

基于时空风险场的智能车辆轨迹规划

孔慧芳 王晨顺 张倩* 刘田阔

合肥工业大学电气与自动化工程学院,合肥,230009

摘要:为描述及规避智能车辆行驶时面临的不同维度风险,提出了一种基于时空风险场的双层轨迹规划方法。将交通要素划分为抽象要素和具象要素,分别建立基于高斯分布函数的抽象要素时空风险场和基于空间向量的具象要素时空风险场,以表征智能车辆在纵向、横向和时间三个维度面临的环境风险。将智能车辆的轨迹规划问题划分为路径和速度双层规划问题,分别考虑纵向-横向维度和纵向-时间维度的风险构建动态规划的代价函数,获取综合代价最低的路径和速度。结合二次规划算法对路径和速度进一步优化得到最终轨迹。仿真结果表明,所提出的方法在不同的驾驶场景下能够有效表征时空风险并规划出满足各项约束条件的行驶轨迹,从而提高道路驾驶的安全性。

关键词:智能车辆;时空风险场;轨迹规划;动态规划

中图分类号:U461

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.10.036

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Intelligent Vehicle Trajectory Planning Based on Spatio-temporal Risk Fields

KONG Huifang WANG Chenshun ZHANG Qian* LIU Tiankuo

School of Electrical and Automation Engineering, Hefei University of Technology, Hefei, 230009

Abstract: Aiming to describe and avoid different dimensions of risks faced by intelligent vehicles, a two-layer trajectory planning method was proposed based on spatio-temporal risk fields. Traffic elements were divided into abstract elements and concrete elements, the spatial-temporal risk fields of abstract elements based on Gaussian distribution function and concrete elements based on spatial vector were established respectively to represent the environmental risks faced by intelligent vehicles in three dimensions: vertical, horizontal and temporal. Additionally, the trajectory planning problem of intelligent vehicles was divided into path and speed dual planning problem. The longitudinal-lateral dimension risk and longitudinal-temporal dimension risk were accordingly applied to dynamic planning cost function. Then, the path and speed with the comprehensive lowest cost were calculated, and combined with quadratic programming algorithm, the path and velocity were further optimized to obtain the final trajectory. Simulation results demonstrate that the proposed methodology may effectively characterize spatio-temporal driving risks across diverse scenarios while generating constraint-satisfying trajectories, thereby significantly enhance road driving safety.

Key words: intelligent vehicle; spatio-temporal risk field; trajectory planning; dynamic planning

0 引言

随着人工智能、传感器融合和通信等技术领域的不断突破,汽车正朝着智能化的方向快速发展^[1]。融合多种先进技术的智能车辆因其在提高交通安全性与效率方面的潜力而备受关注^[2],并逐步形成了感知、规划与控制等研究方向。轨迹规划是将感知信息转化为一条可控制执行的行驶轨迹,是智能车辆研究中的重要环节。

智能车辆交通环境的风险描述是轨迹规划的前提,目前典型的方法包括:①面向单一目标物的方法^[3-4];②基于可达集的方法^[5-6];③基于势场论

的方法。其中,基于势场的方法由于具有很好的场景泛用性^[7]而被研究者广泛采用。王建强等^[8]从场论思想出发,提出了一种表征人-车-路各要素的风险场模型,为智能车辆的风险评估提供了新的判断依据。LI等^[9]通过分析各项风险指标,提出了一种基于安全势场的风险感知策略,综合描述出行驶风险的空间分布。马艳丽等^[10]从评估车辆接管风险出发,提出了一种考虑轨迹场、势能场和行为场的模型,并验证了该模型的有效性。褚端峰等^[11]结合车辆轨迹预测,提出了一种预见性驾驶风险场模型,表现出良好的预测风险能力。

轨迹规划技术起源于机器人领域^[12],现有方法包括基于采样、基于优化、基于图搜索^[13]以及基于学习等。其中,将采样、优化方法和交通环境风

收稿日期:2024-08-30

基金项目:安徽省重点研发计划(JZ2021AKKG0310)

险相结合的混合轨迹规划方法是重要探索方向之一。KIM等^[14]提出了一种基于自适应势场模型的最优轨迹生成框架,将自适应势场模型与采样优化轨迹生成方法结合成功实现了多种场景下车辆的驾驶功能。HUANG等^[15]提出一种基于势场的精细阻力法,同时结合电流比较法规划出无碰撞路径,并验证了该方法的有效性。王明强等^[16]通过将风险场引入动态规划中,使得该规划算法能够实现对不同障碍物的有效规避。WANG等^[17]针对复杂驾驶场景,引入风险场模型进行风险评估,并基于采样与数值优化方法提出一种混合轨迹规划框架,同时验证了该方法在复杂场景下的适用性。

上述文献中用来描述交通环境风险的势场大多根据交通要素当前时刻下的状态进行构建,如速度、加速度、距离等。根据这些交通要素的状态能够描述当前时刻下智能车辆所面临的空间域风险,但对时间域的风险分析与研究仍然缺乏,且目前研究的轨迹规划方法大多局限于结合空间域的

风险来规划局部路径,尚未与时间域风险相结合,实现整体轨迹最优。为此,本文以智能车辆为研究对象,在感知预测信息已知的前提下,提出了一种从时空耦合的角度来描述交通要素的时空风险场,得到不同维度的风险分布,将轨迹规划分解为路径规划和速度规划,分别结合不同维度的时空风险场切片进行规划,以确保智能车辆在行驶过程中的安全性。

1 时空风险场建模

基于时空风险场的轨迹规划架构如图1所示。结合感知预测信息构建出时空风险场来对时间域和空间域中的风险进行综合度量;取出时空风险场当前时刻下空间域(SL)中的风险切片并结合动态规划与二次规划完成路径规划部分;在规划出局部路径的基础上,取出时空风险场中空间域纵向维度与时间维度(ST)的风险切片生成ST风险图,同样利用动态规划与二次规划的方法实现速度规划。

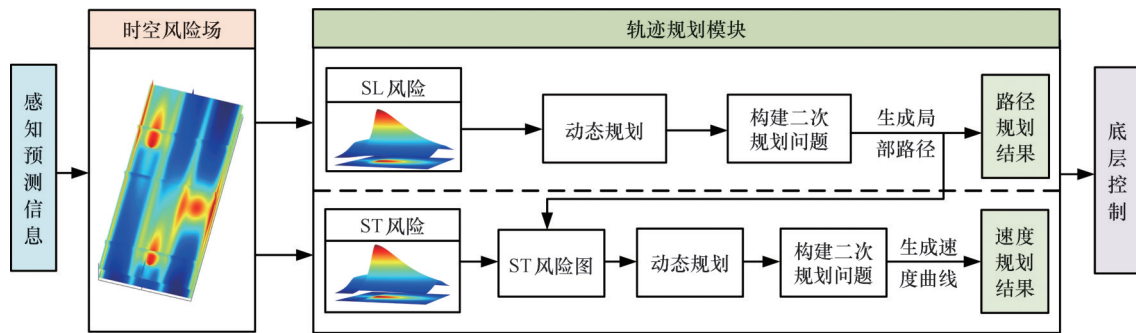


图1 基于时空风险场的轨迹规划架构

Fig.1 Trajectory planning architecture based on spatio-temporal risk field

不同交通要素产生的风险不同,本文将交通要素分为抽象要素和具象要素^[18],抽象要素主要根据道路交通安全法的规定产生,不会与被控车辆发生实际碰撞;具象要素由可能与被控车辆发生碰撞的要素组成。建立以车道分界线为代表的抽象要素时空风险场和以障碍车为代表的具象要素时空风险场,利用不同的方式量化不同交通要素所产生的时空风险。

1.1 抽象要素时空风险场

抽象要素时空风险场主要考虑以车道分界线位置和类型为代表的交通要素所产生的风险。车道分界线位置不随时间的变化而变化,且不同车道线类型所产生的场强不同。为准确表征车道线的风险分布,采用结合高斯分布的方法来描述道路所产生的风险,如图2所示。将车道线表示为与 ox 平面平行的平面 β ,点 S 为点 L 在 β 上的投影点。

车道线在 L 点产生的风险场场强可表示为

$$E_1 = A_1 \exp\left(-\frac{(y_s - y_1)^2}{\sigma^2}\right) \quad (1)$$

式中: A_1 为势场梯度因子; y_1 为车道线横向位置; y_s 为 L 点在 β 平面投影点横向位置; σ 为车道线梯度因子,值得注意的是,车道线类型不同时,车道线梯度因子不同。

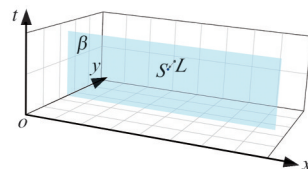


图2 抽象要素时空风险场建模示意方法

Fig.2 Schematic method of spatio-temporal risk field modeling of abstract elements

风险场如图3所示。

1.2 具象要素时空风险场

具象要素时空风险场用于表征实际行驶过程

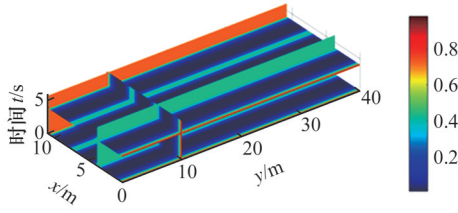


图3 抽象要素时空风险场

Fig.3 Spatio-temporal risk field of abstract elements

中被控车辆与周边交通要素发生碰撞所产生的风险。针对以障碍车为代表的具象要素,结合空间向量对其在时间域和空间域所产生的风险分布进行综合度量。在已知障碍车在时空中的某一个轨迹点 $P(x_0, y_0, t_0)$ 的情况下,将该轨迹点处障碍车在时空中任意一点 $C(x, y, t)$ 上所产生的风险按如下步骤进行计算。

1)建立三维坐标系,选取横向距离 y 与纵向距离 x 作为空间分量,时间 t 垂直于空间平面,借助轨迹预测技术得到障碍车在时空中的三维轨迹,如图4所示。

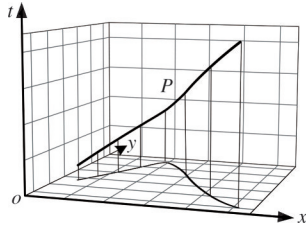


图4 绘制时空轨迹

Fig.4 Plots spatio-temporal trajectories

2)为求该轨迹上的一点 P 在时空中所产生的风险,需在点 P 处作一平行于 oxy 平面的平面 α ,如图5所示。过轨迹点 P 处做轨迹的切向量,沿切向量方向取一点 A ,使得点 A 到平面 α 的时间为 $1s$,沿 PA 方向的向量记为 L_{PA} 。将 PA 投影到平面 α 上,点 A 在 α 上的投影记为点 B ,沿 PB 方向的向量记为 L_{PB} 。因此可得

$$\left. \begin{aligned} B \in \alpha & \quad L_{AB} \perp \alpha \\ L_{PA} // \alpha & \quad P \in \alpha \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

由上述可知,平面 α 与平面 oxy 平行, oxy 平

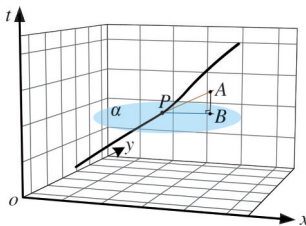


图5 时空轨迹切向量与投影绘制

Fig.5 Tangent vector and projection rendering of spatio-temporal trajectory

面表示空间中的纵向与横向,故用 L_{PB} 的方向来表示障碍车在空间中的运动方向。当障碍车的速度为零时,即 L_{PA} 垂直于 α 平面,点 P 与点 B 重合。但此时障碍车产生的风险并不为零,为表征不同的速度对风险大小的影响,建立变量 L_T ,令 PA 的长度为 L_T ,由图5可得

$$L_T = \sqrt{|L_{PB}|^2 + |L_{AB}|^2} \quad (3)$$

3)点 $C(x, y, t)$ 为时空中的任意一点,为表征轨迹点 P 在点 $C(x, y, t)$ 处所产生的风险,连接 PC ,并将沿 PC 方向的向量记为 L_{PC} ,如图6所示。将点 C 投影到平面 α 上,投影点为 D ,连接 PD ,将沿 PD 方向的向量记为 L_{PD} 。 L_{PB} 与 L_{PD} 之间的夹角记为 θ 。则可得

$$\left. \begin{aligned} D \in \alpha \\ L_{CD} \perp \alpha \quad L_{PD} // \alpha \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

$$\theta = \arccos \frac{L_{PB} \cdot L_{PD}}{|L_{PB}| |L_{PD}|} \quad (5)$$

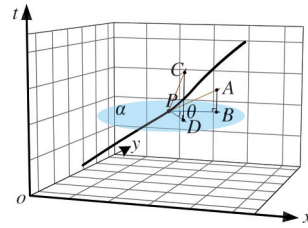


图6 θ 角的获取

Fig.6 θ angle acquisition

障碍车的运动状态影响着风险的分布。在空间域上,障碍车运动前方的风险会显著高于运动后方的风险,且随着空间跨度的增大,风险呈减小的趋势;在时间域上,随着时间的增大,风险也呈减小的趋势。如图6所示,变量 θ 用于表征空间中不同方向对障碍车风险分布的影响, PD 表示点 C 到达点 P 的空间跨度, CD 表示点 C 到点 P 的时间。由于障碍车尺寸同样影响着风险的分布,结合横纵向速度生成车辆尺寸影响因子 σ_1 和 σ_2 ,通过 σ_1 和 σ_2 来修正空间跨度的风险分布。 σ_1, σ_2 定义如下:

$$\left. \begin{aligned} \sigma_1 &= l \exp(a|L_{PBx}|) \\ \sigma_2 &= w \exp(b|L_{PBy}|) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中: l 为障碍车车长; w 为障碍车车宽; a, b 分别为与障碍车横纵向速度相关的系数; L_{PBx}, L_{PBy} 分别为 L_{PB} 沿 x 轴、 y 轴的分向量; $|L_{PBx}|, |L_{PBy}|$ 分别为单位时间内障碍车沿 x 轴、 y 轴行驶过的路程。

车辆质量同样影响着风险大小,随着车辆质量的增大,风险呈增大趋势。将障碍车质量与速度结合,引入虚拟质量影响因子 M ,具体定义如下^[8]:

$$M = 1.566m |L_{PB}|^{6.687} \times 10^{-14} + 0.3345 \quad (7)$$

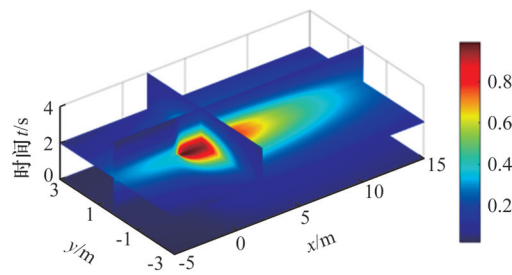
式中： m 为障碍车的实际质量； L_{PB} 为单位时间内障碍车行驶的路程，即障碍车的速度。

综上，轨迹点 P 在点 C 处的风险场强表达可定义为

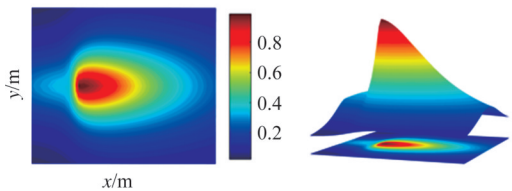
$$E_a(x, y, t) = \frac{AM(V \exp(\cos \theta) + \gamma)}{\frac{(x-x_0)^2}{\sigma_1} + \frac{(y-y_0)^2}{\sigma_2} + \frac{(t-t_0)^2}{\sigma_3}} \quad (8)$$

式中： x_0, y_0, t_0 为障碍车轨迹点信息； V 为速度影响因子； θ 影响着不同方向上具象要素风险分布的大小； A 为势场梯度因子； γ 为修正系数； σ_3 为与 V 成正比的待定系数。

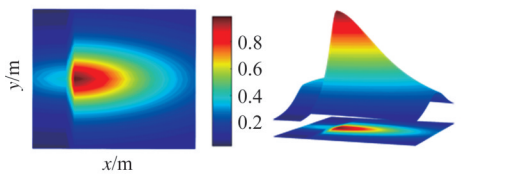
具象要素时空风险场如图7所示。图7a为某一速度下障碍车的轨迹点 $P(x_0, y_0, t_0)$ 在道路横向、纵向位置和时间维度上的风险示意图。图7b为 $t=t_0$ 时刻道路横向、纵向位置的风险场示意图，是图7a的一个风险切片。图7c为 $y=y_0$ 时道路纵向位置与时间的风险场示意图，是图7a的一个风险切片。



(a) 具象要素时空风险场三维图



(b) $t=t_0$ 时道路横向、纵向位置的风险场



(c) $y=y_0$ 时道路纵向位置与时间的风险场

图7 具象要素时空风险场

Fig.7 Spatio-temporal risk field of concrete elements

1.3 时空风险场

将抽象要素时空风险场模型和具象要素时空风险场模型结合，形成交通要素时空风险场模型。该时空风险场的计算方法如下：

$$E_{total} = \sum_{i=1}^c E_{l,i} + \sum_{j=1}^d E_{a,j} \quad (9)$$

式中： c 为交通场景下抽象要素个数； d 为交通场景下具象要素的个数； $i, E_{l,i}$ 分别为第 i 个抽象要素与其风险场场

强； $j, E_{a,j}$ 分别为第 j 个具象要素与其风险场场强。

为更直观地表征时空风险场，设计了一个三车道的场景。 $t_0=4s$ 下的时空风险场如图8所示。该场景中，1车道存在一辆长5.2 m、宽2 m、质量为4.6 t的轻型卡车以5 m/s的速度匀速行驶；2车道存在一辆长4.8 m、宽1.8 m、质量为1.8 t的B级车以5 m/s的速度匀速行驶；3车道存在一辆长4.8 m、宽1.8 m、质量为1.8 t的B级车静止在车道中间；另有不同车道线。根据1车道和2车道的风险分布分析可得，相同行驶速度情况下，不同尺寸和质量的车形成的风险分布差异明显：尺寸与质量大的车型高风险分布区域范围更广。根据2车道和3车道风险分布分析可得，相同尺寸与质量的情况下，不同速度下车辆所形成的风险分布差异明显：速度越大，沿行驶速度方向分布的高风险区域越广。

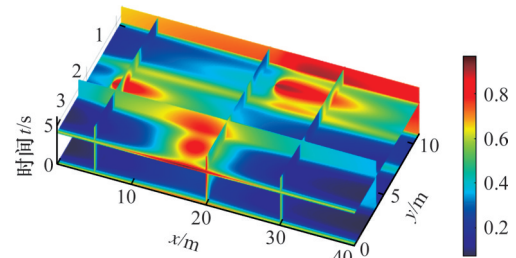


图8 时空风险场示意图

Fig.8 Schematic diagram of spatio-temporal risk field

2 路径规划

结合时空风险场对智能车辆进行路径规划。将当前时刻下交通要素在时空中的位置生成时空风险场，并取出 $t=0$ 时时空风险场在空间纵向与横向的风险场切片。在已知给定参考线的情况下，对道路每隔一段横向距离和纵向距离进行均匀撒点采样，实现空间的离散化，并结合生成的当前时刻空间域风险场切片设计代价函数，通过动态规划算法搜索一条综合代价最小的可行驶路径点序列，利用五次多项式将离散点生成平滑曲线，结合二次规划算法对曲线进行进一步优化生成最终路径。

2.1 代价函数设计

在车辆进行轨迹规划的一个规划周期内，当前时刻的周边环境状态对路径规划来说尤为重要，因此需计算出当前时刻车辆周边存在的风险。通过结合所建立的时空风险场来生成安全性能指标，并与路径偏移性能指标和路径平滑性能指标共同生成代价函数。设计代价函数形式如下：

$$J_{\text{path}} = w_1 J_{\text{E,SL}} + w_2 J_s + w_3 J_{\text{ref}} \quad (10)$$

式中: J_{path} 为总路径代价; $J_{\text{E,SL}}$ 为风险代价; w_1 为风险代价权重系数; J_s 为路径平滑代价; w_2 为路径平滑代价权重系数; J_{ref} 为对参考路径的偏移代价; w_3 为参考线偏移代价权重系数。

2.2 动态规划路径搜索

动态规划路径搜索过程是一个将多个子问题逆序递推求解计算的过程^[19]。基于动态规划算法对车辆规划过程中前方一段区域内进行均匀采样撒点, 利用五次多项式曲线生成相邻采样点之间的路径, 并结合代价函数对每列采样点进行逐级优化筛选, 最终得到一条可通行路径。动态规划搜索过程可表示为

$$\left. \begin{aligned} \min J_{\text{dp}}(l_2|l_1) &= \min J_{\text{dp}}(l_1) + J_{\text{dp}}(l_1, l_2) \\ &\vdots \\ \min J_{\text{dp}}(l_N|l_{N-1}) &= \min J_{\text{dp}}(l_{N-1}) + J_{\text{dp}}(l_{N-1}, l_N) \\ \min J_{\text{dp}}(l_N) &= \min l_N (\min J_{\text{dp}}(l_{N-1}) + J_{\text{dp}}(l_{N-1}, l_N)) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中: J_{dp} 为离散路径点代价; l_i 为第 i 个离散路径点, $i=1, 2, \dots, N$ 。

2.3 路径优化

直接使用动态规划生成的路径粗解作为最终路径会导致路径不满足舒适性、连续性等要求, 故在利用动态规划生成路径的基础上对路径进行重规划, 以此得到更加平滑舒适且满足各项约束的路径。使用二次规划算法对生成的路径粗解进行进一步优化, 具体可分为目标函数设计和边界约束设计两部分。

针对路径平滑性与参考线偏移程度设计目标函数:

$$C_s = W_{\text{dl}} \sum_{i=1}^n (l'_i)^2 + W_{\text{ddl}} \sum_{i=1}^n (l''_i)^2 + W_{\text{dddl}} \sum_{i=1}^{n-1} (l'''_i)^2 \quad (12)$$

$$C_{\text{ref}} = W_1 (l'_i)^2 \quad (13)$$

式中: l'_i 、 l''_i 和 l'''_i 分别为横向位移的一阶导数、二阶导数和三阶导数; W_{dl} 、 W_{ddl} 和 W_{dddl} 为相应的权重系数; n 为路径优化离散点个数; W_1 为横向偏移量权重系数; n 为路径优化离散点个数。

约束条件可分为碰撞约束和连续性约束两部分, 将其写成方程或不等式的形式。碰撞约束可表示为

$$\left. \begin{aligned} l_i + d_1 l'_i + \frac{w}{2} + d_{\text{safe}} &\in [l_{\text{min}, i}, l_{\text{max}, i}] \\ l_i + d_1 l'_i - \frac{w}{2} - d_{\text{safe}} &\in [l_{\text{min}, i}, l_{\text{max}, i}] \\ l_i + d_2 l'_i + \frac{w}{2} - d_{\text{safe}} &\in [l_{\text{min}, i}, l_{\text{max}, i}] \\ l_i + d_2 l'_i - \frac{w}{2} + d_{\text{safe}} &\in [l_{\text{min}, i}, l_{\text{max}, i}] \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

式中: w 为车辆自身宽度; d_1 、 d_2 分别为车辆质心到车头和车尾的长度; d_{safe} 为与障碍物边界无碰撞的安全距离; $l_{\text{min}, i}$ 、 $l_{\text{max}, i}$ 分别为车辆可到达横向边界的最小距离与最大距离。

为满足路径的平滑与连续性, 将相邻两点之间的路径作如下约束:

$$\left. \begin{aligned} l'_{i+1} &= l'_i + l''_i \Delta s + \frac{1}{2} \frac{l'''_{i+1} - l'''_i}{\Delta s} \Delta s^2 \\ l_{i+1} &= l_i + l'_i \Delta s + \frac{\Delta s^2}{2} l''_i + \frac{1}{6} \frac{l'''_{i+1} - l'''_i}{\Delta s} \Delta s^3 \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中: Δs 为相邻两点之间的距离。

3 速度规划

在生成的局部路径基础上对车辆的速度进行规划, 控制车辆的加速度以确保车辆能够在可行窗口内通过最佳路径, 整个过程可以分为 ST 风险图生成和速度生成与优化两个部分。

3.1 ST 风险图生成

结合已知感知预测信息和 ST 图生成方法, 确定对速度规划产生影响的时间段, 并对该时间段进行采样, 生成采样间隔为 0.2 s 的时间序列, 该时间序列为障碍车未来的行驶轨迹点序列。将每个轨迹点生成相应的时空风险场并取出在该轨迹点处空间域纵向维度与时间维度的风险场切片, 同时对序列内轨迹点形成的切片风险场进行叠加, 形成 ST 风险图。

如图 9 所示, 在该场景下, 一辆障碍车以 5 m/s 的车速穿过十字路口, 被控车辆以 12 m/s 的车速向右行驶。障碍车单个轨迹点形成的空间域纵向维度与时间维度的一个风险场切片如图 10a 所示。将时间序列内轨迹点风险场切片进行叠加, 生成图 10b 所示 ST 风险图。图 10c 为该 ST 风险图的三维视图。

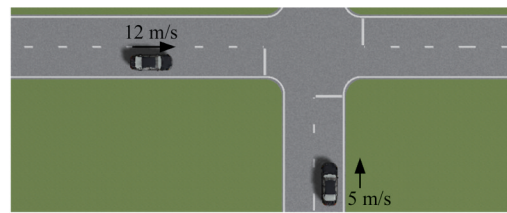


图 9 十字路口场景

Fig.9 Intersection scene

3.2 速度生成与优化

速度生成的目的是在 ST 风险图的基础上找出最佳速度曲线, 是一个非凸问题求解与优化的过程。采用动态规划算法进行非凸问题求解, 设计代价函数如下:

$$J_{\text{spe}} = w_4 J_{\text{E,ST}} + w_5 (\dot{S} - v_{\text{ref}})^2 + w_6 \ddot{S}^2 + w_7 \ddot{S}^2 \quad (16)$$

$$\left. \begin{aligned} \dot{S} &= \frac{S_{k+1} - S_k}{\Delta t} \\ \ddot{S} &= \frac{S_{k+1} - 2S_k + S_{k-1}}{(\Delta t)^2} \\ \ddot{S} &= \frac{S_{k+1} - 3S_k + 3S_{k-1} + S_{k-2}}{(\Delta t)^3} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

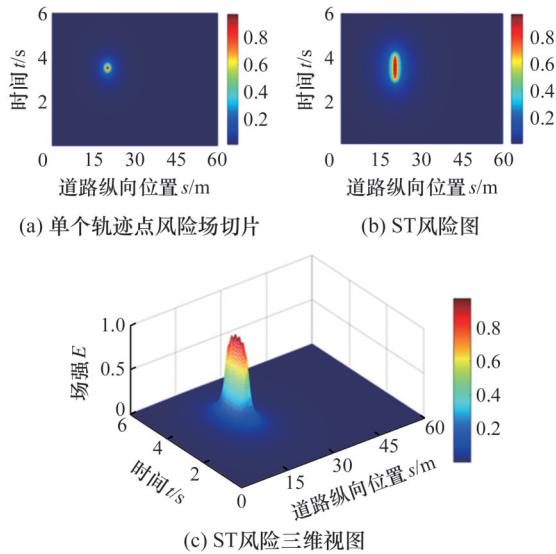


图10 ST风险图生成

Fig.10 ST risk map generation

式中： J_{spe} 为总速度代价； $J_{E,ST}$ 为风险场代价； v_{ref} 为参考线速度，可由交通规则来确定； \dot{S} 、 \ddot{S} 和 $\ddot{\ddot{S}}$ 分别为自车的速度、加速度和加加速度； S 为离散点到起始点的纵向距离； Δt 为时间间隔。

在生成的速度粗解的基础上，利用二次规划算法对速度粗解进行优化，同样，将该问题分为目标函数与约束设计两部分。所设的二次规划目标函数如下：

$$J_{qp,spe} = \omega_8 \sum_{k=1}^{m_1} (S_k - S_{dp,k}) + \omega_9 \sum_{k=1}^{m_1} \dot{S}_k^2 + \omega_{10} \sum_{k=1}^{m_1} \ddot{S}_k^2 \quad (18)$$

式中： $J_{qp,spe}$ 为优化目标； $S_{dp,k}$ 为速度粗解曲线离散点到起始点的纵向距离； m_1 为速度优化离散点个数； k 为速度优化离散点序号； ω_8 为优化后的纵向距离与动态规划出的纵向距离偏差权重系数； ω_9 、 ω_{10} 分别为加速度与加加速度权重系数。

由于车辆动力学等约束限制，还需对车辆的加速度和不允许出现倒车等情况进行进一步约束，如下所示：

$$\left. \begin{aligned} S_k &\leq S_{k+1} \\ a_{min} &\leq \dot{S} \leq a_{max} \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

式中： a_{min} 为智能车辆的最小加速度； a_{max} 为智能车辆的最大加速度。

4 仿真结果与分析

本文基于 Prescan、MATLAB/Simulink、CarSim 搭建仿真平台，其中，Prescan 提供智能车辆所需的驾驶场景，验证测试场景包括直行道路驾驶场景和无信号灯十字路口驾驶场景，Simulink 进行轨迹规划算法搭建，CarSim 提供车辆模型。

4.1 场景1:直行道路驾驶场景

针对直行道路驾驶工况构建驾驶场景，如图

11所示。被控车辆以20 m/s的目标速度正常行驶，在被控车辆的前方存在一辆障碍车以5 m/s的速度匀速行驶。被控车辆在10 s时检测到前方障碍车后，通过局部轨迹规划对前方障碍车进行风险规避。为验证本文方法的有效性，将本文提出的轨迹规划方法和动态规划与二次规划结合的无时空风险场方法进行对比。



图11 直行道路驾驶场景

Fig.11 Driving scene on a straight road

图12展示了该驾驶场景下的时空风险分布。结果表明，高风险值均分布在障碍车的轨迹序列周围，并且随着时空跨度的增大风险值呈减小的趋势。图13a为使用两种规划方法的被控车辆与障碍车的行驶轨迹三维视图。图13b为图13a的横向-纵向位置视图。本文所提出方法规划的最大横向位移坐标为3.94 m，无时空风险场方法规划出的最大横向位移坐标为3.68 m，相对而言，本文所提出方法规划出的横向位移比无时空风险场方法大0.26 m，更能保证行驶安全。图13c为图13a的纵向-时间视图，被控车辆在行驶时呈先减速后加速的趋势。速度与加速度结果如图14和图15所示。本文所提方法在13.8 s时被控车辆到达最低速度11.7 m/s，无时空风险场方法在14.5 s时被控车辆到达最低速度12.0 m/s。两种方法的车辆动力学约束与加速度约束均在约束范围内，但相较于无时空风险场智能车辆轨迹规划方法，本文所提出的轨迹规划方法在检测到前方道路交通参与者后，可提前0.7 s到达最低速度来规避行驶风险。

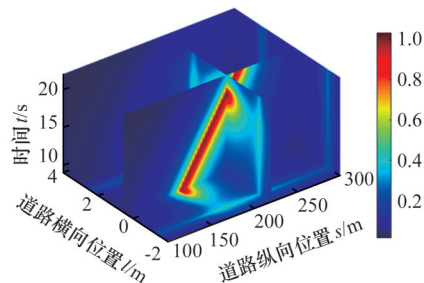
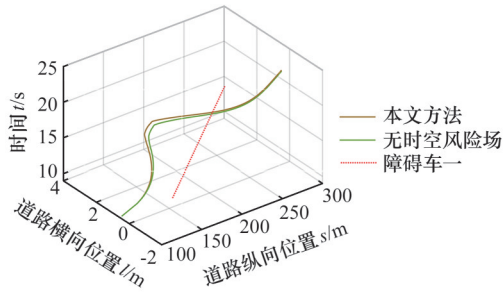


图12 直行驾驶场景时空风险

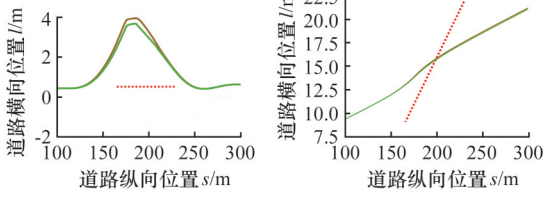
Fig.12 Spatio-temporal risk of straight-line driving scenario

4.2 场景2:无信号灯十字路口驾驶场景

针对无信号灯十字路口驾驶工况，构建图16所示的驾驶场景。被控车辆从十字路口右侧道路以12 m/s的速度匀速行驶，在路口附近检测到一



(a) 轨迹规划三维视图



(b) $s-l$ 视图

(c) $s-t$ 视图

图 13 轨迹规划的三维视图、 $s-l$ 视图及 $s-t$ 视图(场景 1)

Fig.13 Three-dimensional view, $s-l$ view and $s-t$ view of trajectory planning(scene 1)

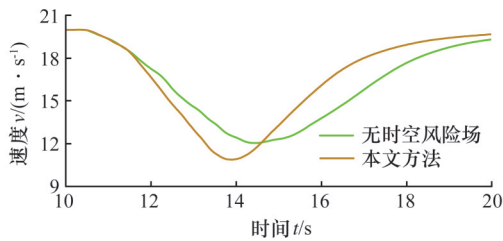


图 14 速度结果曲线(场景 1)

Fig.14 Velocity result curves(scene 1)

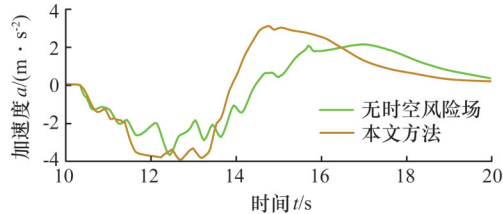


图 15 加速度结果曲线(场景 1)

Fig.15 Acceleration result curves(scene 1)

辆车正以 6 m/s 的速度从被控车辆的右侧道路往左侧道路匀速行驶,且在被控车辆的车道前方距离路口 30 m 处存在一个静止的障碍物。

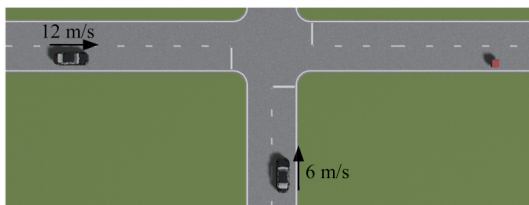


图 16 无信号灯十字路口驾驶场景

Fig.16 Driving scene at an intersection without traffic lights

图 17 展示了该驾驶场景下的时空风险分布。可以看出,高风险值均分布在右侧车辆与静态障碍物的轨迹点序列周围,并且随着时空跨度的增

大,风险值呈现减小的趋势。图 18a 为轨迹规划结果的三维视图。图 18b 为图 18a 的横向-纵向位置视图。本文所提出的方法规划出的最大横向位移坐标为 2.86 m,无时空风险场方法规划出的最大横向位移坐标为 2.61 m,相较于无时空风险场方法,本文所提出的轨迹规划方法在避开静态障碍物的过程中规划出的横向位移比无时空风险场方法大 0.25 m,更能保证行驶安全。图 18c 为图 18a 的纵向位置-时间视图,被控车辆在行驶时纵向位移随时间的变化整体呈线性趋势。速度与加速度结果如图 19 和图 20 所示。本文所提出方法在 12.8 s 时被控车辆达到 9.2 m/s 的最低速度,无时空风险场方法在 13.1 s 时到达 9.5 m/s 的最低速度,相较于无时空风险场方法,本文提出的轨迹规划方法在遇到右侧来车的情况下可获得更大的减速来规避行驶风险,在满足车辆动力学和加速度约束的同时提高驾驶的安全性。

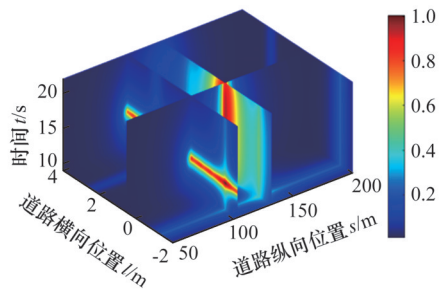
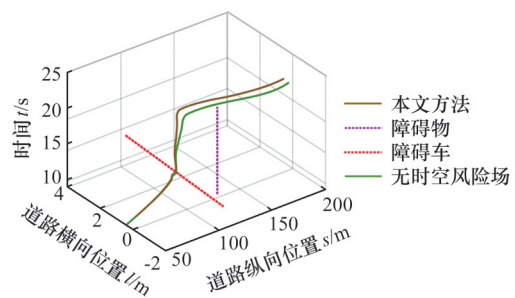
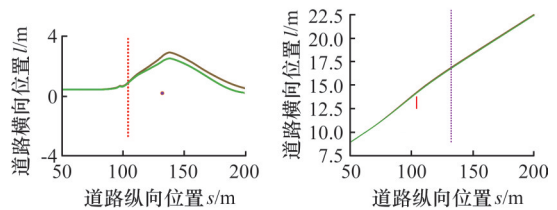


图 17 十字路口场景时空风险分布

Fig.17 Spatio-temporal risk distribution of intersection scenes



(a) 轨迹规划三维视图



(b) $s-l$ 视图

(c) $s-t$ 视图

图 18 轨迹规划三维视图、 $s-l$ 视图及 $s-t$ 视图

(场景 2)

Fig.18 Three-dimensional view, $s-l$ view and $s-t$ view of trajectory planning(scene 2)

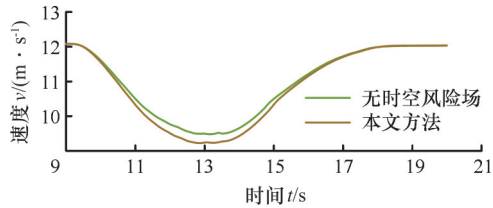


图19 速度结果曲线(场景2)

Fig.19 Velocity result curves(scene 2)

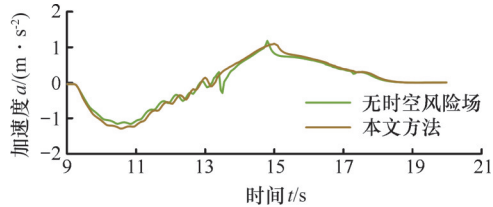


图20 加速度结果曲线(场景2)

Fig.20 Acceleration result curves(scene 2)

5 结语

本研究提出了一种基于时空风险场的智能车辆轨迹规划方法。首先结合高斯分布函数和空间向量法构建了不同交通要素的时空风险场,实现了对纵向-横向位置与纵向位置-时间的风险量化,并结合相应风险代价函数得到安全无碰撞的路径和速度,最后根据多目标优化函数,生成了一条在可行区域内的最优轨迹。结果表明,所构建的时空风险场能有效描述本车行驶时预测轨迹的时空风险;所提出的轨迹规划方法依据时空风险场能准确规划出风险较小的行驶轨迹,在直行道路和无信号灯十字路口等路况下具有较好的适应性。然而,本研究还具有一定的局限性,比如车辆在紧急工况下的适应性尚需验证。因此未来的工作将更多考虑智能车辆在紧急工况下的测试与优化,以此提高智能车辆在多样化场景中的效率与适应性。

参考文献:

[1] 《中国公路学报》编辑部. 中国汽车工程学术研究综述·2023[J]. 中国公路学报, 2023, 36(11):1-192. Editorial Department of China Journal of Highway and Transport. Review on China's Automotive Engineering Research Progress: 2023[J]. China Journal of Highway and Transport, 2023, 36(11):1-192.

[2] WANG Zhaojie, LU Guangquan, TAN Haitian, et al. A Risk-field Based Motion Planning Method for Multi-vehicle Conflict Scenario[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(1):310-322.

[3] KILICARSLAN M, ZHENG Jiangyu. Predict Vehicle Collision by TTC from Motion Using a Single Video Camera[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(2):522-533.

[4] TYAGI I. Threat Assessment for Avoiding Collisions with Perpendicular Vehicles at Intersections [C]//2021 IEEE International Conference on Electro Information Technology (EIT). Mt. Pleasant, 2021:184-187.

[5] MANZINGER S, PEK C, ALTHOFF M. Using Reachable Sets for Trajectory Planning of Automated Vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2021, 6(2):232-248.

[6] ZHANG Lingtong, MA Yining, XING Xingyu, et al. Research on the Complexity Quantification Method of Driving Scenarios Based on Information Entropy [C] //2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). Indianapolis, 2021:3476-3481.

[7] 熊璐, 吴建峰, 邢星宇, 等. 自动驾驶汽车行驶风险评估方法综述[J]. 汽车工程学报, 2024, 14(5):745-759. XIONG Lu, WU Jianfen, XING Xinyu, et al. A Survey of Driving Risk Assessment for Autonomous Vehicles [J]. Journal of Automotive Engineering, 2024, 14(5):745-759.

[8] 王建强, 吴剑, 李洋. 基于人-车-路协同的行车风险场概念、原理及建模[J]. 中国公路学报, 2016, 29(1):105-114. WANG Jianqiang, WU Jian, LI Yang. Concept, Principle and Modeling of Driving Risk Field Based on Driver-Vehicle-Road Interaction[J]. China Journal of Highway and Transport, 2016, 29(1):105-114.

[9] LI Linheng, GAN Jing, YI Ziwei, et al. Risk Perception and the Warning Strategy Based on Safety Potential Field Theory[J]. Accident Analysis & Prevention, 2020, 148:105805.

[10] 马艳丽, 秦钦, 董方琦, 等. 基于风险场的不同认知次任务下接管风险评估模型[J]. 汽车工程, 2024, 46(1):9-17. MA Yanli, QIN Qin, DONG Fangqi, et al. Take-over Risk Assessment Model Based on Risk Field Theory under Different Cognitive Secondary Tasks [J]. Automotive Engineering, 2024, 46(1):9-17.

[11] 褚端峰, 彭赛骞, 胡海洋, 等. 预见性驾驶风险场模型[J]. 机械工程学报, 2024, 60(10):160-170. CHU Duanfeng, PENG Saiqian, HU Haiyang, et al. Predictive Driving Risk Field Model [J]. Chi-

- nese Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(10):160-170.
- [12] 张志文, 刘伯威, 张继园, 等. 麻雀搜索算法-粒子群算法与快速扩展随机树算法协同优化的智能车辆路径规划[J]. 中国机械工程, 2024, 35(6): 993-999.
- ZHANG Zhiwen, LIU Bowei, ZHANG Jiyuan, et al. Cooperative Optimization of Intelligent Vehicle Path Planning Based on PSO-SSA and RRT [J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(6): 993-999.
- [13] 杨超, 杨帆, 王伟达, 等. 基于时空风险的智能驾驶车辆避险决策规划[J]. 汽车工程, 2024, 46(6): 975-984.
- YANG Chao, YANG Fan, WANG Weida, et al. Risk Avoidance Decision Planning for Intelligent Driving Vehicles Based on Spatiotemporal Risk[J]. Automotive Engineering, 2024, 46(6):975-984.
- [14] KIM D, KIM H, HUH K. Local Trajectory Planning and Control for Autonomous Vehicles Using the Adaptive Potential Field [C]//2017 IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA). Hawaii, 2017:987-993.
- [15] HUANG Yanjun, DING Haitao, ZHANG Yubiao, et al. A Motion Planning and Tracking Framework for Autonomous Vehicles Based on Artificial Potential Field Elaborated Resistance Network Approach [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(2):1376-1386.
- [16] 王明强, 王震坡, 张雷. 基于碰撞风险评估的智能汽车局部路径规划方法研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(10):28-41.
- WANG Mingqiang, WANG Zhenpo, ZHANG Lei. Local Path Planning for Intelligent Vehicles Based on Collision Risk Evaluation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(10):28-41.
- [17] WANG Mingqiang, ZHANG Lei, ZHANG Zhiqiang, et al. A Hybrid Trajectory Planning Strategy for Intelligent Vehicles in On-road Dynamic Scenarios[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(3):2832-2847.
- [18] 韩嘉懿. 基于驾驶人行为理解的智能汽车人机触觉交互协同转向控制研究[D]. 长春: 吉林大学, 2022.
- HAN Jiayi. Research on Human-Machine Haptic Interactive Shared Steering Control Based on Driver Behavior Understanding for Intelligent Vehicle [D]. Changchun: Jilin University, 2022.
- [19] 王安杰, 郑玲, 李以农, 等. 基于预测风险场的智能汽车主动避撞运动规划[J]. 汽车工程, 2021, 43(7):1096-1104.
- WANG Anjie, ZHENG Ling, LI Yinong, et al. Motion Planning for Active Collision Avoidance of Intelligent Vehicles Based on Predictive Risk Field [J]. Automotive Engineering, 2021, 43(7): 1096-1104.

(编辑 王旻玥)

作者简介:孔慧芳,女,1964年生,教授、博士研究生导师。研究方向为控制理论与控制工程、新能源汽车运动规划等。E-mail: 1989800024@hfut.edu.cn。张倩(通信作者),女,1991年生,博士研究生。研究方向为交通安全、新能源汽车路径规划与运动控制。E-mail:d_zhangqian@163.com。

本文引用格式:

孔慧芳,王晨顺,张倩,等. 基于时空风险场的智能车辆轨迹规划[J]. 中国机械工程,2025,36(10):2463-2471.

KONG Huifang, WANG Chenshun, ZHANG Qian, et al. Intelligent Vehicle Trajectory Planning Based on Spatio-temporal Risk Fields[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(10): 2463-2471.