该组仿真参数控制(见图5),矿车以60 km/h的车速跟踪双移线轨迹,由图5a可以看出,跟踪的最大误差为0.5 m,前轮转角的变化也比较稳定,达到了较好的跟踪效果.



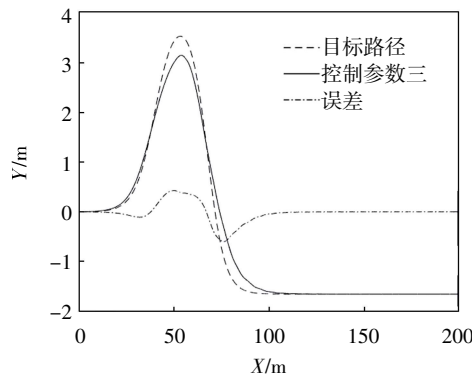
(a) 轨迹跟踪误差



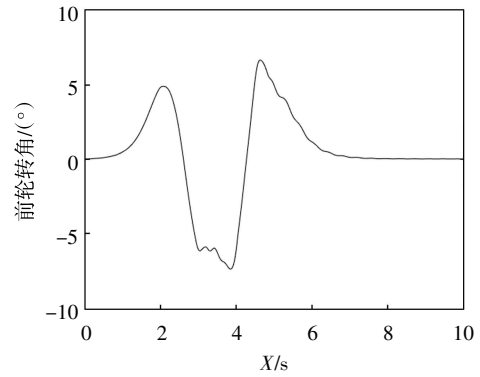
(b) 前轮转角示意

图5 控制参数二的控制效果

当路面变为冰雪路面时,即路面附着系数为0.4时,控制参数改为 $N_p = 8, N_c = 2$,设为控制参数三,跟踪效果如图6所示.在该控制参数下跟踪的最大误差和前轮转角的变化都在合理范围之内,达到了较好的跟踪精度和行驶稳定性.



(a) 轨迹跟踪误差



(b) 前轮转角示意

图6 控制参数三的控制效果

当无人矿车行驶的路况条件变差,转弯时地面不能为无人矿车提供足够的侧向力,矿车的横摆角出现了较大偏差,但控制器能够及时修正偏差,使偏差收敛为零,如图7所示.

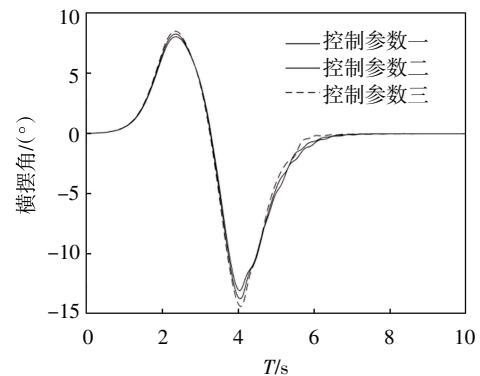


图7 车辆横摆角

5 结论

针对智能矿山无人矿车的路径跟踪问题,提出了一种变参数的无人矿车路径跟踪方法,该方法在MPC的基础上通过车载传感器获得路面条件,并改变了控制参数从而提高了无人矿车路径跟踪的稳定性和跟踪精度.通过在Trucksim和Matlab/Simulink平台上进行了联合仿真,对所设计的无人矿车路径跟踪控制器进行了仿真实验.仿真结果表明,本文所设计的控制器在不同附着条件的路面上都能很好的跟踪期望轨迹,附着条件良好时车辆的跟踪误差能够进一步缩小,同时可以保持一定的跟踪精度.

本次仿真结果对后续的实车试验有一定的指导作用,虽然本文对路面附着系数进行了相关约束,但

在实际情况下,无人矿车所处环境的复杂程度远远高于仿真环境,下一步将进行实车试验对本文提出的控制算法进行验证。

参考文献:

- [1] 陈慧岩,陈舒平,龚建伟. 智能汽车横向控制方法研究综述[J]. 兵工学报,2017,38(6):1203-1214.
- [2] 刘勇,马鹏飞,薛国庆,等. 人机交互技术在智能矿山设备中的应用[J]. 工矿自动化,2021,47(S1):45-47.
- [3] 梁栋. 智慧矿山运输设备大数据关键问题研究[J]. 工矿自动化,2021,47(S2):65-67.
- [4] 李寿涛,魏玉博,李秋媛,等. 考虑车辆侧偏刚度变化的MPC稳定性控制方法[J]. 东北大学学报(自然科学版),2023,44(2):162-167.
- [5] HWANG C L, YANG C C, HUNG J Y. Path tracking of an autonomous ground vehicle with different payloads by hierarchical improved fuzzy dynamic sliding-mode control[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2017, 26(2): 899-914.
- [6] NIEVA E. Automatic lateral control for unmanned vehicles via genetic algorithms[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 1303-1309.
- [7] RAFAILA R C, LIVINT G. Nonlinear model predictive control of autonomous vehicle steering[C]//Control and Computing (ICSTCC). Cheile Gradistei: IEEE, 2015:466-471.
- [8] 范贤波,彭育辉,钟聪. 基于自适应 MPC 的自动驾驶汽车轨迹跟踪控制[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2021, 49(4): 500-507.
- [9] 梁忠超,张欢,赵晶,等. 基于自适应 MPC 的无人驾驶车辆轨迹跟踪控制[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2020, 41(6): 835-840.
- [10] 王银,张灏琦,孙前来,等. 基于自适应 MPC 算法的轨迹跟踪控制研究[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(14): 251-258.
- [11] 石贞洪,江洪,于文浩,等. 适用于路径跟踪控制的自适应 MPC 算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(21): 266-271.
- [12] 王超. 汽车轮胎/路面摩擦系数的估计方法研究[D]. 吉林: 吉林大学, 2008.
- [13] 王康,李琼琼,王子洋,等. 考虑侧倾的无人车 NMPC 轨迹跟踪控制[J]. 控制与决策, 2022, 37(10): 2535-2542.
- [14] 庞辉,刘楠,刘敏豪,等. 基于线性时变模型预测控制的自主车辆轨迹跟踪控制器设计与验证[J]. 机械工程学报, 2022, 58(24): 264-274.
- [15] PEREIRA G C. Adaptive reference aware MPC for lateral control of autonomous vehicles[J]. Control Engineering Practice, 2023, 132: 105403-105419.
- [16] 王艺,蔡英凤,陈龙,等. 基于模型预测控制的智能网联汽车路径跟踪控制器设计[J]. 机械工程学报, 2019, 55(8): 136-144.