

基于危险边界搜索的自动驾驶系统 加速测试方法

朱 冰, 范天昕, 赵 健, 张培兴, 孙宇航

(吉林大学汽车仿真与控制国家重点实验室, 长春 130022)

摘 要: 针对现有基于危险场景强化生成的自动驾驶系统加速测试方法探索初期算力浪费、测试过程存在重复等问题, 提出了一种基于危险边界搜索的自动驾驶系统加速测试方法。首先, 定义场景危害度、场景暴露频次、场景敏感度三类场景固有属性, 采用场景测试优先度作为参数空间划分和场景搜索的基础。其次, 根据场景测试优先度进行具体场景提取; 根据场景实际危害度进行场景测试优先度更新实现实验流程迭代。然后, 利用支持向量回归对实验结果进行危险边界拟合。最后, 搭建了 Matlab/PreScan/CarSim 联合仿真平台, 选取前车切入典型场景对某黑盒自动驾驶系统进行仿真测试以验证加速测试方法的有效性。结果表明, 本文方法可有效搜索被测算法的危险场景边界并提升测试效率。

关键词: 车辆工程; 自动驾驶系统; 加速测试; 危险边界; 场景测试优先度

中图分类号: U461.91 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2023)03-0704-09

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb20211177

Accelerate test method of automated driving system based on hazardous boundary search

ZHU Bing, FAN Tian-xin, ZHAO Jian, ZHANG Pei-xing, SUN Yu-hang

(State Key Laboratory of Automotive Simulation and Control, Jilin University, Changchun 130022, China)

Abstract: Aiming at the problems of computing power waste and repetitive testing in the current accelerate test methods which enhanced generating of hazardous scenarios, an accelerate test method based on hazardous boundary search for the automated driving system is proposed. Firstly, three types of inherent attributes of the scenarios are defined: scenario hazardous degree, exposure frequency and sensitivity, and the scenario test priority is proposed with the three inherent attributes which is treated as the basis of the division of parameter space and the search sequence of scenarios. Next, specific scenarios are extracted according to the scenario test priority; and the scenario test priority is updated according to the scenario hazard degree in test results by iterating the update process. Then, the support vector regression is used to fit the hazardous boundary of the experimental results. Finally, the Matlab/PreScan/CarSim co-simulation

收稿日期: 2021-11-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目(U22A20247, 52172386); 吉林省科技发展计划项目(20220201023GX); 长沙市“揭榜挂帅”重大科技项目(kq2102008).

作者简介: 朱冰(1982-), 男, 教授, 博士. 研究方向: 自动驾驶测试评价. E-mail: zhubing@jlu.edu.cn

通信作者: 赵健(1978-), 男, 教授, 博士. 研究方向: 汽车地面系统分析与控制. E-mail: zhaojian@jlu.edu.cn

platform is built and a black-box automated driving algorithm is tested with the front vehicle cut-in scenario in virtual environment to verify the effectiveness of the proposed method. The results show that the proposed method can effectively search the hazardous boundary of the tested automated driving algorithm and improve the test efficiency.

Key words: vehicle engineering; automated driving system; accelerate test method; hazardous boundary; scenario test priority

0 引言

随着自动驾驶技术的不断成熟,自动驾驶汽车量产上路已具备了技术可行性,如何保证自动驾驶汽车的安全性成为实现自动驾驶汽车商业化过程的瓶颈问题^[1-3]。基于场景的仿真测试在测试效率、测试成本等方面具有巨大优势^[4],得到了学者们的广泛关注,场景生成方法主要可分为基于专家经验的生成方法、基于数据的生成方法和基于优化的生成方法^[5]。

基于专家经验的生成方法指基于已有知识和经验,利用抽象信息进行场景的创建和提取。例如,Chen等^[6]基于本体论思想,定义自动驾驶场景中的静态和移动概念及相互关系并生成测试用例;白雪松等^[7]逐级分析了场景要素对自动驾驶感知、决策和控制等子模块的影响,进而通过重要性量化指标实现了场景要素的提取。然而,专家经验的方法带有一定主观倾向性,欠缺理论性和系统性。基于数据的生成方法是指基于真实车辆采集数据或模拟、仿真数据创建场景。例如,Krajewski等^[8]通过生成式对抗网络和递归神经网络分别对已记录数据进行建模,生成新的具体场景填充至场景数据库。但是,现有基于数据的方法存在交通参与者信息不明确、车辆运动关键数据精度有限等问题。基于优化的生成方法是指通过优化算法提高场景创建效率或概率,对诸如危险场景等重点关注场景进行提取。例如,Khastgir等^[9]通过约束随机化技术,利用交通车辆的切入点以及自动驾驶车辆的制动和加速踏板值创建所需的测试场景和测试用例。Huang等^[10]使用Kriging方法对场景进行概率评估,并采用知识梯度思想对最佳场景进行采样,结果明显优于随机采样。Schwalb^[11]提出了一种模拟贝叶斯方法生成场景偏态分布,使偶发的危险事件概率增大至95%以上。其中,基于危险场景强化生成的加速测试方法可以进一步提高测试效率、缩短自动驾

驶汽车的验证流程,具有良好的应用前景。当前自动驾驶加速测试方法主要分为优化搜索和概率采样两种方式。前者类似于传统的寻优过程,将测试结果中的危险情况比作传统寻优方法中的极值点,强调搜索危险场景,可以在逻辑状态空间中有效地探索功能边界场景,实现高效率的危险范围搜索^[12]。后者通过重要性采样、机器学习等方式增大危险场景的生成权重,强调增大危险场景的生成概率。Zhao等^[13]基于特定逻辑场景提出了一种重要性采样加速测试方法,通过生成新的概率密度函数提高危险场景概率,从而降低测试的次数。然而,优化搜索方法在保证覆盖率的前提下采用“探索—利用”的概念可能在前期浪费较多的算力,且在确定的危险区域位置可能会进行大量试验降低效率;概率采样的方法则需要依赖精度较高的似然函数。

针对现有方法的不足,本文提出了一种基于危险边界搜索的自动驾驶系统加速测试方法。首先,通过提取参数空间中具体场景的危害度、场景暴露频次以及场景敏感度,针对具体场景提出测试优先度概念,进而将参数空间进行区域划分。然后,依据测试优先度大小及随机抽样原则对各区域中的场景进行提取,利用Matlab/PreScan/CarSim联合仿真平台进行场景测试;判断测试的实际结果与先验数据初始结果的一致性,更新场景测试优先度,并进入新一轮区域分割和场景测试;测试结束后通过对场景测试集边界拟合确定碰撞危险域,作为后续的测试依据。最后,通过前车切入场景下的自动驾驶算法对本文加速测试方法进行验证。

1 加速测试方法架构

基于危险边界搜索的自动驾驶系统加速测试方法分为3个模块:参数空间区域分割、区域搜索和场景测试优先度更新,测试方法整体流程如图1所示。

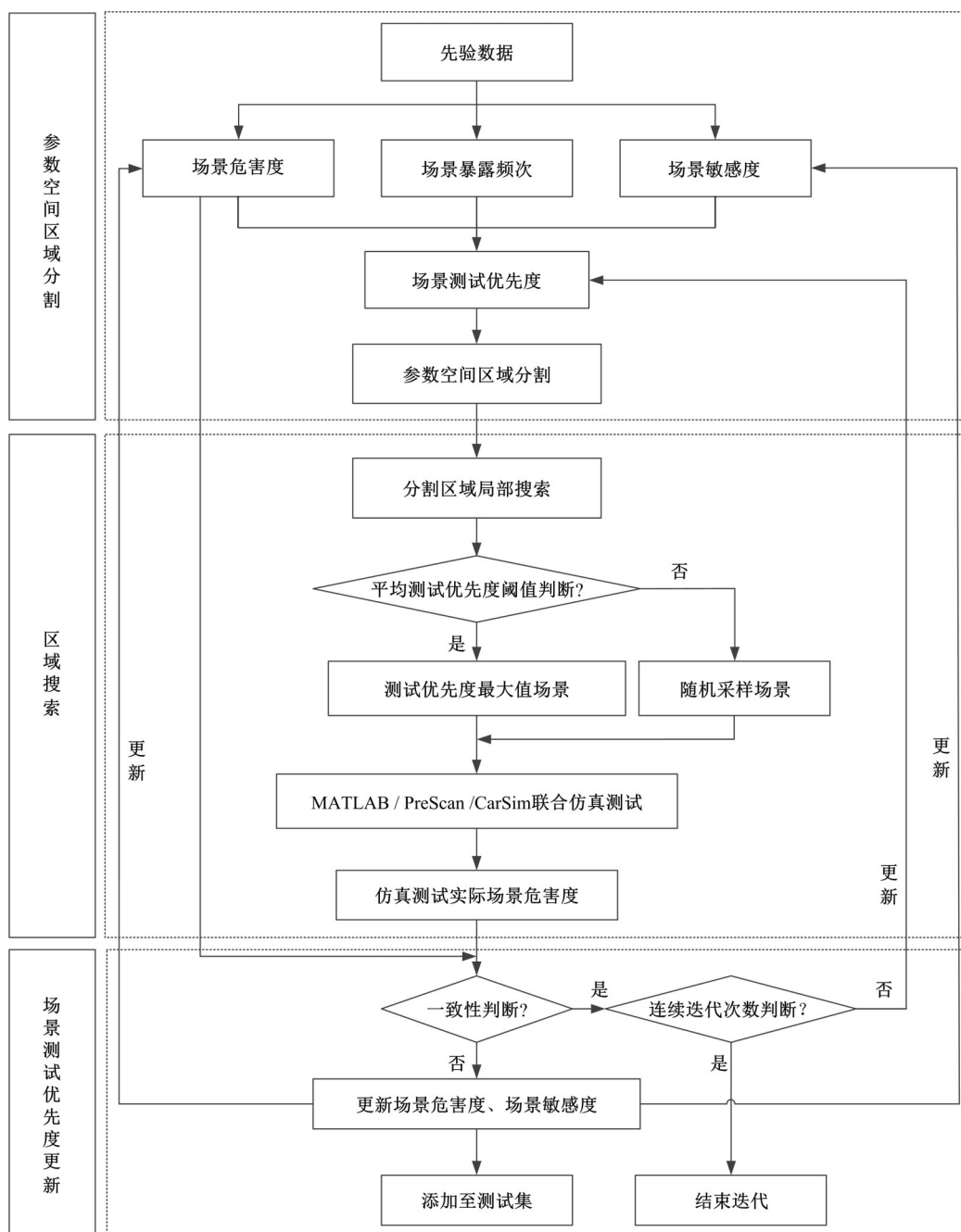


图 1 加速测试流程图

Fig. 1 Flowcharts of the accelerate test

结合场景危害度、场景暴露频次和场景敏感度提出场景测试优先级概念并将其作为参数空间区域分割的基础;根据具体场景的测试优先级对参数空间进行划分;在完成分割的区域内,依据平均测试优先级选择不同的搜索规则进行各区域具体场景搜索并测试;根据场景测试结果与先验数据一致性判断实现场景测试优先级更新,从而实现测试过程的迭代,最终实现被测算法加速测试的整体架构。

1.1 参数空间区域分割

1.1.1 场景测试优先级定义

为有效提高测试效率,同时兼顾测试用例覆盖率,本文定义了场景危害度、场景暴露频次以及场景敏感度 3 个基础指标,并结合三者提出了场景测试优先度的概念,根据场景测试优先度的大小判断具体场景的测试价值。

基于测试时的风险等级对场景危害度进行划分,可分为碰撞场景及非碰撞场景。碰撞场景根据碰撞过程的加速度最大值细分为:严重碰撞、一

般碰撞、轻微碰撞;非碰撞场景根据测试过程中的最大 TTC^{-1} 可划分为接近碰撞和安全场景^[14]。 TTC^{-1} 的定义为:

$$TTC^{-1} = \frac{\Delta v}{\Delta dis} \quad (1)$$

式中: Δdis 为前、后两车之间的车间距; Δv 为前、后两车之间的相对速度。

将危害度进行归一化处理,定义场景危害度为 h_i (i 为具体场景位置)。其中,严重碰撞时, $h_i = 1.0$; 一般碰撞时, $h_i = 0.8$; 轻微碰撞时, $h_i = 0.6$; 接近碰撞时, $h_i = 0.4$; 安全场景时, $h_i = 0.2$ 。

TTC (Time to collision) 为两车以当前速度和路径继续行驶,距离碰撞发生的时间^[15],在汽车安全性评估方面有着广泛应用,其数值越小,表征在当前状态下发生碰撞的可能性越大。由于当前车速度大于主车速度时 TTC 会出现负值,在进行识别时难以通过简单的最小值确定最危险的状态,因此很多研究人员使用 TTC^{-1} 作为判断依据^[16-18]。现有文献一般将 TTC 小于 1.5 s 作为车辆接近碰撞的危险情况^[19],故本文将 0.7 s^{-1} 作为接近碰撞与安全场景的 TTC^{-1} 边界,即 $TTC_{\max}^{-1} \geq 0.7$ 认定为接近碰撞状态, $h_i = 0.4$; $TTC_{\max}^{-1} < 0.7$ 认定为安全场景, $h_i = 0.2$ 。

利用高斯模型对场景暴露频次 p_i 进行描述,如下所示:

$$p_i = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2} (X - \mu)^T \Sigma^{-1} (X - \mu) \right] \quad (2)$$

式中: d 为参数维度; Σ 为描述各类型参数相关度的协方差矩阵; μ 为各参数变量的均值向量; X 为具体场景参数向量。

场景敏感度 U_{di} 指具体场景的碰撞不确定性,即根据现有数据库数据将逻辑场景参数空间中的危险区域、安全区域进行分割,距离危险/安全边界越近,意味着该点的碰撞不确定性越大,如下所示:

$$U_{di} = \begin{cases} \frac{d_{\text{out}} - d_i}{d_{\text{out}}}, & i \notin \text{safetyzone} \& d_i < d_{\text{out}} \\ \frac{d_{\text{in}} - d_i}{d_{\text{in}}}, & i \in \text{safetyzone} \& d_i < d_{\text{in}} \\ 0.01, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$d_i = \sqrt{(x_1 - x'_1)^2 + (x_2 - x'_2)^2 + \dots + (x_n - x'_n)^2} \quad (4)$$

式中: x 为所计算的具体场景参数; x' 为危险边界上与该具体场景参数点的最近点参数; 下标 n 为场景要素的维度; i 为该具体场景的位置; safetyzone 为逻辑场景参数空间中的安全区域空间。

由于碰撞区域与安全区域之间的范围差距较大,二者之间的距离需要进行标准化处理。将参数空间的模作为空间长度,碰撞区参数空间边界点与边界线的距离 d_{out} 为碰撞区的标准化参考值,空间长度的剩余部分 d_{in} 为安全区的标准化参考值。

结合所获取的具体场景危害度 h_i 、场景暴露频次 p_i 以及场景敏感度 U_{di} ,提出了场景测试优先度的概念,其表征该具体场景的重要性权重,即将该具体场景进行测试的价值。场景测试优先度 w_i 的计算方法为:

$$w_i = U_{di} \cdot p_i \cdot h_i \quad (5)$$

1.1.2 区域分割

离散逻辑场景参数获得所有可供测试的具体场景后,根据图2所示流程将逻辑场景内的具体场景进行分区处理:①计算获取的所有具体场景测试优先度 w_i ,选取测试优先度最高的具体场景参数位置作为第一个区域的区域中心;②以该参数点为基础向周围各方向相邻的具体场景参数位置进行探索;③将邻域中测试优先度最高的具体

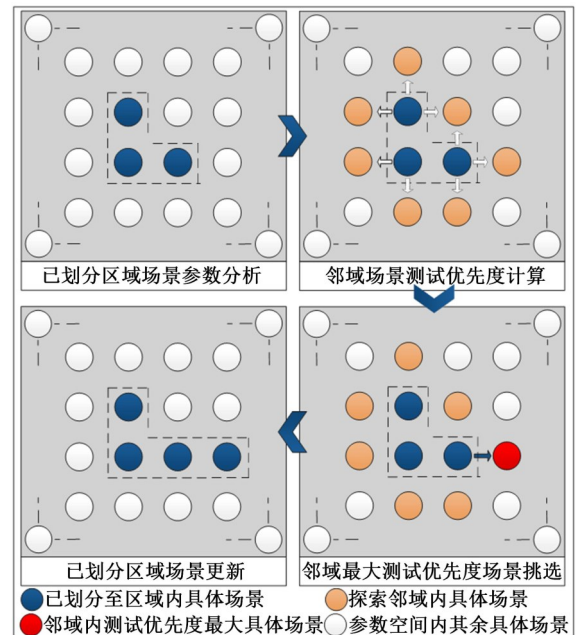


图2 参数空间区域分割示意图

Fig. 2 Schematic diagram of parameter space area division

场景划入该区域;④融合新划入的具体场景参数形成新的小区域边界,以该边界为基础继续向其周围方向探索,直到该小区域达到数量或区域总测试优先度阈值限制。设定每个区域内具体场景数量下限以避免生成的区域过小而降低测试效率;设定数量上限避免区域中具体场景过多,从而保证搜索过程具有一定的探索性;设定区域总测试优先度阈值以保证区域根据测试优先度确定大小范围,测试优先度越大的具体场景生成的小区域范围越小,从而确保这些具体场景具有较高的生成概率以提高测试效率,区域分割过程中的阈值、上下限等参数可根据被测算法、场景要素参数空间的差异性进行调整;⑤在剩余的具体场景中选择测试优先度最高的参数点作为新的区域中心,并重复②③④过程,直到剩余的具体场景无法形成一个符合条件的完整区域(剩余的具体场景测试优先度均较小且位置较为分散);将剩余的具体场景参数依次分配至周围平均测试优先度与其最接近的区域。当一轮测试完成后,根据测试结果重新计算部分具体场景的测试优先度,并根据上述步骤重新进行逻辑场景参数空间的区域分割。

1.2 区域内部搜索

当全部具体场景都找到其归属的区域后,依次从所有分割好的区域中挑选具体场景组成本轮待测集,使用待测集中的具体场景对自动驾驶算法进行自动化测试获取结果。对于区域平均测试优先度大于规定阈值的区域,选取测试优先度最大且未参与试验的具体场景参数进行测试;对于区域平均测试优先度小于阈值的区域,随机选择未参与试验的具体场景进行试验。这种搜索方式既可以保证位于危险边界附近具有较高搜索概率的具体场景得到充分测试以提高测试效率,又可以确保整个参数空间范围内都进行一定的探索,从而保证测试过程的覆盖率。

1.3 场景测试优先度更新

将上一轮测试结果中各区域被选场景的实际场景危害度与先验数据中对应具体场景参数位置处的场景危害度进行对比,从而更新被测算法在逻辑场景参数空间中对应的具体场景测试优先度。

若测试结果中的场景危害度与先验数据中对应的场景危害度相同,则被测算法对应的具体场

景的测试优先度不会发生改变;若测试结果与先验数据结果不同,则改变该被测算法对应具体场景及其周围一定区域内具体场景的测试优先度。

在进行场景危害度更新时,若具体场景测试结果得到的实际场景危害度相比先验数据更高,则变更初始 h_i 为测试结果对应的实际场景危害度 h_{it} ;反之,则取测试结果和数据库数据二者危害度的均方根作为更新后的场景危害度 h'_i ,如下所示:

$$h'_i = \frac{\sqrt{h_{it}^2 + h_i^2}}{2} \quad (6)$$

式(6)可以使该具体场景及其所在的场景集合保持较大的测试优先度,虽然增加了该集合被重复搜索的可能性,但是在测试效率和安全性不可兼得时倾向于后者,从而确保本文方法可以包含全部的碰撞场景。

在进行具体场景的敏感度更新时,引入敏感场变化的概念,即找出该轮试验结果中与数据库数据不符的具体场景位置,将该位置视为场变化中心点,其引发的周围点场变化公式为:

$$U'_{dif,k} = \begin{cases} \min \left[\frac{1}{2} \eta \left(\frac{1}{d(q_k, q_{dif,n})} - \frac{1}{d^*} \right)^2, 2 \right], & d(q_k, q_{dif,n}) \leq d^* \\ 0, & d(q_k, q_{dif,n}) > d^* \end{cases} \quad (7)$$

$$U_{dif} = \min \left(\sum U'_{dif}, 2 \right) \quad (8)$$

式中: U'_{dif} 为 k 点处的具体场景受到的第 n 个的变化点的场变化值; U_{dif} 为 k 点处受到的所有变化点的场变化值; $d(q_k, q_{dif,n})$ 为 k 点与第 n 个变化点之间的距离; d^* 为距离影响阈值; η 为调节参数。

本文重点关注碰撞与非碰撞的临界区域,即当具体场景的测试结果、数据库数据的场景危害度分别归属于轻微碰撞和接近碰撞两类状态时,应选取较大的距离影响阈值和较大的调节参数使其辐射力度增大,引起更多周边场景的场变化和测试优先度提高,进而使搜索方向呈现向该区域附近转移的趋势。

将所有位置处的场变化都计算完成后,更新后的具体场景测试优先度 w'_i 为:

$$w'_i = \min \left[(U_{di} + U_{dif}) \cdot p_i \cdot h'_i, Q \right] \quad (9)$$

式中: Q 为设定的场景测试优先度上限。

若在搜索中发生测试结果与初始数据不同的情况,则停止该轮搜索,同时进入下一轮迭代。若

一轮迭代中全部区域中由搜索得到的具体场景仿真测试结果与初始数据均相同,则记录该轮迭代,并在已参与测试集中选取仿真结果为轻微碰撞场景和接近碰撞场景的集合,将其场景测试优先度增加系数 w_{iz} ,则最终场景测试优先度更新为:

$$w_i' = w_i + w_{iz} \quad (10)$$

式中: w_i' 为更新后具体场景测试优先度;本文中,系数 w_{iz} 取0.05,使新一轮迭代中接近碰撞边界的场景被搜索到的概率增大。

本文认为当连续迭代一定次数后,每个区域中参与测试的具体场景的测试结果与初始数据结果均相同,则认为该方法得到的搜索结果已经充分利用数据库先验数据,并能够为后续碰撞边界拟合提供充足数据,迭代结束。

2 碰撞区域拟合

针对测试场景集中重点关注的碰撞与非碰撞的临界区域,选择支持向量回归算法对加速测试得到的接近碰撞场景进行边界拟合。

支持向量回归(Support vector regression, SVR)通过样本学习实现函数估计^[20],可实现高维空间的非线性拟合,同时其容忍偏差可有效避免过拟合现象,优于最小二乘法等拟合方法。构造超平面 $f(x) = \omega^T \phi(x) + b$ 使训练样本 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^m$ 到超平面的距离最小。其中, ω 为超平面的权矢量; b 为偏置常量; $x_i \in X \subseteq R^n$; $y_i \in R$; m 为样本数量。

定义目标函数为:

$$\min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + K \sum_{i=1}^m l_\epsilon(f(x_i) - y_i) \quad (11)$$

$$l_\epsilon(\lambda) = \begin{cases} 0, & |\lambda| < \epsilon \\ |\lambda| - \epsilon, & |\lambda| \geq \epsilon \end{cases} \quad (12)$$

式中: K 为正则常数; l_ϵ 为损失函数; λ 为构造回归函数与样本值实际偏差; ϵ 为容忍偏差。

选择高斯核函数计算映射至高维空间后的内积:

$$\kappa(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

式中: σ 为高斯核的带宽, $\sigma > 0$ 。

通过支持向量回归算法拟合得到仿真场景下被测算法的实际危险边界,包含算法在逻辑场景参数空间中全部的碰撞场景。可将输出的危险区

域参数空间作为后续硬件在环等测试场景的生成依据。

3 仿真实验及结果分析

选择前车切入场景作为测试实例,测试场景如图3所示,前车切入主车所在车道,主车根据雷达的输出进行制动决策。该逻辑场景参数空间为:相对速度 $\Delta v \in [-20, 10]$ m/s、相对距离 $\Delta dis \in [0, 90]$ m。以现有数据库中某自动驾驶车辆代理模型在前车切入场景下遍历测试结果为数据先验,场景危险边界如图4所示^[21],不同点的概率分布参照式(2)进行计算。

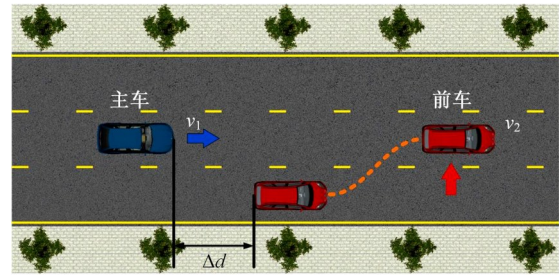


图3 前车切入测试场景

Fig. 3 Front vehicle cut-in scenario

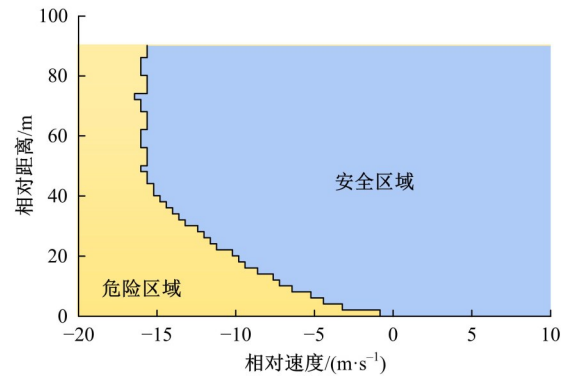


图4 前车切入场景先验数据危险边界

Fig. 4 Prior data hazardous boundary of the front vehicle cut-in scene

为保证测试精度,本文使用Matlab/PreScan/CarSim联合仿真进行智能汽车算法的自动测试。由Matlab搭载被测算法,并计算生成下一步测试的具体场景参数;PreScan.CLI模块控制测试的自动化运行;Carsim提供精确的车辆动力学模型对被测算法的控制指令进行响应。首先,将参数空间进行离散,主车与前车的相对距离、相对速度的离散步长分别选择1 m和1 m/s,共离散获取2821个具体场景参数。PreScan难以获取碰撞后的车辆加速度精确变化,而碰撞时相对速度获取容易,且同样作为常用衡量指标具备和碰撞损伤

度的对应关系,故本文使用碰撞时两车相对速度作为碰撞等级划分依据^[22,23]。根据图5中追尾场景下碰撞损伤度和车辆相对速度曲线^[24],选取曲率变化极值点 $\Delta v_1 = 20 \text{ km/h}$ 、 $\Delta v_2 = 65 \text{ km/h}$ 作为不同碰撞等级的临界速度,即: $\Delta v \geq 65 \text{ km/h}$ 定义为严重碰撞, $h_i = 1.0$; $65 \text{ km/h} > \Delta v > 20 \text{ km/h}$ 定义为一般碰撞, $h_i = 0.8$; $\Delta v \leq 20 \text{ km/h}$ 定义为轻微碰撞, $h_i = 0.6$ 。

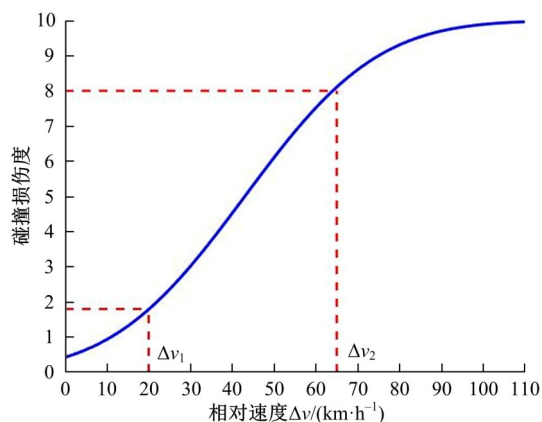


图5 追尾场景下碰撞损伤度与相对速度关系曲线

Fig.5 Relationship curve between collision damage and relative speed in rear-end scenario

遍历测试得到的场景危害度分布如图6所示,其中严重碰撞场景144次,一般碰撞场景68次,轻微碰撞场景106次,接近碰撞场景83次,安全场景2421次。

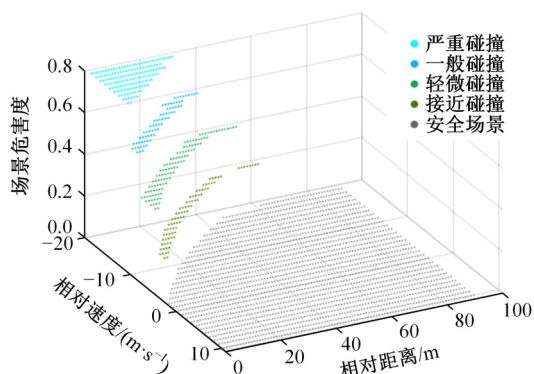


图6 遍历测试场景危害度分布

Fig.6 Scenario hazardous degree distribution of traversal test

采用本文的加速测试方法对该场景进行测试,结果如图7所示。共计测试774次,其中严重碰撞场景4次,一般碰撞场景31次,轻微碰撞场景64次,接近碰撞场景51次,安全场景624次。相比遍历测试节约了算力,提高了测试效率,测试重点更集中于轻微碰撞和接近碰撞等敏感场景。

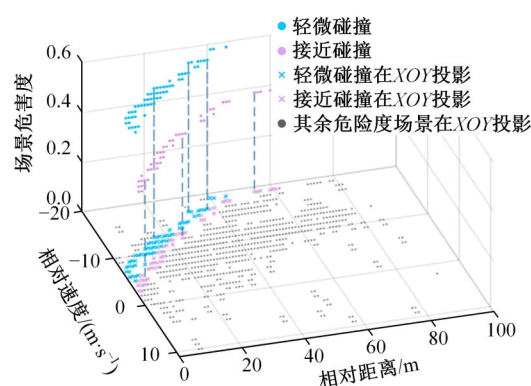


图7 加速测试场景危害度分布

Fig.7 Scenario hazardous degree distribution of accelerate test

使用支持向量回归算法对加速测试得到的危险边界进行拟合,其中目标函数的参数如下:正常数 $K=1$; 容忍偏差 $\epsilon = Q(Y)/13.49$, 其中, $Q(Y)$ 为训练样本值 Y 的四分位差; 高斯核带宽 $\sigma = \sqrt{2}/2$ 。拟合边界和实际边界如图8所示。

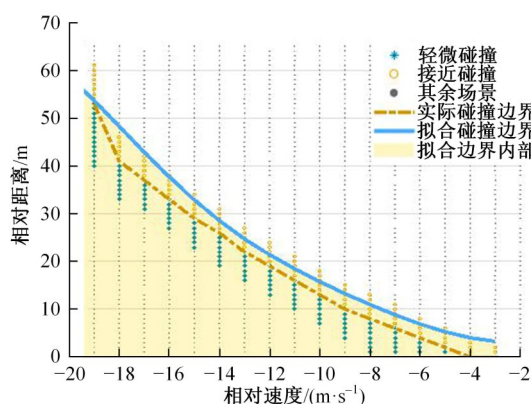


图8 碰撞边界拟合

Fig.8 Fitting result of hazardous boundary

从图8可以看出:利用本文方法最终得到的碰撞拟合边界与真实边界具有较高的一致性,且产生差异的部分可将危险场景参数全部包含,试验结果可指导后续硬件在环、车辆在环等试验的进行。

4 结束语

针对自动驾驶逻辑场景测试过程中覆盖大量安全具体场景的问题,提出了一种基于危险边界搜索的自动驾驶加速测试方法,包括参数空间区域分割、区域搜索和场景测试优先度更新、测试结束后的边界拟合3部分。本文基于 Matlab/PreScan/CarSim 软件联合仿真测试平台对某黑盒自动驾驶算法在前车切入场景下进行了自动化测

试,并拟合得到了测试结果中的危险边界。在逻辑场景离散获取2821个具体场景的情况下,本文方法共测试774次即得到了包含所有碰撞场景的危险边界。由于在统一硬件和软件、相同场景和算法条件下,每次仿真测试的时长基本固定,因此测试总次数的降低就等价于测试时长的缩减。由测试结果可以看出,前车切入场景下危险边界搜索过程的测试时长缩短了约73%,充分体现了本文方法的有效性。本文方法可应用于自动驾驶汽车的“V”形验证流程,提高测试效率,生成的危险区域亦可为后续硬件在环、车辆在环测试提供场景生成依据,在自动驾驶安全性验证难题日益迫切的当下具有良好的产业应用前景。

参考文献:

- [1] 余荣杰,田野,孙剑. 高等级自动驾驶汽车虚拟测试:研究进展与前沿[J]. 中国公路学报, 2020, 33(11): 125-138.
Yu Rong-jie, Tian Ye, Sun Jian. Highly automated vehicle virtual testing: a review of recent development and research frontiers[J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(11): 125-138.
- [2] 朱冰,张培兴,赵健. 面向多维度逻辑场景的自动驾驶安全性聚类评价方法[J]. 汽车工程, 2020, 316(11): 13-18.
Zhu Bing, Zhang Pei-xing, Zhao Jian. Clustering evaluation method of autonomous driving safety for multi-dimensional logical scenario[J]. Automotive Engineering, 2020, 316(11): 13-18.
- [3] Wang C, Storms K, Winner H. Online safety assessment of automated vehicles using silent testing[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 23(8): 13069-13083.
- [4] 朱冰,张培兴,赵健,等. 基于场景的自动驾驶汽车虚拟测试研究进展[J]. 中国公路学报, 2019, 32(6): 1-19.
Zhu Bing, Zhang Pei-xing, Zhao Jian, et al. Research progress on scene-based virtual test of autonomous driving vehicles[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(6): 1-19.
- [5] Riedmaier S, Ponn T, Ludwig D et al. Survey on scenario-based safety assessment of automated vehicles[J]. IEEE Access, 2020, 8: 87456-87477.
- [6] Chen W, Kloul L. An advanced driver assistance test cases generation methodology based on highway traffic situation description ontologies[C]//Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management, Berlin, Germany, 2020:93-113.
- [7] 白雪松,邓伟文,任秉韬,等. 一种自动驾驶仿真场景要素的提取方法[J]. 汽车工程, 2021, 43(7): 1030-1036.
Bai Xue-song, Deng Wei-wen, Ren Bing-tao, et al. An extraction method of scenario elements for autonomous driving simulation[J]. Automotive Engineering, 2021, 43(7): 1030-1036.
- [8] Krajewski R, Moers T, Nerger D, et al. Data-driven maneuver modeling using generative adversarial networks and variational autoencoders for safety validation of highly automated vehicles[C]//The 21st IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, New York, America, 2018:2383-2390.
- [9] Khastgir S, Dhadyalla G, Birrell S, et al. Test scenario generation for driving simulators using constrained randomization technique[C]//SAE World Congress Experience, New York, America, 2017-01-1672.
- [10] Huang Z, Lam H, Zhao D. Towards affordable on track testing for autonomous vehicle—a Kriging-based statistical approach[C]//2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems, New York, America, 2017: 1-6.
- [11] Schwalb E. Accelerated evaluation of autonomous drivers using neural network quantile generators[C]//2020 IEEE International Conference on Big Data, New York, America, 2020: 4751-4758.
- [12] Zhu B, Zhang P, Zhao J, et al. Hazardous scenario enhanced generation for automated vehicle testing based on optimization searching method[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 99: 1-11.
- [13] Zhao D, Lam H, Peng H, et al. Accelerated evaluation of automated vehicles safety in lane-change scenarios based on importance sampling techniques[J]. Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(3): 595-607.
- [14] Jonathan M, Hankey, Miguel A, et al. Description of the SHRP 2 naturalistic database and the crash, near-crash, and baseline data sets[R]. New York: Virginia Tech Transportation Institute, 2016.
- [15] Minderhoud M M, Bovy P H L. Extended time-to-collision measures for road traffic safety assessment [J]. Accident Analysis and Prevention, 2001, 33(1): 89-97.

- [16] Balas V E, Balas M M. Driver assisting by inverse time to collision[C]//2006 World Automation Congress, Budapest, Hungary, 2006: No. 376059.
- [17] Butakov V A, Ioannou P A. Driver/vehicle response diagnostic system for the vehicle-following case[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(5): 1947-1957.
- [18] 李霖, 朱西产, 董小飞. 自主紧急制动系统避撞策略的研究[J]. 汽车工程, 2015, 37(2): 168-174.
Li Lin, Zhu Xi-chan, Dong Xiao-fei. A research on the collision avoidance strategy for autonomous emergency braking system[J]. Automotive Engineering, 2015, 37(2): 168-174.
- [19] Quante L, Zhang M, Preuk K, et al. Human performance in critical scenarios as a benchmark for highly automated vehicles[J]. Automotive Innovation, 2021, 4(3): 274-283.
- [20] 吴坚, 赵阳, 何睿. 基于支持向量机回归算法的电子机械制动传感器系统故障诊断[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2013, 43(5): 1178-1183.
Wu Jian, Zhao Yang, He Rui. Fault detection and diagnosis of EMB sensor system based on SVR[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2013, 43(5): 1178-1183.
- [21] Feng S, Feng Y, Yu C, et al. Testing scenario library generation for connected and automated vehicles, part I: methodology[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(3): 1573-1582.
- [22] Doecke S D, Baldock M R J, Kloeden C N, et al. Impact speed and the risk of serious injury in vehicle crashes[J]. Accident Analysis and Prevention, 2020, 144: 1-7.
- [23] Doecke S D, Dutschke J K, Baldock M R J, et al. Travel speed and the risk of serious injury in vehicle crashes[J]. Accident Analysis and Prevention, 2021, 161: 1-8.
- [24] Yong P, Wang X, Peng S, et al. Investigation on the injuries of drivers and copilots in rear-end crashes between trucks based on real world accident data in china[J]. Future Generation Computer Systems, 2017, 86(9): 1251-1258.