

姜娜娜¹ 汤咏林² 黄鹤¹ 于腾飞¹ 孙鹏³

自动驾驶高精地图相对精度验证方法研究

摘要

用于自动驾驶 (Autonomous Driving, AD) 的高精地图 (High-Definition Map, HDM) 是 AD 系统的重要组成部分。HDM 可为 AD 系统提供高精度的车道线及道路辅助设施的先验数据,对 HDM 的合理的精度评估是一项重要的任务,而目前制图领域对普通地图相对精度评估的方法并不完全适用于 HDM。本研究采用基于点集配准和重采样的方法评估车道线的相对精度,并基于相关的真实 HDM 数据进行实验。首先对待验证曲线上的点进行拟合采样,然后配准对齐点对,配准完成后再进行重采样,在此基础上完成相对精度计算。所验证的第 1 组车道线的相对极限误差为 15.9 cm,小于 20 cm,满足相对精度要求;其他 3 组车道线的相对极限误差也满足该要求。实验结果表明,基于该方法计算的车道线的相对精度比传统方法更准确、更可靠。

关键词

自动驾驶;高精地图;精度评估;迭代最近点算法

中图分类号 U463.6

文献标志码 A

收稿日期 2022-04-03

资助项目 中国博士后科学基金(2022M710332)

作者简介

姜娜娜,女,硕士生,研究方向为自动驾驶高精度导航地图。2108160121007@stu.bucea.edu.cn

黄鹤(通信作者),男,博士,副教授,主要研究方向为高精度智能驾驶导航地图、视觉导航与定位。huanghe@bucea.edu.cn

1 北京建筑大学 测绘与城市空间信息学院,北京,102616

2 易图通科技(北京)有限公司,北京,100070

3 北京百度网讯科技有限公司,北京,100085

0 引言

自动驾驶 (Autonomous Driving, AD) 技术是一种依靠人工智能、视觉测量、雷达技术、全球定位系统等协同工作,实现车辆自动驾驶运行的技术。在 AD 技术实现中,高精地图 (High-Definition Map, HDM) 是关键基础之一。AD HDM 的主要服务对象是 AD 系统,该系统根据其自身要求采集数据,生成驾驶环境的特定地图,并构建环境与道路模型。同时它还提供大量准确且语义丰富的数据,以帮助 AD 系统更精细地理解周边环境,从而保证超视距感知能力,这为车辆决策和控制提供了基础,满足了智能时代多级高层应用的需求^[1-2]。

按照系统的运行条件与分配给系统的角色,AD 技术大致可分为 6 个等级。不同级别的 AD 对 HDM 有不同需求。AD 的 6(0~5) 个级别利用来自传统、静态、动态和智能 HDM 不同映射的地图。一般认为,3 级以下的 AD 并不需要 HDM,高级驾驶辅助系统 (ADAS) 数据与传统导航地图数据即可满足其对地图和相关数据的需求。从 AD 的 3 级开始,环境感知的主体从驾驶员转移到 AD 系统,这种情况下需要 HDM^[3-4]。由于 3 级 AD 只限于特定环境且需驾驶员随时干预,因此对 AD HDM 的要求相对较低,地图数据也不需要实时更新。AD 的 4 级和 5 级表示特定环境或任意环境下的完整 AD^[5],不需要驾驶员干预,故对 AD HDM 要求更高,且需要根据相关交通事件实时更新地图。因此,它变成了动态、智能的 HDM。

与常规电子导航地图相比,AD HDM 具有数据量大、要素信息丰富、精度要求更高的特点。关于 AD HDM 数据采集的方法已经有很多研究,例如通过配置了 GNSS-RTK 的采集车沿特定线路采集数据^[6],高成本方案如使用激光雷达与视觉传感器结合来提取道路信息,再配备高精度 GNSS-RTK 与惯性导航系统,构成移动道路测量系统采集数据^[7],低成本方案如利用高清遥感影像与航摄相片,通过基于深度学习的方法提取道路信息等^[8]。但是上述方法生成的 HDM 存在很多误差,包括 GNSS 组合惯导定位误差、多传感器时间同步与标定误差、车载激光与相机传感器测量误差、机器识别道路信息提取误差等。

普通导航地图的精度在 5 m 到 10 m^[1,9],只能描述道路的位置、形态及属性信息,而不能提供更多详细的信息,如车道线、各种道路标牌,以及路口指示牌的位置、形态和属性等信息。用于 AD 系统的 HDM 需要车辆在车道中的准确位置和不同车道的属性信息,以实现

对车辆的精确控制,因此,比普通导航地图需要更多细节和更高的精度.此外,目前的HDM数据一般都是通过高精度测量获取的,且地图数据需要经常更新,但由于数据量大,频繁使用高精度测量设备并不经济,因此出现了很多基于众包数据的地图更新的研究^[10].HDM服务的AD系统是先进的自动化系统,且系统的运行关系着自动驾驶汽车乘员的安全.目前在AD行业中,一般认为HDM的绝对精度和相对精度应分别在1 m和20 cm以内^[11-13].由于多源误差及HDM要求精度高,对地图精度可靠、准确、稳定的评估是必需的.对AD HDM的精度评估尚无系统的理论和方法,通常采用传统地图精度评估的方法进行验证.因此,需要合适的方法来验证HDM,以确保数据质量,并对HDM做出更准确、更可靠、适用性更好的评估.

本研究针对传统地图精度评估方法对HDM的细节描述不足的缺点,提出一种基于点重采样和配准的方法,以实际道路环境HDM数据为基础验证其相对精度.目的是评估HDM细节描述的相对精度,并与传统方法进行比较.

1 高精地图及精度

1.1 准确度 and 精确度

在测绘领域,精确度是指误差分布的密集或离散程度,也表示单个观测值与其数学期望的接近程度.

当观测值仅含偶然误差而不含系统误差或粗差时,观测值的数学期望代表其真值.准确度一般用中误差衡量,代表数理统计中的标准差.对某些观测值,中误差不能反映测量精度,如单位长度的测量精度用相对误差衡量,该误差表示为中误差与观测值之比,称为相对中误差.与相对误差对应的中误差称为绝对误差^[14].

我国地形图精度指标分为平面位置精度与高程精度,中误差和极限误差主要衡量误差分布的离散或密集程度,并衡量可能出现在地图中的最大误差《测绘成果质量检查与验收(GB/T 24356—2009)》;《数字地形图产品基本要求(GB/T 17278—2009)》.

对地图而言,绝对精度表示点位精度,即地图点相对地面真值点的偏移分布,而相对精度可视为对几何形状变形与保留的度量.图1展示了几何形状的绝对精度与相对精度,其中:实线代表车道线的实际位置,该车道线是包含有多个特征点的曲线;虚线

代表包含相应数据特征点的待验证的数据曲线.图1a中各数据特征点点位的绝对误差较大,整体精度较低,但整体几何形状保持良好,数据特征点间的相对误差较小;图1b中各数据特征点的绝对误差比图1a小,但曲线的整体几何形状仍存在失真.这表明即使满足特征点点位的绝对精度要求,整体数据的几何形状仍然可能与真实的几何形状有较大的失真.此外,HDM的相对精度还有另一层含义,主要体现在曲线的曲率平滑度上.与图1b相比,图1a中的数据曲线更加平滑,更有利于自动驾驶汽车的运行.

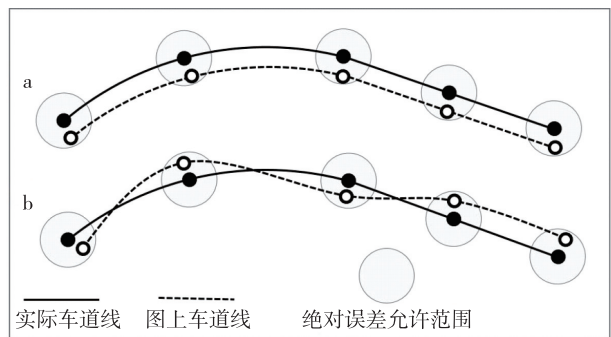


图1 几何形状绝对精度与相对精度对比

Fig. 1 Comparison of absolute accuracy and relative accuracy for geometric shapes

1.2 AD HDM 精度

虽然AD HDM没有严格标准,但业界通常认为AD HDM的绝对精度和相对精度应分别在1 m和20 cm以内.根据AD HDM的需求导向分析,绝对精度表示特征点的极限绝对误差,相对精度表示极限相对误差.通常,极限误差取2倍中误差.验证HDM精度时,测量结果代表相对于真实估计值的特征点值,故在测绘领域,HDM的绝对精度是特征点相对于对应真值点的点位误差最大值,一般视其为点位极限误差;相对精度是2个特征点间采用真距离与真长度产生的偏差值之比的最大值,也表示2个特征点间线段的相对极限误差,可通过将其归算至真长度为100 m的值来衡量.绝对精度低表示测量点与真值点间的绝对误差,即极限误差大,相对精度低则意味着地图的几何形状发生变形.

1.3 传统方法

在传统的相对精度验证方法中,需要人工寻找与待验证元素中实际特征点相对应的HDM点,并使它们构成匹配点对.

但实际验证中很多车道线是平滑曲线,如图1

所示,很难人工找到曲线中的特征点对.这种情况下,通常是与其他要素特征建立联系,例如采用某一段车道线的起点和终点作为特征点,起点是在某个路口车道线出现的位置,终点是在另一路口车道线与车辆停止线相交的位置.上述数据中车道线的起点和终点就是用该方法确定的.根据传统方法,这条车道线的相对精度由两条线的起点和终点共4个点来确定.

对于传统的精度评估方法(ISO 19157:2013 Geographic Information—Data Quality),第1步是获取 n 个特征点的观测值和真值,观测值是地图坐标值,真值是用于评估精度的高精度测量值.因此,对于 n 个特征点,有 $m = n \cdot (n - 1) / 2$ 个点组合,各点在2个坐标轴上的真值分别为 x_i 和 y_i ,测量值分别为 x_i 和 y_i .2个坐标轴方向上各点的绝对误差分别为 $\Delta X_k = X_k - X_t, \Delta Y_k = Y_k - Y_t$;相对误差分别为 $\Delta X_{relkj} = \Delta X_k - \Delta X_j, \Delta Y_{relkj} = \Delta Y_k - \Delta Y_j$,其中 $k = 1, \dots, m - 1, j = k + 1, \dots, m$.因此2个坐标轴上各点的中误差分别为

$$\sigma_{X_{rel}} = \sqrt{\frac{\sum \Delta X_{rel}^2}{m - 1}}, \sigma_{Y_{rel}} = \sqrt{\frac{\sum \Delta Y_{rel}^2}{m - 1}}. \quad (1)$$

由此可计算点位中误差为

$$\sigma_{H_{rel}} = \sqrt{\frac{\sigma_{X_{rel}}^2 + \sigma_{Y_{rel}}^2}{2}}. \quad (2)$$

该值是平面坐标相对精度的评估指标.与此对应的高程相对精度的评估指标为

$$\sigma_{Z_{rel}} = \sqrt{\frac{\sum \Delta Z_{rel}^2}{m - 1}}. \quad (3)$$

1.4 传统方法的局限性

虽然现有的评估相对精度的方法在理论上定义严谨,也普遍用于地形图,但对HDM有一定的局限性,且在实际精度验证中也会产生问题.

1.4.1 寻找对应的特征点对

AD HDM的要素丰富详细,但在细节部分难以寻找特征点.如图2,车道线的起止点与其真值偏差小,但由于缺少对照物,很难在曲线中找到对应的同名特征点.因此若采用前文介绍的评估相对精度的方法,仅依靠起点和终点的距离偏差值与真实距离值之比来评估,得到的相对精度将很高,但对于曲线上误差较大的点,这种方法是不准确的.

1.4.2 车道航向和旁向之间的差异

HDM中车道线很具有代表性.从AD HDM的使

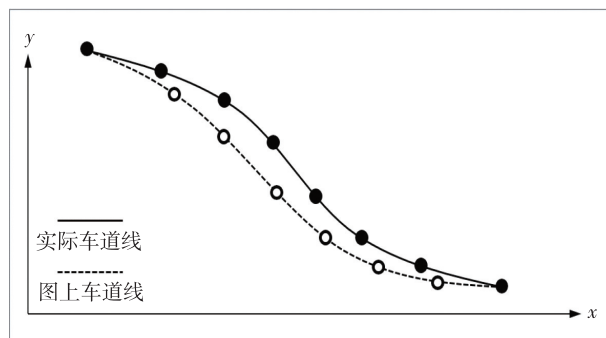


图2 曲线车道线中同名特征点较少

Fig. 2 Few feature points with the same name in the curved lane line

用需求看,车道航向与旁向的精度意义是不同的,如图3所示.在车道航向上,自动驾驶车辆需要结合HDM进行定位,但该方向的一段车道线通常以100m为计量单位,规模较大,而在车道旁向上,一般车道宽在3.75m左右,自动驾驶车辆只需判断自身所处车道及与其他车道的关系,定位规模范围较小^[15].

考虑自动驾驶车辆在航向与旁向对HDM使用需求的不同,在航向与旁向验证中应区分上文提及的AD HDM相对精度应在20cm以内的假定.

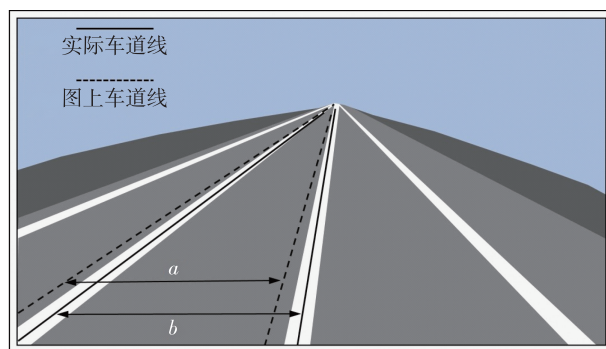


图3 车道线旁向定位精度需求

Fig. 3 Accuracy requirements for lane line sideways positioning

1.5 HDM元素的分类和分解

由于相对精度与几何形状的变形和保持有关,因此应在至少2个特征之间进行相对精度验证.为使各类几何要素验证方便,将它们进行分解.

AD HDM包含的元素按照几何形状和存储形式,大致可分为点元素、线元素、面元素和体元素.具体来说,点要素包括道路节点、路网路口、车道节点、车道网路口、车道线特征点、消防栓、道路传感设施等;线元素包括道路参考线、道路虚拟连接线、车道参考线、车道虚拟连接线、停车线、道路投影、道路标

线、等高线标线、分线设施、线交叉设施和极点;面元素包括人行横道、地面交通标记、道路交通标志、交通灯、减速带、收费站、检查站、地面十字路口设施、停车场、路边停车位、安全岛、立杆无棚公交站台等;体元素包括一般的公交站台等。

在点要素的相对精度评估中,将2个特征点连线形成直线要素进行评估;面要素是将其分解为数个线要素进行评估。将涉及HDM的各类几何元素分解为2个特征点连线或线要素,再评估相对精度。

由于HDM车道航向和旁向的精度含义、要求不同,将相对精度验证分为航向和旁向验证。验证中,特征点和HDM曲线上的点由高精度测量方法获得,高精度测量结果作为点的真坐标值,而现有地图的坐标点值作为参考值。

2 材料与方法

2.1 数据及准备工作

由于一些保密政策及协议,本文所用数据的具体坐标无法公开,涉及实验园区的展示将省略坐标信息及名称等,所有点测量也将隐藏其坐标信息。

2.1.1 设备与环境

用于数据采集的高精度测量设备是基于千寻Find CM服务的GNSS接收机。这是一款基于网络双频RTK技术开发的单测量精度可达厘米级的高精度定位服务产品,可为我国大部分地区提供全天候定位服务。

实验环境为第三方公司制作的AD HDM的实际自动驾驶实验示范点,其组织结构和要素分类规则与前文所述相同。园区总面积约3.8 km²,其中公路总里程约22.4 km,包含各种一般道路、停车场、路口、道路附属物等,每条车道的宽度在3.5~3.75 m之间。道路标线清晰,有明显的弯道和直线。但园区属于一般城市环境,整体高程无明显变化,没有过于复杂的标线和道路环境。此外,园区附近较开阔,对GNSS技术进行点测量不会有太大影响。

2.1.2 数据采集

车道线实际上可看作是等宽的几何面(它有一定的宽度供驾驶员观察),宽度范围为10~15 cm。在AD HDM中,是以几何曲面的中心线作为车道线。因此,评估精度时会测量车道线的中心线。

对每个车道段进行数据采集时,需要确定起点和终点。通常起点是车道线在一个路口出现的位置,终点在另一个路口车道线与车辆停止线相交消失的

位置(即道路交叉口处)^[16]。

在实际测量中,需要仪器在该点进行3~5 s的简单测量来获得多次测量值,以便进行实时测量调整。这将最终测量的精度保持在1 cm以内,满足精度评估所需的高精度测量。除测量起点和终点外,还测量每段车道线中心线上的点。为了更好地反映车道线的具体细节,将以大约每米一次测量的小间隔进行诸如弯曲车道线等的测量(在较大曲率处更加密集)。

以某公园的AD HDM数据为例,验证所提出的相对精度评估方法。实验数据包括一组包含复杂曲线的车道线。该车道线为地面车道线形状的中心线,每组车道线包含某一车道的左、右车道线。

2.2 方法

综合而言,如第1节所述,在实际HDM验证中很难找到相应的特征点对,因此本研究采用基于重采样点的配准方法。首先拟合待验证曲线,在曲线上采样多个待验证点,然后配准多个待验证点对后再次拟合并重采样,在此基础上完成相对精度的计算。经过几十年发展,针对不同需求,出现多种配准点对的算法。本研究使用迭代最近点(ICP)算法^[17]。该算法计算精度高,可控制迭代次数,适用于本研究。

ICP算法的基本流程是:

- 1) 计算源点集中每个点在目标点集中的对应最近点。
- 2) 计算最小化上述对应点对的平均距离的刚性变换,并计算旋转和平移参数。
- 3) 对于源点集,使用计算得到的旋转和平移参数来获取新点集。
- 4) 确定是否满足迭代计算停止的条件。若是,则停止计算;若否,将所得新点集作为新的源点集,输入1)中继续进行迭代计算。

常见的迭代停止条件^[17]是:旋转和平移参数的变化小于某个阈值;变换点集合与目标点集合的平均距离小于某个阈值;迭代次数达到一定阈值等。

点集变换的ICP算法的结果是输出变换后的点集和转换参数。转换参数通常用旋转矩阵和平移矩阵表示。通过使用旋转和平移矩阵进行相应的旋转平移变换,点集可从空间中起始位置位姿变换为任意位置位姿。

2.2.1 车道航向

考虑到实际车道线情况多变,可能包含各种复杂曲线与直线要素,故将所有线要素都视为曲线进行评估。使用图4所示流程评估线要素的相对精度。

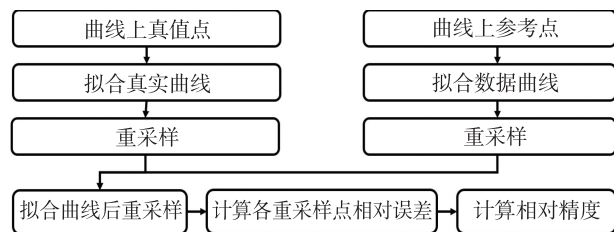


图4 线要素相对精度评估方法流程

Fig. 4 Flowchart of the relative accuracy evaluation of line elements

首先提取待评估曲线要素的地面真值点与图上参考点,它们不必一一对应.分别拟合经过所有地面真值点与图上参考点的曲线,记为真实曲线与数据曲线.再使用合适的采样间隔分别对真实曲线和数据曲线进行采样,获取多个采样点.通过 ICP 算法将真真采样点与参考采样点配准对齐.法线与真实曲线的交点代表某一参考点对应的真值点,2 点间距代表该参考点的偏差,计算所有偏差相对于真实曲线长度的比值并表示为相对误差,然后计算所有比值的中误差,该中误差即为曲线航向的相对误差.对整幅地图,综合所有验证要素的相对误差中误差,以 2 倍中误差作为极限误差,代表航向相对精度.一般而言,可将该相对精度转换为每 100 m 车道线长度的对应值,且数值在 20 cm 以内.

2.2.2 车道旁向

验证涉及一段车道的左、右车道线,即车道的相邻车道线.分别提取图上左、右车道线的数据点,拟合成 2 条数据曲线.再提取相应的真坐标值并将其拟合为 2 条真实曲线.使用合适的采样间隔分别对真实曲线和数据曲线进行采样,以获得多个采样点.通过 ICP 算法将真实采样点与数据采样点配准对齐.再以其中一条配准后的数据曲线,如左侧数据曲线作为基准,计算该数据曲线上所有数据点.点 a_1 沿数据曲线法线方向与对应的左侧真实曲线和对应的右侧数据曲线的交点分别称为对应真坐标点 b_1 、对应数据点 a_2 .过 b_1 点作左侧真实曲线的法线,与右侧真实曲线交于 b_2 点.点 a_1 与 a_2 的间距作为数据点 a_1 处的数据车道宽 m_1 ,点 b_1 与 b_2 的间距作为 a_1 处对应的实际车道宽 n_1 .ICP 配准对齐的目的是在真实曲线上找出各数据点对应的点,计算对应点处的数据车道宽与实际车道宽.计算 m_1 与 n_1 间差值的绝对值并表示为数据点 a_1 处的车道旁向相对误差.再计算所有数据点处的相对误差,以此得到车道旁向相对误差中误

差,以 2 倍中误差作为极限误差,代表车道旁向相对精度.此相对精度可设置为 20 cm.

数据曲线与真实曲线拟合后,过各个数据点作数据曲线的法线,将法线与真实曲线的交点作为各数据点的对应点.数据点与其对应点的间距表示数据点偏差,计算该偏差的中误差,以 2 倍中误差作为极限误差,代表车道旁向相对精度.

上述方法既避免了曲线要素难以确定特征对应点的问题,又避免了计算过程中曲线部分的失真,使得评估更简单,结果更可靠.

3 精度评估分析

3.1 车道航向结果

将真实曲线与数据曲线拟合后重采样,通过 ICP 算法配准对齐重采样点,对齐结果如图 5 所示.右图为左图的局部放大.

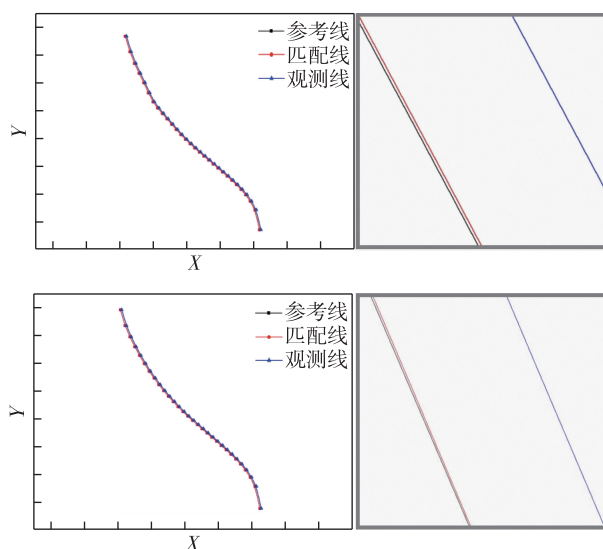


图5 一组 ICP 配准车道

Fig. 5 One group of ICP-aligned lanes

图 5 中黑线表示参考值(地图数据值)曲线,蓝线表示观测值(验证真值)曲线,红线表示配准后的拟合曲线.为了更清楚地显示上述线条的细节,放大视图的轴被拉伸.该车道线的第 1 部分经 ICP 配准的旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 分别表示为

$$R = \begin{bmatrix} 1.000 & 0.001 & 0.015 \\ -0.001 & 1.000 & 0.008 \\ -0.015 & -0.008 & 1.000 \end{bmatrix},$$

$$T = \begin{bmatrix} -0.122 \\ -0.061 \\ 0.150 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

配准后,计算曲线上各数据点偏差的中误差为 0.136 m,该段曲线真实长度为 166.8 m,计算相对误差中误差为 0.082%,归算至 100 m 车道线长度结果为 0.082 m.若以 2 倍中误差作为极限误差,则此段车道线极限误差为 0.164 m,小于 0.2 m,满足相对精度要求.

该车道线的另一部分经 ICP 配准的旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 分别表示为

$$R = \begin{bmatrix} 1.000 & 0.001 & 0.012 \\ -0.001 & 1.000 & 0.005 \\ -0.012 & -0.005 & 1.000 \end{bmatrix},$$

$$T = \begin{bmatrix} -0.118 \\ -0.057 \\ 0.153 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

配准后,计算曲线上各数据点偏差的中误差为 0.128 m,该段曲线真实长度为 166.2 m,计算相对误差中误差为 0.077%,归算至 100 m 车道线长度结果为 0.077 m.若以 2 倍中误差作为极限误差,则此段车道线极限误差为 0.154 m,也满足相对精度要求.

对于某一段车道,相对精度取决于它所包含的两条车道线的相对精度的平均值.因此,该车道段的相对精度为 0.080,极限误差为 0.159 m.

除图 5 所示路段外,还研究了其他 3 个路段,其中包含更典型的直车道和单弯道,结果如表 1 所示.

表 1 4 组车道线配准后结果

Table 1 Registering results of four sets of lane lines m

车道组号	偏差中误差	曲线实际长度	每 100 m 中误差	极限误差
1	0.132	166.5	0.080	0.159
2	0.134	203.3	0.066	0.132
3	0.143	155.7	0.092	0.185
4	0.163	179.3	0.091	0.181

3.2 车道旁向结果

方法同 3.1,对齐结果如图 6.图 6 中显示了一段车道中包含的左、右车道线.

图 6 中黑线表示参考值曲线,蓝线表示观测值曲线.车道线经 ICP 配准的旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 分别表示为

$$R = \begin{bmatrix} 1.000 & 0.001 & 0.014 \\ -0.001 & 1.000 & 0.007 \\ -0.014 & -0.007 & 1.000 \end{bmatrix},$$

$$T = \begin{bmatrix} -0.134 \\ -0.069 \\ 0.144 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

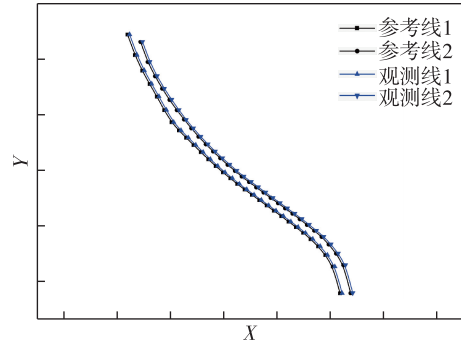


图 6 相邻车道间相对精度评估

Fig. 6 Relative accuracy evaluation between adjacent lanes

配准后,计算真实曲线车道宽与对应点处数据曲线车道宽间差值的中误差为 4.5 cm.若以 2 倍中误差作为极限误差,则此段车道线的车道宽偏差极限误差为 9 cm,满足相对精度要求.

其他与航向相同车道的研究结果如表 2 所示.

表 2 4 组车道线误差

Table 2 Errors of four sets of lane lines m

车道组号	中误差	极限误差
1	0.132	0.159
2	0.134	0.132
3	0.143	0.185
4	0.163	0.181

3.3 传统方法的结果

综上所述,三维空间点集的相对精度指标分为平面相对精度和高程相对精度.在实验的每组车道中,只有 4 个可用点(唯一包含相应观测值和测量值),则 $n=4$.根据上述公式计算纵向相对精度为 0.091,横向相对精度为 0.002 5.使用传统方法计算其余车道组的结果如表 3 所示.

表 3 4 组车道线的相对精度

Table 3 Relative accuracy of four sets of lane lines

车道组号	纵向相对精度	横向相对精度
1	0.091	0.002 5
2	0.127	0.003 1
3	0.151	0.003 2
4	0.116	0.002 8

以第 1 组车道线计算结果为例,可看出传统方法计算高程方向的中误差较小,即高程方向测量数据的相对精度较高,平面内的中误差也小于本文方法所得值,即传统方法也认为该段车道上平面内的

相对精度较高.但传统方法的计算数据仅包含 2 条线的起点和终点共 4 个点,故传统方法计算的相对精度实际上只针对这 4 个点,而这 4 个点间的相对偏移变形很小,计算的相对精度较高.因此,传统方法无法提供整条车道线完整且详细的描述.这一点可通过查看整条车道沿线的点来验证.

4 结论

本研究基于点重采样和配准的方法来评估实际 HDM 的精度.结果表明:在没有曲率变化的车道线上,本方法获得的精度与传统方法相似;在含明显曲线的车道线上,本方法对 HDM 细节的评估比传统方法更精细、更具体.因此,本文方法可以更好地控制 HDM 的质量,这对自动驾驶汽车的定位和决策制定至关重要.

由于所获数据有限,本文暂无法对更复杂的路况做出讨论.本研究使用的数据量较小,且路况相对简单,只有 22.4 km 长的平原地区城镇道路;本研究道路类型比较单一,在山路、复杂立交桥、涵洞等复杂情况下无法验证本研究方法的性能.本文最终的相对精度计算与传统方法不一致,只能确定本文的方法能更好地反映巷道的细节,但不能确定传统方法和本文方法计算的数值是否具有相同的效力.

今后可从丰富数据情况和检验本文方法与传统方法的数据间的有效性来更全面地判断本文方法评估 HDM 精度的能力.

参考文献

References

- [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
LIU Jingnan, ZHAN Jiao, GUO Chi, et al. Data logic structure and key technologies on intelligent high-precision map[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(8): 939-953
- [2] Liu R, Wang J L, Zhang B Q. High definition map for automated driving: overview and analysis [J]. Journal of Navigation, 2020, 73(2): 324-341
- [3] Levinson J, Montemerlo M, Thrun S. Map-based precision vehicle localization in urban environments[C]//3rd Robotics Science and Systems Conference. June 27 - 30, 2007, Atlanta, GA, USA. Robotics; Science and Systems Foundation, 2007: 121-128
- [4] Guo C, Guo W F, Cao G Y, et al. A lane-level LBS system for vehicle network with high-precision BDS/GPS positioning[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2015, 2015: 531321
- [5] Heiko G, Seif H X. The key challenge of the self-driving car industry in smart cities-high-definition maps[J]. Engineering 2016, 2, 27-35
- [6] Sutarwala B Z. GIS for mapping of lane-level data and recreation in real time for navigation[D]. University of California, 2011
- [7] Schreiber M, Knöppel C, Franke U. LaneLoc: lane marking based localization using highly accurate maps [C]//2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. June 23- 26, 2013, Gold Coast, QLD, Australia. IEEE, 2013: 449-454
- [8] 侯翹楚,李必军,蔡毅.高分辨率遥感影像的车道级高精地图要素提取[J].测绘通报,2021(3):38-43
HOU Qiaochu, LI Bijun, CAI Yi. High-precision lane-level map elements extracting based on high-resolution remote sensing image[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(3): 38-43
- [9] 蔡艳辉,章炜,闫庆庆,等.导航电子地图位置精度及检测方法[J].导航定位学报,2021,9(1):10-14
CAI Yanhui, ZHANG Wei, YAN Qingqing, et al. Position accuracy and its test method for navigation digital maps [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2021, 9(1): 10-14
- [10] Kim K, Cho S, Chung W. HD map update for autonomous driving with crowdsourced data [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 1895-1901
- [11] Levinson J, Thrun S. Robust vehicle localization in urban environments using probabilistic maps [C]//2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. May 3 - 7, 2010, Anchorage, AK, USA. IEEE, 2010: 4372-4378
- [12] Fairfield N, Urmson C. Traffic light mapping and detection [C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. May 9-13, 2011, Shanghai, China. IEEE, 2011: 5421-5426
- [13] 刘经南,吴杭彬,郭迟,等.高精度道路导航地图的进展与思考[J].中国工程科学,2018,20(2):99-105
LIU Jingnan, WU Hangbin, GUO Chi, et al. Progress and consideration of high precision road navigation map [J]. Strategic Study of CAE, 2018, 20(2): 99-105
- [14] 武汉大学测绘学院测量平差学科组.误差理论与测量平差基础[M].2版.武汉:武汉大学出版社,2009
- [15] Reid T, Houts S E, Cammarata R, et al. Localization requirements for autonomous vehicles [J]. SAE International Journal of Connected and Automated Vehicles, 2019, 2(3): 173-190
- [16] 方莉娜,王康.基于车载激光点云的道路交叉口检测与识别[J].南京信息工程大学学报(自然科学版),2021,13(6):635-644
FANG Lina, WANG Kang. Road intersection detection and recognition based on mobile laser scanning [J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition), 2021, 13(6): 635-644
- [17] Besl P J, McKay H D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256

Relative accuracy verification of high-definition map for autonomous driving

JIANG Nana¹ TANG Yonglin² HUANG He¹ YU Tengfei¹ SUN Peng³

1 School of Geomatics and Urban Spatial Informatics, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102616

2 EMAPGO Technologies (Beijing) Co., Ltd., Beijing 100070

3 Beijing Baidu Netcom Science and Technology Co., Ltd., Beijing 100085

Abstract As an important component of Autonomous Driving (AD) system, High-Definition Map (HDM) can provide highly accurate prior data of lane lines and road auxiliary facilities for AD system. The reliable evaluation of HDM accuracy is extremely necessary, but has been troubled by the evaluation methods used in mapping. Here, a method based on point set alignment and resampling is proposed to evaluate the relative accuracy of lane lines, and experiments are conducted based on relevant HDM data. First, the points on the verification curve are fitted and sampled, and the aligned point pairs are registered and then resampled, based on which the relative accuracy is calculated. The results showed that the relative limit errors of all the 4 groups of lane lines were verified to be less than 20 cm, meeting the relative accuracy requirements, of which the first group has the relative limit error of 15.9 cm. It can be concluded that the proposed method is more accurate and reliable in accuracy evaluation of HDM than traditional methods.

Key words autonomous driving; high-definition map (HDM); accuracy evaluation; iterative closest point