

控制与决策

Control and Decision

基于Frenet坐标系的自动驾驶轨迹规划与优化算法

魏民祥, 滕德成, 吴树凡

引用本文:

魏民祥, 滕德成, 吴树凡. 基于Frenet坐标系的自动驾驶轨迹规划与优化算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(4): 815–824.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0748>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

面向多目标侦察任务的无人机航线规划

UAV trajectory planning for multi-target reconnaissance missions

控制与决策. 2021, 36(5): 1191–1198 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1284>

基于MCPDDPG的智能车辆路径规划方法及应用

The method and application of intelligent vehicle path planning based on MCPDDPG

控制与决策. 2021, 36(4): 835–846 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0460>

基于双层规划的高超声速飞行器预警资源分配方法

Early warning resource allocation method for hypersonic vehicle based on bi-level programming

控制与决策. 2021, 36(2): 443–449 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0717>

凸优化与A*算法结合的路径避障算法

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

融合长短时记忆机制的机械臂多场景快速运动规划

Multi-scene rapid motion planning combining with long and short time memory mechanisms for manipulators

控制与决策. 2020, 35(12): 2968–2976 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1387>

基于Frenet坐标系的自动驾驶轨迹规划与优化算法

魏民祥[†], 滕德成, 吴树凡

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘要: 针对公路场景下作速度保持的自动驾驶汽车实时轨迹规划问题, 提出一种基于Frenet坐标系的优化轨迹规划算法. 首先, 利用Frenet坐标系将车辆运动解耦, 构建无约束横向/纵向独立积分系统; 然后, 根据初始配置和可内嵌到行为层的目标配置, 通过采样生成有限的4次、5次多项式候选轨迹集合; 最后, 利用以高斯卷积、加速度变化率为核心的安全性和舒适性评价指标构建损失函数, 评价轨迹成本, 并结合曲率、加速度检查, 选择能够最小化损失的最优解. 结果表明, 该算法能满足公路型场景的规划需求, 车辆运动轨迹平滑、舒适、安全性更高.

关键词: 自动驾驶; 轨迹规划与优化; Frenet坐标系; 损失函数; 加速度变化率; 高斯卷积

中图分类号: TP242.6; U461

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0748

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 魏民祥, 滕德成, 吴树凡. 基于Frenet坐标系的自动驾驶轨迹规划与优化算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(4): 815-824.

Trajectory planning and optimization algorithm for automated driving based on Frenet coordinate system

WEI Min-xiang[†], TENG De-cheng, WU Shu-fan

(College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Aiming at the real-time trajectory planning of autonomous vehicles with velocity keeping under highway scenarios, an optimal trajectory planning algorithm based on the Frenet coordinate system is proposed. Firstly, the vehicle motion is decoupled using the Frenet coordinate system to construct lateral/longitudinal independent integrator systems. Secondly, according to the initial configuration and the target configuration which can be embedded into the behavior layer, a limited set of quartic and quintic polynomial candidate trajectories are generated by sampling. Thirdly, the loss function is build using the safety and comfort evaluation index with Gaussian convolution and acceleration deriative as the core to evaluate the trajectory cost. From the trajectories checked by curvature and acceleration, the one that can minimize the loss is selected as the optimal solution. The results show that the proposed algorithm can meet the requirements of road-type scene, the motion trajectory is smooth, comfortable and safer.

Keywords: autonomous driving; trajectory planning and optimization; Frenet coordinate system; loss function; acceleration deriative; Gaussian convolution

0 引言

路径规划是自动驾驶汽车的环境感知模块与跟踪控制模块之间的重要桥梁. 当车辆沿着全局路径(global path)^[1]行驶时, 局部规划器根据环境信息确定短期运动路径, 该路径随着场景的不同而实时变化, 称为局部路径(local path)^[2]或者动态路径(dynamic path)^[3]. 带时间戳(timestamp)的路径称为轨迹, 除空间信息(位置)外, 轨迹还包括时间信息(速度、加速

度).

局部路径规划的目标是在复杂道路环境以及车辆运动学、动力学等约束下为车辆求解出一条最优路径, 该路径尽可能为车辆提供足够的空间、时间信息以精确地控制其运动状态, 使得车辆能够安全、舒适地行驶.

目前, 局部路径规划^[4]方法主要有人工势场法(artificial potential field, APF)^[5-8]、基于图搜索(graph-

收稿日期: 2019-05-29; 修回日期: 2019-11-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51775268); 南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金项目(kfjj20180208).

责任编委: 高会军.

[†]通讯作者. E-mail: weimx@nuaa.edu.cn.

search-based)的方法^[9-11]、基于采样(sample-based)的方法^[12-13]、离散优化(discrete optimization)方法^[14]和状态网格(state lattice)方法^[15-18]等。

人工势场法最早由文献[5]提出,该算法利用目标点的引力和障碍物的斥力引导车辆安全到达目标点。由于存在局部极小值问题,车辆容易被困在势场的局部极小点。基于图搜索的方法将环境作地图划分成一系列网格,然后,根据距离最短等约束快速搜索路径。该方法主要适用于静态场景,一般用于构建起始位置到目标位置的最优全局路径,如Dijkstra、A*和D*等。基于采样的方法通过合理地采样配置生成从初始状态到目标状态的无碰撞、安全路径,如快速探索随机树(rapidly-exploring random tree, RRT)等。这类算法的性能依赖于采样精度,而这会消耗大量的计算资源。离散优化方法以优化车辆运动路径(C_1 、 C_2 连续)为目标,但是首先需要给定路径点 waypoints)。为降低计算成本,满足自动驾驶的实时性要求,国外学者提出了状态网格方法,其将车辆可能的运动状态网格化,称为状态网格,通过搜索包含所有可行特征的一组网格使车辆从初始状态到达若干目标状态,这样得到若干组候选路径,其质量由损失函数衡量,然后选择损失最小的路径。

自动驾驶汽车路径规划技术的难点之一在于规划过程中难以表达车辆与道路之间的相对位置,导致二者之间的相对关系不明确。因此,传统规划算法在笛卡尔坐标系下规划出的路径对于开放道路有良好的效果,但是对于公路环境,忽略车道信息导致路径的自由度太高而容易违反道路交通规则。在DAPRA汽车挑战赛期间,由斯坦福大学提出的路径规划算法将横向偏移(lateral offset)定义为相对于基础路径(base frame)的垂直距离。由于基础路径为道路中心线,这样的定义方式使得道路与车辆之间的关系更为直观。

基于Frenet坐标系,本文提出一种能够面向公路场景的轨迹规划算法。首先,利用Frenet坐标系^[16-17,19]将二维的车辆运动解耦成相互独立的一维纵向、横向运动,构建以jerk为核心的一维独立积分系统,利用5次、4次多项式分别求解得到有限的横向、纵向集合;然后,基于高斯卷积、加速度变化率,从安全性和舒适性设计损失函数以最小化轨迹成本;最后,通过模拟类公路场景验证算法性能,并开展轨迹优化选择以及采样优化等内容的研究。研究结果表明,该算法为车辆规划出的轨迹平滑、舒适,安全性更高。

1 Frenet坐标系与笛卡尔坐标系

1.1 Frenet坐标系

如图1所示,在Frenet坐标系下,以参考线(reference line)为基准,假定沿参考线方向为纵轴(s),垂直于参考线方向为横轴(d)。由于横轴、纵轴相互垂直且参考线与车道线平行,容易确定车辆偏离车道中心线的距离以及车辆沿车道线的行驶距离。因此,该表达方式可以忽略道路曲率的影响,从而更为简洁、直观。而在笛卡尔坐标系下,道路与车辆之间的位置关系不再清晰。此外,用低阶多项式拟合路径的精度不高,而高阶多项式则增加计算成本。

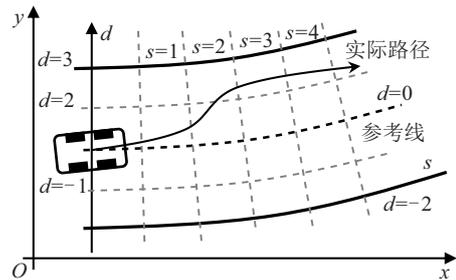


图1 利用笛卡尔坐标系与Frenet坐标系描述车辆运动

1.2 Frenet坐标系与全局笛卡尔坐标系转换

在Frenet坐标系下,经规划得到横向、纵向运动轨迹后,需要将其重新映射到全局笛卡尔坐标系,以供控制模块调用。

如图2所示,受车辆运动学、动力学特性及道路环境(避障)限制,车辆的实际行驶轨迹与参考线难以重合。在全局坐标系下,任意时刻 t 的车辆运动状态可以描述为 $[\vec{x}, \theta_x, \kappa_x, v_x, a_x]$ 。其中: \vec{x} 为车辆当前位置 Q ,表示车辆在全局坐标系下的位置信息(x, y),也可用相对于参考线的纵向位移 s 和横向位移 d 来描述,即 $\vec{x} = (x, y) = \vec{x}(s, d)$; θ_x 为方位角; κ_x 为曲率,其计算公式为 $\kappa_x = \lim_{s_x \rightarrow 0} \left| \frac{\alpha_x}{s_x} \right|$, α_x 为 \vec{x} 在 Q 处的切线转角, s_x 为 \vec{x} 在 Q 处的弧长; v_x 为速度; a_x 为加速度。 $\vec{r}(s)$ 为位置 Q 投影到参考线上的点 P 在全局坐标系下的位置向量。

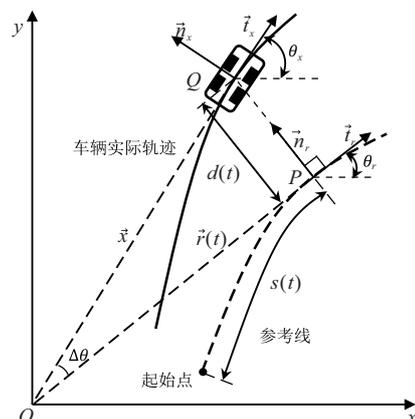


图2 Frenet坐标系与全局笛卡尔坐标系的转换

在Frenet坐标系下,车辆的运动状态可以描述为 $[s, \dot{s}, \ddot{s}, d, \dot{d}, \ddot{d}/d', d'']$. 其中: s 为纵向位移, \dot{s} 为纵向速度, \ddot{s} 为纵向加速度, d 为横向位移, \dot{d} 为横向速度, \ddot{d} 为横向加速度, d' 为横向位移对弧长的一阶导数, d'' 为横向位移对弧长的二阶导数.

在笛卡尔坐标下,记 $\vec{r}(s)$ 为 (x_r, y_r) , 则车辆当前位置 Q 与投影点 P 之间的距离为

$$d = \pm \sqrt{(x - x_r)^2 + (y - y_r)^2}. \quad (1)$$

若 $(y - y_r) \cos \theta_r - (x - x_r) \sin \theta_r > 0$, 则 d 取正号; 否则, d 取负号.

令 \vec{t}_x 、 \vec{n}_x 为点 Q 处的正交单位向量; \vec{t}_r 、 \vec{n}_r 为参考线在投影点 P 处的正交单位向量. 横向位移 $d = [\vec{x} - \vec{r}(s)]^T \cdot \vec{n}_r$. 因此, 横向速度 \dot{d} 为

$$\begin{aligned} \dot{d} &= [\dot{\vec{x}} - \dot{\vec{r}}(s)]^T \cdot \vec{n}_r + [\vec{x} - \vec{r}(s)]^T \cdot \dot{\vec{n}}_r = \\ &v_x \vec{t}_x \vec{n}_r = v_x \sin \Delta \theta. \end{aligned} \quad (2)$$

其中: $\Delta \theta = \theta_x - \theta_r$, $\dot{\vec{n}}_r = -\kappa_r \vec{t}_r$.

对 \vec{x} 求导可得

$$\dot{\vec{x}} = \frac{d}{dt}(\vec{r}(s) + d \cdot \vec{n}_r) = \dot{s}(1 - \kappa_r d) \cdot \vec{t}(r) + \dot{d} \cdot \vec{n}_r. \quad (3)$$

由式(3)可得

$$v_x = \|\dot{\vec{x}}\| = \sqrt{\dot{\vec{x}}^T \cdot \dot{\vec{x}}} = \sqrt{(1 - \kappa_r d)^2 \dot{s}^2 + \dot{d}^2}. \quad (4)$$

由式(4)可得

$$d' = \frac{d}{ds}(d) = \frac{dt}{ds} \frac{d}{dt}(d) = \frac{\dot{d}}{\dot{s}} = \frac{1}{\dot{s}} v_x \sin \Delta \theta. \quad (5)$$

式(5)两边平方, 化简后可得

$$d' = (1 - \kappa_r d) \tan \Delta \theta. \quad (6)$$

由式(6)可得

$$\begin{aligned} d'' &= \frac{d}{ds}(d') = \\ &- [\kappa'_r d + \kappa_r d'] \tan \Delta \theta + \\ &\frac{1 - \kappa_r d}{\cos^2 \Delta \theta} \left[\kappa_x \frac{1 - \kappa_r d}{\cos \Delta \theta} - \kappa_r \right]. \end{aligned} \quad (7)$$

由式(5)、(6)可得

$$\begin{aligned} v_x &= \dot{s} \frac{1 - \kappa_r d}{\cos \Delta \theta}, \\ a_x &= \dot{v}_x = \\ &\dot{s} \cdot \frac{1 - \kappa_r d}{\cos \Delta \theta} + \frac{\dot{s}^2}{\cos \Delta \theta} \cdot \\ &[(1 - \kappa_r d) \tan \Delta \theta \Delta \theta' - (\kappa'_r d + \kappa_r d')]. \end{aligned} \quad (8)$$

因此, Frenet 坐标系下的车辆运动状态 $[s, \dot{s}, \ddot{s}, d, \dot{d}, \ddot{d}/d', d'']$ 与全局笛卡尔坐标系下的车辆运动状态 $[\vec{x}, \theta_x, \kappa_x, v_x, a_x]$ 间的转换公式可由式(1)、(4)~(9)确定.

2 基于jerk的实时轨迹规划求解

2.1 基于jerk的一维无约束积分系统

当车辆行驶过程中的加速度变化率较大时, 其乘坐舒适性较差. 加速度变化率可用jerk^[14-17]描述.

车辆运动可经过Frenet坐标系分解为横向、纵向的一维问题, 这样, 可以构建一个以jerk为核心的一维积分系统(integrator system), 其形式如下:

$$\dot{\vec{u}}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \vec{u}(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \ddot{f}(t). \quad (10)$$

其中: $\vec{u}(t) = [f(t), \dot{f}(t), \ddot{f}(t)]^T$, $f(t)$ 为横向运动 $d(t)$ 或者纵向运动 $s(t)$, $\ddot{f}(t)$ 为jerk, 则横向、纵向jerk分别是 $\ddot{d}(t)$ 、 $\ddot{s}(t)$.

文献[17]已证明: 对于由式(10)描述的一维无约束系统, 已知 t_0 时刻的初始配置 $S_0 = [f(t_0), \dot{f}(t_0), \ddot{f}(t_0)]$ 和 t_1 时刻的目标配置 $S_1 = [f(t_1), \dot{f}(t_1), \ddot{f}(t_1)]$, 基于jerk的优化轨迹序列在5次多项式集合中, 并且该序列中必然存在能最小化 $J_{f(t)}$ 的解, $J_{f(t)}$ 的形式如下:

$$J_{f(t)} = \int_{t_0}^{t_1} g(\ddot{f}(t)) dt + h(\vec{u}(t), t)_{t_1}. \quad (11)$$

其中: $g(\ddot{f}(t)) = \frac{1}{2} \ddot{f}^2(t)$, 可用于评价轨迹的舒适性; $h(\vec{u}(t), t)_{t_1}$ 为目标配置的函数, 可用来评价轨迹. 这样, 基于类似式(11)构建的损失函数能够在有限的解空间中找到能最小化该损失的轨迹.

2.2 横向轨迹规划求解

横向规划主要承担车辆的避障、换道等任务. 对于横向规划, 已知 t_0 时刻的初始配置 $D_0 = [d(t_0), \dot{d}(t_0), \ddot{d}(t_0)]$ 和 t_1 时刻的目标配置 $D_1 = [d(t_1), \dot{d}(t_1), \ddot{d}(t_1)]$, 则横向运动 $d(t)$ 用5次多项式描述为

$$d(t) = c_{d0} + c_{d1}t + c_{d2}t^2 + d_{d3}t^3 + c_{d4}t^4 + c_{d5}t^5. \quad (12)$$

式(12)对 t 求导, 则 $\dot{d}(t)$ 、 $\ddot{d}(t)$ 为

$$\dot{d}(t) = c_{d1} + 2c_{d2}t + 3d_{d3}t^2 + 4c_{d4}t^3 + 5c_{d5}t^4, \quad (13)$$

$$\ddot{d}(t) = 2c_{d2} + 6d_{d3}t + 12c_{d4}t^2 + 20c_{d5}t^3. \quad (14)$$

式(12)~(14)用矩阵方程的形式表达, 则有

$$\begin{bmatrix} d(t) \\ \dot{d}(t) \\ \ddot{d}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & t & t^2 \\ 0 & 1 & 2t \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} c_{d0} \\ c_{d1} \\ c_{d2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t^3 & t^4 & t^5 \\ 3t^2 & 4t^3 & 5t^4 \\ 6t & 12t^2 & 20t^3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} c_{d3} \\ c_{d4} \\ c_{d5} \end{bmatrix} = \mathbf{M}_{d1}(t) \cdot \begin{bmatrix} c_{d0} \\ c_{d1} \\ c_{d2} \end{bmatrix} + \mathbf{M}_{d2}(t) \cdot \begin{bmatrix} c_{d3} \\ c_{d4} \\ c_{d5} \end{bmatrix}. \quad (15)$$

为简化计算, 令 $t_0 = 0, t_1 = \tau$. 当 $t = 0$ 时, $c_{d0} = d(0), c_{d1} = \dot{d}(0), c_{d2} = \frac{\ddot{d}(0)}{2}$; 当 $t = \tau > 0$ 时, 系数

c_{d3} 、 c_{d4} 、 c_{d5} 可由如下方程求解:

$$\begin{bmatrix} c_{d3} \\ c_{d4} \\ c_{d5} \end{bmatrix} = \mathbf{M}_{d2}^{-1}(\tau) \cdot \left(\begin{bmatrix} d(\tau) \\ \dot{d}(\tau) \\ \ddot{d}(\tau) \end{bmatrix} - \mathbf{M}_{d1}(\tau) \cdot \begin{bmatrix} d(0) \\ \dot{d}(0) \\ \ddot{d}(0) \end{bmatrix} \right). \quad (16)$$

这样,已知初始配置 D_0 和目标配置 D_1 ,由式(12)描述的横向运动轨迹 $d(t)$ 可由式(15)~(16)解得.由于参考线一般为道路中心线,车辆应尽可能沿着或者平行于参考线行驶,此时的目标配置 $D_1 = [d_1, 0, 0]$.

2.3 纵向轨迹规划求解

对于纵向轨迹规划,若不考虑停车、跟车等行驶工况,则目标纵向位置 s_1 不用考虑,而仅需对车辆的纵向速度、加速度作规划.因此,根据 t_0 时刻的初始配置 $S_0 = [\dot{s}(t_0), \ddot{s}(t_0)]$ 和 t_1 时刻的目标配置 $S_1 = [\dot{s}(t_1), \ddot{s}(t_1)]$,纵向运动 $s(t)$ 可用4次多项式描述:

$$s(t) = c_{s0} + c_{s1}t + c_{s2}t^2 + c_{s3}t^3 + c_{s4}t^4. \quad (17)$$

同理,用矩阵方程形式可表达为

$$\begin{bmatrix} \dot{s}(t) \\ \ddot{s}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2t \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{s1} \\ c_{s2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 3t^2 & 4t^3 \\ 6t & 12t^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{s3} \\ c_{s4} \end{bmatrix} = \mathbf{M}_{s1}(\tau) \cdot \begin{bmatrix} c_{s1} \\ c_{s2} \end{bmatrix} + \mathbf{M}_{s2}(\tau) \cdot \begin{bmatrix} c_{s3} \\ c_{s4} \end{bmatrix}. \quad (18)$$

同样,当 $t = 0$ 时, $c_{s0} = s(0)$, $c_{s1} = \dot{s}(0)$, $c_{s2} = \frac{\ddot{s}(0)}{2}$.当 $t = \tau > 0$ 时, c_{s3} 、 c_{s4} 可由如下方程求解:

$$\begin{bmatrix} c_{s3} \\ c_{s4} \end{bmatrix} = \mathbf{M}_{s2}^{-1}(\tau) \cdot \left(\begin{bmatrix} \dot{s}(\tau) \\ \ddot{s}(\tau) \end{bmatrix} - \mathbf{M}_{s1} \cdot \begin{bmatrix} \dot{s}(0) \\ \frac{\ddot{s}(0)}{2} \end{bmatrix} \right). \quad (19)$$

这样,已知初始配置 S_0 和目标配置 S_1 ,由式(17)描述的纵向运动轨迹 $s(t)$ 可由式(18)和(19)解得.

3 轨迹规划与最优选择

按照每一次的规划需求,经过求解后可得到一组包含位置、速度、加速度等时空信息的实时候选轨迹.最优轨迹求解问题可通过损失函数实现.式(11)仅从乘坐舒适性以及目标配置(如位置、速度、加速度)去衡量轨迹损失,然而,这忽略了轨迹的安全性,并不能满足实际需求.因此,综合考虑舒适性、安全性等因素,总损失函数 $L_{\text{total}}[i]$ 定义如下:

$$L_{\text{total}}[i] = k_A J_A[i] + (k_{J_s} J_s[i] + k_{J_d} J_d[i]). \quad (20)$$

其中: i 为轨迹索引; J_A 为评估轨迹安全性的损失加权项; J_s 、 J_d 分别为评估轨迹舒适性的纵向、横向损失加权项.每个损失加权项都分配一个加权系数,它

们与各加权项组合影响损失函数,而损失函数影响最优轨迹选择,最终决定车辆的实际运动特性.

舒适性与平滑性(smoothness)存在诸多相似之处,路径/轨迹的平滑性对车辆的行驶稳定性、乘坐舒适性有重要影响.路径的平滑程度与其曲率相关.根据 $a_r = \frac{v_x^2}{r_x} = v_x^2 \kappa_x$,曲率与横向加速度相关.假设车辆作匀速运动,则车辆的横向加速度与曲率成正比.因此,曲率平方的积分等价于对横向加速度的平方作积分.为研究jerk损失加权项对轨迹选择的影响,本文引入平滑性损失^[20]作为对比.平滑性损失定义为路径曲率的平方 $\kappa_x^2[i]$ 对路径长度 s_x 的积分

$$J_S[i] = \int \kappa_x^2[i] ds_x = \int \kappa_x^2[i] \frac{ds_x}{dt} \frac{dt}{ds} ds = \int \kappa_x^2[i] \frac{v_x}{s} ds = \int \kappa_x^2[i] \sqrt{(1 - \kappa_r d)^2 + d'^2} ds. \quad (21)$$

引入平滑性损失后, $L_{\text{total}}[i]$ 的定义如下:

$$L_{\text{total}}[i] = k_A J_A[i] + k_S J_S[i]. \quad (22)$$

考虑到各加权项可能相差较大数量级,导致加权系数难以调节而无法得出较优组合.因此,可将各加权项的权值作均值归一化到 $[0, 1]$ 区间内,即

$$J'_i[i] = \frac{J_i[i] - J_{\min}[i]}{J_{\max}[i] - J_{\min}[i]}. \quad (23)$$

3.1 候选轨迹检查

车辆的运动、动力学特性都存在极限.为降低系统负担,加快计算速度,可通过轨迹检查过滤无法满足极限条件的轨迹.检查的主要内容为曲率检查和加速度检查.

对于曲率检查,其通过条件为

$$\kappa_k[i] \leq \kappa_{\max}, \quad 0 \leq k \leq N. \quad (24)$$

其中: κ_k 为轨迹 i 按照 ΔT 作离散化所对应的曲率; N 为离散化轨迹后的轨迹点数量上限,与预测时间 T 、时间采样间隔 ΔT 以及初始配置、目标配置相关.

对于加速度检查,其通过条件为

$$a_k[i] \leq a_{\max}, \quad 0 \leq k \leq N. \quad (25)$$

其中: a_k 为轨迹 i 按照 ΔT 作离散化对应的加速度.

3.2 基于高斯卷积的安全性损失

规划器必须能够为车辆提供无碰撞的安全轨迹.如图3所示,确定轨迹是否安全可通过碰撞检查实现,碰撞检查的通过条件为轨迹与障碍物的碰撞区域不重合,即

$$(x_i - x_{ob})^2 + (y_i - y_{ob})^2 < (r + r_{ob})^2. \quad (26)$$

碰撞检查只能确定每一条路径的碰撞检测真值:1-发生碰撞;0-不发生碰撞.但该方法无法准确地评估所有候选轨迹的安全性.

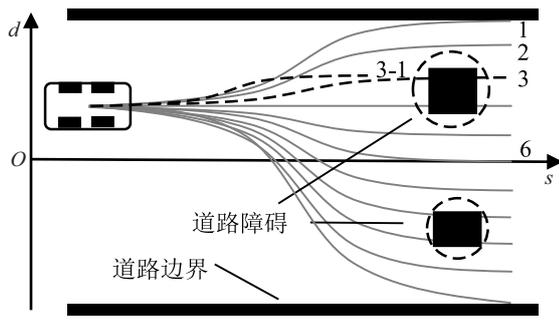


图3 碰撞检查与碰撞检测真值的确定

如图3所示,道路中心处的轨迹6较轨迹1的安全性显然更高. 因此,结合碰撞检测真值,可将轨迹与障碍物之间的横向距离作为评估其安全性的依据. 基于高斯卷积(Gaussian convolution),安全性损失加权项定义为碰撞检测真值与高斯函数的卷积

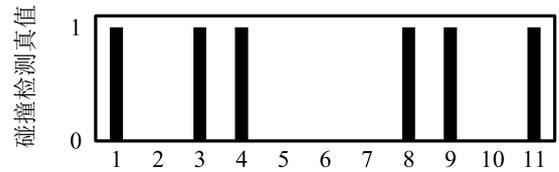
$$J_A[i] = \sum_{j=0}^N c[j]g[i-j]. \quad (27)$$

其中: $c[j]$ 为碰撞检测真值; $g[i-j]$ 为一维高斯函数,其定义如下:

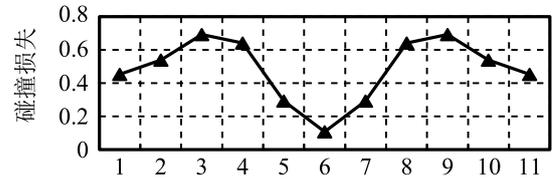
$$g[i-j] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{[\Delta d \cdot (i-j)]^2}{2\sigma^2}\right). \quad (28)$$

其中: σ 为标准差,表示碰撞影响范围,若希望影响范围较大,则取值大一些,否则取值小一些. 可根据实际情况(如道路宽度采样间隔)等综合确定.

对于每条横向轨迹,对目标纵向速度 \dot{s}_1 采样可得到一纵向轨迹序列,为简化计算,近似认为这些合成后的轨迹的碰撞损失均相同. 如图3所示,轨迹3-1会使车辆向障碍物行驶,其安全性并不一定比轨迹3更高. 以图3为例,若道路宽度为10m, $\Delta d = 1\text{m}$, $\sigma = 1\text{m}$,则每条轨迹的碰撞损失如图4所示. 可以看出:临近障碍物的轨迹碰撞风险高,远离障碍物的轨迹碰撞风险低. 因此,基于高斯卷积构建损失函数以评价候选轨迹的安全性较碰撞检查更加合理.



(a) 轨迹索引



(b) 轨迹索引

图4 基于高斯卷积的安全性损失计算

3.3 基于jerk的舒适性损失加权项

由式(11)可知, $g(\ddot{f}(t))$ 可用于评价轨迹舒适性. 因此,横向舒适性损失加权项 J_d 定义为 $\ddot{d}^2(t)$ 在 $t_0 \sim t_1$ 时间段的积分

$$J_d = \int_{t_0}^{t_1} \ddot{d}^2(t) dt. \quad (29)$$

同理,纵向舒适性损失加权项 J_s 定义为 $\ddot{s}^2(t)$ 在 $t_0 \sim t_1$ 时间段的积分

$$J_s = \int_{t_0}^{t_1} \ddot{s}^2(t) dt. \quad (30)$$

3.4 最优轨迹选择

如图5所示,为保证车辆安全、舒适地行驶,规划算法基于当前车辆信息及环境信息,按照初始配置和目标配置求解得到候选轨迹集合,然后利用损失函数评价轨迹成本,由此,取损失最小的轨迹作为最优解. 损失函数中的各加权项与加权系数共同决定最优轨迹的选择,它们的比值大小决定了损失函数侧重于哪一方面的优化. 例如,当安全性损失加权项占总损失的比重较大时,规划算法更倾向于选择距离障碍物较远的轨迹,而当舒适性损失加权项占总损失的比重较大时,规划算法会选择舒适性更高的轨迹,但这可能会导致车辆行驶过程中的碰撞风险较高.

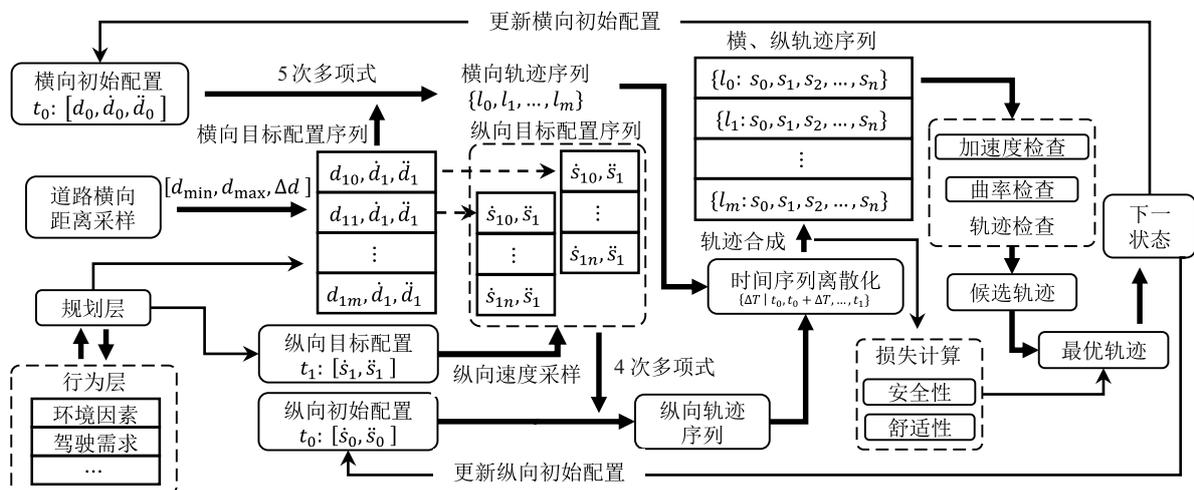


图5 轨迹规划流程

对于作速度保持(velocity keeping)的自动驾驶汽车,其主要规划步骤如下:

1) 配置生成. 横向目标配置 D_1 和纵向目标配置 S_1 可内嵌到行为层(behavior layer)中^[16], 这样, 可将环境因素(障碍物)及驾驶需求(如加速超车、定速巡航等)、行为层与规划层交互作为指导更新配置.

2) 轨迹求解. 对于横向运动, 车道左右边界线规定了车辆的可行驶区域, 目标横向距离不能超出此范围, 这里将 d_1 限定在 $[d_{\min}, d_{\max}]$ 区间内. 对道路横向距离采样生成横向位移离散序列 $\{d_{10}, \dots, d_{1i}, \dots, d_{1m} | 0 \leq i \leq m\}$, 然后, 根据初始配置 D_0 和目标配置 D_1 求解出一组由5次多项式描述的横向轨迹集合. 对于每一条横向轨迹, 对目标纵向速度 \dot{s}_1 采样得到纵向速度离散序列 $\{\dot{s}_{10}, \dots, \dot{s}_{1j}, \dots, \dot{s}_{1m} | 0 \leq j \leq n\}$, 然后, 利用初始配置 S_0 和目标配置 S_1 得到一组由四次多项式描述的纵向轨迹集合.

3) 轨迹合成. 考虑到预测时间过短, 轨迹对突发情况的应对能力不够, 而预测时间过长则轨迹的可靠性会下降, 且浪费计算资源, 这里将预测时间限定在 $[T_{\min}, T_{\max}]$ 范围内. 利用时间采样间隔 ΔT 将 $t_0 \sim t_1$ 时间段的横向、纵向轨迹离散化. 然后, 利用坐标转换公式将横向、纵向轨迹按照对应时刻合成, 确定每一条候选轨迹的位置和状态信息. 最后, 利用3次样条曲线(cubic spline)作分段拟合. 这样便将Frenet坐标系下的候选轨迹映射到全局笛卡尔坐标系.

4) 轨迹检查. 利用式(24)和(25)过滤不符合车辆加速、转向限制条件的轨迹.

5) 最优轨迹选择. 利用式(20)计算出所有通过检查的候选轨迹对应的总损失, 然后从剩余候选轨迹中选择总损失最小的轨迹作为最优解.

6) 状态更新. 车辆按照最优轨迹行驶到达下一

状态, 并更新初始配置. 目标配置则由行为层与规划层交互确定是否更新配置; 否则, 继续按照原目标配置规划.

4 仿真评价与分析

4.1 仿真参数设置

本文设置多个模拟道路场景对算法性能以及各加权项作评估. 此外, 当初始配置、目标配置、损失函数等均相同时, 车辆行驶质量主要由候选轨迹的数量、质量决定. 由于 d_{\min} 、 d_{\max} 、预测时间 T 等受实际道路环境、预测能力等约束, 采样参数的精度主要决定候选轨迹的丰富程度, 这为最优轨迹选择提供了重要支撑. 本文通过分析关键采样参数, 优化求解, 以提高车辆的行驶质量. 具体参数如表1所示. 假设最小转弯半径 r_{\min} 为2m, 则最大曲率 κ_{\max} 为 0.5 m^{-1} . 目标纵向速度采样间隔 $\Delta \dot{s} = 5.0 \text{ km/h} \approx 1.39 \text{ m/s}$.

表1 仿真实验参数

变量符号	变量名称及单位	数值
r/m	车辆碰撞半径	1
r_{ob}/m	障碍物碰撞半径	1
d_w/m	道路宽度	10
$\Delta d/\text{m}$	横向道路宽度采样间隔	0.5
$a_{\max}/(\text{m/s}^2)$	最大加速度	3
$\kappa_{\max}/(\text{m/s}^{-1})$	最大曲率	0.5
$\Delta T/\text{s}$	时间采样间隔	0.2
N_s	目标纵向速度采样数量	1
$\Delta \dot{s}/(\text{m/s})$	目标纵向速度采样间隔	1.39
T_{\max}/s	最大预测时间	4.6
T_{\min}/s	最小预测时间	5

4.2 损失函数分析

4.2.1 安全性损失加权项分析

如图6所示, 本文分析安全性损失加权项的特性及其对车辆轨迹选择的影响, 与碰撞检查作对比. 为提高可视化效果, 未通过碰撞检查的轨迹不做显示.

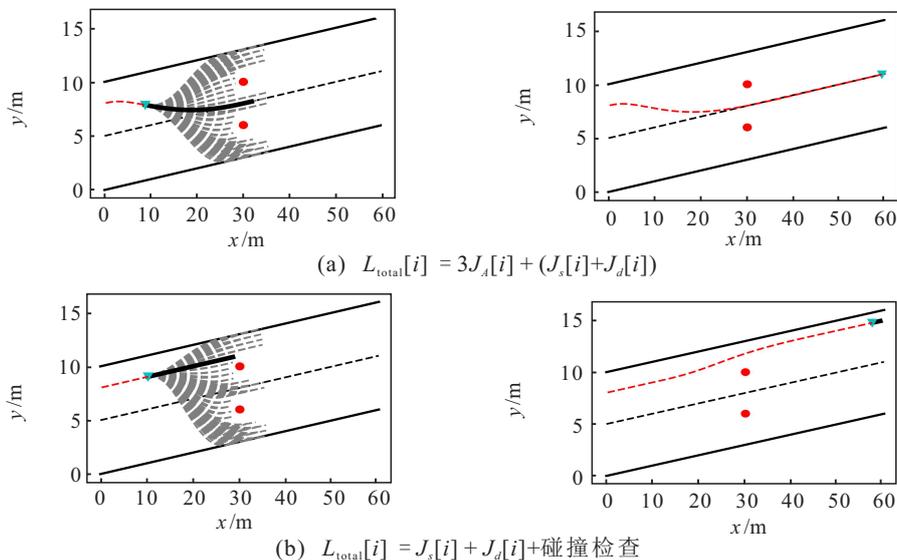


图6 特定场景下安全性损失加权项对轨迹选择的影响

初始时刻,车辆偏离道路中心线. 由于障碍物及道路两侧边界存在约束,在安全性损失加权项的作用下,处于道路中心的参考线附近的候选轨迹成本较低,而障碍物至道路边界范围的候选轨迹成本较高. 因此,规划算法选择最为接近道路中心的轨迹作为最优解,这样,车辆逐渐沿着参考线运动. 而当损失函数不包含安全性损失加权项时,在舒适性的作用下车辆倾向于沿直线运动而忽略障碍物. 若无碰撞检查,则车辆无法实现避障. 如图6(c)和图6(d)所示,车辆穿过了一片非常窄小、碰撞风险更高的不安全区域,尽管该过程中车辆的舒适性更好.

4.2.2 jerk 损失加权项分析

jerk 损失加权项以jerk为核心影响车辆的加速度、速度,进而影响最优轨迹选择. jerk损失越小意味着规划算法尽可能选择能够使得车辆运动更加舒适的轨迹. 如图7(c)所示,当jerk损失加权项占主导时,车辆会倾向于沿着平行于参考线的方向运动,这说明避障过程的横向运动规划对其舒适性有一定的影响. 如图7(d)、图7(e)、图8所示,此时车辆的速度变化最为平缓,加速度、加速度变化率波动最小,车辆的乘坐舒适性最好. 同样,它也是以牺牲安全性为代价,如果没有合理的避障策略,车辆会与障碍物发生碰撞.

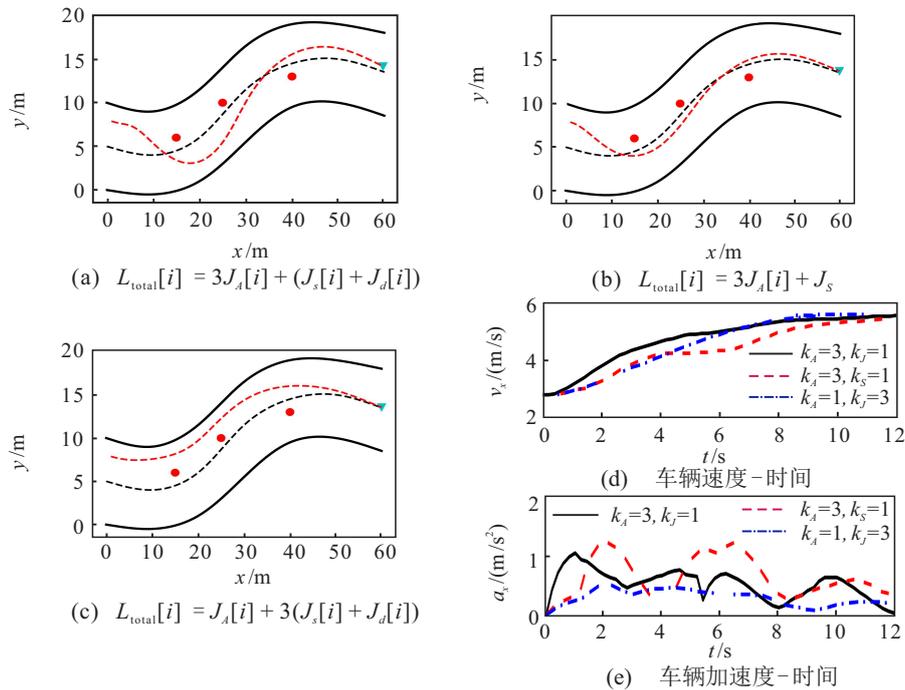


图7 特定场景下舒适性加权项的损失特性及其与平滑性对比结果1

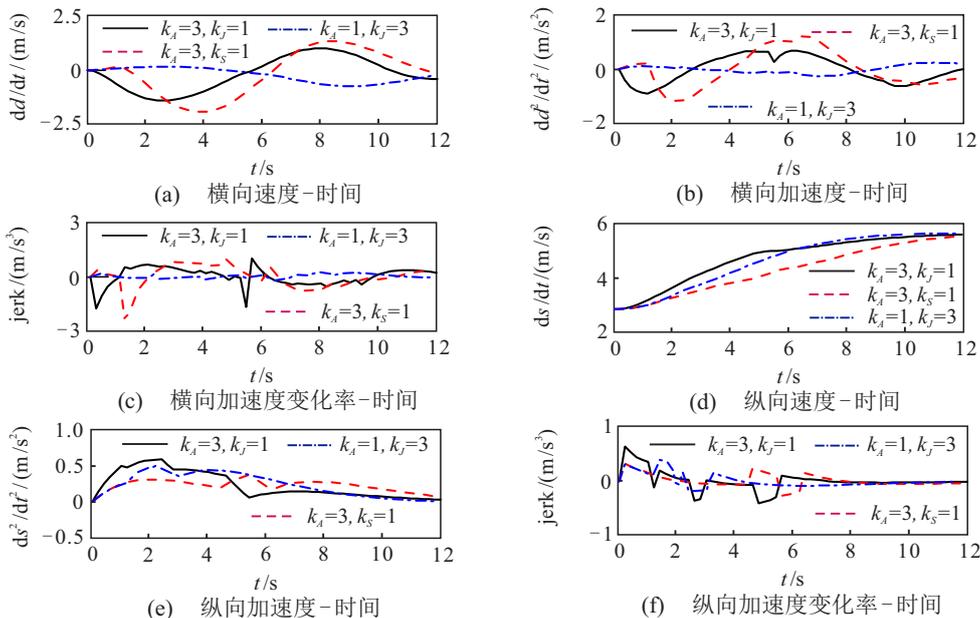


图8 特定场景下舒适性加权项的损失特性及其与平滑性对比结果2

就路径层的角度而言,车辆实际的行驶路径简单而舒适,即最接近直线的行驶路径.由平滑性损失可知,路径总体的曲率越小则路径越平滑.直线的曲率为0,因此,一段路径越接近于直线则该路径的平滑程度越高.

实际上,jerk损失加权项对候选轨迹上的速度、加速度有着更深层次的约束.它根据当前的速度、加速度等信息(初始配置)和候选轨迹的未来信息综合决策,结果是当前位置的车辆找到一个满足目标配置的速度、加速度过渡最为平滑的点.就路径层的角度而言,该轨迹必须是足够平滑的.如图7(a)和图7(b)所示,若不考虑速度、加速度等运动信息,jerk损失加权项对车辆最终行驶路径的影响与平滑性损失加权项是基本一致的,二者非常接近.此外,如图8所示,避障过程中,其加速度、加速度变化率波动范围大致相同,车辆运动过程均较为平稳、舒适.

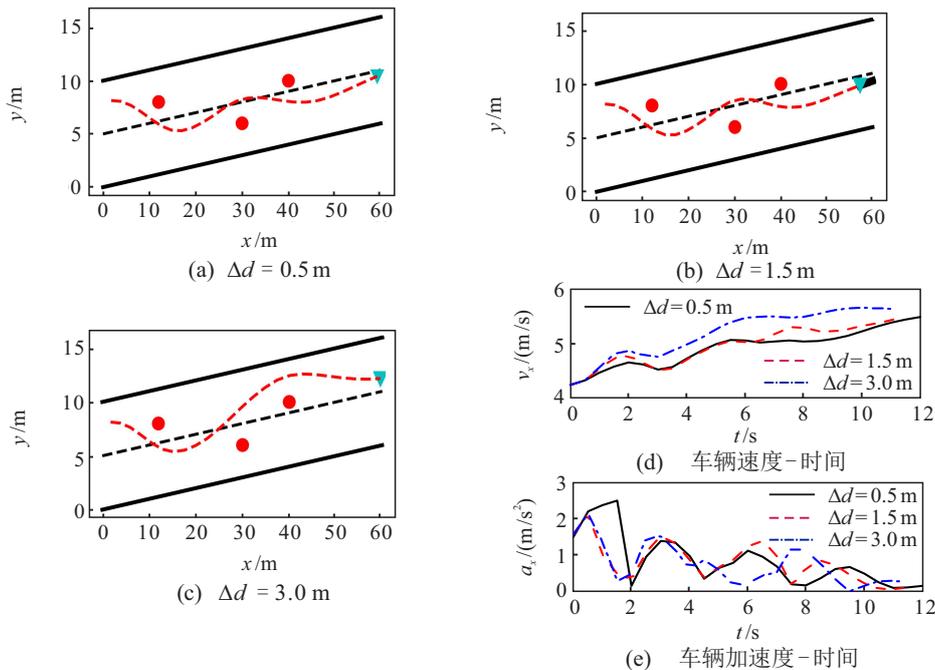


图9 特定场景下道路采样间隔对轨迹选择的影响

如图10所示,时间采样周期过大可能导致车辆运动出现超调(overshoot)或失稳(instability)^[16-17]现象.因不满足贝尔曼最优化原则(Bellman's principle of optimal),当前最优轨迹在下一时刻不再是最优解而使得规划算法重新选择新轨迹,当下一时刻的最优解与上一时刻相差过大时,该现象会变得尤为剧烈.

图11为时间采样间隔 ΔT 分别为0.2 s、0.5 s和1.0 s时车辆沿参考线运动的仿真结果.可以看出:随着时间采样间隔的减小,车辆能够更快、更平滑地跟踪参考线,车辆运动轨迹的质量也相对更好.反之,规

4.3 轨迹采样与优化

候选轨迹越多,解空间越完备,意味着基于同样的损失函数能够得到更优解,从而降低次优性(suboptimality)发生.采样参数在其中发挥了关键性作用.在不过多消耗计算资源的情况下,提高采样精度对于提高轨迹质量是一种首选的优化方法.

由于纵向速度采样只在目标纵向速度附近微调,纵向轨迹束的数量有限,关键采样参数主要包括道路横向距离采样间隔 Δd 、时间采样间隔 ΔT .其中: Δd 主要决定横向轨迹束的数量; ΔT 主要决定车辆的规划频率以及轨迹内部时空信息的精细程度.

图9展示了特定场景下,道路横向采样间隔 Δd 分别为0.5 m、1.5 m、3.0 m时车辆实际运动仿真结果.可以看出:随着 Δd 的增加,车辆速度、加速度波动范围越来越大,说明其稳定性越来越差.

划轨迹点在参考线附近反复调节、震荡,这不仅会消耗更多时间去跟踪参考线,而且会导致车辆的稳定性变差.

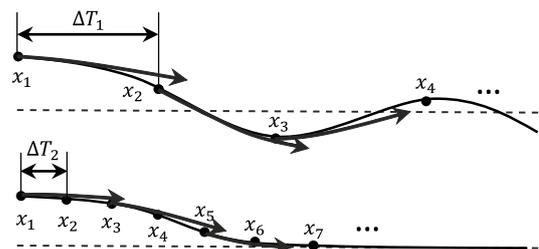


图10 时间采样周期过大可能产生超调或失稳

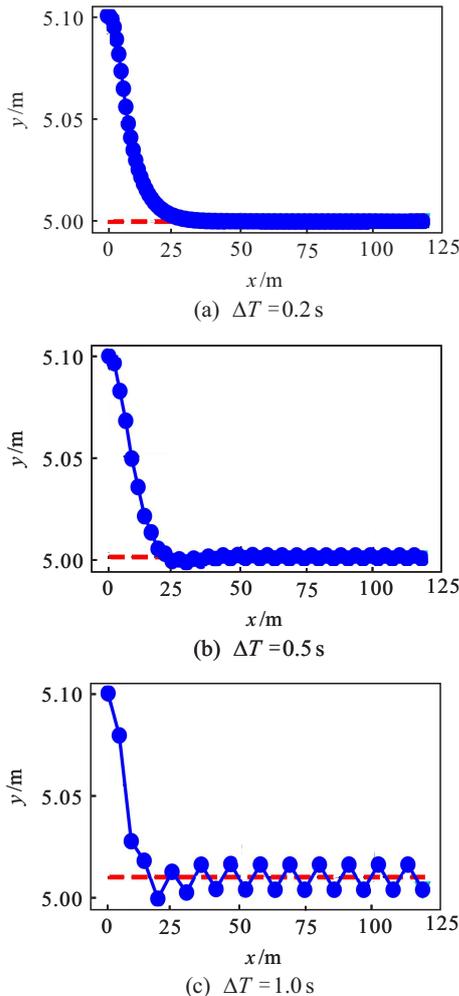


图 11 特定场景下时间采样间隔对轨迹选择的影响

就长远角度而言,随着每一次最优轨迹的调整,提高采样精度使得车辆的实际运动轨迹更接近当前环境下的全局最优解,有利于减少次优性,进而改善车辆的行驶质量。

5 结论

本文基于Frenet坐标系,根据初始配置、目标配置利用多项式求解轨迹序列,并从安全性、舒适性设计损失函数评价候选轨迹成本,以求解最优轨迹。作为一种高性能、低成本的快速规划方法,该算法能够为车辆规划出舒适、安全的实时轨迹,此外,利用高斯卷积评估轨迹的安全性较碰撞检查更加合理,使车辆行驶更加安全、可靠。结果表明:

1) 在路径的基础上引入时间维度,以jerk为核心,按照任务需求对车辆的速度、加速度进行优化求解。位置、速度深度耦合的同时,模块化的设计理念更利于与车辆的行为层、控制层交互。

2) 损失函数可以根据不同的场景、配置选择不同加权系数组合得到不同特性的最优轨迹。

3) 提高采样精度能有效提升轨迹的舒适性,改善

车辆的行驶质量。

受复杂交通环境限制,该算法还需综合考虑车辆行驶工况,结合感知层、行为层的信息等设计出更完备、智能的规划策略。

参考文献(References)

- [1] Hoang V D, Hernandez D C, Hariyono J, et al. Global path planning for unmanned ground vehicle based on road map images[C]. 2014 International Conference on Human System Interactions. Costa da Caparica: IEEE, 2014: 82-87.
- [2] Kanayama Y, Hartman B I. Smooth local path planning for autonomous vehicles[C]. International Conference on Robotics and Automation. Scottsdale: IEEE, 1989: 1265-1270.
- [3] 周慧子, 胡学敏, 陈龙, 等. 面向自动驾驶的动态路径规划避障算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(3): 883-888. (Zhou H Z, Hu X M, Chen L, et al. Dynamic path planning for autonomous driving with avoidance of obstacles[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(3): 883-888.)
- [4] 任丽军, 刘元盛, 柴梦娜. 基于无人车避障路径规划方法的综述[C]. 中国计算机用户协会网络应用分会2018年第二十二届网络新技术与应用年会论文集. 苏州: 计算机科学, 2018: 209-211. (Ren L J, Liu Y S, Chai M N. Review of path planning method based on unmanned vehicle obstacle avoidance[C]. The 22nd Annual Conference on New Network Technologies and Applications. Suzhou: Computer Science, 2018: 209-211.)
- [5] Khatib O. Real-time obstacle avoidance system for manipulators and mobile robots[J]. Proceedings 1985 IEEE International Journal Robotics and Automation, 1986, 2: 500-505.
- [6] Agirrebeitia J, Avilés R, de Bustos I F, et al. A new APF strategy for path planning in environments with obstacles[J]. Mechanism and Machine Theory, 2005, 40(6): 645-658.
- [7] 张建英, 赵志萍, 刘瞰. 基于人工势场法的机器人路径规划[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2006, 38(8): 1306-1309. (Zhang J Y, Zhao Z P, Liu D. A path planning method for mobile robot based on artificial potential field[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2006, 38(8): 1306-1309.)
- [8] 修彩靖, 陈慧. 基于改进人工势场法的无人驾驶车辆局部路径规划的研究[J]. 汽车工程, 2013, 35(9): 808-811. (Xiu C J, Chen H. A research on local path planning for autonomous vehicles based on improved APF method[J].

- Automotive Engineering, 2013, 35(9): 808-811.)
- [9] Ammar A, Bennaceur H, Châari I, et al. Relaxed Dijkstra and A* with linear complexity for robot path planning problems in large-scale grid environments[J]. Soft Computing, 2016, 20(10): 4149-4171.
- [10] Dolgov D, Thrun S, Montemerlo M, et al. Path planning for autonomous vehicles in unknown semi-structured environments[J]. The International Journal of Robotics Research, 2010, 29(5): 485-501.
- [11] Ferguson D, Stentz A. Using interpolation to improve path planning: The field D* algorithm[J]. Journal of Field Robotics, 2010, 23(2):79-101.
- [12] Kuwata Y, Fiore G A, Teo J, et al. Motion planning for urban driving using RRT[C]. Intelligent Robots and Systems. Nice: IEEE, 2008: 1681-1686.
- [13] Tian Y, Yan L, Park G Y, et al. Application of RRT-based local path planning algorithm in unknown environment[C]. 2007 International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. Jacksonville: IEEE, 2007: 456-460.
- [14] Ferguson D, Howard T M, Likhachev M. Motion planning in urban environments[J]. Journal of Field Robotics, 2008, 25(11): 939-960.
- [15] Takahashi A, Hongo T, Ninomiya Y, et al. Local path planning and motion control for agv in positioning[C]. Proceedings of IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems. Tsukuba: IEEE, 1989: 392-397.
- [16] Werling M, Ziegler J, Kammel S, et al. Optimal trajectory generation for dynamic street scenarios in a Frenét frame[C]. International Conference on Robotics and Automation. Anchorage: IEEE, 2010: 987-993.
- [17] Werling M, Kammel S, Ziegler J, et al. Optimal trajectories for time-critical street scenarios using discretized terminal manifolds[J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(3): 346-359.
- [18] Christoph Rösmann, Hoffmann F, Bertram T. Integrated online trajectory planning and optimization in distinctive topologies[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 88: 142-153.
- [19] Arreaga G, Capovilla R, Guven J. Frenet-serret dynamics[J]. Classical and Quantum Gravity, 2001, 18(23): 5065-5083.
- [20] Daniel J, Birouche A, Lauffenburger J, et al. Energy constrained trajectory generation for ADAS[C]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium. La Jolla: IEEE, 2010: 244-249.

作者简介

魏民祥(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事发动机控制、电动汽车、汽车电子等研究, E-mail: weimx@nuaa.edu.cn;

滕德成(1993—), 男, 硕士生, 从事自动驾驶感知融合、路径规化的研究, E-mail: tengdechong@outlook.com;

吴树凡(1994—), 女, 硕士生, 从事自动驾驶路径规划与跟踪控制的研究, E-mail: 15850755257@163.com.

(责任编辑: 闫妍)