

基于断面激光扫描的机动车辆交通流参数提取

吴杭彬¹, 刘 豆¹, 刘启远², 孙 剑², 姚连璧¹, 汪志飞¹, 刘 春¹, 吴声援³

(1. 同济大学 测绘与地理信息学院, 上海 200092; 2. 同济大学 交通运输工程学院, 上海 201804; 3. 上海宝信软件股份有限公司, 上海 201900)

摘要: 提出一种基于车载激光移动测量数据的微观交通流参数提取方法。将移动断面激光扫描数据根据一定的阈值进行分割分类, 获得路域范围的机动车辆。根据二次多项式加权拟合法, 获得移动车辆的特征点信息。再基于特征点的时空关系, 计算车辆之间的距离、位置、速度等微观交通流参数。以上海延安高架路为例进行试验, 对车辆之间的交通流参数提取进行实际验证。结果表明, 该方法可以有效地提取车辆交通流参数, 前、后方车辆的距离平均误差仅为0.06 m, 速度平均误差为1.62 km·h⁻¹; 侧方车辆的距离平均误差仅为0.10 m, 速度平均误差为1.29 km·h⁻¹。

关键词: 车辆识别; 激光扫描; 点云; 交通流参数; 特征点提取

中图分类号: P234.4

文献标志码: A

Extraction of Mobile Vehicle Traffic Flow Parameters From Sectional Laser Scanning Data

WU Hangbin¹, LIU Dou¹, LIU Qiyuan², SUN Jian², YAO Lianbi¹, WANG Zhifei¹, LIU Chun¹, WU Shengyuan³

(1. College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. College of Transportation Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China; 3. Shanghai Baosight Software Co., Ltd., Shanghai 201900, China)

Abstract: The relationships between vehicles, such as position, velocity and distance, are the main cantonments of micro-traffic flow parameters. These parameters are important to unmanned driving, intelligent traffic, etc. A novel method was proposed for micro-traffic flow extraction from mobile laser scanning data. Based on the mobile sectional laser scanning data, a threshold was selected to segment and classify the original point cloud into different vehicles. Then, the quadratic polynomial weighting method was used to extract the feature point from vehicle's point cloud. The distance and velocity parameters were then computed from

adjacent vehicles or adjacent sections. Finally, an experiment was conducted in Shanghai Yan'an elevated road to verify the traffic flow parameter extraction method from mobile laser scanning data. The results show that such parameters could be easily and accurately calculated. The average distance error of directly front or behind car is about 0.058 m and its average velocity error is about 1.62 km·h⁻¹. The average distance error of sideward car is merely 0.100 m, and its average velocity error is about 1.29 km·h⁻¹.

Key words: vehicle identification; laser scanning; point cloud; traffic flow parameters; feature point extraction

高精度车辆交通流参数不仅可以再现交通流运行规律, 对交通系统进行实时控制和优化, 还可以作为驾驶辅助系统的核心模块, 为高效、安全驾驶提供关键技术支撑。因此, 对车辆交通流参数的提取具有重要的理论和应用价值。

交通流参数粒度可分为宏观交通流参数和微观交通流参数^[1]。宏观交通流以车流集计的状态为采集对象, 采集交通流量、速度及占有率等宏观指标, 检测方法有感应线圈、红外、微波雷达以及视频等。这一技术已较为成熟, 而采集微观个体车辆与周围车辆交互个体信息的微观交通流参数正变得日益重要^[2-3]。采集方法包括利用高清视频采集车流信息, 美国NGSIM(next generation simulation)计划是该类方法的典型代表。但是高清视频仅能采集固定地点的个体车辆信息, 且覆盖范围有限, 受天气、振动等环境影响非常大^[4]。

激光扫描技术在数字城市、区域制图、三维重建等领域都有着广泛的应用^[5-7]。近年来, 也有人提出采用激光扫描技术对道路上的宏观交通流参数进行分析和提取的想法^[8], 如刁建忠^[9]提出将地面激光扫描仪和视频设备安装于天桥上方, 用以区分检测

收稿日期: 2016-05-03

基金项目: 国家自然科学基金(41671451); 国家重点研发计划(2016YFB0502104, 2016YFB050210, 2016YFB1200602-02); 中央高校基本科研业务费专项资金

第一作者: 吴杭彬(1983—), 男, 讲师, 工学博士, 主要研究方向为激光扫描数据处理理论与方法, E-mail: hb@tongji.edu.cn

背景和车辆目标,但这种方法主要用于某一断面的交通流参数提取. Grejner-Brzezinska 等^[10]提出基于飞机平台的激光扫描技术也存在数据的连续性不强、灵活性不高、费用昂贵等缺点.

随着车载技术的发展,利用车载设备进行高精度交通流行为采集是近年来的研究热点^[11],但是其仍受制于测距范围、测量精度等多种因素影响.

车载移动激光雷达系统结合了激光扫描技术与车载技术,通过对车辆自身位置和姿态计算、自身车辆与周围车辆的相关关系(距离、角度等)测量,达到精确描述周围车辆位置信息的目的^[12]. 周智^[13]利用安装有激光雷达、毫米波雷达、GPS(全球定位系统)、惯性自驾仪、摄像机等传感器的智能车,提取了智能车与前车的距离作为关键参数,建立了主动安全模型. 但这种方法不能提取车辆的速度参数以及位置关系,另外它只在智能车的前方安装了激光雷达,对道路环境的模拟具有很大的局限性.

本文基于车载移动激光雷达系统扫描获得点云数据,根据二次多项式加权平均法插值,提取移动车辆的特征点信息,计算移动测量车与其周围车辆的位置、距离以及速度信息,该方法可以快速、高频、高精度测定周围车辆的多种微观交通流参数. 因此,更适合同面向车辆安全驾驶行为分析的微观交通流信息采集过程.

1 基于移动激光扫描的车辆交通流参数提取方法

用于交通流参数提取的移动测量车上安装的传

感器主要有 2 套 Sick LMS 511 断面激光扫描仪、1 套 GNSS(全球导航卫星系统)接收机、1 套惯性测量单元(IMU)、里程计、360°全景相机以及设备集成与同步装置等. 2 套激光扫描仪分别安装在测量车的车头和车尾(见图 1),使其在道路上可同时采集前、后及部分左、右车辆的车身断面点云.

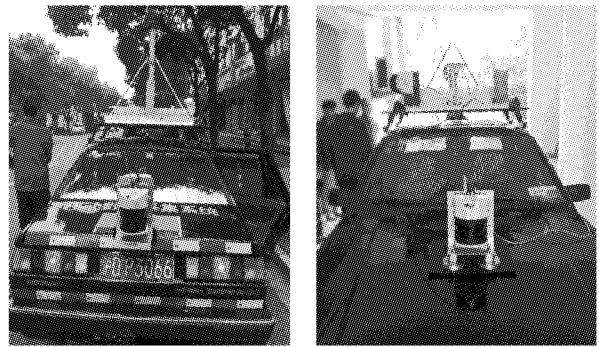


图 1 移动测量车系统

Fig.1 Mobile mapping system

1.1 交通流参数提取方法流程

本文提出的微观交通流参数提取方法分为 4 个步骤:首先对该系统中控制计算机输出的车载断面激光扫描仪数据、GNSS 数据、IMU 数据进行预处理,融合解算出路域环境的点云数据;然后对点云数据进行分割、分类,以达到车辆识别的目的;再通过二次多项式加权平均法对检测的车辆进行插值,得到车辆特征曲线,并进一步从车辆特征曲线中提取代表车辆位置的特征点;最后通过特征点之间的相对关系(包括时间关系、位置关系)计算交通流参数. 本文方法的流程如图 2 所示.

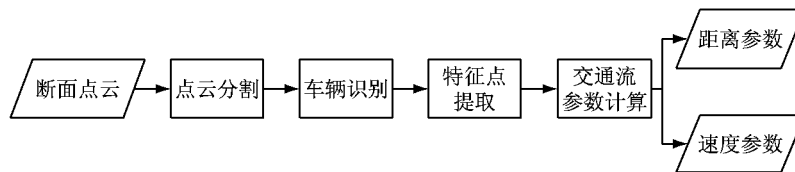


图 2 微观交通流参数提取流程

Fig.2 Flowchart of microcosmic traffic flow parameter extraction from mobile laser scanning data

1.2 移动断面点云数据的车辆识别

断面移动激光扫描获得的点云数据由一系列离散点组成,含有各离散点的位置和反射强度信息,其采集的是扫描面的二维数据,路域环境下,扫描断面激光点一般由车辆、道路中央分隔带等地物组成,如图 3a 所示.

路域断面激光扫描的一个重要特点是目标与目标之间不连续. 如图 3b 所示,用折线段连接断面激光扫描仪扫描的激光脚点,可发现不同目标之间的

不连续性. 考虑到本文的目的是针对路域车辆的交通流参数提取,因此选用参数 $a_{threshold}$ 作为分割同一断面内不同对象的参数. 当断面连续的激光点之间的距离超过该参数阈值时,表明该连续的激光点分别属于不同的对象. 而当连续的激光点之间的距离小于参数阈值时,表明连续的激光点属于同一对象.

令断面激光扫描仪的水平角度分辨率为 θ ,有效测量距离为 s ,则相邻激光点的最大分辨率 r_{es} 为

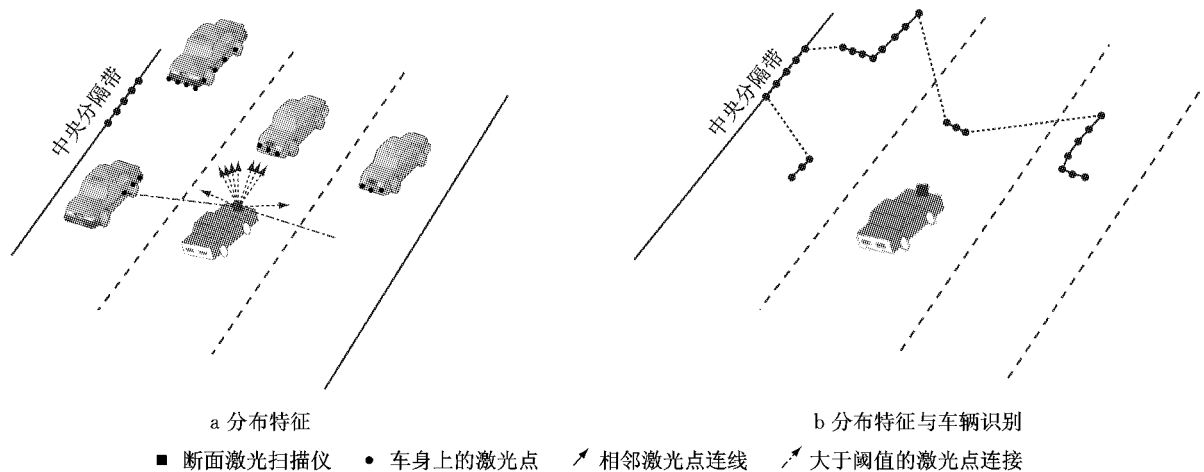


图 3 路域断面扫描点的分布特征与车辆识别

Fig. 3 Distribution characteristics and vehicle identification from sectional laser profile

$$r_{es} = \frac{\theta}{180} \pi S \quad (1)$$

在实际应用中,选取阈值 $a_{threshold}$ 为 2~3 倍的 r_{es} ,可以在断面点云数据中达到识别车辆信息的效果。

同时,考虑到车辆行驶过程中,断面激光扫描仪与车辆之间的位置关系变化多样,导致车辆在点云中的形态不同.图 4 给出了断面激光扫描数据中车辆的典型形态以及与激光扫描仪之间的位置关系。

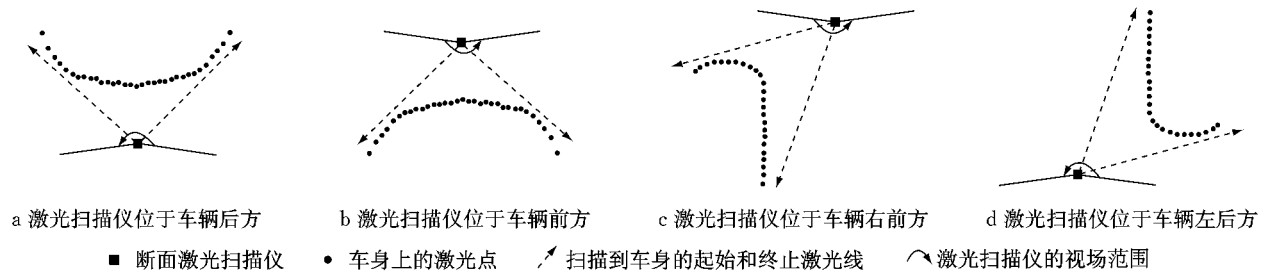


图 4 断面激光扫描数据中的车辆点云典型形态

Fig. 4 Typical relationship between vehicle point cloud and laser scanner

根据车辆之间的位置关系和驾驶行为,断面激光扫描数据中的车辆激光点存在“一”型和“L”型分布。“一”型特征的车辆主要位于激光扫描仪的正前方和正后方。“L”型特征的车辆主要位于激光扫描仪的侧前方和侧后方.由于断面激光扫描仪的单线扫描特点,从扫描到的点云中只能判断出车辆的车身长度,进而区分小轿车与大车,但是难以区分出不同的大车类型,如大客车、货车、工程车等,所以本文暂不考虑车辆类型的差异.在本试验中,移动测量车上安装了前后两个激光扫描仪,因此根据不同的数据存储文件和控制单元即可区分前、后方的车辆。

1.3 车辆特征点提取

车辆车身的点云代表了该时刻车辆的实际位置.然而在交通流参数计算过程中,无法使用一批点来表示一辆车用于参数计算.因此,为计算交通流参数,需要在车身点云数据中确定一个特征点,来表征

车辆的位置关系以及与其他车辆的相关关系.二次多项式加权平均法具有高稳定性和较好的收敛性,插值得到的曲线经过原已知点,且计算简单,易于编制数据处理程序.因此本文选用二次多项式加权平均法进行曲线插值,并根据车辆的典型形态分类,选择不同的方法获取车辆特征点。

二次多项式加权平均法插值是计算机图形学中的典型曲线插值方法,是将连续的点根据前后关系进行分类,在连续 3 个点中计算 1 套二次多项式参数构造 1 条抛物线.对于任何相邻 2 点,可以构造出左、右 2 套抛物线参数.然后构建三次多项式权函数,达到重叠部分加权平均的目的.其具体过程可以参见文献[14]等著作。

对于点云为“一”型分布的车辆,选择插值得到的特征曲线中点作为特征点,“L”型车辆则选择特征曲线上曲率最大点作为特征点.如图 5 所示。

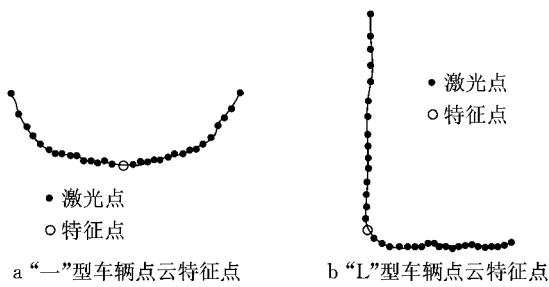


图 5 车辆特征点的选取

Fig.5 Selection of vehicle's feature points

1.4 微观交通流参数的提取

车辆微观交通流参数是智能交通、碰撞避免、无人车导航以及交通场景下车辆行为分析的重要参数. 通过断面激光扫描获得的车辆点云数据, 可以对车辆之间的距离、车辆之间的速度参数进行提取, 为进一步分析提供准确的数据支持.

本文提取的主要交通流参数如图 6 所示, 包括车辆之间的距离及速度. 图中, A、B、C、D、E 表示车辆, S 表示距离, v 表示速度.

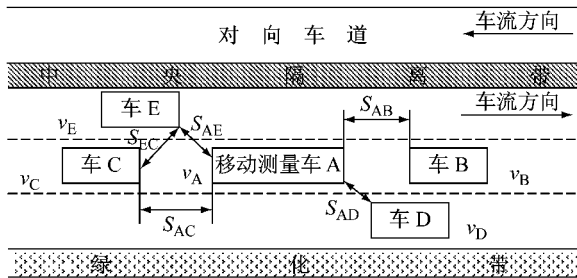


图 6 提取的主要交通流参数变量

Fig.6 Main extracted traffic flow parameters

1.4.1 车辆间距离参数

车辆间距离的计算包括移动测量车与其他车辆之间、周围车辆之间的距离关系两种. 移动测量车与其周围车辆之间的距离如图 6 中 S_{AD} 、 S_{AB} 等所示, 这种距离可以直接从扫描仪扫描得到的原始数据中提取, 扫描仪扫描得到的每个点数据包括角度、距离、强度信息等. 以 S_{AD} 为例, D 车识别的车辆点云为 L 型, 因此插值曲线中曲率最大的激光点对应的距离信息, 即可以用于表征自身测量车辆与该车的距离.

周围车辆之间的距离则可以通过各车辆特征点的位置关系进行计算. 如车 E 与车 C 之间距离的计算, 车 E 提取的特征点为曲率最大点, 车 C 提取的特征点为前车头近似中心, 则两车之间的距离可以近似用两特征点之间的距离表示, 如图 6 中的 S_{EC} 所示. 车辆提取到的特征点坐标都可以通过解算得到, 因此可以直接通过车辆特征点的坐标计算其距离,

由于道路比较平坦, 所以这里暂不考虑 z 坐标, 距离计算公式为

$$S_{EC} = \sqrt{(x_E - x_C)^2 + (y_E - y_C)^2} \quad (2)$$

式中: x_E 、 y_E 和 x_C 、 y_C 分别为 E、C 两车特征点的坐标.

1.4.2 车辆速度的计算

对于被测车辆速度的计算, 可以直接通过分析特征点的位置变化来计算. 在本文研究中, 定义被测车辆的瞬时速度为该时刻前后各 0.5 s 内的平均速度, 这基本可以反映道路上车辆的行驶速度变化, 其速度计算公式为

$$v_t = \sqrt{(x_{t+0.5} - x_{t-0.5})^2 + (y_{t+0.5} - y_{t-0.5})^2} \quad (3)$$

式中: v_t 为 t 时刻被测车辆的速度; $x_{t+0.5}$ 、 $y_{t+0.5}$ 与 $x_{t-0.5}$ 、 $y_{t-0.5}$ 分别表示被测车辆在 $t+0.5$ 和 $t-0.5$ 时刻的车辆特征点坐标.

2 试验与分析

2.1 试验方案

为验证本文方法, 2015 年 11 月 14 日在上海延安高架路虹许路—江苏路段开展实际数据采集和分析试验. 试验区域总长约 6 000 m, 数据采集时间为上午 7:00 至 8:00.

试验采用的 SICK LMS 511 型号激光断面扫描仪最远测量距离达 80 m, 扫描视场角为 190° . 试验中采集频率为 25 Hz, 角度分辨率最大为 0.166° . 360° 全景相机可以用于辅助检查点云分类识别情况, 选择与点云分类结果相同时刻的全景相机影像, 对比点云分类结果中车辆的形状以及位置, 以验证点云分类结果的正确性.

为验证本文方法的精度, 采用两辆车进行跟车试验, 两车分别位于移动测量车的前方和后方. 为验证距离精度, 在试验区域周围的明珠大楼楼顶进行视频采集. 采用楼顶视频提取前车车辆时间、点位信息, 计算车辆距离数据, 以此为标准验证本文方法提取的距离参数. 速度参数的验证则采用车载 OBD (on-board diagnostic, 车载诊断系统) 设备提取的车辆实时速度参数为基准. OBD 系统可以通过车辆内部行车电脑实时监测发动机等系统和部件, 进而获得车辆的实时行驶速度信息. 试验过程中, OBD 的采集周期为 10 s. 试验场景见图 7.

2.2 移动激光扫描数据的车辆位置识别

采用参数 $a_{\text{threshold}}$ 对断面激光点云进行分割分类, 获取原始点云中的车辆数据. 根据式(1)计算, 激

光扫描的最远处分辨率为 0.232 m,因此采用大于两倍分辨率的 0.5 m 作为阈值,对断面点云数据进行分割,用于提取车辆.图 8 给出了某时刻激光扫描断面中检测得到的前方车辆位置关系(矩形框表示识别的车辆).因此,基于断面点云分割方法以及阈值计算方法,可以在原始点云中快速识别车辆信息.

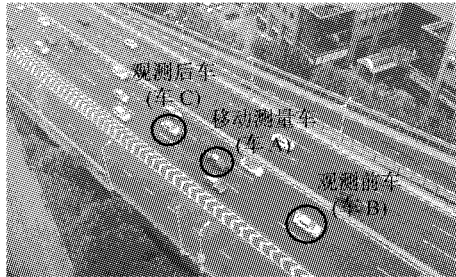


图 7 试验场景的视频拍摄画面
Fig.7 Video of experiment scene

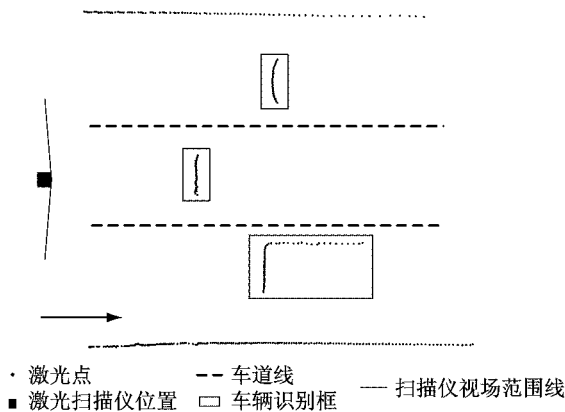


图 8 移动测量车与检测车辆位置关系

Fig.8 Position relation of mobile measuring vehicle and detected vehicle

2.3 交通流参数提取与验证

2.3.1 距离参数提取与验证

首先对距离参数进行提取与验证.基于点云数据中提取的车辆特征点,获得前车(图 7 中车 B)与移动测量车(图 7 中车 A)之间的距离.同时,基于观测视频,利用轨迹提取软件 George 2.1,标定视频各区域的参考点,提取移动测量车及观测前车每隔 0.12 s 的点位信息.为了确保视频提取车辆基准点与移动测量车相同,这里移动车辆的基准点选择在车辆前盖中心(激光扫描仪安装位置),观测前车基准点选择在观测前车正后方位置(激光扫描仪识别的观测前车 B 位置).软件提取的车辆时间和点位界面如图 9 所示.

通过同一时刻移动测量车 A 的点位数据及观测前车 B 的点位数据,即可得出视频中两车辆的距离

S_{AB} ,将移动测量车观测计算的距离与视频观测得出的相同时刻距离进行比较,结果如图 10 与表 1 所示.



图 9 软件提取车辆时间和点位数据界面

Fig.9 Software interface for collecting vehicles' time-space data

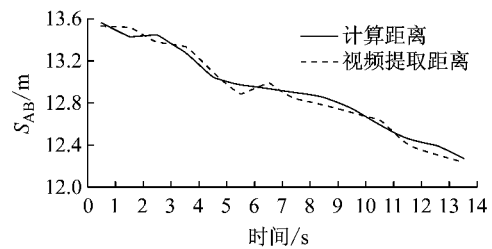


图 10 移动测量车观测与视频提取的距离 S_{AB} 比较
Fig.10 Comparison of S_{AB} between sectional laser scanning and video data

表 1 距离 S_{AB} 差值统计参数

Tab.1 Statistics of distance S_{AB} differences			
差值最小值/ m	差值最大值/ m	差值均值/ m	差值平均 百分比/%
0.03	0.09	0.06	0.45

试验中当车辆进行变道时,出现类似图 6 中车 A 与车 D 之间的位置关系,利用相同方法分别计算出两车距离 S_{AD} ,将移动测量车观测计算的距离与视频观测得出的相同时刻距离进行比较,结果如图 11 与表 2 所示.

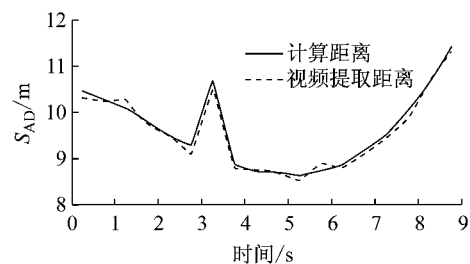


图 11 移动测量车观测与视频提取的距离 S_{AD} 比较
Fig.11 Comparison of S_{AD} between sectional laser scanning and video data

表 2 距离 S_{AD} 差值统计参数

Tab.2 Statistics of distance S_{AD} differences

差值最小值/ m	差值最大值/ m	差值均值/ m	差值平均 百分比/%
0.01	0.26	0.10	1.00

从表 1 和表 2 可以看出,以视频提取的距离作为标准距离,通过移动车载激光雷达扫描车提取的前车间距 S_{AB} 的平均误差为 0.06 m,与右前车间距 S_{AD} 的平均误差为 0.10 m; S_{AB} 误差占距离的百分比平均值仅为 0.45%, S_{AD} 误差占距离的百分比平均值为 1.00%。这表明本文方法获取的距离参数具有较好的精度。

2.3.2 速度参数提取与验证

速度参数的计算采用 1.4.2 介绍的方法,用前 0.5 s、后 0.5 s 的特征点间的距离,除以 1 s 计算得到。除了使用激光雷达扫描车采集计算交通流参数之外,试验还通过车载 OBD 提取后车的速度信息作为对比。图 12 为本文方法计算得到的正前方车辆速度与 OBD 设备提取速度的折线对比图。表 3 为在 OBD 数据采集时刻的两种方法得到的正前方车辆速度参数差异统计情况。

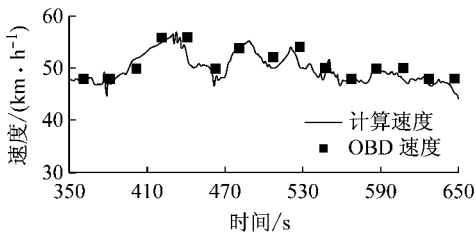


图 12 两种方法得到的正前方车辆速度折线图

Fig.12 Speed line chart of front car obtained from two methods

表 3 正前方车辆速度差值统计参数

Tab.3 Statistics of velocity differences of front car

差值最小值/ ($\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$)	差值最大值/ ($\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$)	差值加权均值/ ($\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$)	差值平均 百分比/%
0.24	4.84	1.62	3.29

同样地,当前方车辆变道时,前方车辆就会位于移动测量车的左前方或右前方。此时计算前方车辆的速度并与 OBD 记录的速度进行对比,对比结果如图 13 所示。统计两者的速度参数差异如表 4 所示。

通过图 12、图 13 和表 3、表 4,可以看出,基于移动激光扫描数据可以较为准确地得到车辆交通流参数。以速度的倒数为权,正前方车辆以及侧前方车辆速度差值的加权均值分别为 $1.62 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 和 $1.29 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$,最大差值分别为 $4.84 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 和 1.81

$\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$ 。以该段的平均速度 $50 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 计算,正前方车辆和侧前方车辆速度的平均相对误差分别为 3.29% 和 2.70%。

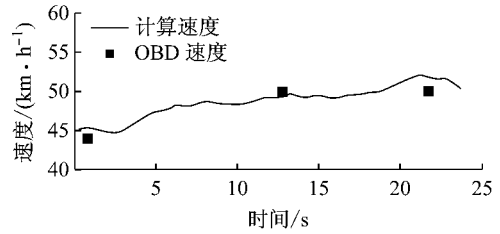


图 13 两种方法得到的侧方车辆速度折线图

Fig.13 Speed line chart of sideward car obtained from two methods

表 4 侧方车辆速度差值统计参数

Tab.4 Statistics of velocity differences of sideward car

差值最小值/ ($\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$)	差值最大值/ ($\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$)	差值加权均值/ ($\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$)	差值平均 百分比/%
0.74	1.81	1.29	2.70

相比距离参数的差异情况,速度参数差异比距离参数明显。这主要是因为本文计算的速度参数采用了计算时刻前、后 0.5 s 之间的平均速度,而 OBD 设备输出的数据则是计算时刻瞬时的发动机和轮胎参数转换得到的瞬时速度。在车辆行驶过程中,1 s 以内车辆速度可以发生急剧变化,因此速度参数的差异比距离参数差异要大。

3 结论与展望

本文提出一种基于移动断面激光扫描数据计算交通流参数的方法,包括对点云数据的车辆识别、车辆特征信息的分析、特征点的提取,最后得到车辆的微观交通流参数。上海延安高架路的试验表明,本文方法可以有效提取点云中的车辆参数信息,前、后方车辆的距离平均误差仅为 0.06 m,速度平均误差为 $1.62 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$;侧方车辆的距离平均误差仅为 0.10 m,速度平均误差为 $1.29 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 。表明本文的交通流参数提取方法具有较好的科学性和可行性。鉴于本文所采用的单线激光扫描仪的局限性,不同类型的车辆还难以区分,日后可以尝试采用多线激光扫描仪进行试验,实现对不同类型车辆的细分,以获得更精确的结果。另外,本文的试验环境为分类较为简单的城市快速道路,没有行人、非机动车等干扰,分割分类过程较为简单。如何在复杂交通条件下(包括复杂路域环境和复杂车辆类型)获得准确的交通流参数,是下一步的研究目标。

(下转第 1090 页)