引文格式:应申,石群智,李玉,等.基于"度量-语义-决策"空间的自动驾驶决策[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(4):789-801.DOI:10.13203/j.whugis20240328

Citation: YING Shen, SHI Qunzhi, LI Yu, et al. Autonomous Driving Decision-Making Based on the "Measurement-Semantics-Decision" Space[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(4): 789-801. DOI: 10.13203/j.whugis20240328

基于"度量-语义-决策"空间的自动驾驶决策

应 申[1,2,3] 石群智[1] 李 玉[1] 顾江岩[1] 李必军[3,4]

1 武汉大学资源与环境科学学院,湖北 武汉,430079
2 武汉大学地理信息系统教育部重点实验室,湖北 武汉,430079
3 武汉大学地球空间信息技术协同创新中心,湖北 武汉,430079
4 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉,430079

摘 要:自动驾驶是一个跨学科的集成领域,研究者一般将自动驾驶系统分为感知、规划、控制3个模块,但3个模块内具体任务存在较大差异,模块之间的交互关系不够明确,系统在面对复杂且多样的交通场景时会表现出不足。同时,端到端的自动驾驶系统具备可解释性不足的问题。提出了自动驾驶"度量-语义-决策"空间决策链条,旨在针对感知、规划、控制自动驾驶系统这种流水线关系进行补充,以及在一定程度上增添端到端的自动驾驶系统的可解释性,分别构建位置与几何、语义类别、规则与推理3个空间,其中度量空间提供自动驾驶交通环境中的统一时空基准以及要素位置、几何信息,语义空间提供要素类别、移动性、危险性、规则的多维信息表达,决策空间基于度量空间与语义空间实施交通规则转换、全局路径规划、局部车道规划、引导线生成、运动控制等功能。该决策链条明确了各空间内自动驾驶任务的具体内容,分析了空间之间任务的关联关系以及高精地图对3个空间的支撑作用,并以路口场景决策为例,分析了该决策链条的实际应用流程。

关键词:自动驾驶系统;自动驾驶决策;"度量-语义-决策"空间;高精地图;交通规则

中图分类号:P208 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-05-18

DOI:10.13203/j.whugis20240328 **文章编号**:1671-8860(2026)04-0789-13

Autonomous Driving Decision-Making Based on the "Measurement-Semantics-Decision" Space

YING Shen[1,2,3] *SHI Qunzhi*[1] *LI Yu*[1] *GU Jiangyan*[1] *LI Bijun*[3,4]

1 School of Resources and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China
2 Key Laboratory of Geographic Information System, Ministry of Education, Wuhan University, Wuhan 430079, China
3 Collaborative Innovation Center of Geospatial Technology, Wuhan University, Wuhan 430079, China
4 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: **Objectives**: The rapid development of autonomous driving systems has highlighted the challenge of integrating various components from different disciplines. Traditional autonomous driving systems are generally divided into three modules: perception, planning, and control. However, these modules typically handle distinct tasks with limited interaction, resulting in suboptimal performance when encountering complex and diverse traffic scenarios. Additionally, end-to-end autonomous driving systems suffer from a lack of interpretability. We aim to address these issues by proposing a "measurement-semantics-decision" spatial decision-making chain for autonomous driving. The goal is to complement the pipeline relationship of perception, planning and control of autonomous driving system and to increase the interpretability of end-to-end autonomous driving system. **Methods**: The autonomous driving "measurement-semantics-decision" space decision chain constructs three spaces: position and geometry, semantic categories, and rules and reasoning. The measurement space provides a unified spatiotemporal reference as well as positional and

基金项目:国家自然科学基金(42471479);湖北省重大科技攻关项目(2023BAA017)。

第一作者:应申,博士,教授,研究方向为自动驾驶高精地图、三维地籍、地图学、可视化。shy@whu.edu.cn

geometric information of elements in the autonomous driving environment. The semantics space offers a multi-dimensional information representation of element categories, mobility, risk, and rules. The decision space, based on the measurement and semantics spaces, implements functions such as traffic rule transformation, global path planning, local lane planning, guidance line generation, and motion control. **Results:** This decision chain clarifies the specific tasks within each space of autonomous driving, analyzes the relationships between tasks across spaces, and examines the supporting role of high-precision maps for the three spaces. Futhermore, taking the decision-making of intersection scenarios as an example, the actual application process of this decision-making chain was clarified. **Conclusions:** The proposed measurement-semantic-decision spatial decision-making chain effectively organizes and clarifies the tasks within the perception, planning, and control modules. By structuring the decision-making process into clearly defined spaces, the system is better equipped to handle a broader range of traffic scenarios, including complex and dynamic environments such as intersections. Additionally, the integration of the measurement and semantic spaces allows for a more interpretable and explainable decision-making process, addressing the challenges of traditional end-to-end autonomous systems.

Key words: autonomous driving systems; autonomous driving decision-making; "measurement-semantics-decision" space; high-precision maps; traffic regulation

自动驾驶技术的发展推动了汽车工业的智能化变革,给社会带来更安全、高效、节能、降本、便利的交通环境[1-2]。同时,自动驾驶是一项高度复杂的技术,覆盖多个领域的知识和技能,包括传感器硬件、多传感器融合、人工智能、地理信息、测绘遥感[3]等。自动驾驶车辆需要利用激光雷达、相机、全球卫星导航系统单元、惯性导航系统单元等硬件实现自我定位与感知周围交通环境,适应复杂的车道表示、特定的道路规则和交通文化,并与其他车辆和行人等交通参与者进行良好的协同交互,才可能实现高度可靠和安全的自动驾驶决策。

当前,多数研究者将自动驾驶技术划分为感知、规划和控制3个部分[2,4]。感知模块包含主动感知与被动感知,主动感知利用激光雷达、相机等主动式传感器采集点云、图像等数据进行障碍物或其他交通参与者目标检测与跟踪、车道线及人行横道等地图要素语义分割等任务[5-6]。被动感知利用全球定位导航系统获取全球定位,利用通信技术获取其他交通参与者信息以及实时交通信息(实时交通流状况、交通信号灯信息、交通事件信息等)。规划模块包含全局路径规划、局部路径规划任务。全局路径规划利用导航地图计算当前自动驾驶车辆到达终点位置的最优路线。局部路径规划则结合定位、高精地图、感知得到的语义信息等进行局部避障、车道级安全引导线规划[7-8]。控制模块重在结合车辆动力学实现车辆转向、加减速、停车等操作[9-10]。感知、规划、控制3个模块之间具体任务存在较大差异,但目前关于任务之间关联关系的研究较少,缺乏具体框架来融合所有的任务,模块间简单的流水线式关系难以覆盖自动驾驶系统中所有功能场景,例如感知也可以辅助自动驾驶车辆进行匹配定位,决策子网络的监督训练也能促进感知性能的进一步增强。同时,当前有部分研究者尝试利用深度学习等方法实现端到端自动驾驶[11-12],旨在通过隐式融合检测、建图、跟踪、预测、规划等任务的方法,最终生成决策。但端到端的自动驾驶模型中任务融合机制的可解释性较差,模型的确定性、鲁棒性不足。

本文聚焦自动驾驶系统智能决策过程,提出基于"度量-语义-决策"空间的自动驾驶系统决策链条(图1)。"度量-语义-决策"空间内不仅包含了传统感知规划控制系统的功能,还针对三大模块这种简单流水线关系进行补充,同时从度量、语义、决策空间交互融合的角度,在一定程度上增强了端到端自动驾驶系统的可解释性。度量空间基于高精地图、感知和统一的时空基准,描述了交通环境目标的位置、形状、几何描述等信息,语义空间基于感知与时空参考系对齐,描述了局部交通环境中各要素类别、移动性、危险性等语义信息,决策空间基于度量空间、语义空间中要素定位、几何、语义信息实施规则转换、引导线生成、规划控制等决策行为。同时,本文研究了空间内自动驾驶任务的相互关联关系以及空间之间、空间与高精地图之间的交互融合关系,并结合路口场景决策示例,明确了该决策的实际应用流程。

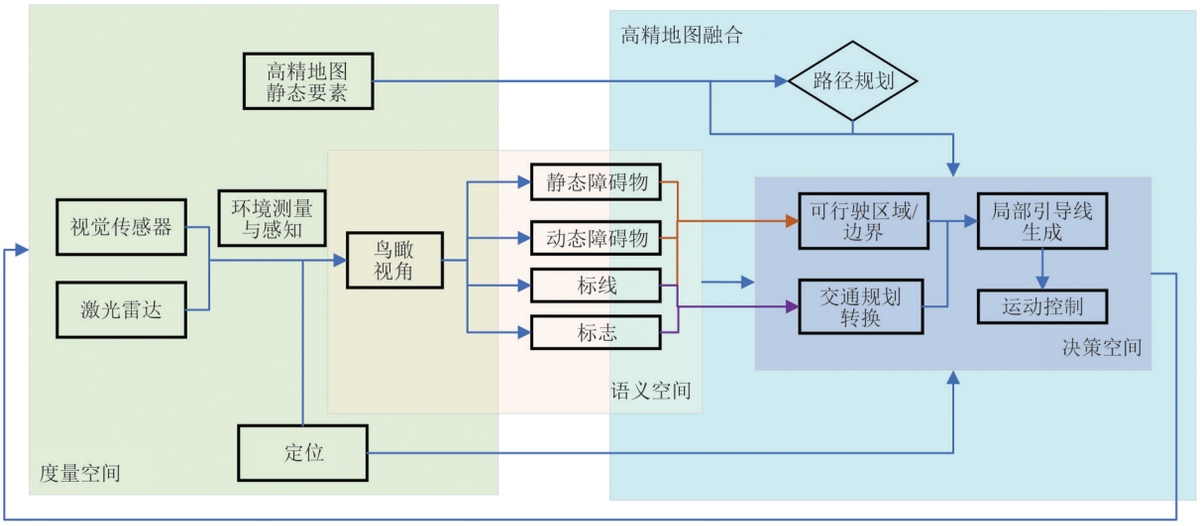


图 1　“度量-语义-决策”空间决策链条

Fig. 1　“Measurement-Semantics-Decision” Space Decision Chain

1　自动驾驶决策系统研究进展

自动驾驶系统包含智能领航辅助、自动超车、自动变道、自主代客泊车等诸多功能[2],每项功能的实现都需要多个不同模块技术的共同支撑。当前主要有感知、规控自动驾驶系统以及端到端自动驾驶决策模式。

1.1　感知、规划、控制自动驾驶系统

大多数显式自动驾驶工作都分别关注感知、规划和控制 3 个模块。感知模块包含 3D 动静态目标的检测、分割、跟踪、预测等任务,其升维、映射、采样模型[13]利用几何视角转换模块将图像从透视空间投影到鸟瞰视角空间,进行 3D 目标检测。DETR3D[14]在 DETR[15]基础上添加视角转换模块,实现了基于 Transformer 的端到端的 3D 目标检测[14-15]。文献[16]提出时间注意力模块和空间注意力模块,通过融合时序影像信息以及显式构建鸟瞰视角空间,大幅度提升了 3D 目标检测任务的准确率。另外,HDMapNet[17]、VectorMapNet[18]、StreamMapNet[19]、MapTR[20-21]等算法在车道线、人行横道等交通环境静态地图要素感知上做出了较大的技术突破。规划模块包含全局路径规划以及局部动态规划等任务,百度阿波罗提出的 EM-Planner[22]、Lattice-Planner[23]算法基于优化和离散化搜索的思想解决了大多数复杂场景中的动态规划任务。控制模块中传统的比例-积分-微分控制器、模型预测控制等算法[9-10]被沿用至今,当前一直在寻求深度强化学习、模糊控制等新方法来实现更安全平稳的转向、加减速控制[9]。同时,高精地图作为自动驾驶重要的共性基础技术,对感知、规划、控制模块均具备不可替代的作用,为汽车构建“长周期记忆”,并有效提高系统效率和安全冗余。但是,感知、规划、控制各模块之间交叉融合以生成决策的模式不明晰,导致各模块关注重点相距甚远,实际应用中前端计算结果难以直接应用于后端任务,后端任务往往也能辅助前端任务获取更好的性能。

本文提出一种“度量-语义-决策”空间自动驾驶决策链条,包含感知、规划、控制自动驾驶系统功能,阐明 3 个空间不同任务内容、作用、实现技术以及各模块任务之间的紧耦合关联关系,同时分析高精地图对各空间任务的安全冗余支撑作用,为系统性组合应用与研究奠定基础。

1.2　端到端自动驾驶

端到端自动驾驶指的是从原始传感器数据到行驶轨迹点或控制信号的直接映射。在汽车领域端到端的自动驾驶方案中,美国特斯拉 FSD V12 搭载了端到端大模型,实现了在驾驶时仅依靠车载相机、感知算法识别道路和交通情况并作出相应决策[12];上海人工智能实验室提出的 UniAD 首次将全栈关键任务统一包含在一个网络架构中,提出全栈可控端到端方案[11]。

端到端自动驾驶技术中任务融合模型各分支性能下降明显且模型所需算力庞大,部署困难。同时,模型隐式任务融合产生效果的背后原理难以解释,有实验证明,单纯使用自车速度、历史轨迹等状态作为输入的端到端方案,与使用自车状态与感知数据同时作为输入的端到端规划方案,经过深度学习网络后得到的规划结果性能

相差无几[24],这也在一定程度上说明了端到端自动驾驶模型背后的可解释性较弱。本文提出的“度量-语义-决策”空间自动驾驶决策链条中交互融合几何、属性等信息本质上正对应着端到端模型内的高维特征空间表达,在直觉上解释端到端自动驾驶系统有效的原因。

2 自动驾驶“度量-语义-决策”空间

本节面向自动驾驶决策,分析度量空间、语义空间、决策空间中的具体任务内容、作用、技术方案。度量空间提供交通环境中自车与交互目标的度量几何;语义空间提供交通环境中各要素的语义属性信息;决策空间基于度量、语义空间信息,同时遵循交通规则、车辆动力学与安全、高效、舒适等条件,进行实时全局导航、局部车道规划与运动控制。

2.1 度量空间

度量空间本是数学中的基本概念,自动驾驶的度量空间涵盖了自动驾驶车辆行驶过程中需要进行精确定位、详细几何计算的功能。如图2所示,在自动驾驶交通环境中,路网、交通设施、车道等交通环境要素会影响场景内所有交通参与者,需要基于全局统一的地理坐标系进行定位与几何刻画。车辆行驶过程具备高动态性,为避免在地理坐标系进行决策计算带来的计算量过大、浮点数计算精度较低的问题,自动驾驶车辆行驶过程会基于自车位姿构建自车坐标系。同时,车辆行驶过程中的交通环境也具备实时性,需要依靠惯性导航系统等传感器进行实时定位,并依靠激光雷达、相机等传感器对影响自车运动规划的障碍物进行动态感知,每个传感器采集数据所基于的坐标系均不同,为保证要素的可量测性与要素间交互计算的精确性,需建立具备一致性的时空基准。由此,本文将度量空间划分为统一的时空基准、定位和车辆位姿、路网几何刻画以及障碍物位置与距离度量4个部分。

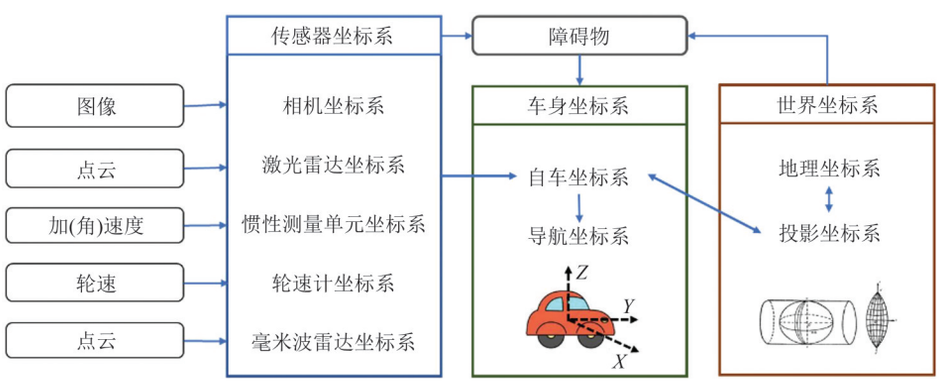


图2 度量空间要素、功能关系

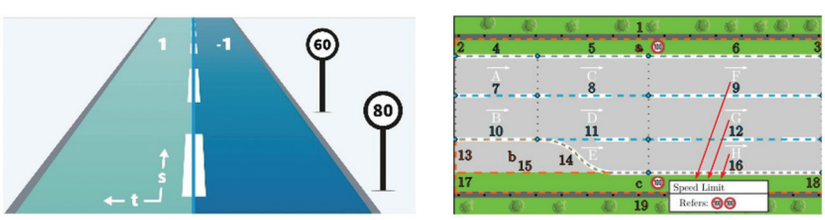
Fig. 2 Measurement Space Elements and Functional Relationships

1)统一的时空基准。自动驾驶车辆在行驶过程中涉及全局世界坐标系、车辆自身坐标系以及各传感器(如激光雷达、相机、惯性测量单元、雷达等)自身的独立坐标系[25]。为了实现车辆的智能决策,必须将来自各种传感器及信号接收器的实时数据进行有效融合,而统一的时空基准是数据融合的基本前提,直接决定了度量计算决策的质量。传感器原始测量值是某个时刻相对于传感器自身坐标系下的观测值,统一的空间基准可以明确各坐标系之间的转换对应关系,在驾驶过程中将这些相对坐标的传感数据转化到自车统一坐标框架下,进行后续的数据处理[26]。实现统一的空间基准方法分为离线标定和在线标定,通过让不同传感器观察同一片区域,结合区域中显著特征进行配准标定,采用的标定工具有OpenCalib[27]、Matlab标定工具箱、Kalibr[28]等。同时,各传感器启动时间以及数据的采集频率存在差异,然而数据处理与融合必须在统一的时间基准上进行才有意义[29],因此需要通过硬件授时及算法同步实现统一的时间基准。

2)定位和车辆位姿。自动驾驶车辆定位是让汽车实时获取自身确切坐标,可直接影响车辆导航决策行为,是自动驾驶度量空间中的基石。目前车辆定位实现方法包括传统几何方法与深度学习方法。传统几何方法包括全球定位导航系统、惯性测量单元、轮速计、激光雷达、相机等传感器单个或融合定位[1, 30-33]以及高精地图匹配定位[34-36]等;深度学习方法定位以数据为驱动,一般使用相机或激光雷达等传感器数据以及高精

地图作为输入,隐式进行传感器数据与地图要素的匹配,回归车辆实时位姿[37-38]。为应对驾驶环境中隧道、城市峡谷等全球定位导航系统信号弱环境下的冗余精确定位,本文采用了双层匹配定位算法,首先利用里程计及全球定位导航系统进行粗匹配,获取定位粗略区间,并截取定位区间内高精地图进行特征提取,然后与图像、点云处理后的特征值进行交叉注意力计算,最后通过位姿回归器收敛至更精确的定位值。

3) 路网几何刻画。路网是自动驾驶车辆理解周遭环境的基础,自动驾驶决策计算与路网几何表达密不可分。自动驾驶决策度量空间路网表达主要依赖于高精地图[39]。常见的高精地图格式有:OpenDRIVE[40]、Lanelet2[41-42]、导航数据标准[43](navigation data standard,NDS)等(图 3)。其中,OpenDRIVE 格式以路作为主要元素,基于道路参考线进行几何表达,线由直线、弧线、螺旋线、参数三次多项式曲线、三次多项式曲线组成;Lanelet2 格式中以点为基本单元,线串类似 ShapeFile、GeoJSON 格式,由点组成,车道与绿化带等交通区域由线串组成;NDS 格式由车道、拓扑关系、地物等多个底层关系型数据库表关联构建,以二进制编码形式结构化存储。另外,由于 OpenDRIVE、Lanelet2、NDS 等格式在适应中国化特殊道路场景时均存在缺陷,因此在实际应用时,行业内通常采用自定义的高精地图格式。结构化的矢量高精地图可用于确定性的几何计算、匹配定位与有向图结构构建等,同时可以栅格化成图片并通过神经网络的方法进行特征提取,隐式约束动态障碍物感知。



(a) OpenDRIVE高精地图格式[40]　　(b) Lanelet2高精地图格式[41]

图 3　高精地图中路的几何刻画

Fig. 3　Geometric Characterization of Roads in High Precision Maps

4) 障碍物位置与距离度量。准确感知周围环境中的障碍物是自动驾驶车辆实现安全合理的避障策略的关键。这些障碍物包括路沿石、绿化带、交通杆等静态障碍物,以及车辆、行人等其他交通参与者的动态信息[44-45]。为确保实现安全合规的避障策略,度量空间需要基于统一的时空基准实时计算障碍物的位姿以及自车与障碍物之间的距离,具体实现方法有高精地图匹配、3D 目标检测[46-47]、视觉深度估计[13-14,16]、车路云协同感知交互[48]等方式。

2.2　语义空间

语义空间包含多个维度信息,每一个维度分别代表了要素不同的语义特征或属性,共同刻画环境、交通参与者和交通状态。自动驾驶决策的本征需求为面向实时交通环境,遵守规则,安全依路径行驶至目的地。交通环境中障碍物类别众多,其中交通参与者的动态移动使得交通环境瞬息万变,交通信号灯、交通标志牌等要素大多对应着不同的规则约束,不同障碍物的危险程度不同。为保证自动驾驶车辆在行驶过程中的决策安全,需要实时感知交通环境中的移动障碍物、静态障碍物(包含绿化带、灯杆、路沿石等)、交通标识、交通标志等要素的类别、移动性、危险性、规则等语义信息。自动驾驶语义空间与度量空间中的定位和几何信息结合才能实现交通环境中的多目标安全交互和驾驶决策计算。

1) 类别语义。自动驾驶场景错综复杂,包含多种显式和隐式要素。显式要素包括交通环境中可见的车道、车道标线、道路标志、交通岛、路沿石、兴趣点等地图要素以及自车、其他车辆、行人、动物等交通参与者等。隐式要素则涵盖交通流量、交通限制、驾驶习惯、交通规则等类别。不同类别的语义对自动驾驶决策计算的影响因子各异。语义空间中可采用静态地图层、交通实时信息层、车辆动态信息层和用户层准确地刻画显隐式、动静态要素以及交通流和出行参数等信息[7,39,49]。这种多层次的分类信息表达方式有助于提高自动驾驶系统在复杂交通环境中的决策准确性和可靠性。

2) 移动性语义。在自动驾驶过程中,车辆与环境的交互具备高度实时性。其他车辆及交通参与者的状态变化可能会导致自车实时速度及其他状态的调整,而自车的状态变化亦可能引发其他车辆的状态实时调整。因此,环境中障碍物

的移动性语义显得尤为重要。非移动的静态障碍物包括绿化带、交通杆、车道边界、路沿石等位置变动不频繁、不可通行区域等,其语义信息一般可由高精地图直接提供[50],它们约束着可移动目标的可能运动范围或路径,潜在地影响着移动目标运动倾向的危险性。动态障碍物在自动驾驶环境中具备较强的不确定性,容易引发较大的危险。为有效应对动态障碍物,通常需要构建不同类别要素的动力学模型,并通过车载相机、激光雷达实时采集数据,采用3D目标检测或分割、跟踪、预测等技术获取障碍物移动性语义信息[51]。这些实时获取的移动性语义信息对于自动驾驶车辆的方向引导和运动趋势决策至关重要。

3)危险性语义。在自动驾驶交通环境中,不同场景、不同类别、同一类别中的不同要素、同一要素的不同状态对车辆行驶带来的潜在危险程度具备不确定性。例如,移动障碍物通常比静态障碍物危险程度要高、高速行驶的重型卡车的危险程度通常比低速行驶的重型卡车更高。同时,自车与其他交通参与者的影响是双向的,出于伦理和权责的考量,在自动驾驶实际决策过程中,自车需要优先考虑其他交通参与者中人的安全。因此,通过建立安全风险模型[52-53]、图片大模型场景理解等方法,在语义空间中明确场景、行人、机动车等交通参与者及自车的实时危险性语义信息是至关重要的,也是针对性解决极端场景的重要方法之一,可直接作用于下游自动驾驶的安全决策[54]。

4)规则语义。交通运输以自身与其他交通参与者的安全为前提,以目的地为导向,同时受交通规则的强约束。在人机混驾场景中,人遵循的让右、限制、变道等交通规则大部分通过交通环境中的交通标志、标线等呈现。在自动驾驶场景中,车辆可以通过交通标志、标线识别[55]将视觉信息转化为机器可理解的停止、转弯、加减速等语义信息,这一过程具体通过目标检测、图像分割、文本识别、目标分类[56]等感知手段实现。

2.3 决策空间

自动驾驶决策空间是指自动驾驶车辆行驶过程中的所有决策选项的集合。决策空间包含了所有可行的选项、策略、决策路径或行为方案。在此空间中,每个选择都可能会导致不同的结果,这些选择通常需要受到空间、时间、动力学、规则等其他约束因素的限制。有效的决策空间可以识别最佳决策路径,本文将自动驾驶决策空间具体分为交通标志和标线的规则转换、全局路径规划更新、局部驾驶行为的计算和决策、车道引导线生成与更新以及运动控制等功能(图4),各功能之间相辅相成、实时交互更新。交通标志、标线转换得到的停止、转向、限行等交通规则可用于明确车道前后与邻接拓扑关系,以及确定引导线求解空间,辅助规划与车道引导线生成。变道、转弯、限速等交通规则确定了路网各路段连接关系以及路段权重信息,可用于规划全局路径。基于全局路径规划以及度量、语义空间中实时障碍物的几何、属性信息可计算生成局部超车、变道、跟车等局部车道级路径规划,以及实时车道引导线。控制算法以实时车道引导线为最优目标,实时进行转向、加减速、停车等控制行为。

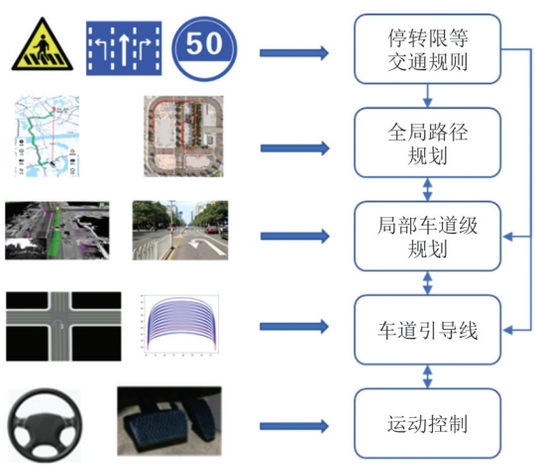


图4 决策空间要素、功能、关系

Fig. 4 Decision Space Elements, Functions, and Relationships

1)交通标识、标志的规则转换。在自动驾驶交通环境中,交通标志、标线经过语义识别,并与高精地图路网、车道等时空信息结合得到可理解的语义后,需要在决策空间进一步转化为自车可执行指令:停车、转向、加速、减速、限行、掉头等。转换规则可由知识图谱预先构建[57],转换后的交通规则具备空间化、可落地、可计算的性质,构建了全局与局部的交通要素间拓扑关系,进而指导全局和局部路径规划、引导线生成。

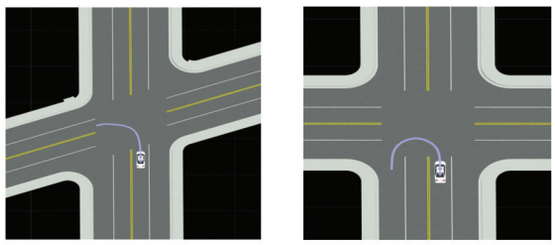
2)全局路径规划。自动驾驶全局路径规划是指从车辆当前位置到目标终点的一整条路径的规划过程。通常分为道路级规划和车道级阶段。道路级规划指的是在非路口和无交通事件的区域,路径规划主要在道路级别进行,此阶段的目标是确定车辆应该通过哪些主要道路到达目的地。车道级阶段指的是在路口以及发生交

通事件(如交通事故、拥堵、道路施工等)的区域,路径规划需要在更精细的车道级别上进行[58]。自动驾驶行为是动态的过程,自车状态时刻发生变化,所处交通环境也在高频变更。决策空间中的全局路径规划也应随着自车位姿与实时交通路况的变化而不断变化。在车辆行驶过程中,若预规划路线上出现突发交通事件,如前方拥堵、交通事故、道路工程、交通管制等,需要以决策空间转化的实际交通规则为约束条件,经里程、时间、费用等优化计算得到最优全局路径规划。常见的全局路径规划算法包括 Dijkstra、A*和改进的 A*等[59]。

3) 局部驾驶行为规划。现实驾驶场景复杂多样,是一个多智能体决策环境,包括自车在内的每一个交通参与者所做出的行为都会对环境中的其他参与者带来影响。在全局路线规划的背景下,自动驾驶车辆需要根据局部实时交通场景、交通规则、其他交通参与者状态等实时调整局部驾驶策略。基于度量空间中的障碍物距离度量以及语义空间中各交互目标的类别、移动性、危险性、规则等信息[60-62],借助深度学习、强化学习等方法[63],以交通规则、车辆动力学、驾驶安全为约束实现多目标体影响交互的复杂环境中局部车道级变道、超车、避障、跟随等动态驾驶行为计算规划。通过这种方式,系统能够在复杂多变的交通环境中做出更为安全和高效的决策。

4) 车道引导线生成与更新。自动驾驶车辆在车道、路口的运动方向依赖引导线进行指引,决策空间需要基于局部驾驶行为规划实时生成车道引导线。在有明确车道线的道路上直行,车道中心线可作为车辆行驶的引导线,由左右车道几何计算或深度学习的方法生成[21]。然而,在缺乏明确车道连接线的路口处(图 5)以及超车、变道等场景下,生成相应的引导线需要结合实际的车道标线、路口边线、导流带等交通标线的分布情况与自车动力学系数通过动态规划、二次规划等[22]算法计算得到。生成的引导线可直接存储于高精地图,并在实际车辆运动过程中,根据路口内其他运动目标的距离度量、移动性、危险性等语义实时更新,以实现在复杂的交通环境中安全、可靠的局部引导。

5) 运动控制。运动控制模块通过控制汽车的加减速和转向等动作,使其沿着计算出的避开障碍物并符合车辆动力学模型的车道引导线行驶。决策空间中的运动控制分为纵向控制和横向控制:纵向控制体现在对行车速度的调节,常见有巡航控制和紧急制动控制;横向控制也即转向控制,常见应用场景有自主超车、自主代客泊车等。传统控制算法有比例-积分-微分控制器、模型预测控制[10, 64]等,新型控制方法如模糊控制[65]、自适应控制[66]、机器学习方法控制[67]、强化学习方法控制[63, 68]等也取得了优异的效果,被广泛应用。然而,控制策略并不总是完美无缺的,为了保证驾驶过程的安全性和舒适性,需要实时动态调整控制策略,以应对不断变化的交通环境和行驶条件。



(a) 路口左转引导线　　(b) 路口掉头引导线

图 5　路口引导线生成

Fig. 5　Generation of Intersection Guide Lines

3　“度量-语义-决策”空间融合机制与应用

自动驾驶“度量-语义-决策”空间提供交通环境中自车与周围环境中交互和决策的度量几何、语义属性信息,根据交通规则、车辆动力学与安全、高效、舒适等条件,进行实时全局导航、局部车道规划与运动控制。度量空间、语义空间与决策空间内部要素、任务相互依赖,空间之间实时交互,共同支撑形成一套智能决策链条。

3.1　“度量-语义-决策”空间交互关系

真实交通环境错综复杂,车辆行驶需要受交通规则等的强约束,语义空间识别障碍物、交通标识、交通标志等能够影响驾驶行为的目标的类别,并将对应目标的交通规则语义与度量空间中的路网关联转化为车辆停止、转弯、限速等规则语义描述。这些交通规则的空间化转换不仅为智能动态决策提供了直接的计算依据,还能被存储于路网的拓扑表达中,支持实时的交互计算(图 6(a))。决策空间中的全局路径规划过程通常基于有向图结构,通过 A*等搜索算法实现路径的优化。度量空间提供的车辆定位信息用于确定全局规划起点,同时,度量空间中路网的几何描述与语义空间中的交通标识、交通标志等要素

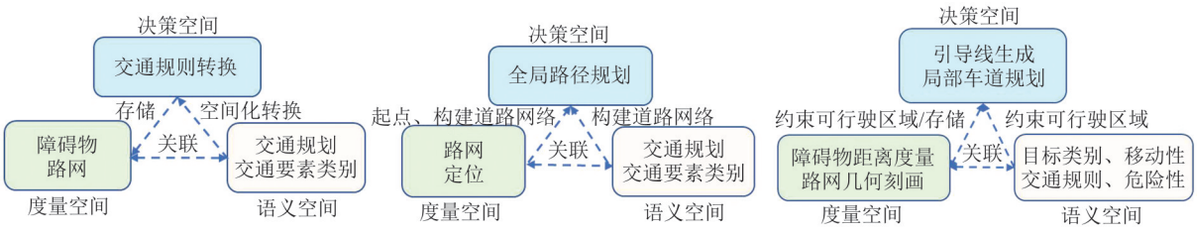


图6 度量、语义、决策空间交互

Fig. 6 Measurement, Semantics, Decision Space Interaction

的类别、规则语义进行关联,进而确定节点与边并构建道路有向图网络。起点与道路网络信息直接驱动实时全局路径规划(图6(b))。在已有局部车辆定位、路网几何描述、障碍物位置距离测算等度量空间要素信息的基础上,通过关联语义空间中包括局部交通环境内静动态障碍物的类别、移动性、危险性、规则语义描述等信息,利用动态规划、二次规划、深度学习等方法,可以构建交通规则、安全等条件约束下的可行驶空间,实现局部车道规划以及局部引导线生成。同时,生成的静态局部引导线又可存储于路网几何刻画(图6(c))。在进行决策时,理解和评估决策空间的范围和复杂性十分重要,决策空间的范围以及复杂性则是由度量空间与语义空间决定。

端到端自动驾驶系统根据实现模式可分为模块式和完全黑盒式两种类别。模块化的方法如UniAD等将目标检测跟踪、建图、预测以及规划等特征通过级联或串联的形式连接进行逐级优化。这种模块之间的连接本质上正对应着交通环境内度量空间、语义空间、决策空间的交互,其中包含利用鸟瞰视角空间作为统一的空间基准;建图、目标检测、跟踪模块之间的级联对应着度量空间中路网几何描述、障碍物距离度量与语义空间中类别、移动性、交通规则等的交互过程,预测、规划模块的串联则对应着度量语义空间交互驱动决策,同时在反向传播过程中体现决策空间交互优化度量、语义空间中的要素。完全黑盒式的方法直接优化规划器,在统一的空间内实现度量、语义、决策空间的正反双向交互,并输出最终决策结果。

3.2 高精地图与“度量-语义-决策”空间关联机制

高精地图作为L3及以上等级自动驾驶中极其重要的部分,具备高精度、高丰度、高鲜度的特征,静态高精地图包含路网、车道、路口、人行横道、车道标志、路侧交通设施等地物要素详细信息,不仅在度量空间、语义空间和决策空间内发挥着重要作用,而且是构建三者关联关系的重要纽带。图7展现了高精地图静态数据在“度量-语义-决策”空间关联机制中的地位与重要性。

在度量空间中,高精地图采用地理空间坐标系作为全局参考系,视具体任务需求与自测坐标系及其他传感器坐标系相互转换。同时,依靠高精地图本身准确且丰富的先验信息(如车道形状、曲率和标示牌等),自动驾驶车辆可以在行驶过程中结合高维几何、语义信息和高效率的匹配算法,实现更高精度的匹配定位。度量空间中路网的几何刻画这一功能可以直接通过高精地图完成。

在语义空间中,高精地图具备丰富的要素先验语义信息。一方面,根据高精地图可以限定移动障碍物的感知范围,减少动态感知要素类别、移动性等语义信息的计算量。另一方面,高精地图内包含众多交通标志、交通标线等静态障碍物的类别、危险性、规则信息。路沿石、交通岛要素类别语义表示可行驶区域边界不可碰撞,交通标志中前方弯道注意减速提供危险性语义,交通标线中双黄线类别表示禁止变道的交通规则语义,交通标志中禁止通行、限速等也提供交通规则语义信息等。语义信息可应用于决策空间中的规则转换,构建路网拓扑支撑全局与局部路径规划,指导运动控制。

在决策空间中,部分交通标识与交通标志识别转换得到的交通规则空间化后可作为对应要素的属性存储于高精地图,全局路径导航以及局部静态引导线的生成依赖高精地图实现,局部驾驶行为计算与规划所需的静态障碍物、可行驶区域等信息均包含于高精地图。

3.3 空间决策链条应用流程

由于路口场景中无车道线、交通参与者状态不确定、存在路权冲突、视角盲区等问题,车辆在自动驾驶过程中安全且快速通行具备很大的挑战。为应对这些挑战,本文基于提出的度量空间、语义空间和决策空间构建了一条实际路口决策链条(图8)。其中,度量空间不仅为车辆提供

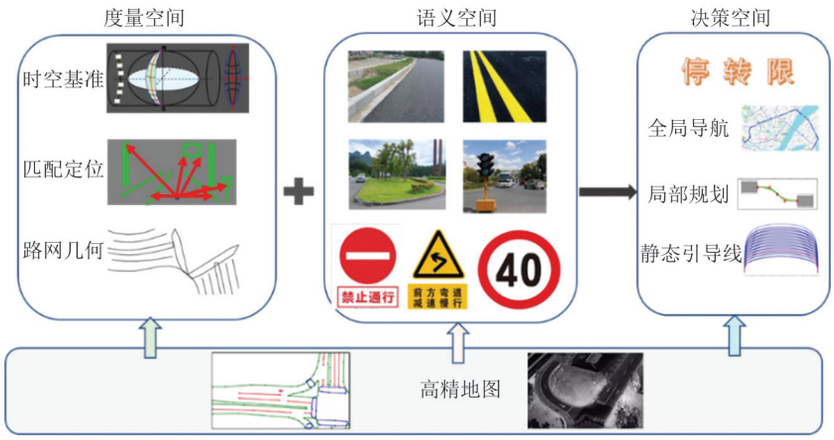


图 7　高精地图支撑“度量-语义-决策”空间

Fig. 7　High Precision Maps Support the “Measurement-Semantics-Decision” Space

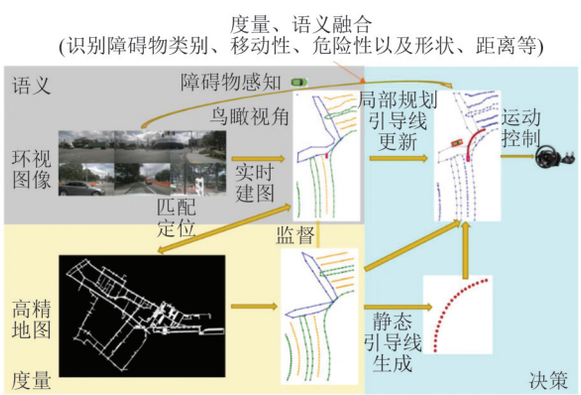


图 8　路口场景决策应用

Fig. 8　Decision Making Application in Intersection Scenarios

了精准的绝对、相对定位信息,还提供了地理坐标系、自车坐标系与多传感器坐标系之间的标定参数。此外,度量空间还提供了交通标线的几何描述信息,包括车道线、停止线、人行横道、导流带等。同时,度量空间通过激光雷达等传感器主动感知或路侧单元信息交互等方式确定路口环境内交通设施、障碍物等与自车之间的相对距离,这些信息为自车系统度量空间中匹配定位任务以及决策空间中的规划任务奠定了坚实的基础。语义空间通过相机、激光雷达等传感器主动感知以及高精地图等提供的高丰度信息,明确环境中动静态目标的类别、移动性、危险性、交通安全规则语义信息,语义空间的精确感知和分类能力是系统理解复杂交通环境的关键。决策空间既利用度量空间中提供的车辆位姿、统一的坐标系基准、车道线几何与拓扑信息等生成局部静态引导线,同时又结合度量、语义空间中感知得到的动静态障碍物的相对距离与属性信息计算实时引导线,这些实时引导线能够动态反映交通参与者的变化,提高系统对复杂路口场景的适应性。决策空间通过控制算法,输出车辆的局部最优控制策略,以确保车辆在复杂路口场景中的安全和效率。

4　结　语

当前,自动驾驶行业普遍采用模块化部署策略,其中感知、规划、控制模块通常是独立开发并最终集成到车辆中的。这种方法尽管在一定程度上简化了系统开发过程,但由于各模块之间的交互关系不够明确,系统在面对复杂且多样化的交通场景时常常表现出不足。为了解决这一问题,本文提出了一种结合高精地图的自动驾驶“度量-语义-决策”空间决策机制。该机制通过明确自动驾驶各项任务之间的关联关系,形成了一条更为有效的决策链条。在度量层面,系统对周围环境进行精确测量,收集详细的定位、地理和交通几何信息;在语义层面,系统对这些信息进行理解和分类,识别出各类交通参与者和基础设施及属性;在决策层面,基于前两层的信息,系统能够制定出优化的驾驶策略。本文通过在路口场景下进行的决策流程分析,验证了所提出的决策链条提高了系统在复杂场景下的决策有效性。随着自动驾驶技术的不断发展,系统将面临越来越复杂的交通环境和更高的安全要求,本文提出的“度量-语义-决策”机制为解决这些挑战提供了一种可行的路径。然而,仍需进一步的研究和实践来优化该机制的各个模块,尤其是在高精地图的实时更新、语义信息的精准识别以及决策算法的快速反应方面。未来的工作将重点关注如何在更大规模和更多样化的交通场景中验证和完善这一机制,例如进一步研究车路云一体化背景

下度量、语义、决策空间内信息获取、融合应用模式等,以推动自动驾驶系统的进一步完善。

参 考 文 献

[1] 杨殿阁,李庆建,彭伟. 自动驾驶地图与定位产业发展若干问题[C]//中国卫星导航与位置服务第八届年会暨中国北斗应用大会,郑州,2019.
YANG Diange, LI Qingjian, PENG Wei. Key Issues in the Development of Autonomous Driving Map and Positioning Industry[C]//The 8th China Satellite Navigation and Location Service Annual Conference and China BeiDou Application Summit, Zhengzhou, China, 2019.

[2] 李克强,戴一凡,李升波,等. 智能网联汽车(ICV)技术的发展现状及趋势[J]. 汽车安全与节能学报,2017,8(1):1-14.
LI Keqiang, DAI Yifan, LI Shengbo, et al. State-of-the-Art and Technical Trends of Intelligent and Connected Vehicles[J]. *Journal of Automotive Safety and Energy*, 2017, 8(1): 1-14.

[3] 李德毅,赵菲,刘萌,等. 自动驾驶量产的难点分析及展望[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2018,43(12):1775-1779.
LI Deyi, ZHAO Fei, LIU Meng, et al. Difficulty Analysis and Prospect of Autonomous Vehicle Mass Production[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 1775-1779.

[4] 崔明阳,黄荷叶,许庆,等. 智能网联汽车架构、功能与应用关键技术[J]. 清华大学学报(自然科学版),2022,62(3):493-508.
CUI Mingyang, HUANG Heye, XU Qing, et al. Survey of Intelligent and Connected Vehicle Technologies: Architectures, Functions and Applications[J]. *Journal of Tsinghua University* (*Science and Technology*), 2022, 62(3): 493-508.

[5] 张新钰,高洪波,赵建辉,等. 基于深度学习的自动驾驶技术综述[J]. 清华大学学报(自然科学版),2018,58(4):438-444.
ZHANG Xinyu, GAO Hongbo, ZHAO Jianhui, et al. Overview of Deep Learning Intelligent Driving Methods[J]. *Journal of Tsinghua University* (*Science and Technology*), 2018, 58(4): 438-444.

[6] 冉斌,谭华春,张健,等. 智能网联交通技术发展现状及趋势[J]. 汽车安全与节能学报,2018,9(2):119-130.
RAN Bin, TAN Huachun, ZHANG Jian, et al. Development Status and Trend of Connected Automated Vehicle Highway System[J]. *Journal of Automotive Safety and Engergy*, 2018, 9(2): 119-130.

[7] JIANG K, YANG D G, LIU C R, et al. A Flexible Multi-layer Map Model Designed for Lane-Level Route Planning in Autonomous Vehicles[J]. *Engineering*, 2019, 5(2): 305-318.

[8] LIU J X, LUO Y G, ZHONG Z H, et al. A Probabilistic Architecture of Long-Term Vehicle Trajectory Prediction for Autonomous Driving[J]. *Engineering*, 2022, 19: 228-239.

[9] 张卫忠. 基于仿人智能控制的无人地面车辆自动驾驶系统研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2014.
ZHANG Weizhong. Research on Automatic Driving System of Unmanned Ground Vehicles Based on Humanoid Intelligent Control[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2014.

[10] 郭景华,李克强,罗禹贡. 智能车辆运动控制研究综述[J]. 汽车安全与节能学报,2016,7(2):151-159.
GUO Jinghua, LI Keqiang, LUO Yugong. Review on the Research of Motion Control for Intelligent Vehicles[J]. *Journal of Automotive Safety and Energy*, 2016, 7(2): 151-159.

[11] HU Y H, YANG J Z, CHEN L, et al. Planning-Oriented Autonomous Driving[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vancouver, Canada, 2023.

[12] 李升波,刘畅,殷玉明,等. 汽车端到端自动驾驶系统的关键技术与发展趋势[J]. 人工智能,2023(5):1-16.
LI Shengbo, LIU Chang, YIN Yuming, et al. Key Technology and Development Trend of End-to-End Auto-Driving System[J]. *AI-View*, 2023(5): 1-16.

[13] PHILION J, FIDLER S. Lift, Splat, Shoot: Encoding Images from Arbitrary Camera Rigs by Implicitly Unprojecting to 3D[C]//Computer Vision-ECCV 2020, Glasgow, UK, 2020.

[14] WANG Y, GUIZILINI V, ZHANG T Y, et al. DETR3D: 3D Object Detection from Multi-view Images via 3D-to-2D Queries[PP/OL]. arXiv (2021-10-13)[2025-05-03]. https://arxiv.org/abs/2110.06922.

[15] CARION N, MASSA F, SYNNAEVE G, et al. End-to-End Object Detection with Transformers[C]//Computer Vision—ECCV 2020, Glasgow, UK, 2020.

[16] LI Z Q, WANG W H, LI H Y, et al. BEVFormer: Learning Bird's-Eye-View Representation from Multi-camera Images via Spatiotemporal Transformers[C]//Computer Vision—ECCV 2022, Tel Aviv, Israel, 2022.

[17] LI Q, WANG Y, WANG Y L, et al. HDMapNet:

An Online HD Map Construction and Evaluation Framework [PP/OL]. v4. arXiv (2022-03-18) [2025-03-16]. https://arxiv.org/abs/2107.06307v4.

[18] LIU Y C, WANG Y, WANG Y L, et al. VectorMapNet: End-to-End Vectorized HD Map Learning [C]//International Conference on Machine Learning, Maryland, USA, 2022.

[19] YUAN T Y, LIU Y C, WANG Y, et al. StreamMapNet: Streaming Mapping Network for Vectorized Online HD Map Construction [C]//IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision, Waikoloa, USA, 2024.

[20] LIAO B, CHEN S, WANG X, et al. MapTR: Structured Modeling and Learning for Online Vectorized HD Map Construction [PP/OL]. arXiv (2022-08-30) [2024-12-09]. https://arxiv.org/abs/2208.14437.

[21] LIAO B C, CHEN S Y, ZHANG Y C, et al. MapTRv2: An End-to-End Framework for Online Vectorized HD Map Construction [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2025, 133(3): 1352-1374.

[22] FAN H, ZHU F, LIU C, et al. Baidu Apollo EM Motion Planner [PP/OL]. arXiv (2018-07-20) [2025-04-12]. https://arxiv.org/abs/1807.08048.

[23] LI Y Q, CHEN Z, WANG T, et al. Apollo: Adaptive Polar Lattice-Based Local Obstacle Avoidance and Motion Planning for Automated Vehicles [J]. *Sensors*, 2023, 23(4): 1813.

[24] LI Z Q, YU Z D, LAN S Y, et al. Is Ego Status all You Need for Open-Loop End-to-End Autonomous Driving? [PP/OL]. v2. arXiv (2024-06-02) [2024-11-16]. https://arxiv.org/html/2312.030.

[25] 苏颖娜. 多传感器标定融合及其在结构化道路场景感知中的应用[D]. 南京：南京理工大学, 2021.
SU Yingna. Multi-sensor Calibration and Its Applications in Structural Road Sensing [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2021.

[26] 傅博. 移动车辆的多传感器标定[D]. 杭州：浙江大学, 2022.
FU Bo. Multi-sensor Calibration for Mobile Vehicles[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022.

[27] YAN G H, LIU Z C, WANG C J, et al. OpenCalib: A Multi-sensor Calibration Toolbox for Autonomous Driving [J]. *Software Impacts*, 2022, 14: 100393.

[28] REHDER J, NIKOLIC J, SCHNEIDER T, et al. Extending Kalibr: Calibrating the Extrinsics of Multiple IMUs and of Individual Axes[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Stockholm, Sweden, 2016.

[29] 刘钊. 多传感器时空一致及其信息融合技术研究[D]. 长沙：国防科学技术大学, 2008.
LIU Zhao. Research on Multi-sensor Time-Space Consistency and Information Fusion Technology [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2008.

[30] WAN G W, YANG X L, CAI R L, et al. Robust and Precise Vehicle Localization Based on Multi-Sensor Fusion in Diverse City Scenes[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Brisbane, Australia, 2018.

[31] VU T D. Vehicle Perception: Localization, Mapping with Detection, Classification and Tracking of Moving Objects [D]. Grenoble: Institut National Polytechnique de Grenoble, 2009.

[32] XIE J P, NASHASHIBI F, PARENT M N, et al. A Real-Time Robust SLAM for Large-Scale Outdoor Environments [C]//ITS World Congress, Busan, The Republic of Korea, 2010.

[33] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDÓS J D. ORB-SLAM: A Versatile and Accurate Monocular SLAM System [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1147-1163.

[34] SADLI R, AFKIR M, HADID A, et al. Map-Matching-Based Localization Using Camera and Low-Cost GPS for Lane-Level Accuracy [J]. *Sensors*, 2022, 22(7): 2434.

[35] LI Y C, CAI Y F, LI Z X, et al. Map-Based Localization for Intelligent Vehicles from Bi-Sensor Data Fusion [J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 203: 117586.

[36] LI L, YANG M, LI H, et al. Robust Localization for Intelligent Vehicles Based on Compressed Road Scene Map in Urban Environments [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, 8(1): 250-262.

[37] SHUNSUKE K, GU Y L, HSU L T. GNSS/INS/on-Board Camera Integration for Vehicle Self-Localization in Urban Canyon[C]//The International Conference on Intelligent Transportation Systems, Gran Canaria, Spain, 2015.

[38] HE Y Z, LIANG S, RUI X F, et al. EgoVM: Achieving Precise Ego-Localization Using Lightweight Vectorized Maps[PP/OL]. arXiv (2023-07-18) [2025-03-10]. https://arxiv.org/abs/2307.08991.

[39] 应申, 蒋跃文, 顾江岩, 等. 面向自动驾驶的高精地图模型及关键技术[J]. 武汉大学学报(信息科学

版), 2024, 49(4): 506-515.
YING Shen, JIANG Yuewen, GU Jiangyan, et al. High Definition Map Model for Autonomous Driving and Key Technologies[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(4): 506-515.

[40] ASAM. OpenDRIVE [EB/OL]. [2024-05-21]. https://www.asam.net/index.php?eID=dumpFile&t=f&f=4422&token=e590561f3c39aa2260e5442e29e93f6693d1cccd.

[41] POGGENHANS F, PAULS J H, JANOSOVITS J, et al. Lanelet2: A High-Definition Map Framework for the Future of Automated Driving[C]//The International Conference on Intelligent Transportation Systems, Maui, USA, 2018.

[42] BENDER P, ZIEGLER J, STILLER C. Lanelets: Efficient Map Representation for Autonomous Driving[C]//IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, Dearborn, USA, 2014.

[43] 尹彤, 黄鹤, 郭迟, 等. 面向自动驾驶的高精地图生产技术及数据模型标准化探讨[J]. 中国标准化, 2021(4): 33-37.
YIN Tong, HUNAG He, GUO Chi, et al. Discussion on High-Definition Map Production Technology and Data Model Standardization for Autonomous Driving[J]. *China Standardization*, 2021(4): 33-37.

[44] CAESAR H, BANKITI V, LANG A H, et al. NuScenes: A Multimodal Dataset for Autonomous Driving[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, USA, 2020.

[45] 王云鹏, 吴琼, 宋德王, 等. 自动驾驶数据集及3D目标感知方法综述[J]. 人工智能, 2023(5): 31-47.
WANG Yunpeng, WU Qiong, SONG Dewang, et al. Overview of Autopilot Data Set and 3D Object Perception Methods[J]. *Artificial Intelligence View*, 2023(5): 31-47.

[46] YIN T W, ZHOU X Y, KRAHENBUHL P. Center-Based 3D Object Detection and Tracking[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Nashville, USA, 2021.

[47] SHI S S, WANG Z, SHI J P, et al. From Points to Parts: 3D Object Detection from Point Cloud with Part-Aware and Part-Aggregation Network[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2021, 43(8): 2647-2664.

[48] 周俊宇, 李克强, 任晗啸, 等. 基于场景划分的智能网联汽车协同换道避障方法[J]. 汽车工程, 2024, 46(5): 745-753.
ZHOU Junyu, LI Keqiang, REN Hanxiao, et al. A Cooperative Obstacle Avoidance Lane Change Strategy for Intelligent and Connected Vehicles Based on Scene Division[J]. *Automotive Engineering*, 2024, 46(5): 745-753.

[49] 张攀, 刘经南. 通用化高精地图数据模型[J]. 测绘学报, 2021, 50(11): 1432-1446.
ZHANG Pan, LIU Jingnan. A Generalized Data Model of High Definition Maps[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(11): 1432-1446.

[50] 訾璐. 基于高精地图数据的交通要素时空对象建模与可视化表达研究[D]. 郑州:信息工程大学, 2021.
ZI Lu. Research on Modeling and Visualization of Temporal and Spatial Objects of Traffic Elements Based on High-Precision Map Data[D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2021.

[51] 王黎. 面向自动驾驶的动态目标态势感知技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2021.
WANG Li. Research on Dynamic Object Situation Awareness for Autonomous Driving[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2021.

[52] 汪敏, 涂辉招, 薛东飞, 等. 基于安全风险预测的自动驾驶自适应巡航控制优化[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2024, 52(4): 512-519.
WANG Min, TU Huizhao, XUE Dongfei, et al. Adaptive Cruise Control Optimization of Automatic Driving Based on Safety Risk Prediction[J]. *Journal of Tongji University* (*Natural Science*), 2024, 52(4): 512-519.

[53] 刘巧斌, 杨路, 高博麟, 等. 基于认知风险动态平衡的智能汽车跟车模型[J]. 汽车工程, 2022, 44(11): 1627-1635.
LIU Qiaobin, YANG Lu, GAO Bolin, et al. Car Following Model for Intelligent Vehicles Based on Dynamic Balance of Perception Risk[J]. *Automotive Engineering*, 2022, 44(11): 1627-1635.

[54] 郭柏苍. 面向人机共驾控制权决策的人-车风险等级预测方法研究[D]. 吉林:吉林大学, 2022.
GUO Bocang. Research on Risky Driving Behavior and Vehicle State Prediction Method for Decision Making of Shared Control Authority[D]. Jilin: Jilin University, 2022.

[55] 朱盈盈. 交通标志检测与识别研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2018.
ZHU Yingying. Research on Traffic Sign Detection and Recognition[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2018.

[56] KHALID S, SHAH J H, SHARIF M, et al. A Robust Intelligent System for Text-Based Traffic Signs Detection and Recognition in Challenging Weather Conditions[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 78261-78274.

[57] 齐如煜, 尹章才, 顾江岩, 等. 高精地图的知识图谱表达[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(4): 651-661.
QI Ruyu, YIN Zhangcai, GU Jiangyan, et al. Knowledge Graph Expression of High Definition Map[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(4): 651-661.

[58] 应申, 石群智, 顾江岩, 等. 面向自动驾驶的交通事件驱动车道级导航决策方法及设备: CN115451985B[P]. 2024-04-05.
YING Shen, SHI Qunzhi, GU Jiangyan, et al. Traffic Event-Driven Lane-Level Navigation Decision Method and Device for Autonomous Driving: CN115451985B[P]. 2024-04-05.

[59] 费德意. 基于高精度地图的车辆路径规划研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2022.
FEI Deyi. Research on Vehicle Path Planning Based on High-Definition Map[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2022.

[60] ZHAO H, GAO J Y, LAN T, et al. TNT: Target-Driven Trajectory Prediction[PP/OL]. v2. arXiv (2020-08-21) [2024-12-18]. https://arxiv.org/abs/2008.08294v2.

[61] LUO R K, SONG Y F, ZHAO H, et al. Dense-TNT: Efficient Vehicle Type Classification Neural Network Using Satellite Imagery[PP/OL]. arXiv (2022-09-27) [2025-02-17]. https://arxiv.org/abs/2209.13500.

[62] GAO J Y, SUN C, ZHAO H, et al. VectorNet: Encoding HD Maps and Agent Dynamics from Vectorized Representation[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, USA, 2020.

[63] 郭景华, 李文昌, 罗禹贡, 等. 基于深度强化学习的驾驶员跟车模型研究[J]. 汽车工程, 2021, 43(4): 571-579.
GUO Jinghua, LI Wenchang, LUO Yugong, et al. Driver Car-Following Model Based on Deep Reinforcement Learning[J]. *Automotive Engineering*, 2021, 43(4): 571-579.

[64] 高琳琳, 唐风敏, 郭蓬, 等. 自动驾驶横向运动控制的改进LQR方法研究[J]. 机械科学与技术, 2021, 40(3): 435-441.
GAO Linlin, TANG Fengmin, GUO Peng, et al. Research on Improved LQR Control for Self-Driving Vehicle Lateral Motion[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2021, 40(3): 435-441.

[65] YANG J, ZHENG N N. An Expert Fuzzy Strategy for Vehicle Lateral Control Under Urban Environments[J]. *International Journal of Vehicle Autonomous Systems*, 2010, 8(2/3/4): 263.

[66] SHIRAZI M M, RAD A B. Adaptive Control of Vehicle Lateral Dynamics[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2018, 3(1): 92-101.

[67] VALLON C, ERCAN Z, CARVALHO A, et al. A Machine Learning Approach for Personalized Autonomous Lane Change Initiation and Control[C]//IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Los Angeles, USA, 2017.

[68] OH S Y, LEE J H, CHOI D H. A New Reinforcement Learning Vehicle Control Architecture for Vision-Based Road Following[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2000, 49(3): 997-1005.