

自动驾驶高精地图众包更新关键技术及机制

陈天祎, 赫子悦, 卞君洋, 杨军星, 黄 鹤

北京建筑大学测绘与城市空间信息学院, 北京

收稿日期: 2024年7月17日; 录用日期: 2024年8月10日; 发布日期: 2024年8月15日

摘 要

本文主要探讨了自动驾驶技术的快速发展及其对高精度地图实时更新的需求。分析基于不同数据的众包地图构建方法在自动驾驶高精地图中的关键作用以及不同地图更新要素的更新方法。其次, 细化了高精地图更新的关键技术, 综述了众源式高精度地图动态更新可靠性的方法; 说明了如今数据采集传感器的多样性选择和相应的方法; 总结了国内外数据模型的研究现状; 描述了众包模式下奖励机制的重要程度。归纳了高精地图平台对自动驾驶的支持与作用, 以及存在数据质量、信息安全、法律法规等问题与方法。

关键词

自动驾驶, 高精地图, 众包更新, 数据模型, 奖励机制

Key Technologies and Mechanisms for Crowdsourced Updates of High-Precision Maps in Autonomous Driving

Tianyi Chen, Ziyue He, Junyang Bian, Junxing Yang, He Huang

School of Geomatics and Urban Spatial Informatics, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing

Received: Jul. 17th, 2024; accepted: Aug. 10th, 2024; published: Aug. 15th, 2024

Abstract

This paper explores the rapid development of autonomous driving technology and its demand for real-time updates of high-precision maps. It analyzes the critical role of crowdsourced map-building methods based on different data types in high-precision maps for autonomous driving, as well as the update methods for various map update elements. Furthermore, it details the key technologies for updating high-precision maps, reviews methods for ensuring the reliability of dynamically

updated crowdsourced high-precision maps, and explains the diversity of current data collection sensors and their respective methods. The paper also summarizes the research status of domestic and international data models and describes the importance of reward mechanisms in crowdsourcing models. It concludes by summarizing the support and role of high-precision map platforms in autonomous driving and discusses issues and methods related to data quality, information security, and legal regulations.

Keywords

Autonomous Driving, High-Precision Maps, Crowdsourced Updates, Data Models, Reward Mechanisms

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着北斗、5G、人工智能等新一代信息技术与交通行业的深度融合，我国对交通强国战略的重视程度不断加深。2020年，国家发改委等11个国家部门联合印发的《智能汽车创新发展战略》明确了目标：到2025年，实现有条件自动驾驶的智能汽车达到规模化生产，并在特定环境下实现高度自动驾驶的市场化应用。随着无人驾驶汽车、智能物流和共享出行等领域的推进，对高精度地图的需求日益迫切。自动驾驶车辆需要实时、详尽且准确的地图信息来进行路径规划、障碍物识别和动态环境感知。因此对地图更新的频率和精度提出了极高的要求，以确保自动驾驶车辆的安全性和可靠性[1]。

高精地图是自动驾驶系统的重要组成部分，它们提供了车辆所在环境的详细三维表示。高精地图主要的服务对象是自动驾驶车辆，能够对物理世界路况进行精准还原，并通过道路信息的高精度承载，利用超视距信息，和其他车载传感器形成互补，打破车身传感的局限性，以达到无限延伸车辆感知的目的。因此，依托底层的高精度地图数据，在此之上叠加实时上传的动态交通数据，通过高速通信完成对交通信息的实时更新以及对驾驶安全事故预警的推送，能够对自动驾驶的行车决策工作提供强有力的支持，在具有天然空间位置属性的交通领域，高精地图具有广阔的应用空间。不同于传统的导航地图，高精地图包含了更加丰富和精确的道路元素信息[2]，如车道线、交通标志、交通灯、路口、人行横道、障碍物位置等，通常精确到厘米级。高精地图还会包括道路的坡度、曲率、宽度等高级信息，这些数据对于自动驾驶车辆在复杂交通环境中的精准定位和安全驾驶至关重要[3]。然而，传统地图更新方式难以满足这种实时性和精细化需求。随着物联网和移动互联网的普及，大量的用户设备和传感器可以生成海量的地理空间数据，这为高精地图的众包更新提供了新的可能。因此，本研究背景部分着重阐述自动驾驶技术的快速发展背景下，高精地图更新的必要性与紧迫性。我们需要探索如何有效地利用这些分布式数据源，构建一个高效、可靠的众包更新系统，以确保自动驾驶汽车在任何时间、任何地点都能获取到最新的地图信息。这不仅关乎自动驾驶的安全性，也是推动整个交通行业向智能化、网络化转型的关键因素[4]。

2. 自动驾驶高精地图的更新机制

2.1. 基于不同数据的众包地图构建方法

高精度地图众源更新的方法按数据源质量，可分为低质量和中高质量。Cho M等[5]提出道路数据加

载、姿态修正、观测聚类、地表分类和地表更新的更新机制, 成功克服多车数据的不确定性, 利用从城市公交车和出租车上低成本传感设备获取的大量低质量的众包数据, 实现高清地图的频繁和自动更新。在此基础上 Kim 等[6]对此进行改进, 在加载后增加了判别功能, 当本地高清地图存在时, 观测获得的道路数据先被分配给高清地图, 再进行更有效的聚类。观察学习层的算法中考虑到离散和连续特征点之间的差异, 提高了处理效率和精度。

随着自动驾驶技术的发展, 越来越多的汽车配备了各种先进的传感器和强大的计算平台, 基于中高端传感器的高清地图众包更新变得更加可行。Zhang 等[7]提出了一种基于中高端传感器(包括高端 GNSS/IMU、车载计算平台等)实时高精度地图变化检测方法。在已有研究基础上, Qin 等[8]提出了一种基于交通流数据的众包地图构建方法, 通过利用车辆的移动轨迹和交通流信息来实现地图的实时更新和改进。框架由三个部分组成, 车载数据收集: 包括路面和交通流量数据; 云数据融合: 采用了一种基于神经网络的方法, 通过语义点云匹配来优化来自不同车辆的姿态, 能够在低重叠情况下保持鲁棒性; 自动拓扑生成: 确定交叉口的覆盖范围, 从交通流量的连接性中生成拓扑结构。该方法可适应复杂的城市场景, 如在道路拥堵、交通规则变化等情况下进行实时地图构建和更新。

2.2. 不同地图更新要素的更新方法

现有文献大多对不同更新要素提出了各自的方法。Kim 等[9]提出了一种针对高清地图的新特征层的众包映射过程, 包括两个步骤, 首先利用众包车辆获取环境中的新特征, 使用基于高清地图的 GraphSLAM 方法对获得的新特征进行优化, 形成各自的新特征层并传输到云端。随后地图云端将这些众包的新特征层整合成一个新的特征层。该过程考虑到从感知传感器获得的特征与现有高清地图中的特征之间的匹配信息, 以减少传统的基于专业映射车辆的高清地图生成时间和金钱成本较高的问题。

为自动生成车道级别的交叉路口地图, Yang 等[10]利用多层次用特征提取策略和众包数据解决此问题。处理方法由道路交叉口的初始识别、交叉口检测和基于车道的交叉口地图生成三个步骤组成。首先, 使用基于角度和距离相似性的空间聚类算法来识别交叉口和非交叉口区域; 再将轨迹集成算法和道路交叉口处的转弯规则相结合, 获得交叉口的出口和入口特征点; 最后基于几何匹配算法, 从交叉口检测结果和基于车道的道路信息中自动生成车道级别的交叉路口地图。该方法可以高效地进行交叉路口地图细化, 但由于研究数据中缺少高程信息, 因此无法适用于结合不同方向的多层道路叠加交叉口, 如立交桥。

车道信息的提取, 常利用配备单目摄像头和全球卫星导航系统设备的众包车辆获取道路图像和位置数据, 由于通过多个众包车辆收集的车道信息是离散的且精度较低, Zhou 等[11]提出了聚类和拟合方法, 使用一种改进的基于密度的带噪声应用空间聚类(DBSCAN)聚类算法对提取的车道进行聚类, 以进一步提高车道检测的准确性。

标志更新交通路标是高精度地图的重要组成部分, 真实环境下路标的建立、修改和取消较为频繁。Tchunte 等[12]增量地整合众包摄像头检测到的道路标志并计算其真实位置, 通过使用非监督的地理空间聚类技术和贝叶斯概率来计算道路标志的存在概率随时间变化, 消除由 GPS 路标定位误差和车载传感器引起的噪声。

2.3. 招募方案与隐私管理

众包作为一种新型的数据收集方式, 如何有效地招募参与者、分配任务并保证数据质量和隐私安全, 成为车载众感知和高清地图构建技术研究的重要问题之一。Ren 等[13]针对以上四各方面, 提出了一种在线参与者招募方案——PRS-HDMC, 为车载众感知和高清地图构建技术的研究和实践提供有益的参考。首先, 通过应用程序, 参与者可以随时注册并加入数据收集任务, 实现了实时招募的便利性和灵活性。

其次，方案根据参与者的地理位置和数据需求智能分配任务，降低数据冗余，确保数据的及时性和有效性。此外，为了保证数据的质量，方案引入了数据验证机制，并通过奖励机制激励参与者提供高质量的数据。同时，为了保护参与者的隐私，方案采取了隐私保护措施，参与者可以选择匿名上传数据，并且有权控制其数据的使用范围。

在用户隐私保护方面，当前大多数隐私保护机制都强调保护用户位置信息，而忽略了对用户采集持续时间的保护。攻击者可以通过推断用户的日程安排和设备信息来进行攻击。Li 等[14]通过对车辆用户的采集持续时间进行模糊处理，利用概率模型计算车辆用户完成采集任务的概率，有效分配任务的同时，使得攻击者无法准确推测出用户的具体感知时间，以避免用户敏感数据的暴露。

2.4. 众包奖励机制

众包奖励机制需要兼顾用户的积极性和地图更新的准确性，自动驾驶领域的众包参与者往往对经济激励有着高度敏感，因此，基于贡献度的积分系统或是现金奖励可能是吸引用户参与的重要手段。奖励机制应包括基础参与奖励，如注册或首次提交地图更新的初始激励，以及基于地图更新质量和频率的递进式奖励。对于准确无误的更新，可以提供更高的积分或优惠券；而对于频繁且持续提供有价值更新的用户，可以设立长期忠诚度奖励。透明度也是设计奖励机制时不可忽视的一环，公开公正的评价体系能让用户清楚了解自己的贡献价值。为了确保奖励的有效性和公平性，我们需要建立一套完善的评估体系，这可能包括地图更新的精确度、及时性以及覆盖范围等多维度指标。Uber 的众包地图更新平台就采用了类似的评价体系，通过算法自动检测和标记地图的差异，为用户提供即时反馈和奖励。考虑到用户隐私和数据安全，奖励机制的设计也需要遵循相关法规，确保在尊重用户数据权益的鼓励他们积极参与。通过合理的数据分享政策，如匿名化处理或部分数据权益共享，可以在保护用户隐私的激励他们提供高质量的地图信息。

有效的激励机制应具有竞争力，激发用户积极参与地图更新。例如采用积分制度，根据地图更新的准确度、及时性和完整性给予参与者积分，积分可以兑换实物奖励或者虚拟荣誉，从而形成正向反馈循环，提高用户的参与度。管理机制则需要确保信息的筛选和审核过程公正透明。这包括建立严格的数据质量标准，如地图更新的频率、精度要求以及异常数据的识别和处理流程。对用户上传的数据进行自动筛查，同时设置人工审核环节，双重保障地图信息的准确性。合理的激励与管理机制可以显著提升地图更新的效率，根据一项由 MIT Media Lab 发布的研究报告，采用激励机制的众包地图项目，地图更新速度比传统方式提高了 30% 以上，且地图的精确度也有所提升。为了进一步优化激励与管理机制，未来的研发工作应关注个性化激励设计，根据不同用户群体的需求和行为特性定制激励方案；强化技术手段，开发智能监控系统，实时监测并预防恶意行为。

3. 自动驾驶高精地图更新的关键技术

3.1. 变化估计

确保众源式高精度地图动态更新具有可靠性，实现地图变化要素的准确估计与更新是关键。当前基于视觉的地理空间变化估计虽然已具有一定的研究基础，但大多数研究是基于相同视角进行检测且场景单一，典型的变化要素估计方法主要通过图像配准和相似性来判断变化。比如 Thomas 等[15]利用 3D 体素模型存储物体表面的概率分布来描述场景，通过图像中 3D 线状要素进行匹配，估计低空视角数据的变化状态；Suzuki 等[16]提出从预先训练的深度卷积网络中提取多尺度特征，预测变化区域的语义标签，用于场景变化的实时感知。Cao 等人[17]提出的基于边缘计算的众包高精地图框架通过对车端上报的 GNSS 数据进行分析，总结车辆行车规律，进而利用迁移学习解决新注册车辆的轨迹预测问题。该框架还

基于预测结果计算每个工人效用的上界，并通过计算结果选择最高上界工人完成众包任务。Jo 等人[18]提出了一种同步定位和地图变化更新(SLAMCU)算法来检测高精地图的变化，通过将地图特征分为正常的(normal)、新的(new)和减少的(deleted)，同时利用贝叶斯模型实现地图特征间的联系与管理。Pannen 等人[19]提出一种利用众包数据和训练数据集预测变更概率和更新车道的方法，依据车载导航地图道路拓扑节点分布将其划分为不同区间数据，将众包车辆轨迹进行优化、对齐并拆分为对应区间观测数据，将计算的特征向量代入最优策略目标函数，定义变化阈值概率分布以判断变化，但这种方法要求频繁更新导航地图映射关系。Kim 等[20]利用 Graph-SLAM 方法在车端局部地图中构建新的特征层并上传，然后在云端对多车上传的特征层进行融合，增加地图信息度的同时极大地加快了地图的更新，然而该方法极度依赖于车端传感器对于所需特征的检测，实用性差。Herb 等人[21]利用 ORB-SLAM 作为车端局部地图构建算法，利用卷积神经网络 CNN 对关键帧进行语义分割并上传特征信息，然后在云端对关键帧之间进行特征匹配并对齐，最后利用上传的特征信息对道路边沿进行合并重建，但利用特征匹配并对齐的方式存在误匹配问题。

可以看出现有地图变化要素估计判断模型存在着一定的局限性，没有充分考虑数据特性和误差带来的不确定性。此外，地图要素变化置信度判断模型较为简单，需要进一步深入探讨和完善。对于高精度地图在自动驾驶技术中的重要性，当前多数采用中心式地图管理模式，存在中心系统失效可能导致所有车辆高精度地图服务受影响的风险。为解决这一问题，提出了将高精度地图分布式存储于众源车辆上的方式，以确保地图服务的连续性和稳定性。在面对众源数据冲突时，确保高精度地图更新要素的准确性和真实性至关重要，这也是高精度地图更新需要着重解决的核心问题。

3.2. 数据采集

我国国土辽阔，数据丰富，状况复杂，如果只靠具有高精地图采集资质图商有限数量的专业采集车，地图制作的数量注定有限，地图更新的频率注定较低。对此，越来越多的图商采用专业采集 + 众包采集相结合的方式[22]。在专业采集车或者众包车辆进行高精度地图数据采集时，各种传感器为高精度地图带来了高精度和高丰富度的特点。Dabeer 等[23]采用单前置摄像头、消费级 GNSS/IMU、车载高通骁龙 820A SoC、后端地图服务器实现了交通标志和车道边界的众包更新。每次单程感知数据和三角测量的输出都通过商业 LTE 通信传送到后端地图服务器。

车载相机是高精地图众源更新的重要传感器之一，可以获取高分辨率的地理信息。它能够采集道路的几何信息、交通标志、交通障碍物等，从而使地图更加详细丰富。Cao 等[24]人通过分析真实车辆轨迹数据，发现了轨迹的不确定性和周期性变化，并将这些特征形式化为轨迹渗透特征，基于此提出了一种地图采集优化算法，该算法将车辆选择问题转化为多臂赌博机问题，并采用上置信界方法来有效地选择参与数据采集的车辆，以提高数据采集效率和地图更新的质量。这一算法的创新性在于充分利用了车辆轨迹数据的特点，为高精地图众源更新中的车辆选择问题提供了新的解决思路和方法。

基于智能汽车的定位传感器 GNSS，学者们提出基于轨迹数据的高精地图道路与车道信息提取，Tang 等[25]提出了一种基于贝叶斯分类的车道信息提取算法，他们从训练样本中提取了车辆轨迹的关键特征，利用这些特征建立了一个贝叶斯分类器，通过 MLIT 算法对车辆轨迹进行跟踪，分析车辆在不同车道上的运动规则，从而获取详细的车道信息。Guo 等[26]通过将轨迹数据的密度特征与计算机视觉算法相结合，并应用聚类算法和加权最小二乘法，成功实现了对道路交叉口和道路信息的自动提取，为基于轨迹数据的道路信息提取领域带来了重要的技术突破和研究价值。然而，GNSS 在城市环境遮挡、通信受限的情况下，可靠性难以保证。此外，轨迹数据可提供的地理信息有限，难以满足高精地图要求。并且，众源车辆搭载的定位设备质量不一，搭配的低成本传感器难以获得准确的地理定位，且容易受到环境变化的

影响, 精度难以满足高精地图要求。

为提高数据采集的精度和可靠性, 需要使用多传感器数据融合技术, 包括加权平均、卡尔曼滤波和机器学习模型等[27]。针对视觉数据的精度的修正: Guo 等通过多传感器数据融合、正射影像技术及其与轨迹信息的结合应用, 成功实现了高精度地图中车道信息的提取。Zhou 等通过创新地应用众包数据、车道掩膜传播网络以及三维空间投影与聚类算法, 成功实现了基于道路图像和位置数据的高效车道信息提取, 这一方法扩展了车道信息获取的数据来源和技术手段。针对定位信息精度的修正, Courbon 等[28]提出了一种利用自然地标进行车辆定位的方法, 通过单一摄像机并人工引导专业车辆在道路上不同位置采集并存储一组有序的关键影像, 用于后续车辆定位时与当前拍摄的影像进行比对, 从而推断车辆的运动轨迹。Huang 等[29]提出了一种 MENet 算法, 引入高精地图作为三维物体检测的辅助信息来源, 将注意力机制融合地图与众源数据, 提高检测性能, 可很好地解决多源数据的融合与整合问题。然而, 视觉特征定位容易受环境影响, 造成效果不好。针对以上问题, Wang 等[30]基于已有高精地图和具有紧凑表达的语义特征, 利用卷积神经网络技术从图像中提取特征, 并与高精度地图中的特征进行数据关联, 以实现亚米级的定位精度, 不仅为高精地图众源数据的采集提供了准确的定位信息, 对于更新和维护高精地图也至关重要。

3.3. 数据模型

高精地图数据模型标准是高精地图数据标准化组织的基础, 旨在通过一定方式和规则对地图数据进行整合、存储和管理。该标准的制定主要涉及高精地图数据的基本规定、框架数据模型和数据表达规范。基本规定应包括高精地图的坐标系统、时间基准、几何精度以及与传统导航电子地图的协同应用关系等内容。数据模型设计得好, 可以有效减少数据冗余, 提高使用效率。传统导航地图一般使用线段(Link)来抽象道路, 结点(Node)抽象路口, 构建起经典的点线拓扑模型。在学术研究方面, 不少学者将道路上的动态信息以及驾驶策略引入到高精地图数据模型中, 逐步形成了静态和动态结合的数据模型理论。

日本 DMP 公司首先提出了动态地图(Dynamic Map)的概念, 其实质是一种包含动态信息的高精度地图, DMP 公司给出的动态地图定义是: 通过在静态地图上叠加动态信息而创建出的一种实时地图。静态地图是相对位置精度在 25 cm 以内的基础地图, 即高精度地图。“链接技术”是动态地图的关键技术, 将动态信息链接到高精度三维地图对应的静态信息。日本动态地图在高精度地图概念上更进了一步, 增加了各类有价值的动态信息, 构成了一种数字基础设施, 不仅可以用于自动驾驶系统, 还可以应用到交通和其他社会公共事业。

当前国外主流的自动驾驶地图模型[31]有 OpenDrive、NDS (Navigation Data Standard)、LDM (Local Dynamic Map)、Lanelet 等。Lanelet 是一种用于描述道路几何和拓扑关系的开源地图表示格式。它以彼此相互连接的 Lanelets 来描述自动驾驶可行驶区域, 不仅可以表达车道几何, 也可以完整表述车道拓扑, 同时可以集成交通规则和人的驾驶习惯, 但规范和标准化程度可能还有待完善, 不同的数据提供者可能会有不同的实现方式, 导致数据格式的不一致性。OpenDrive 更多用于自动驾驶系统中的地图表示, 而 NDS 则更侧重于车载导航系统中的数据交换和应用, LDM 的特点则是分层描述动静态道路元素。针对中国复杂的交通场景和法律法规要求, 当前存在着自动驾驶地图表达模型的适配问题。国外的地图模型在适应中国的道路结构、驾驶环境和驾驶习惯方面存在挑战, 而且部分地图要素涉及国家信息安全, 不允许进行表达[32]。面向中国复杂交通场景以及法律法规要求, 尚未形成统一的自动驾驶地图表达模型和统一标准。这导致了缺乏具备通用性和大规模应用能力的自动驾驶地图数据模型, 使得自动驾驶系统在中国的实际应用受到一定的限制。

不过近几年中国高精度地图模型方面也取得了一定进展。贺勇等[33]提出高精细地图数据存储模型,

使用对象关系数据库存储地图数据,第1层表达道路路网信息,第2层表达车道网络,第3层为车道线,第4层为交通标志层,包括信号灯、路牌、地面路标等信息,采用简单的路点链接方法构建点线面分层模型。Kang 等基于节点边缘模型提出一种结构简单开源的高精度地图模型,设计了道路网与地标的表达与存储方式,在高效数据管理方面仍需提升,同时明确指出地图数据高效更新的支持是未来模型改进的重要方向。清华大学江昆等[34]提出了一种用于自动驾驶的七层自适应精度地图体系结构,简称清华自动驾驶地图模型,如图1所示。每一层地图所包含的数据类型不同,所支撑的导航功能也不同。

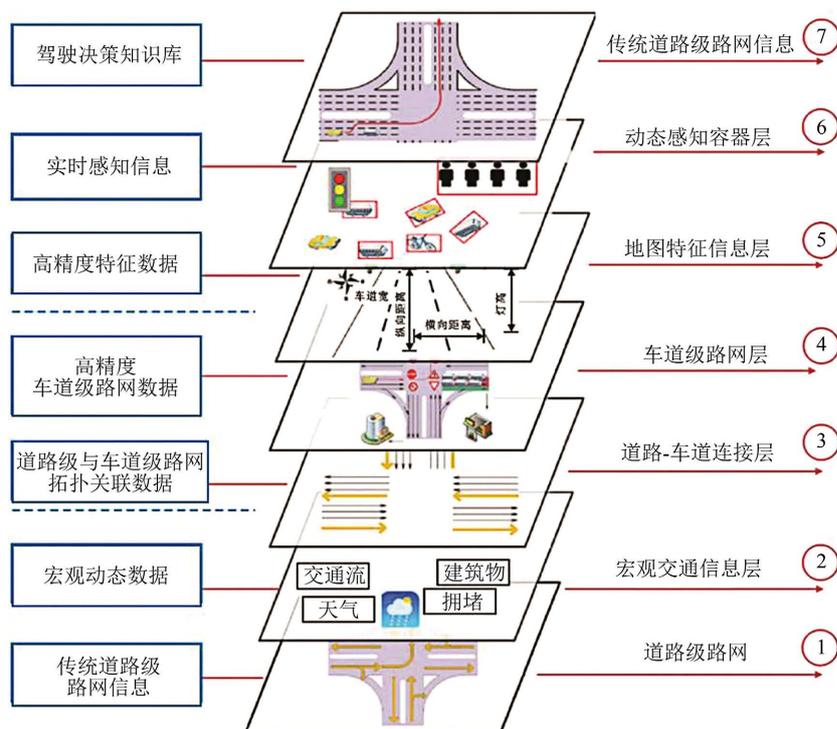


Figure 1. Tsinghua Autonomous Driving Map Model
图1. 清华自动驾驶地图模型

该模型将现有导航系统扩展到自动驾驶领域,解决了传统电子地图内容的局限性。第一层为包含传统静态地图的道路层,提供全局导航信息用于道路路径规划,主要描述道路的基本结构、道路类型和主要连接关系;第二层是包括道路动态交通数据的交通信息层,用于动态全局路径规划,帮助自动驾驶系统实时调整路径;第三层是包含道路网和车道网之间的拓扑关系的连接层,以减少路径搜索时间帮助优化路径规划的效率,提供更快的路径搜索和规划能力;第四层是包含详细的车道信息的车道层,用于车辆的精准导航,提供车辆级别的导航支持;第五层储存地图的高精度特征数据,用于实现精准的定位和环境感知功能,包括建筑物、地标、道路标志牌等地理特征,有助于增强车辆对周围环境的理解和识别能力;第六层通过存储网联车的车辆信息和基础路侧设施提供的动态信息,支持局部的轨迹规划,帮助自动驾驶车辆在复杂城市环境中动态应对变化;最上层为决策层,基于驾驶员行为决策数据集进行分析和学习,构建驾驶决策的数据库,利用机器学习和人工智能技术,帮助自动驾驶系统做出智能决策。

由于传统地图信息传输模型无法满足机器人环境认知的需求,文献[35]在经典Kolacny地图信息传输模型的基础上,提出了用7元组表示的智能高精地图信息传输模型,并基于该传输模型提出了包含静态地图层、实时数据层、动态数据层以及用户模型层的四层一体化模型,如图2所示。

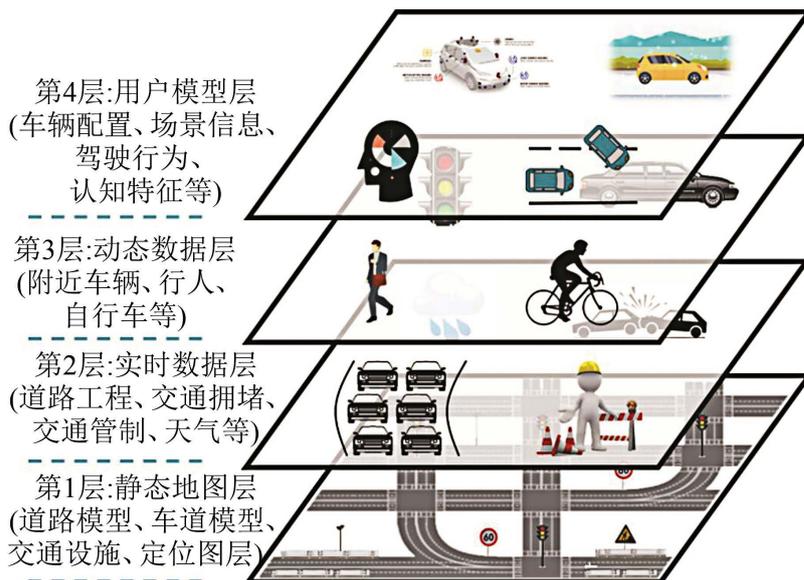


Figure 2. Four layer integrated map model
图 2. 四层一体化地图模型

刘经南等[36]将智能高精地图数据逻辑结构划分为 4 层：静态地图层、实时数据层、动态数据层、用户模型。静态地图层主要是精准刻画静态驾驶环境，提供丰富的道路语义信息约束与控制车辆行为，主要包含道路网、车道网、交通设施与定位图层，如表 1 所示。

Table 1. Intelligent high-precision map static map layer
表 1. 智能高精地图静态地图层

数据类型	内容	属性	几何表达	服务功能
道路网	道路拓扑、道路几何	道路方向、曲率、高程、车道数量等	道路基准线网络(线、点)	全局规划
车道线	车道拓扑、车道几何	车道线、车道宽度、车道限制、车道高度等	车道级道路网络(线、点)	感知、定位、局部规划
交通设施	交通标示、路侧设施、固定地物	类型、高度、颜色、形状、使用规则等	平面表示(点、线、面)实体表示	
定位图层	多类型定位数据	面积、反射率、地物高度、类型、半径等	平面表示、实体表示	定位

这些数据模型理论具有较强的理论性和前瞻性，但目前高精地图产业应用中仍然以静态数据为主，在这些模型中静态数据层中，缺乏车道及其他道路交通要素的详细定义，但随着自动驾驶技术的发展以及车路协同基础设施的完善，动态数据模型将引领下一阶段高精地图的发展和应用。尽管很多自动驾驶公司已经开始使用高精地图，但大多采用的是自有格式或者扩展现有格式，只能满足该公司或者特定项目需要，不具备通用性和大规模应用能力。同时，尽管地图供应商都建立了各自的母库规格和交换规格，但是没有采用统一的数据模型，容易造成难以互通与交换的数据孤岛；此外，即使能够通过复杂的编译处理转换到 NDS 和 OpenDRIVE，但仍然存在复杂度高、效率低、场景适应性差等缺点。国内地理信息标准化工作委员会、中国智能网联汽车产业创新联盟自动驾驶地图工作组、中国智能交通产业联盟等也开始着手相关标准制定工作，但尚未形成具有广泛通用性和实用性的数据模型和规格标准。所有，目前仍然缺乏面向不同应用需求和生产工艺的通用数据模型，以及基于通用数据模型形成的统一标准的交换规格。

4. 总结

高精地图众源更新是在无人驾驶汽车发展过程中具有重要地位的关键技术之一，它通过整合来自众多车辆和传感器的数据，实现了地图的动态实时更新，这一技术的发展对智能交通、自动驾驶和智慧城市等领域具有深远的影响。然而，高精地图众源更新技术仍然面临着一些挑战。

1) 现有高精地图的采集、生产与更新分别由不同的主体进行，导致高精地图生产效率低、成本高、更新慢，同时，这种分散的模式难以支撑智能驾驶汽车在复杂环境的自主认知与决策能力。利用众源采集技术丰富地图数据的内容与覆盖范围，快速获取更多、更全面的地理信息；建立地图云服务平台，用于数据存储、处理与分享，集中管理并存储大规模地图数据，为多方共享与应用提供便利；采用实时更新技术，通过通信技术将数据实时反馈至地图云服务平台，实现地图的动态更新，建立高精地图的闭环架构。

2) 众源数据可能包含敏感信息，如军事区域、政府建筑等，泄露可能对国家安全造成威胁。须制定严格的高精地图数据安全机制，确保地图数据在采集、存储、传输和使用过程中得到充分的保护，使用加密技术、权限控制、数据溯源等手段，实现高精地图的全生命周期安全管理。

3) 高精地图的众源更新在数据传输环节面临数据泄露、篡改和未经授权访问的风险。应积极研究地理信息保密处理的新技术，并推动智能审图的发展，引入新的技术手段，以更好地保护地图数据的安全性应强化身份验证与访问控制，同时使用数据完整性验证技术确保众源数据的全流程安全可控。

参考文献

- [1] 刘经南, 詹骄, 郭迟, 等. 智能高精地图数据逻辑结构与关键技术[J]. 测绘学报, 2019, 48(8): 939-953.
- [2] 吴华意, 黄蕊, 游兰, 等. 出租车轨迹数据挖掘进展[J]. 测绘学报, 2019, 48(11): 1341-1356.
- [3] 杨伟, 艾廷华. 基于众源轨迹数据的道路中心线提取[J]. 地理与地理信息科学, 2016, 32(3): 1-7.
- [4] 李跃, 邱致和. 导航与定位[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.
- [5] Cho, M., Kim, K., Cho, S., Cho, S. and Chung, W. (2022) Frequent and Automatic Update of Lane-Level HD Maps with a Large Amount of Crowdsourced Data Acquired from Buses and Taxis in Seoul. *Sensors*, **23**, Article 438. <https://doi.org/10.3390/s23010438>
- [6] Kim, K., Cho, S. and Chung, W. (2021) HD Map Update for Autonomous Driving with Crowdsourced Data. *IEEE Robotics and Automation Letters*, **6**, 1895-1901. <https://doi.org/10.1109/lra.2021.3060406>
- [7] Zhang, P., Zhang, M. and Liu, J. (2021) Real-Time HD Map Change Detection for Crowdsourcing Update Based on Mid-To-High-End Sensors. *Sensors*, **21**, Article 2477. <https://doi.org/10.3390/s21072477>
- [8] Qin, T., Huang, H., Wang, Z., Chen, T. and Ding, W. (2023) Traffic Flow-Based Crowdsourced Mapping in Complex Urban Scenario. *IEEE Robotics and Automation Letters*, **8**, 5077-5083. <https://doi.org/10.1109/lra.2023.3291507>
- [9] Kim, C., Cho, S., Sunwoo, M. and Jo, K. (2018) Crowd-Sourced Mapping of New Feature Layer for High-Definition Map. *Sensors*, **18**, Article 4172. <https://doi.org/10.3390/s18124172>
- [10] Yang, X., Tang, L., Niu, L., Zhang, X. and Li, Q. (2018) Generating Lane-Based Intersection Maps from Crowdsourcing Big Trace Data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **89**, 168-187. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.02.007>
- [11] Zhou, J., Guo, Y., Bian, Y., Huang, Y. and Li, B. (2023) Lane Information Extraction for High Definition Maps Using Crowdsourced Data. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **24**, 7780-7790. <https://doi.org/10.1109/tits.2022.3222504>
- [12] Tchuente, D., Senninger, D., Pietsch, H. and Gasdzik, D. (2021) Providing More Regular Road Signs Infrastructure Updates for Connected Driving: A Crowdsourced Approach with Clustering and Confidence Level. *Decision Support Systems*, **141**, Article ID: 113443. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113443>
- [13] Ren, S., He, K., Girshick, R. and Sun, J. (2017) Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **39**, 1137-1149. <https://doi.org/10.1109/tpami.2016.2577031>

- [14] Li, Z., Liu, X., Huang, Y. and Chen, H. (2023) Probabilistic Coverage Constraint Task Assignment with Privacy Protection in Vehicular Crowdsensing. *Sensors*, **23**, Article 7798. <https://doi.org/10.3390/s23187798>
- [15] Zohar, T., Ariav, I. and Bar-Zohar, M. (2012) Robust and Efficient Change Detection Algorithm Based on 3D Line Segments. 2012 *IEEE 27th Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel*, Eilat, 14-17 November 2012, 1-5. <https://doi.org/10.1109/eeei.2012.6376932>
- [16] Suzuki, T., Shirakabe, S., Miyashita, Y., et al. (2017) Semantic Change Detection with Hypermaps. arXiv: 1604.07513. <https://arxiv.org/abs/1604.07513>
- [17] Cui, B., Xia, Y., Zhao, H., et al. (2024) Models for Optimizing Traffic Flow in Unmanned Mining Road Networks Based on High-Precision Maps. *Industrial Engineering and Innovation Management*, **7**, 17-24.
- [18] Jo, K., Kim, C. and Sunwoo, M. (2018) Simultaneous Localization and Map Change Update for the High Definition Map-Based Autonomous Driving Car. *Sensors*, **18**, Article 3145. <https://doi.org/10.3390/s18093145>
- [19] Pannen, D., Liebner, M., Hempel, W. and Burgard, W. (2020) How to Keep HD Maps for Automated Driving up to Date. 2020 *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Paris, 31 May-31 August 2020, 2288-2294. <https://doi.org/10.1109/icra40945.2020.9197419>
- [20] Kim, C., Jo, K., Bradai, B. and Sunwoo, M. (2017) Multiple Vehicles Based New Landmark Feature Mapping for Highly Autonomous Driving Map. 2017 *14th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC)*, Bremen, 25-26 October 2017, 1-6. <https://doi.org/10.1109/wpnc.2017.8250071>
- [21] Herb, M., Weiherer, T., Navab, N. and Tombari, F. (2019) Crowd-sourced Semantic Edge Mapping for Autonomous Vehicles. 2019 *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Macau, 3-8 November 2019, 7047-7053. <https://doi.org/10.1109/iros40897.2019.8968020>
- [22] 刘建平, 郑阳, 郑望晓. 高精度地图的应用和更新方案[J]. 汽车实用技术, 2021, 46(12): 27-29.
- [23] Dabeer, O., Ding, W., Gowaiker, R., Grzechnik, S.K., Lakshman, M.J., Lee, S., et al. (2017) An End-To-End System for Crowdsourced 3D Maps for Autonomous Vehicles: The Mapping Component. 2017 *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Vancouver, 24-28 September 2017, 634-641. <https://doi.org/10.1109/iros.2017.8202218>
- [24] Cao, X., Yang, P., Lyu, F., Han, J., Li, Y., Guo, D., et al. (2021) Trajectory Penetration Characterization for Efficient Vehicle Selection in HD Map Crowdsourcing. *IEEE Internet of Things Journal*, **8**, 4526-4539. <https://doi.org/10.1109/jiot.2020.3028026>
- [25] Tang, L., Yang, X., Kan, Z. and Li, Q. (2015) Lane-Level Road Information Mining from Vehicle GPS Trajectories Based on Naïve Bayesian Classification. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, **4**, 2660-2680. <https://doi.org/10.3390/ijgi4042660>
- [26] Guo, Y., Li, B., Lu, Z. and Zhou, J. (2021) A Novel Method for Road Network Mining from Floating Car Data. *Geospatial Information Science*, **25**, 197-211. <https://doi.org/10.1080/10095020.2021.2003165>
- [27] Jiang, L., Li, W., Fu, B. and Bai, L. (2022) A Multi-Layer Fault Component Identification Method Based on Multi-Source Information Fusion in Distribution Power Grid. 2022 *7th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE)*, Hangzhou, 15-17 April 2022, 1679-1683. <https://doi.org/10.1109/acpee53904.2022.9783639>
- [28] Courbon, J., Mezouar, Y. and Martinet, P. (2009) Autonomous Navigation of Vehicles from a Visual Memory Using a Generic Camera Model. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **10**, 392-402. <https://doi.org/10.1109/tits.2008.2012375>
- [29] Huang, Y., Zhou, J., Li, X., Dong, Z., Xiao, J., Wang, S., et al. (2023) Menet: Map-Enhanced 3D Object Detection in Bird's-Eye View for Lidar Point Clouds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **120**, Article ID: 103337. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103337>
- [30] Wan, G., Yang, X., Cai, R., Li, H., Zhou, Y., Wang, H., et al. (2018) Robust and Precise Vehicle Localization Based on Multi-Sensor Fusion in Diverse City Scenes. 2018 *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Brisbane, 21-25 May 2018, 4670-4677. <https://doi.org/10.1109/icra.2018.8461224>
- [31] 杨蒙蒙, 江昆, 温拓朴, 等. 自动驾驶高精度地图众源更新技术现状与挑战[J]. 中国公路学报, 2023, 36(5): 244-259.
- [32] 王冕. 面向自动驾驶的高精度地图及其应用方法[J]. 地理信息世界, 2020, 27(4): 109-114.
- [33] 贺勇, 路昊, 王春香, 等. 基于多传感器的车道级高精度地图制作方法[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2015, 35(s1): 274-278.
- [34] 江昆, 杨殿阁, 柳超然, 等. 一种适用于自动驾驶汽车的多层地图模型和车道级轨迹规划[J]. *Engineering*, 2019, 5(2): 266-295.

-
- [35] 王舒曼, 应申, 蒋跃文, 等. 智能驾驶场景中高精地图动静数据关联方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(4): 640-650.
- [36] 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.