·复杂场景中智能驾驶路径规划技术专题·

融合分层规划与动态重规划的城市道路自动驾驶车辆轨迹规划研究

郑鹏程[1] 秦萍[2] 刘飞[1] 郭帅君[1] 高晨菲[1]

（1.上海工程技术大学，上海 201620；2.重庆市万州职业教育中心，重庆 404100）

【摘要】针对城市道路环境中，轨迹规划与跟踪控制难以实时应对动态障碍物，且复杂交通环境中模型的鲁棒性不足问题，提出一种融合分层规划与动态重规划的轨迹优化方法。利用快速线性规划生成粗解路径，结合改进的人工势场法与数值优化进行路径精细化；通过设计轨迹重规划模块，实时预测动态障碍物趋势并调整路径；横向控制采用基于Frenet坐标系的模型预测控制（MPC），纵向控制使用双PID控制器。仿真结果表明：提出方法在静态障碍物直道避障场景中，45 m处提前完成避障决策；在超车场景下，速度波动约为5 km/h，优于GD-APF和D-RRT方法，其横向加速度主要保持在-1~1 m/s²，最大横向跟踪误差为0.84 m，纵向速度误差控制在1 m/s内，在路径平滑性、动态避障能力和轨迹跟踪精度方面具有较好的综合性能。

主题词：自动驾驶 分层规划 轨迹重规划 轨迹优化 跟踪控制

中图分类号：U463.6 **文献标志码：**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250132

Research on Urban Road Autonomous Vehicle Trajectory Planning Integrating Hierarchical Planning and Dynamic Replanning

Zheng Pengcheng[1], Qin Ping[2], Liu Fei[1], Guo Shuaijun[1], Gao Chenfei[1]

（1. Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620; 2. Wanzhou Vocational Education Center of Chongqing, Chongqing 404100）

【Abstract】 Aming at the challenges that trajectory planning and tracking control of autonomous vehicles struggle to respond to dynamic obstacles in real-time under urban road conditions and the insufficient robustness of complex traffic environments, this paper proposes a trajectory optimization method that integrates hierarchical planning and dynamic replanning. It first generates a coarse path using fast linear programming, then refines the path using an improved artificial potential field method and numerical optimization. A trajectory replanning module is designed to predict dynamic obstacle trends and adjust the path in real-time. Lateral control uses Model Predictive Control (MPC) based on the Frenet coordinate system, and longitudinal control uses a dual PID controller. Simulation results show that, in the straight-road static obstacle avoidance scenario, the proposed method starts obstacle avoidance approximately 45 m before reaching the obstacle. In the overtaking scenario, its speed fluctuation is about 5 km/h, lower than 17.5 km/h for GD-APF and 11 km/h for D-RRT. The lateral acceleration is mainly maintained within −1 to 1 m/s². Moreover, the maximum lateral tracking error is 0.84 m, and the longitudinal speed error is controlled within 1 m/s. These results indicate that the proposed method achieves good comprehensive performance in path smoothness, dynamic obstacle avoidance, and trajectory tracking accuracy.

Key words: Autonomous driving, Hierarchical planning, Trajectory replanning, Trajectory optimization, Tracking control

【引用格式】 郑鹏程, 秦萍, 刘飞, 等. 融合分层规划与动态重规划的城市道路自动驾驶车辆轨迹规划研究[J]. 汽车技术, 2026(6): 1-10.

ZHENG P C, QIN P, LIU F, et al. Research on Urban Road Autonomous Vehicle Trajectory Planning Integrating Hierarchical Planning and Dynamic Replanning[J]. Automobile Technology, 2026(6): 1-10.

1 前言

随着城市道路交通参与者类型和运动状态日益复杂，自动驾驶车辆需在有限计算时间内同时满足安全避障、通行效率、舒适性和可控性要求。近年研究表明，作为自动驾驶系统的核心环节，局部轨迹规划、碰撞风险估计和运动控制一体化已成为提升自动驾驶系统鲁棒性的关键方向[1-3]。

在路径规划方面，图搜索、采样规划、人工势场（Artificial Potential Field，APF）法和数值优化方法广泛应用。图搜索方法能够通过离散状态空间搜索获得可行路径，具有较强的可解释性，但在高维连续空间中计算量较大，且路径平滑性依赖后处理过程[3]。采样规划方法适用于复杂约束环境下的可行解搜索，但在狭窄通道或动态障碍物密集场景中易出现采样效率下降和路径波动问题[4-5]。人工势场法结构简单、实时性较好，能够通过引力势场和斥力势场快速生成避障方向，但传统APF在复杂道路边界和动态障碍物场景下容易出现局部极小、目标不可达和路径振荡等问题[6]。数值优化方法能够将车辆运动学约束、道路边界约束和舒适性约束统一到优化框架中，生成连续且可跟踪的轨迹，但对初值质量和求解时间较为敏感[7]。

在轨迹优化与跟踪控制方面，基于Frenet坐标系的路径-速度解耦方法可将二维轨迹规划问题分解为纵向运动规划和横向偏移规划，从而降低计算复杂度，便于引入道路边界和车辆运动约束[8]。S-T图速度规划能够在空间-时间平面内描述障碍物占用关系，适用于生成满足安全时距和速度约束的初始速度曲线；进一步结合二次规划或数值优化，可提高速度、加速度和加加速度曲线的连续性[9]。在控制层面，比例-积分-微分（Proportional-Integral-Derivative，PID）控制器结构简单，适用于纵向速度闭环控制；模型预测控制（Model Predictive Control，MPC）能够在预测时域内显式处理车辆模型、状态约束和控制输入约束，常用于横向轨迹跟踪和复杂工况下的稳定控制[10]。

因此，本文提出一种融合分层规划与动态重规划的城市道路自动驾驶车辆轨迹规划方法。建立Frenet坐标系、车辆模型、障碍物表示和碰撞检测模型，为轨迹规划提供数学基础；随后，构建“快速线性规划粗解-改进APF与数值优化精修-S-T图速度规划”的分层规划框架；设计基于纵向安全性、横向偏移和舒适性约束的动态重规划触发机制；最后，采用基于Frenet坐标系的MPC横向控制器和双PID纵向控制器，通过静态避障、动态超车、轨迹重规划和双移线跟踪仿真验证方法的有效性。

2 城市道路下的轨迹规划建模

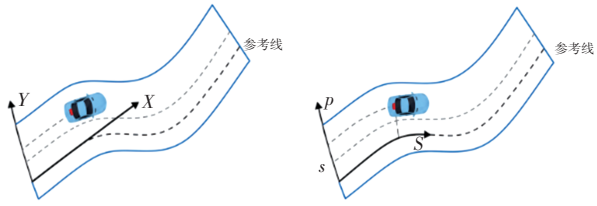
2.1 数学模型

在复杂城市交通环境中，自动驾驶车辆需避让障碍物并完成超车。本文结合Frenet坐标系、车辆模型与障碍物表示，提出一种简化的数学模型，解决非线性与时变性问题，从而支持轨迹规划与跟踪控制。

基于参考曲线的Frenet坐标系可有效简化路径规划，适合用于轨迹跟踪任务，如图1所示。忽略曲线高度信息，简化后的Frenet公式为：

$$\begin{cases}\dfrac{\mathrm{d}\boldsymbol{T}}{\mathrm{d}s}=k\boldsymbol{N}\\[2ex]\dfrac{\mathrm{d}\boldsymbol{N}}{\mathrm{d}s}=-k\boldsymbol{T}\end{cases}\tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{T}$、$\boldsymbol{N}$分别为曲线上某点的单位切向量和主法向量，k为曲率，s为纵向弧长。



（a）Frenet坐标系　　（b）笛卡尔坐标系

图1　坐标系表示

车辆定位、感知与仿真平台输出常在笛卡尔坐标系下表示位置、速度和航向角等状态量。笛卡尔坐标系与Frenet坐标系转换方式如图2所示，相关方程为：

$$\begin{cases}s=s_\gamma,\quad \dot{s}=\dfrac{v_x\cos(\theta_x-\theta_y)}{1-k_\gamma d}\\[2ex]\ddot{s}=\dfrac{a_x\cos(\theta_x-\theta_y)-\dot{s}^2\left[d'\left(\dfrac{1-k_y d}{\cos(\theta_x-\theta_y)}\right)k_x-(k_y d+k_y d')\right]}{1-k_y d}\\[2ex]d=\mathrm{sign}((y_x-y_\mathrm{r})\cos\theta_\mathrm{r}-\\\quad(x_x-x_\mathrm{r})\sin\theta_\mathrm{r})\sqrt{(x_x-x_\mathrm{r})^2+(y_x-y_\mathrm{r})^2}\\[2ex]d''=(1-k_\mathrm{r}d)\tan(\theta_x-\theta_\gamma)\\[2ex]d''=-(k'_\gamma d+k_\gamma d')\tan(\theta_x-\theta_\gamma)+\\\quad\dfrac{1-k_\gamma d}{\cos^2(\theta_x-\theta_\gamma)}\left(\dfrac{1-k_\gamma d}{\cos(\theta_x-\theta_\gamma)}k_x-k_\gamma\right)\\[2ex]\dot{d}=v_x\sin(\theta_x-\theta_\gamma)\end{cases}\tag{2}$$

式中：x_x、y_x、θ_x、v_x、a_x和k_x分别为车辆在笛卡尔坐标系下的位置坐标、航向角、速度、加速度和曲率，x_r、y_r、θ_r和k_r分别为参考路径投影点的位置坐标、航向角和曲率，d'和d''分别为Frenet坐标系下横向偏移d对纵向弧长s的一阶导数和二阶导数，sign()用于判断车辆位于参考路径左侧或右侧。

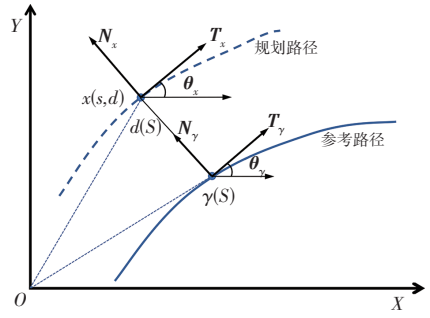


图2　笛卡尔坐标系与Frenet坐标系转换关系

2.2　车辆模型

轨迹规划需要约束车辆行为，车辆模型主要分为运动学模型和动力学模型，用于轨迹跟踪控制。其中，采用自行车模型简化车辆的纵向和横向运动，如图3所示。

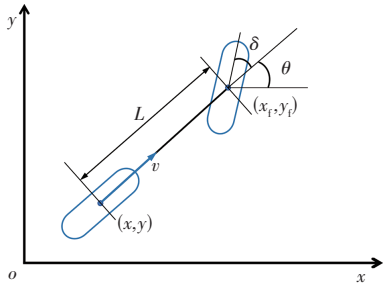


图3　车辆运动学模型

全局坐标系下的运动学模型为：

$$\begin{bmatrix}\dot{x}\\ \dot{y}\\ \dot{\theta}\\ \dot{\delta}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\cos(\theta)\\ \sin(\theta)\\ \dfrac{\tan(\delta)}{L}\\ 0\end{bmatrix}a+\begin{bmatrix}0\\0\\0\\1\end{bmatrix}\dot{\delta}\tag{3}$$

式中：a为纵向加速度，$\dot{\delta}$为前轮转角速率，L为车辆轴距。

针对轨迹跟踪控制，建立简化的横向动力学模型，如图4所示。在较小的侧偏角下，假设线性轮胎模型可将车辆横向运动、横摆运动和轮胎侧偏特性表示为三自由度车辆动力学方程：

$$\begin{cases}\dot{Y}=v_x\sin\varphi+v_y\cos\varphi\\ \dot{X}=v_x\cos\varphi-v_y\sin\varphi\end{cases}\tag{4}$$

其中，$\alpha_r=v_y\dot{\varphi}+\dfrac{s_fC_{x,f}+s_rC_{x,r}}{m}-\dfrac{C_{a,f}\left(\dfrac{v_y+L_f\dot{\varphi}}{v_x}-\delta\right)}{m}\delta$，

$$v_y=-v_x\dot{\varphi}+\frac{C_{a,f}\left(\dfrac{v_y+L_f\dot{\varphi}}{v_x}-\delta\right)}{m}+\frac{C_{a,f}\left(\dfrac{v_y-L_r\dot{\varphi}}{v_x}\right)}{m},$$

$$\ddot{\varphi}=\frac{\left(L_fC_{a,f}\left(\dfrac{v_y+L_f\dot{\varphi}}{v_x}-\delta\right)-L_rC_{a,f}\left(\dfrac{v_y-L_r\dot{\varphi}}{v_x}\right)\right)}{I_z}。$$

式中：X、Y为全局坐标系下车辆的纵向和横向位置，v_x、v_y分别为车辆纵向和横向速度，δ为前轮转角，φ为车辆横摆角，m为整车质量，I_z为横摆转动惯量，L_f、L_r分别为质心到前轴和后轴的距离，s_f、s_r分别为前、后轮的纵向滑移率，$C_{x,f}$、$C_{x,r}$分别为前、后轮的纵向刚度，$C_{a,f}$、$C_{a,r}$分别为前、后轮侧偏刚度，α_f、α_r分别为前、后轮侧偏角。

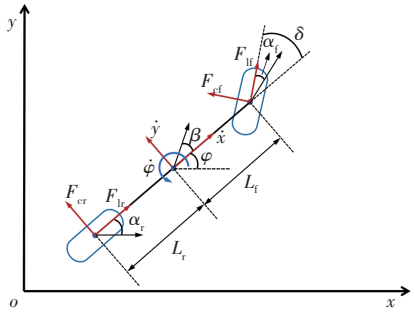


图4　车辆动力学模型

2.3　轨迹规划模型

在轨迹规划中，利用包围球表示常见障碍物车辆轮廓，狭窄道路采用方向包围盒（Oriented Bounding Box，OBB），如图5所示[11]。



图5　包围盒形状示意

假设自车与障碍物车辆尺寸一致，分别以前、后两个包络圆覆盖车辆主要占用区域，如图6所示。碰撞检测时，当任意两个包络圆的距离大于两圆半径与安全距离之和时，认为两车不存在碰撞风险，其安全约束为：

$$\begin{cases}d_{e,f}d^i_{obs,f}>r_e+r_{obs}+d_{safe}\\ d_{e,f}d^i_{obs,r}>r_e+r_{obs}+d_{safe}\\ d_{e,r}d^i_{obs,f}>r_e+r_{obs}+d_{safe}\\ d_{e,r}d^i_{obs,r}>r_e+r_{obs}+d_{safe}\end{cases}\tag{5}$$

式中：$d_{e,f}$、$d_{e,r}$分别为自车包络圆前、后圆心，$d^i_{obs,f}$、$d^i_{obs,r}$分别为第i个障碍物车辆包络圆的前、后圆心，r_e、r_{obs}分别为自车和障碍物车辆包络圆半径，d_{safe}为安全距离。

因此，本文采用5次多项式描述候选轨迹曲线，以保证轨迹的位置、速度和加速度连续性，并降低轨迹生成过程的计算复杂度，通过碰撞安全约束筛选符合最小安全距离的候选轨迹点。

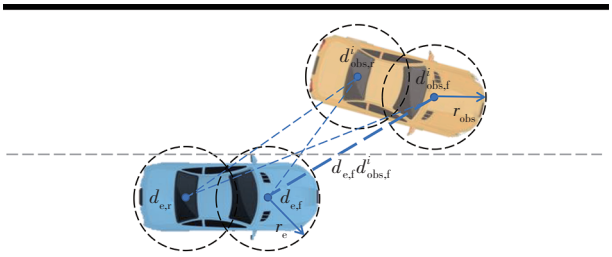


图6　碰撞检测方法示意

3　基于重规划与分层规划的轨迹规划算法

本文分层规划框架中，先使用快速线性规划获得粗解路径，再融合改进的人工势场法与数值优化精确优化路径。速度规划通过空间-时间（S-T）与数值优化方法实现，通过轨迹重规划模块调整轨迹。

3.1　改进人工势场法

改进人工势场法通过量化道路和障碍物的危险程度，帮助路径规划系统评估安全性[12]，主要构建道路势场和障碍物势场。其中，道路势场的势能从大到小依次为道路边界势能、车道线势能、超车道势能和主车道势能。道路势场的复合函数为：

$$\begin{cases} U_{\mathrm{B}} = B(y)\left[\dfrac{1}{2}\cos\left(\dfrac{2\pi(y-0.5W)}{W}\right)+0.5\right], & A(y)>0 \\ U_{\mathrm{P}} = \dfrac{1}{2}\cos\left(\dfrac{2\pi(y-0.5W)}{W}\right)+0.5, & y_{\min}\leqslant y<\dfrac{1}{2}W \\ U_{\mathrm{center}} = \dfrac{1}{2}\cos\left(\dfrac{2\pi(y-0.5W)}{W}\right)+0.5+ \\ \qquad \dfrac{1}{2}\sin\left(\dfrac{\pi(y-0.5W)}{W}\right), & \dfrac{1}{2}W\leqslant y\leqslant y_{\max} \end{cases} \tag{6}$$

式中：U_{B}、U_{P}分别为道路边界势能和超车道势能，U_{center}为主车道势能，W为单车道宽度，$y_{\min}$、$y_{\max}$为道路可行驶区域的横向边界，$A(y)$为车道区域判别函数，$B(y)$为道路边界势场函数。

障碍物势场表示静态和动态障碍物对路径的影响，静态障碍物通过长方形、圆形和椭圆形势场表示（见图7），其中，椭圆形势场可兼顾车辆纵、横向尺寸差异，适用于城市道路车辆避障场景。

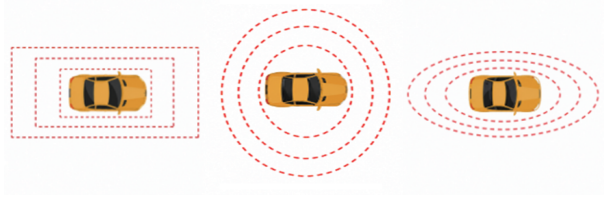


图7　障碍物势场

动态障碍物通过三次李氏卵圆方程模型动态调整势场的形状，可根据自车与障碍物的相对位置、速度灵活调整路径规划。基于自车与障碍物的相对位置，Frenet坐标系下各势场为：

$$\begin{cases} U_{\mathrm{road}} = \begin{cases} B(l)\left[\dfrac{1}{2}\cos\left(\dfrac{2\pi(l-0.5W)}{W}\right)+0.5\right], & A(l)>0 \\ C(l), & A(l)=0 \end{cases} \\ U_{\mathrm{s,obs}} = \begin{cases} \mathrm{e}^{-\left(\frac{s^2}{a^2}+\frac{l^2}{b^2}\right)}\sqrt{\dfrac{s^2}{a^2}+\dfrac{l^2}{b^2}}\,D(s)D(l), & S(s,l)\leqslant 2a \\ 0, & S(s,l)>2a \end{cases} \\ U_{\mathrm{s,obs}} = \begin{cases} \mathrm{e}^{-\left(\frac{s^2}{b^2}+\frac{l^2}{c^2}\right)w}\sqrt{\dfrac{s^2}{b^2}+\dfrac{l^2}{c^2}}\,D(s)D(l), & S_1(s,l)\leqslant 2b \\ 0, & S_1(s,l)>2b \end{cases} \end{cases} \tag{7}$$

式中：a、b分别为卵圆左、右半椭圆的长半轴，c为左右半椭圆相同的短半轴，W为车道宽度，w为动态障碍物势场权重系数，(s,l)为位置坐标，U_{road}、$U_{\mathrm{s,obs}}$、$U_{\mathrm{d,obs}}$分别为道路势能、静态障碍物势能和动态障碍物势能。

Frenet坐标系下总势场如图8所示，道路边界区域具有较高势能，可用于约束车辆保持在可行驶区域内；障碍物附近势能明显升高，引导规划轨迹远离潜在碰撞区域；车道中心区域势能相对较低，有利于生成平滑、安全的行驶路径。

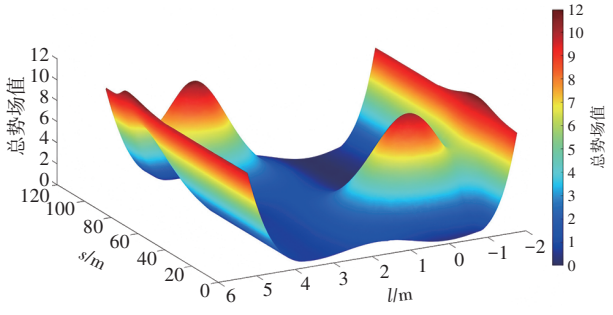


图8　Frenet坐标系下总势场

3.2　路径规划

3.2.1　快速线性规划

通过质点模型近似车辆模型，使用大M法避碰约束线性化，将非线性优化问题转化为线性问题，获得路径粗解。其中，车辆的占用空间用圆形表示，横向占用空间半径根据航向角调整。在快速线性规划阶段，采用质点模型近似车辆占用区域，根据障碍物的纵向和横向边界构建避碰约束，如图9所示。障碍物区域为不可通行区域，规划点需位于其纵向或横向安全范围之外。

避碰约束为：

$$\begin{cases} \left(s_i < s_{i,\min}^k\right) \vee \left(s_i > s_{i,\max}^k\right) \\ \vee\left(s_{i,\min}^k \leqslant s_i \leqslant s_{i,\max}^k \wedge d_i < d_{i,\min}^k\right) \\ \vee\left(s_{i,\min}^k \leqslant s_i \leqslant s_{i,\max}^k \wedge d_i > d_{i,\max}^k\right) \end{cases} \tag{8}$$

式中：$s_{i,\min}^k$、$s_{i,\max}^k$、$d_{i,\min}^k$、$d_{i,\max}^k$分别为车辆检测到第k个障碍物在第i个规划点处安全距离的最小、最大纵向边界和横向边界。

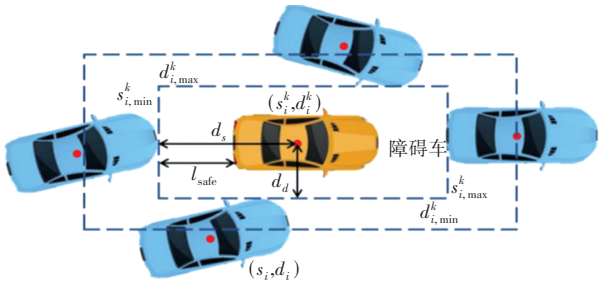


图9　线性规划避碰约束示意

由于式(8)包含逻辑或关系，难以直接用于线性规划求解，故引入大M法和辅助变量对避碰条件进行等价线性化处理，得到线性化碰撞约束：

$$\begin{cases} d_{i,\min}^k + M\sigma_i^k > d_i \\ d_i^k = \max(s_{i,\min}^k - s_i,0) + \max(s_i - s_{i,\max}^k,0) + \\ \qquad \max(d_i - d_{i,\max}^k,0) \end{cases} \tag{9}$$

式中：M为放松未激活约束的正数，σ_i^k、d_i^k分别为第i个规划点与第k个障碍物间的辅助变量和安全裕度。

当规划点位于障碍物安全区域外时，对应约束被满足；否则，判定该规划点存在潜在碰撞风险。

通过质点运动学模型和约束线性化路径求解中的运动学方程与道路约束，构建多目标代价函数，得到路径粗解，如图10所示。快速线性规划能够避开障碍物，但粗解路径存在跟踪困难，需要进一步优化。

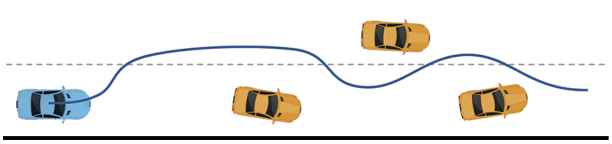


图10　快速线性规划结果

3.2.2　精确路径优化

基于粗解路径，结合改进的人工势场法动态调整障碍物势场，使用数值优化方法求解最终路径[13]。车辆状态递推关系可表示为：

$$\boldsymbol{z}_{i+1} = \boldsymbol{A}_i\boldsymbol{z}_i + \boldsymbol{B}_i\boldsymbol{u}_i + \boldsymbol{C}_i,\ \ i \in [1,N-1] \tag{10}$$

其中，$\boldsymbol{A}_i = \begin{bmatrix} 1 & \Delta s & 0 \\ -k_{ij}^2\Delta s & 1 & \dfrac{\Delta s \cdot \sec^2\delta_{ij}}{L} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$，$\boldsymbol{B}_i = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \Delta s \end{bmatrix}$，$\boldsymbol{C}_i = \begin{bmatrix} 0 \\ -\dfrac{\Delta s\delta_{ij}\sec^2\delta_{ij}}{L} \\ 0 \end{bmatrix}$。

式中：$\boldsymbol{z}_i$为第i个路径离散点处的状态向量，$\boldsymbol{u}_i$为控制输入或曲率相关控制量，$\boldsymbol{A}_i$、$\boldsymbol{B}_i$和$\boldsymbol{C}_i$分别为离散化后的状态转移矩阵、输入矩阵和常数项，Δs为相邻路径离散点间的纵向弧长间隔，k_{ij}为参考路径在对应点处的曲率，δ_{ij}为车辆前轮转角，N为路径离散点总量。

为提高碰撞约束的计算效率，基于参考线构建可通行走廊，约束各包络圆心在安全区域运动(见图11)，保证车辆整体轮廓不侵入障碍物安全区域：

$$\begin{cases} b_{\text{low},i}^1 + d_{\text{safe}} \leqslant c \leqslant b_{\text{up},i}^1 - d_{\text{safe}} \\ b_{\text{low},i}^3 + d_{\text{safe}} \leqslant d_{\text{veh},i}^3 \leqslant b_{\text{up},i}^3 - d_{\text{safe}} \end{cases} \tag{11}$$

式中：$b_{\text{up},i}^k$、$b_{\text{low},i}^k$分别为第i个参考点、第k个索引圆处的上、下界，$d_{\text{veh},i}^k$为第i个参考点处第k个车辆包络圆心的横向偏移。

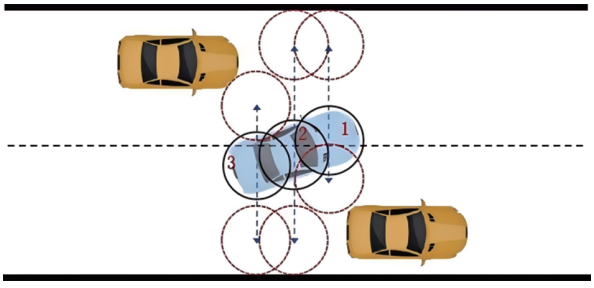


图11　障碍物约束

利用代价函数兼顾规划路径的平滑性、安全性与舒适性，以减少曲率突变和横向位移。其中，平滑性通过限制轨迹曲率变化实现，路径需具备一阶与二阶导数的连续性，避免几何突变；曲率k的平稳过渡可显著提高方向控制的平顺性。

车辆的舒适性主要受加速度变化率影响，根据SAE J2944标准[14]，设置约束$|j| = |\mathrm{d}a/\mathrm{d}t|$，$|j| \leqslant j_{\max}$，其中，$j_{\max} \in (1\ \text{m/s}^3, 1.5\ \text{m/s}^3)$。因此，舒适性代价函数为$J_{\text{jerk}} = \sum_{k=1}^{N}(j_k)^2$，为抑制车辆横向晃动，引入横向加速度约束$|a_y| \leqslant 2.5\ \text{m/s}^2$。

因此，精确路径优化的总目标函数及约束条件为：

$$\min J(\boldsymbol{z}_{0:N},\boldsymbol{u}_{0:N}) = J_{\text{rough}} + J_{\text{u}} + J_{\text{jerk}}$$

$$\text{s.t.}\begin{cases} \forall i \in \{1,\cdots,N\} \\ \boldsymbol{z}_{i+1} = \boldsymbol{A}_i\boldsymbol{z}_i + \boldsymbol{B}_i\boldsymbol{u}_i + \boldsymbol{C}_i \\ b_{\text{low},i}^1 + d_{\text{safe}} \leqslant d_{\text{veh},i}^1 \leqslant b_{\text{up},i}^1 - d_{\text{safe}} \\ b_{\text{low},i}^3 + d_{\text{safe}} \leqslant d_{\text{veh},i}^3 \leqslant b_{\text{up},i}^3 - d_{\text{safe}} \\ d'_{\min} \leqslant d' < d'_{\max} \\ d''_{\min} \leqslant d'' < d''_{\max} \end{cases} \tag{12}$$

式中：J_{rough}为粗解路径偏差代价，J_{u}为控制输入代价，

J_{jerk}为加加速度代价，$d^k_{\text{veh},i}$为第k个车辆包络圆心的横向偏移量。

3.3 速度规划

基于S-T图对速度进行粗规划，利用二次规划优化速度曲线，使其平滑且可跟踪。则代价函数为：

$$\begin{cases} J_{\text{total}}(n_{ij}) = J_{\text{obs}}(n_{ij}) + J_{\text{fast}}(n_{ij}) + J_v(n_{i-1j}n_{ij}) + \\ \qquad J_{\text{a}}(n_{i-1j}n_{ij}) + J_{\text{jerk}}(n_{i-1j}n_{ij}) \\ J_{\text{obs}}(n_{ij}) = w_{\text{obs}}(d_{ij} - d_d) \\ J_{\text{fast}}(n_{ij}) = w_{\text{f}}(s_k - s_i) \\ J_v(n_{i-1j}n_{ij}) = w_v(v_{ij} - \text{v}_{\text{ref}})^2 \\ J_a(n_{i-1j}n_{ij}) = w_a a_{ij}^2 \\ J_{\text{jerk}}(n_{i-1j}n_{ij}) = w_{\text{jerk}} j_{ij}^2 \end{cases} \tag{13}$$

式中：J_{obs}、J_{fast}、J_{jerk}、J_v分别为障碍物、快速性、舒适性代价和速度代价，d_{ij}为节点与障碍物的最近距离，d_d为车辆进行速度规划时与离障碍物的安全距离，w_{obs}、w_{f}、w_v、w_a、w_{jerk}为各代价项的权重系数。

由于粗规划结果的曲线过于曲折（见图12），无法直接用于跟踪。为此，增加横向加速度限制，以确保车辆稳定性和舒适性，同时，遵循道路摩擦力和速度限制，确保速度在合理范围内。故总代价函数为：

$$J_{\text{toal}} = J_{\text{ref}} + J_a + J_{\text{jerk}} + J_w = w_{\text{ref}} \sum_{i=1}^{N} (s_i - s_{i,\text{ref}})^2 + w_a \sum_{i=1}^{N} a_i^2 + w_{\text{jerk}} \sum_{i=1}^{N-1} \left(\frac{a_{i,1} - a_i}{\Delta t} \right)^2 + w_w \sum_{i=1}^{N} \left(v_i k(s_{i,\text{ref}}) \right)^2$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} 0 < v_i \leqslant v_{i,\max} \\ a_{i,\min} < a_i \leqslant a_{i,\max} \\ v_{i+1} = v_i + a_i(t_{i+1} - t_i) \\ s_{i+1} = s_i + v_i(t_{i+1} - t_i) + 0.5a_i(t_{i+1} - t_i)^2 \\ s_{i,\min} + l_{\text{cofe}} \leqslant s_i \leqslant s_{i,\max} - l_{\text{cofe}} \\ s_i \leqslant s_k \end{cases} \tag{14}$$

式中：$s_{i,\min}$、$s_{i,\max}$分别为s_i的上、下界，J_{ref}、J_a、J_{jerk}、J_w分别为参考速度代价、加速度代价、加加速度代价和横摆角速度代价，l_{cofe}为安全缓冲距离。

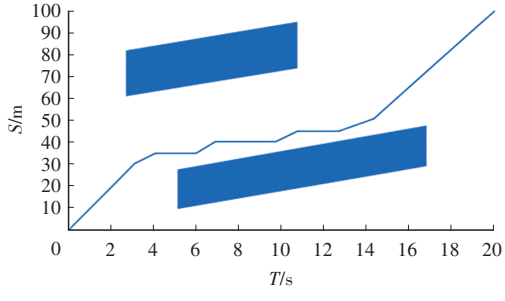


图12 动态规划搜索结果

至此，速度规划完成，结合离散的速度信息与路径离散点，从而完成轨迹规划，确保较高的实时性与准确性。

3.4 轨迹重规划方法

轨迹优化模块的输入包括基于Frenet坐标系建立的参考轨迹、当前车辆状态（位置、速度等）以及交通场景信息（障碍物、车道等）。在动态环境中，重规划机制通过实时监测障碍物的运动趋势，预测未来的碰撞风险。通过纵向安全性、横向偏移与舒适性评估，决定是否触发轨迹重规划[15]，如图13所示。

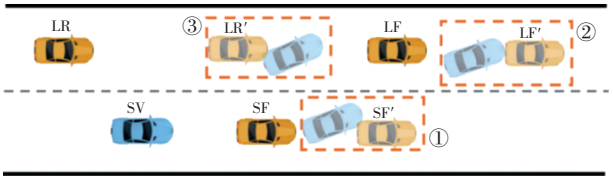


图13 基于纵向碰撞安全的重规划情况假设

基于纵向安全位置，分别在(t_α, t_c)和(t_c, t_{total})时段进行重规划。当自车在当前车道时，周围障碍物车辆的运动状态发生改变，此时的重规划条件为：

$$\begin{cases} s_{\text{SF}}^{t_k} - \frac{1}{2}\sqrt{L_{\text{SF}}^2 + W_{\text{SF}}^2} \leqslant s_{\text{SV}}^{t_k} + \frac{1}{2}\sqrt{L_{\text{SV}}^2 + W_{\text{SV}}^2} + l_{\text{safe}} \\ s_{\text{LF}}^{t_k} - \frac{1}{2}\sqrt{L_{\text{LF}}^2 + W_{\text{LF}}^2} \leqslant s_{\text{SV}}^{t_k} + \frac{1}{2}\sqrt{L_{\text{SV}}^2 + W_{\text{SV}}^2} + l_{\text{safe}}, \quad t_\alpha < t_\kappa < t_c \\ s_{\text{SV}}^{t_k} - \frac{1}{2}\sqrt{L_{\text{SV}}^2 + W_{\text{SV}}^2} \leqslant s_{\text{LR}}^{t_k} + \frac{1}{2}\sqrt{L_{\text{LR}}^2 + W_{\text{LR}}^2} + l_{\text{safe}} \end{cases} \tag{15}$$

式中：$s_{\text{SV}}^{t_k}$、$s_{\text{SF}}^{t_k}$分别为当前车道中自车、前车在t_k时刻的纵向位置，$s_{\text{SF}}^{t_k}$、$s_{\text{LR}}^{t_k}$分别为目标车道中前车、后车在t_k时刻的纵向位置，L为车辆长度，t_α、t_c、t_{total}分别为重规划起始时刻、换道完成时刻和规划终止时刻，l_{safe}为纵向安全距离。

当自车在超车道上，周围障碍物的运动状态改变时，车辆只面临来自障碍物LF的碰撞风险，此时触发重规划条件为：

$$\begin{cases} s_{\text{LF}}^{t_k} - \frac{1}{2}\sqrt{L_{\text{LF}}^2 + W_{\text{LF}}^2} \leqslant s_{\text{SV}}^{t_k} + \frac{1}{2}\sqrt{L_{\text{SV}}^2 + W_{\text{SV}}^2} + l_{\text{safe}} \\ t_c \leqslant t_k < t_{\text{total}} \end{cases} \tag{16}$$

式中：L_{LR}、W_{LR}分别为车辆LR的长度和宽度，$s_{\text{LF}}^{t_k}$为LF在t_k时刻的纵向位置。

基于横向偏移和舒适性的重规划为$v_{\text{e}}^2 k \leqslant \rho a_{\text{lat}}$，其中，$v_{\text{e}}$、$a_{\text{lat}}$分别为自车的速度和横向加速度，$k$、$\rho$分别为路径曲率和加速度因子。若上述公式不成立，则进行重规划。重规划算法结合快速路径生成和优化调整策略，在动态障碍物接近时生成安全轨迹，但仍需针对实际车辆控制策略进行优化，以保证路径跟踪的精准性。

4　跟踪控制器设计

轨迹跟踪控制器的输入包括轨迹优化模块提供的目标轨迹点（路径坐标、目标速度）以及车辆的实时状态信息。

4.1　横向控制器

横向控制采用基于Frenet坐标系的模型预测控制（MPC），结合硬软约束实现轨迹跟踪，通过Frenet坐标系解耦横向和纵向控制[16]。动力学模型离散化采用中点欧拉法 $Y = \Lambda z(t) + \Theta U + \tilde{C}\Phi$，确定控制增益后，目标函数为 $\overline{Y} = \overline{\Lambda}\,\eta(t) + \overline{\Theta}U + \tilde{C}\hat{\Phi}$，建立约束条件：

$$J(n(t),\Delta\boldsymbol{u}(t)) = \sum_{i=1}^{N_p}\overline{\boldsymbol{Y}}^{\mathrm{T}}(t+i)\boldsymbol{Q}\overline{\boldsymbol{Y}}(t+i) + \sum_{i=0}^{N_c-1}\Delta\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(t+i)\boldsymbol{R}\Delta\boldsymbol{u}(t+i)$$

$$\text{s.t.}\begin{cases} \text{质心侧偏角约束：} -2-12\mu \leqslant \beta \leqslant 2+12\mu \\ \text{前轮转向角约束：}\begin{cases} -28 \leqslant \delta \leqslant 28 \\ -0.3 \leqslant \Delta\delta \leqslant 0.3 \end{cases} \\ \text{轮胎侧偏角约束：}\begin{cases} -2.5 \leqslant \alpha_{\mathrm{f}} \leqslant 2.5 \\ -2.5 \leqslant \alpha_{\mathrm{r}} \leqslant 2.5 \end{cases} \\ a_{d,\min} \leqslant a_d \leqslant a_{d,\max} \end{cases} \tag{17}$$

式中：$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{R}$分别为状态量误差$\overline{\boldsymbol{Y}}$和控制量增量$\Delta\boldsymbol{u}$的权重矩阵。

整理后目标函数二次型的规范型为：

$$\begin{aligned} J &= \Delta\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}\left(\overline{\boldsymbol{\Theta}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}_{\mathrm{Q}}\overline{\boldsymbol{\Theta}} + \boldsymbol{R}_{\mathrm{R}}\right)\Delta\boldsymbol{u} + 2\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}_{\mathrm{Q}}\overline{\boldsymbol{\Theta}}\Delta\boldsymbol{u} \\ &= 2\left(\frac{1}{2}\Delta\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}\Delta\boldsymbol{u} + f\Delta\boldsymbol{u}\right) \end{aligned} \tag{18}$$

式中：$\overline{\boldsymbol{\Theta}}$为预测模型中控制增量的映射矩阵，$\boldsymbol{Q}_{\mathrm{Q}}$为预测输出误差权重矩阵，$\boldsymbol{R}_{\mathrm{R}}$为控制输入增量权重矩阵，$\boldsymbol{E}$为预测输出与参考输出间的误差项，$\boldsymbol{H}$为Hessian矩阵，$f$为二次规划目标函数的一次项系数。

通过二次规划求解器，得到控制时域内的相关参数解。

4.2　纵向控制器

纵向控制器采用双PID控制器，上位控制器计算期望加速度，下位控制器根据逆动力学模型执行控制。确保纵向速度平稳变化和高精度跟踪。

5　仿真试验与结果分析

5.1　仿真平台构建

通过硬件在环仿真平台构建复杂城市道路环境，模拟静态和动态障碍物场景，并测试算法的实时性和适用性，如图14所示。在Prescan中仿真场景设定：创建长度为1 000 m、车道宽度3.5 m的双向双车道道路，假设无坡度，路面摩擦因数为0.85，激光雷达感知范围为360°、75 m，障碍物与自车尺寸相同。

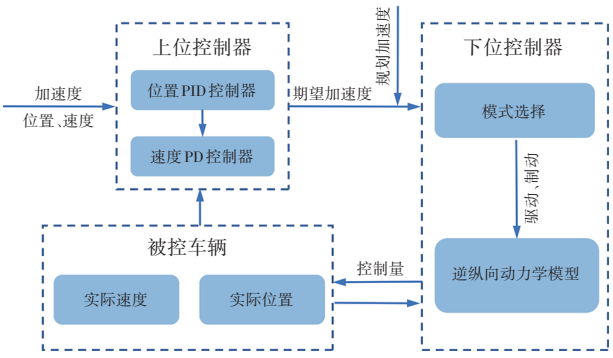
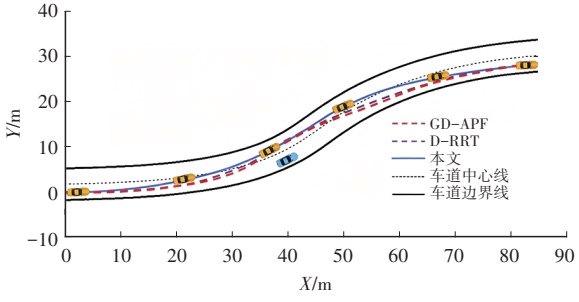


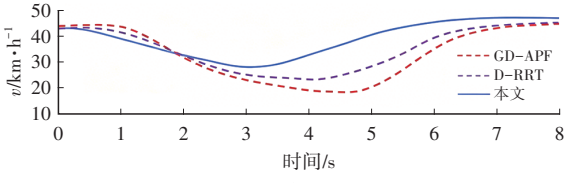
图14　纵向控制器整体框架

5.1.1　静态障碍物避障场景

分别在直道场景和弯道场景下，验证分层规划方法对静态障碍物的路径优化效果及计算效率，同时对比梯度下降人工势场（Gradient Descent Artificial Potential Field，GD-APF）法和动态快速扩展随机树（Dynamic Rapidly-exploring Random Tree，D-RRT），结果如图15所示。

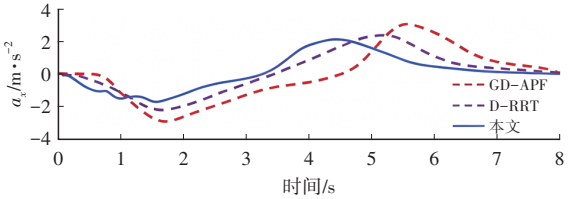


避障路径

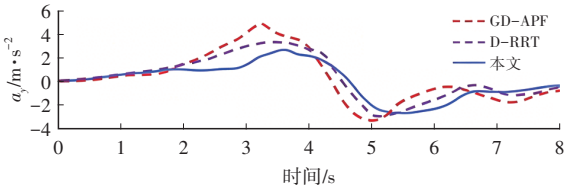


速度

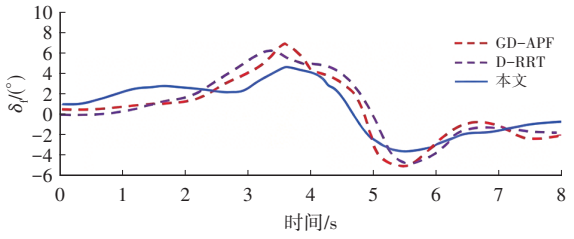
（a）直道场景



纵向加速度



横向加速度



前轮转角

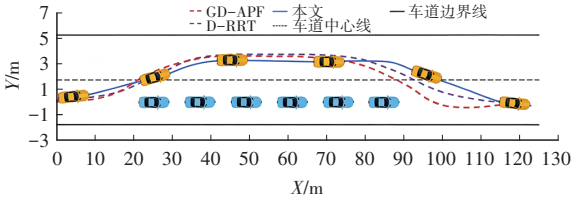
(b)弯道避障场景

图15　不同场景下车辆关键参数

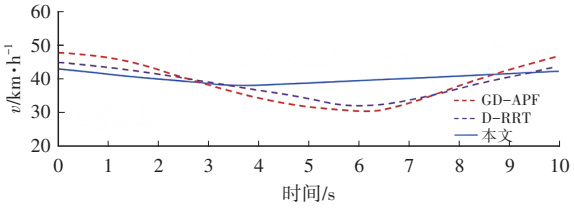
由图15可知，在直道场景中，相较于GD-APF和D-RRT方法，本文方法能够能更早地开始避障(45 m处)，路径曲率较小且平滑，速度变化平稳，均优于对比算法。在弯道避障场景中，本文方法表现平稳，车辆加减速平缓，舒适性更好。GD-APF和D-RRT算法在避障初期减速延迟，且加减速波动较大，影响舒适性。速度差距分别为GD-APF(27 km/h)和D-RRT(22 km/h)。

5.1.2　动态障碍物避障场景

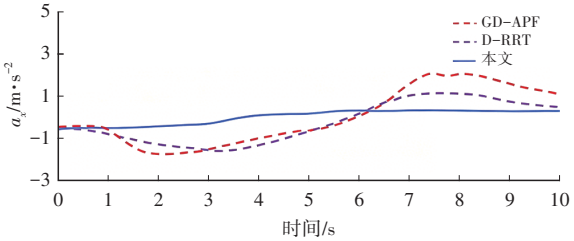
在动态障碍物避障场景中，测试轨迹重规划器对动态障碍物的实时性和安全性，结果如图16所示。



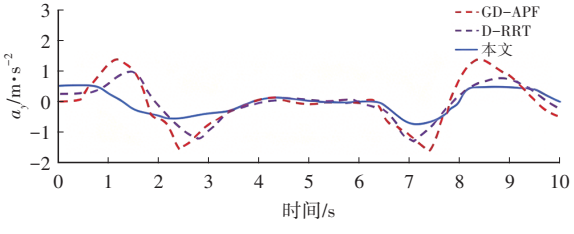
(a)超车路径



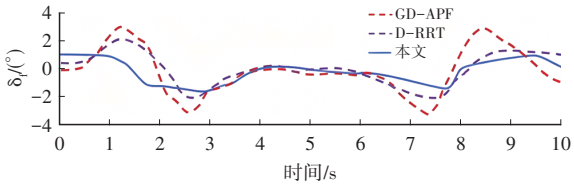
(b)速度变化



(c)纵向加速度



(d)横向加速度



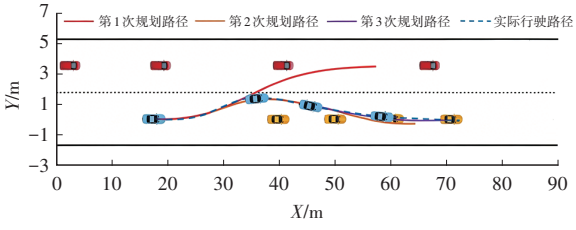
(e)前轮转角

图16　超车场景下车辆关键参数

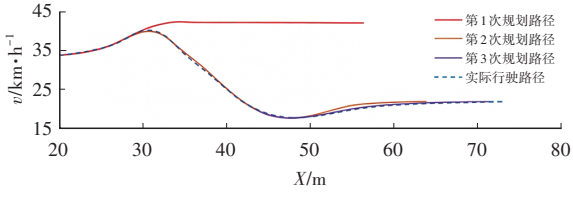
由图16a和图16b可知，在超车场景下，本文方法能够躲避动态障碍物，同时生成较平滑的超车轨迹，并与周围车辆保持安全距离。该方法速度差为5 km/h，而GD-APF和D-RRT分别为17.5 km/h和11 km/h，能够保持车辆平稳的速度变化，超车过程更平稳。在图16c和图16e中，车辆纵向加速度变化较小，横向加速度在-1~1 m/s²范围内，从而保证车辆的舒适性和操控性。

5.1.3　轨迹重规划仿真

为验证轨迹重规划框架的有效性，设计了2类典型城市道路动态交通场景：一是当前车道中，因前车速度突变导致自车原规划轨迹存在追尾风险；二是因目标车道前、后车运动状态变化导致自车换道安全间距不足的场景。分析车辆在上述场景的重规划路径和速度变化，结果如图17所示。



(a)重规划路径



(b)速度

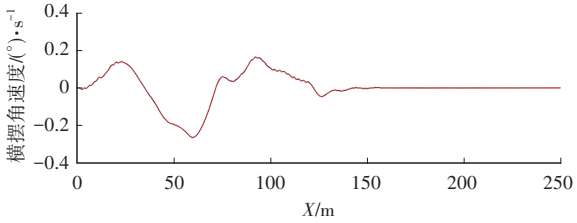
图17　重规划场景下车辆关键参数

由图17可知，动态障碍物车辆突然加速，导致原规划路径存在碰撞风险，系统触发轨迹重规划。自车通过减速保持安全距离，适应前车速度变化，最大速度达41 km/h，最小速度达17.5 km/h，验证了轨迹重规划在应对突发动态障碍物时的安全性和适应性。

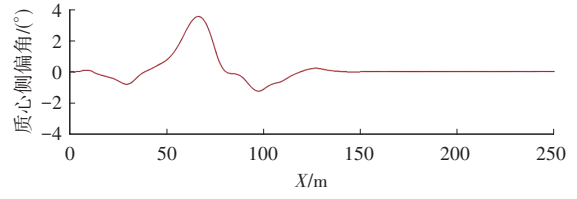
5.2　轨迹跟踪仿真分析

进一步分析本文方法在轨迹跟踪的实用性，在双移线工况下，模拟双车道道路，初始车速为72 km/h，预测时域15步，控制时域8步，结果如图18所示。本文方法

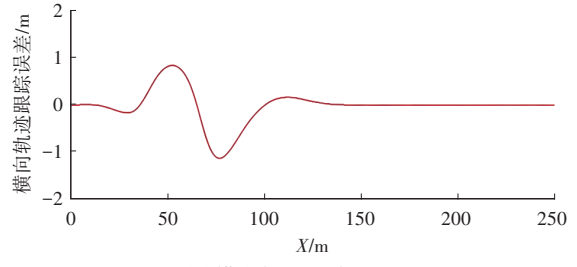
具备较好的行驶稳定性，车辆横摆角速度变化范围为−0.27~0.16 (°)/s，质心侧偏角变化范围为−1.2°~3.5°，均保持在较小范围内，说明车辆在双移线过程中姿态变化平稳，未出现明显振荡或失稳现象。在150 m换道超车后，车辆进入稳定行驶状态，无跃变现象，证明该方法能有效抑制道路曲率、模型不确定性和外部干扰，确保高速行驶中的安全性与稳定性。车辆最大正向偏差为0.84 m，最大负向偏差为−1.13 m，最大绝对误差为1.13 m。误差较大点出现在跨线变道过程中，特别是紧急变道时。车辆纵向速度误差保持在1 m/s以内，最大正向速度偏差为0.48 m/s，最大负向速度偏差为−0.51 m/s，最大绝对速度误差为0.51 m/s。因此，双移线工况下，车辆展现出良好的行驶稳定性和较高的轨迹跟踪精度。



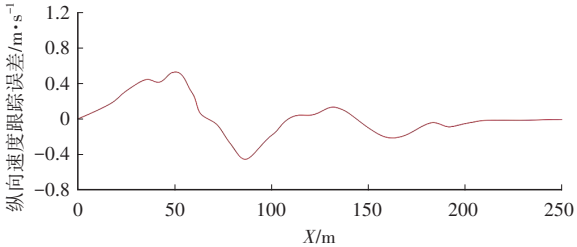
(a)横摆角速度



(b)质心侧倾角



(c)横向轨迹跟踪误差



(d)纵向速度跟踪误差

图18　双移线工况下车辆关键参数

6　结束语

本文面向城市道路动态交通环境，提出了一种融合分层规划与动态重规划的自动驾驶车辆轨迹规划方法。该方法通过快速线性规划生成路径粗解，结合改进APF、数值优化和*S*−*T*图速度规划完成轨迹精修；同时，引入基于纵向安全性、横向偏移和舒适性约束的重规划触发机制，提升了自动驾驶车辆在复杂动态环境中的安全性、舒适性和可执行性。

后续研究将结合真实道路测试和多交通参与者交互预测，完善模型参数自适应与重规划触发阈值设计，以提高算法在复杂开放交通场景的泛化能力。

参　考　文　献

[1] XIA T K, CHEN H. A Survey of Autonomous Vehicle Behaviors: Trajectory Planning Algorithms, Sensed Collision Risks, and User Expectations[J]. Sensors, 2024, 24(15).

[2] TENG S Y, HU X M, DENG P, et al. Motion Planning for Autonomous Driving: The State of the Art and Future Perspectives[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(6): 3692−3711.

[3] REDA M, ONSY A, HAIKAL A Y, et al. Path Planning Algorithms in the Autonomous Driving System: A Comprehensive Review[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2024, 174.

[4] LI X, LI G, BIAN Z J. Research on Autonomous Vehicle Path Planning Algorithm Based on Improved RRT* Algorithm and Artificial Potential Field Method[J]. Sensors, 2024, 24(12).

[5] GUAN T, HAN Y, KONG M C, et al. An Improved Artificial Potential Field with RRT Star Algorithm for Autonomous Vehicle Path Planning[J]. Scientific Reports, 2025, 15.

[6] TAO F Z, DING Z W, FU Z G, et al. Efficient Path Planning for Autonomous Vehicles Based on RRT* with Variable Probability Strategy and Artificial Potential Field Approach[J]. Scientific Reports, 2024, 14.

[7] GE C, ZHANG J B, YAO H B, et al. Trajectory Planning for Autonomous Vehicle with Numerical Optimization Method[J]. Automotive Innovation, 2024, 7: 627−643.

[8] LI Y L, LI G, WANG X Z. Research on Trajectory Planning of Autonomous Vehicles in Constrained Spaces[J]. Sensors, 2024, 24(17): 5746.

[9] ZHAO Y T, WANG J F, LI P K, et al. Research on Vehicle Trajectory Planning Algorithm Integrating Spatiotemporal Constraints and Adaptive Curvature[J]. Scientific Reports, 2025, 15.

[10] ZHENG J Y, PAN C C, ZHANG X Y, et al. Trajectory Planning and Control of Autonomous Vehicles at Intersections Based on Nonlinear Model Predictive Control[J]. Intelligent Computer and Applications, 2023, 13(12): 177−181.

[11] AN H, JUNG J. Design of a Cooperative Lane Change Protocol for a Connected and Automated Vehicle Based on

an Estimation of the Communication Delay[J]. Sensors, 2018, 18(10).

[12] WANG S B, LIN F, WANG T C, et al. Autonomous Vehicle Path Planning Based on Driver Characteristics Identification and Improved Artificial Potential Field[J]. Actuators, 2022, 11(2): 52.

[13] YUAN J N, YANG L, TANG X F, et al. Autonomous Vehicle Motion Planning Based on Improved RRT Algorithm and Trajectory Optimization[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(12): 2941−2950.

[14] WINKEL D K N, IRMAK T, HAPPEE R, et al. Standards for Passenger Comfort in Automated Vehicles: Acceleration and Jerk[J]. Applied Ergonomics, 2023, 106.

[15] SUBOSITS J K, GERDES J C. From the Racetrack to the Road: Real−Time Trajectory Replanning for Autonomous Driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2019, 4(2): 309−320.

[16] 韩陌, 何洪文, 石曼, 等. 基于学习的无人驾驶车辆模型预测路径跟踪控制研究[J]. 汽车工程, 2024, 46(7): 1197−1207.
HAN M, HE H W, SHI M, et al. Research on Learning−Based Model Predictive Path Tracking Control for Autonomous Vehicles[J]. Automotive Engineering, 2024, 46(7): 1197−1207.

（责任编辑　瑞　秋）
修改稿收到日期为2026年5月10日。

《汽车文摘》征文

《汽车文摘》（月刊）于1963年7月3日创刊，由国务院国有资产监督管理委员会主管、中国第一汽车集团有限公司主办，为中国汽车工程学会会刊。《汽车文摘》以“览全球汽车技术文献，指中国汽车技术之道”为使命，以打造“中国汽车前沿与创新技术传播与交流的重要平台”为愿景，致力于成为汽车领域最具影响力的综述类期刊。

《汽车文摘》深耕电动化、智能化、网联化、共享化和智能制造5大方向和10大领域，聚焦新能源、燃料电池与混合动力汽车、智能网联汽车、氨氢融合零碳和碳中性燃料、汽车安全、健康与舒适、碳达峰与碳中和、生命周期评价（LCA）与技术经济分析、智能制造、材料轻量化与一体化压铸、飞行汽车前沿与创新技术综述论文，揭示相关领域的新动态、新趋势、新技术和新进展，为广大科研和工程技术人员进一步发展这一领域提供新突破口、新出发点和新基准。

欢迎高等院校师生、研发工程技术人员、技术管理人员，充分发挥专业领域优势，深度挖掘国内外高影响力学术期刊与其它文献，形成某个技术领域前沿综述。

《汽车文摘》选题范围：

电动化：混合动力关键技术；动力电池关键技术；先进充电技术；电驱动系统及电力电子技术；智能底盘及子系统线控关键技术；燃料电池动力系统设计与优化。

智能化：新型电子电气架构；自动驾驶感知、决策与运动控制；智能新能源汽车测试评价方法与工具链；车辆智能安全技术。

网联化：智能网联云控技术；车用通信及网络技术；车路协同技术；汽车人因、人机交互与智慧座舱；信息安全与预期功能安全；车网融合（V2G）及应用。

低碳化：汽车节能与排放技术；清洁能源动力系统技术；碳达峰、碳中和；氢燃料制、储、运、加及安全管控技术；生命周期评价（LCA）、标准法规与技术经济分析；氨氢融合零碳和碳中性燃料。

轻量化：新能源汽车新材料技术；混合材料轻量化设计；一体化压铸。

共享化：区块链技术与移动出行；车辆大数据挖掘方法与应用案例。

燃料电池：电池堆、电池系统与基础设施。

智能制造：机器人与自动化控制、四大工艺、物流技术、设计−制造−服务。

颠覆式出行：飞行汽车；未来低空智能交通体系及其关键技术。

汽车安全：主被动安全与融合；智能安全；健康与舒适。

《汽车文摘》发表论文的独特优势：

《汽车文摘》是国家级刊物、中国汽车工程学会会刊、汽车领域唯一的综述期刊。《汽车文摘》不收版面费、4个月左右可发稿。

投稿要求：

1. 综述篇幅在10 000 ~ 15 000字（6~10页），图文并茂，图、表和公式非原创要求标注引用文献；

2. 请按科技论文要求撰写文章摘要，摘要中文字数约200字；

3. 文章必须附有公开发表、体现本领域最新研究成果和高影响力出版物作为参考文献，一般要求参考文献在20篇以上，一半左右为外文参考文献，且在文中标注所引用文献；

4. 来稿保密审查工作由作者单位负责，确保署名无争议，文责自负；

5. 切勿一稿多投。

《汽车文摘》投稿网址：http://www.qcwz.cbpt.cnki.net

邮箱：autodigest@faw.com.cn

《汽车文摘》编辑部