

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104592

# 基于直线检测和数字地图匹配的车辆航向角估计\*

彭雅慧 潘树国 高旺 乔龙雷 谭涌 孙迎春

(东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

**摘要:**为减少车辆行驶过程中由于卫星信号失锁及惯导累计误差对航向角的影响,结合场景特征的提取、表达和数字地图信息,提出了一种基于直线检测和数字地图匹配的车辆航向角估计方法。首先,根据地图匹配的坐标点计算车道线地图对应点的方位角,计算车辆航向角与车道线方位角的角度差;其次,通过改进的FLD直线检测方法识别并计算道路图像中车道线直线的角度;将双侧车道线直线角度作为BP神经网络的输入,以预测角度差作为网络输出;最后,结合预测角度差和车道线方位角得到实时车辆航向角。经实验验证,所提方法的航向角估计精度与现有估计方法及普通传感器测量结果相比具有一定的优势。

**关键词:**数字地图匹配;直线检测;回归预测;航向角估计

**中图分类号:** TP391; TN967 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

## Heading angle estimation for vehicles based on line detection and digital map matching

Peng Yahui Pan Shuguo Gao Wang Qiao Longlei Tan Yong Sun Yingchun

(School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** In order to reduce the impact of satellite signal loss and cumulative error of inertial navigation during vehicle driving, a vehicle heading angle estimation method based on line detection and digital map matching is proposed by combining scene feature extraction and expression with digital map information. Firstly, according to the coordinate points of the map matching, the corresponding points azimuth of the lane line map is calculated, and the angle difference between the vehicle heading angle and the lane line point azimuth is calculated. Secondly, the angle of lane line in image is recognized and calculated by the improved FLD line detection method. The angle of bilateral lane lines is taken as the input of BP neural network, and the predicted angle difference is taken as the output of the network. Finally, the vehicle heading angle is obtained by combining the angle difference and lane line azimuth. The results of the experiments show that the proposed heading angle estimation algorithm has certain advantages over the existing methods and ordinary measurement sensors.

**Keywords:** digital map matching; line detection; regression prediction; heading angle estimation

## 0 引言

无人驾驶等智能系统的快速发展对车辆定位技术提出了更高的要求,车辆的导航与定位技术成为了智能交通系统中实现信息互联互通的关键<sup>[1]</sup>。位置、速度、方向角等运动参数是定位的基础。

组合导航系统可为车辆导航提供可靠的速度、位置和姿态信息。在车辆行驶过程中,系统输出存在较多不

确定性误差,从而导致导航系统的精度下降<sup>[2]</sup>。其中,航向角误差对定位精度有较大的影响,减少航向角的误差能够较好地系统增加横向约束,进而减少惯导系统的横向漂移误差<sup>[3-4]</sup>。航向角的直接测量通常使用磁传感器、陀螺仪和卫星导航系统等。罗远云等<sup>[5]</sup>采用电子罗盘测量航向角,用于修正行人轨迹推算。邓平等<sup>[6]</sup>将磁力计作为惯性导航系统中测量航向的数字罗盘,但是磁传感器受地球以及周边磁场环境影响较大,陀螺仪的误差也会随时间累积,测量精度逐渐下降<sup>[7-8]</sup>。在复杂城市

收稿日期: 2021-08-02 Received Date: 2021-08-02

\* 基金项目: 教育部-中国移动科研基金(MCM2020J01)、东南大学至善青年学者资助计划项目(2242021R41134)资助

环境下,卫星导航系统的信号受到遮挡,航向角的测量也会随之受到影响<sup>[9]</sup>。除此之外,通过对横摆角速度的连续积分也可以获得每个时刻的车辆航向角,但这种通过积分的方式计算航向角的方法也不能避免长时间累计误差的产生<sup>[10]</sup>。

除了上述的直接测量车辆航向角的方法以外,还可以根据场景特征结合环境信息估计车辆航向角。场景认知和自适应<sup>[11]</sup>逐渐应用于定位方向,随着机器学习算法的发展,场景信息的提取和表达也越来越合理<sup>[12-13]</sup>。在车辆行驶过程中,需要不断提取道路场景要素及特征,涵盖交通灯、车道信息和标志牌等,其中车道线是最直观且常规的道路要素之一。Shunsuke 等<sup>[14]</sup>充分利用车道线对航向角的约束作用,强化了 GNSS/INS/视觉紧耦合定位函数模型,在城市复杂场景下实现了亚米级动态定位,对如何利用场景特征约束定位模型具有启发意义。张礼廉等<sup>[15]</sup>综合利用 CRC 二维码和车道线信息,估计车辆的航向及其与车道中心线的距离,以辅助导航定位系统。通过车辆行驶过程中的视觉图像和先验环境信息估计车辆航向角是一种较为新颖的方法。Xu 等<sup>[16]</sup>提出了一种融合深度学习和增强数字地图的方法用于车辆航向角的估计,运用卷积神经网络和最小二乘支持向量机等方法,识别车道线并预测图像中车道线表征的车辆方向角。这种方法不受复杂城市环境和累计误差的影响,可在不同类型的道路和驾驶条件下实现较为精确的航向角估计。

相比于处理直接数据信息的方法,对视觉图像直接进行特征提取和识别并参与训练的实时处理难度更大,且对车载系统的性能要求更高。本文提出了一种新的基于直线检测和数字地图的估计车辆航向角的方法,耗时较少,可实时应用于车载系统航向角估计。首先,根据地图匹配的坐标点计算车道线地图对应点的方位角,与此同时车辆航向角相减,得到该时刻车辆的航向角度差。其次,根据该时刻相机获取的视觉图像,运用直线检测算法计算车道线角度参数,并与航向角度差对应,输入 BP 神经网络中。最后,BP 神经网络训练完成后,可根据视觉图像估计航向角度差,并结合数字地图反推车辆航向角。

### 1 基于直线检测和地图匹配的车辆航向角估计方法

本文所提的算法流程如图 1 所示。车辆航向角在导航定位方面具有十分重要的作用,而目前依据车道线图像估计车辆航向角的研究较少。本文根据直线检测、数字地图匹配和人工智能算法,提出了一种利用视觉图像估计车辆航向角的方法,其中包含 3 个部分。第 1 部分是根据数字地图匹配的方法,计算某时刻车辆位置对应

车道线点的方位角,并计算车辆航向角与车道线方位角的角度差;第 2 部分是运用直线检测识别并计算图像中车道线直线的角度,将角度差与图片中车道线参数对应形成数据集;第 3 部分是将训练数据集输入 BP 神经网络进行训练,训练完成后可输入图片车道线数据预测角度差并结合数字地图计算车辆航向角。

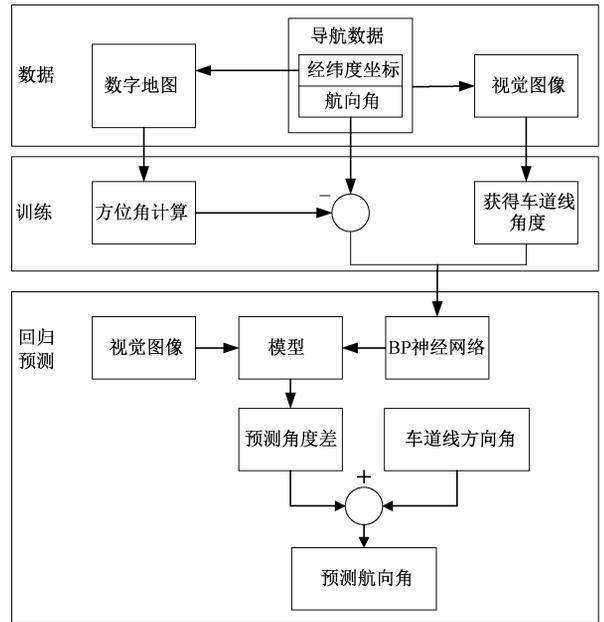


图 1 本文算法的航向角估计流程

Fig. 1 Heading angle estimation flow of the proposed algorithm

#### 1.1 数字地图匹配与角度差计算

数字地图中含有高精度车道线点信息以及离散点的点号。根据组合导航定位结果可获得车辆定位的经纬度和航向角。本文中数字地图匹配是将车辆行驶中的位置点与车道线上的点一一对应,因此首先要获取图像对应车道线点的位置坐标。

根据里程计输出的车辆总里程为  $S$ , 数字地图上车道线点分别为  $P_0, P_1, P_2, \dots$ , 并对整条车道线等间隔插值, 获取更加密集的车道线点。

假设车辆行驶位置点  $v$  与车道线上的点  $P_v$  匹配, 运用式(1)计算总里程  $S$  匹配车道线对应点:

$$\begin{cases} P_m = S/b + P_0 \\ P_n = S/b + P_0 + 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $P_m$  表示匹配到的前一个最近点点号,  $P_n$  表示匹配到的后一个最近点点号;  $b$  表示车道线点间距(在本文所用的数字地图中, 车道线相邻点间距为固定值 1 m),  $P_0$  表示起始点点号, 如图 2(a) 所示。

对  $P_m P_n$  段根据距离划分原则, 运用式(2)计算可得对应垂直点  $P_v$  的坐标为:

$$\begin{cases} x_{P_v} = x_{P_m} + \beta \cdot (x_{P_n} - x_{P_m}) \\ y_{P_v} = y_{P_m} + \beta \cdot (y_{P_n} - y_{P_m}) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $\beta = S - \text{floor}(S)$ ,  $\text{floor}(\cdot)$  表示向下取整。得到垂点坐标后,即可根据车道线点坐标  $(x_{P_v}, y_{P_v})$ ,选择最接近  $P_v$  的点作为假定点。

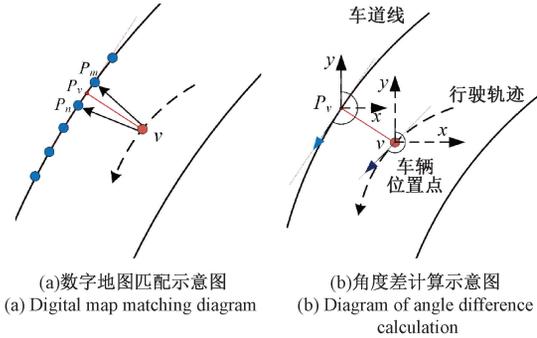


图 2 地图匹配及角度差计算示意图

Fig. 2 Digital map matching and angle difference calculation diagram

目前,根据地图中两个点的经纬度解算距离和方向角有 Gauss 法、Vincenty 法、Helmert 法、Bessel 法等。根据其优缺点,选择精度最高且不受距离限制的 Vincenty 法<sup>[17]</sup>。虽然这种方法的计算过程相对复杂,但依据目前计算机的性能,该方法相对于其他方法的耗时几乎可忽略。运用 Vincenty 反解公式,可根据经纬度坐标,计算  $P_v$  点的前后两点  $P_{v1}, P_{v2}$  之间的距离和方向角,如图 2(b) 所示。

当两点的经纬度不重合且不在两极时,计算点  $P_{v1}$  到点  $P_{v2}$  的大地经差  $L = L2 - L1$ ,并对  $L$  进行规范化处理,使其落在  $[-\pi, \pi]$  内。根据式(3)计算  $P_{v1}, P_{v2}$  点归划纬度  $u_1, u_2$ 。

$$u = \begin{cases} B, & B = \pm \pi/2 \\ \tan^{-1}[(1 - f) \tan B], & B \neq \pm \lambda/2 \end{cases} \quad (3)$$

通过迭代计算球面经差  $\omega = L + \Delta\omega$ ,计算并对  $\omega$  规范化处理,使其落在  $[-\pi, \pi]$  中。

当大地线不是子午线和赤道时,采用式(4)~(6)计算方向角:

$$m = (\cos u_2 \sin \omega) / (\cos u_1 \sin u_2 - \sin u_1 \cos u_2 \cos \omega) \quad (4)$$

$$n = (\cos u_1 \sin \omega) / (\cos u_1 \sin u_2 \cos \omega - \sin u_1 \cos u_2) \quad (5)$$

$$A = \begin{cases} \tan^{-1} m, & \sin \omega > 0 \text{ 且 } m > 0 \\ \pi + \tan^{-1} m, & \sin \omega > 0 \text{ 且 } m < 0 \\ \pi + \tan^{-1} m, & \sin \omega < 0 \text{ 且 } m > 0 \\ 2\pi + \tan^{-1} m, & \sin \omega < 0 \text{ 且 } m < 0 \end{cases} \quad (6)$$

文中车辆方向角定义为切线方向与正北方向的夹

角,沿顺时针方向增大,且范围为  $[0, 2\pi]$ 。用车辆定位航向角减去对应车道线点的方位角,得到角度差  $\Delta H$ 。以  $P_{v1}, P_{v2}$  两点计算得到的角度作为图像对应车道线位置的方向角。

### 1.2 车道线直线检测及角度计算

常见的直线检测方法有霍夫变换<sup>[18]</sup>、LSD<sup>[19]</sup>和 FLD<sup>[20]</sup>等,其中广泛使用的 LSD 算法对图像像素进行合并,运算量较大,在实际导航应用中可能影响实时性。FLD 算法用边缘检测代替像素合并的方法,在边缘检测的基础上只连接边缘像素,不进行复杂的线段验证,因此 FLD 算法能以更快速度提取线特征。尽管在直线检测的精度上,FLD 算法低于 LSD 算法,但应用于车道线检测方面,FLD 算法可满足系统的精度要求。运用 FLD 算法检测视觉图像中的车道线角度参数,需要依次对图片进行 3 个步骤,分别为图像灰度化及 ROI 选取、FLD 直线检测、计算直线角度<sup>[21]</sup>。

#### 1) 灰度化及 ROI 选取

车道线检测的重点是检测输入图像的道路区域,并且考虑到车道线和周围环境都含有长短不一的直线,直线检测算法不能直接区分车道线和周围环境。因此,需要根据图像实际情况,选定感兴趣区域。在进行图像处理之前,首先利用灰度加权法将原始的 RGB 图像转化为易于识别和处理的灰度图像。其次,由于几何透视,车道线出现在图像的中下方,呈从图像两侧底部向中间集中的趋势。根据先验知识,选择多边形 ROI 区域作为车道线检测的图像。根据大小为  $(l, d)$  的原始图像,取  $l$  和  $d$  的  $1/2$  作为 ROI 区域形状顶点,取  $d$  的  $7/8$  和图片左下角、右下角作为左右两侧边缘点,形成两个梯形 ROI 区域。

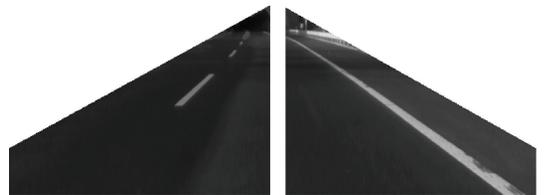


图 3 左、右车道线 ROI 选取

Fig. 3 ROI selection of left and right lane lines

#### 2) 基于 FLD 的车道线检测

基于 FLD 的车道线直线检测算法步骤如下:

(1) 计算每个像素的梯度值和方向:运用边缘检测差分算子计算水平和垂直方向上的差分  $g_x$  和  $g_y$ ,梯度值和方向的计算式(7)、(8)如下:

$$g(x, y) = \sqrt{g_x(x, y)^2 + g_y(x, y)^2} \quad (7)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{g_x(x, y)}{-g_y(x, y)}\right) \quad (8)$$

(2) 非极大值抑制: 将除局部最大值以外的所有梯度值抑制为0。

(3) 双阈值检测: 运用高低阈值的策略区分边缘像素, 滤除噪声或颜色变化引起的小梯度值, 并保留大梯度值。

(4) 滞后边界跟踪: 对所有连通的弱边缘进行搜索, 保留与强边缘点连通的弱边缘。

(5) 计算线特征参数: 根据检测到的线段的收尾两端坐标计算线段长度、角度等基本参数。设两端点坐标分别为  $A(x_A, y_A)$  和  $B(x_B, y_B)$ , 运用式(9)计算线段长度和角度为:

$$\begin{cases} len_i = \sqrt{(x_B - x_A)^2 + (y_B - y_A)^2} \\ \theta_i = \arctan(y_B - y_A, x_B - x_A) \end{cases} \quad i \in (1, k) \quad (9)$$

式中:  $len_i$  表示线段长度,  $\theta_i$  表示线段与水平方向的夹角,  $k$  为线段序号。

根据以上步骤, 即可检测对图像中的直线。

### 3) 角度计算

通过 ROI 选取部分, 尽可能保证 FLD 算法只检测道路区域的直线。根据相机放置高度和透视角度, 结合线段的长度和角度筛选和合并直线段, 只保留车道线上的线段。对左右车道线的角度分别取平均值, 最后, 一张图像经过处理可输出  $\theta_{left}$  和  $\theta_{right}$  两个直线角度参数。

## 1.3 BP 神经网络训练及预测

BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络, 是目前应用最为广泛的神经网络之一。其结构简单、可操作性强、能模拟任意非线性输入-输出关系, 达到回归和预测的目的。BP 神经网络通常分为输入层、隐含层和输出层, 通过输入与输出的对应关系及误差反馈来调节隐含层各节点的权值和阈值, 确保实际的输出量与期望输出量之间的均方误差最小。

BP 神经网络可解决分类和回归两种类型的问题。通过图像处理分析可获得  $\theta_{left}$  和  $\theta_{right}$  两个参数, 图像对应车道线点可计算得到车辆航向角和车道线方向角的角度差  $\Delta H$ , 作为训练数据, 再次获得图片时, 只需处理图像计算左右车道线直线的角度, 便可通过 BP 神经网络得到角度差。在文中的车道线方向角与车辆航向角的角度差识别中, 是用 BP 神经网络处理回归问题。 $\theta_{left}$  和  $\theta_{right}$  作为 BP 神经网络的输入, 由此确定输入神经元的个数为 2, 选取角度差  $\Delta H$  作为网络模型的输出。确定输出层神经元的个数为 1, 隐含层层数为 1, 隐含层神经元个数为 3。训练完成后, 输入某一时刻对应图片识别的车道线直线角度至网络中, 估计该时刻车辆航向角和对应点车道线方位角的角度差  $\Delta H$ , 将  $\Delta H$  与车道线方位角相加, 可得到预测车辆航向角。

## 2 实验结果与分析

为验证所提出的航向角估计方法的可行性和准确性, 进行了以下实验:

采用北京西洋坊隧道真实路段作为验证区段, 从西洋坊隧道口驶入(北京-张家口方向), 测试中不断保存高精度组合导航定位系统的定位结果, 以及行驶过程中相机拍摄的图片。

实验中利用了高精度地图移动测绘车, 采集了崇礼高速西玉渡山(西洋坊)隧道全程影像点云数据, 对车道线点云数据进行了编辑和提取, 如图 4 所示。



图 4 车道线激光点云图像

Fig. 4 Lane line laser point cloud

进一步对车道线点云数据提取其中间线点序列, 得到了全程约 13 km 的双向双车道所有车道线, 将其全程展会至地图中, 如图 5 所示。



图 5 全程双向双车道地图

Fig. 5 Full two-way two lane line Google earth map

在所提出的方法中, 地图匹配和验证仅需要车辆位置和航向角, 并不要求为特定的组合导航定位系统, 因此实验中车辆位置可通过惯性导航或其他方式获得。为方便结果验证, 在实验中运用高精度组合导航系统定位结果作为所提出的车辆航向角估计方法准确性的参考, GNSS 天线、IMU、里程计和激光雷达组成多源融合组合导航定位系统, 为车辆提供较为准确的位置和航向角信息。车载摄像头采用 Intel RealSense ZR300, 并安装在车顶设备台正前方位置, 用于捕捉车辆前方的道路图像信息, 设备安装如图 6 所示。

将图像输入改进的 FLD 算法中, 在隧道的不同环境下验证车道线识别的可靠性, 图 7 展示了相机捕捉的原始图像, FLD 算法识别图像, 本文中改进的 FLD 算法识别图像的结果对比。

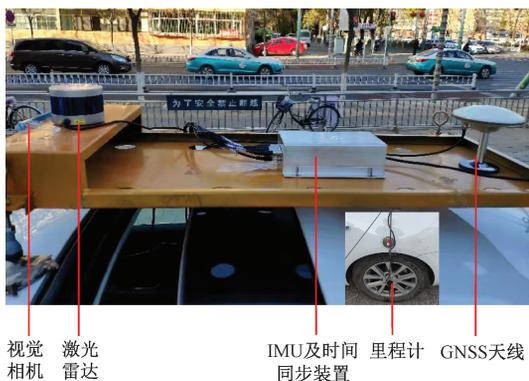


图 6 设备安装图

Fig. 6 Diagram of equipment installation

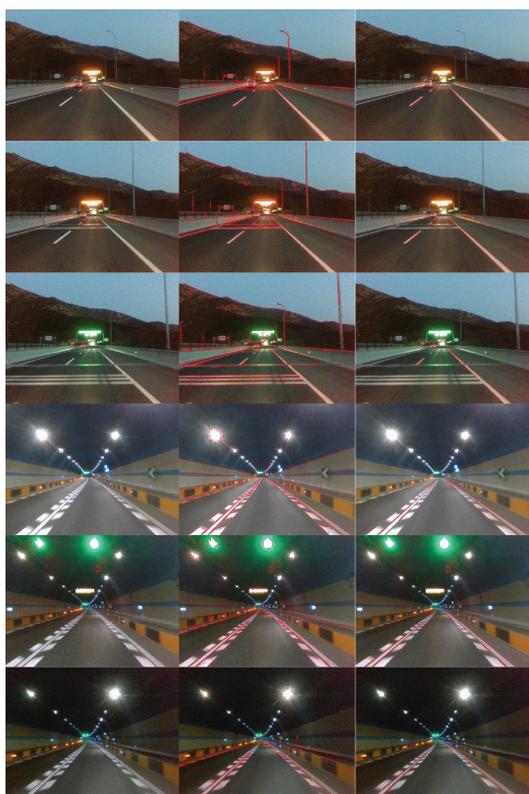


图 7 车道线直线检测结果对比

Fig. 7 Comparison of line detection results of lane line

计算该点的车辆航向角和车道线方位角的角度差。图像计算的两个角度作为 BP 神经网络的输入,角度差作为输出,经过训练,回归得到角度差的预测结果,将角度差与对应点的车道线方向角相加,反推车辆航向角。在选择 BP 神经网络的输入时,对比输入单侧车道线角度参数与双侧车道线角度参数对航向角估计造成的不同影响。

输入双侧角度  $\theta_{left}$  和  $\theta_{right}$  预测航向角与真实航向角的结果对比。

通过对比可知,输入双侧车道线直线角度训练后,航向角预测结果与单侧结果相比更为准确。通过数据分析可知原因主要有两部分。一是,车辆行驶过程中,车道线有虚有实,当虚线间隔处出现在道路图像低部时,算法识别到的直线角度会受到一定的影响,因此,采用双侧车道线直线角度作为训练输入,可在一定程度上弥补单侧数据的缺失。二是,输入单侧数据输出角度数据为线性回归拟合,因此预测结果过于线性化,与真实角度变化情况有一定的差距。

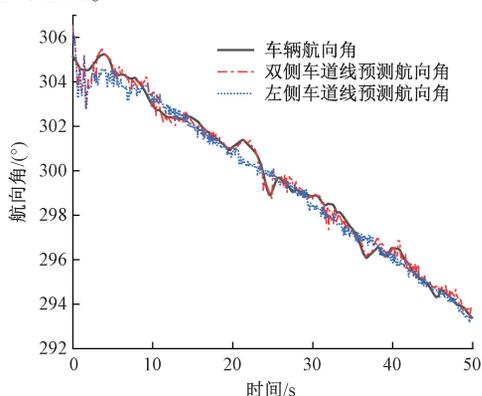


图 8 单、双侧角度训练结果对比

Fig. 8 Comparison of single and bilateral angle training results

采用双侧车道线直线数据作为输入,车辆行驶全程数据采集约 493 s,车辆航向角与预测航向角结果对比如图 9 所示。选择其中 3 个区段 50 ~ 65 s, 166 ~ 181 s 和 471 ~ 486 s 车辆航向角与预测航向角对比结果如图 10 所示。

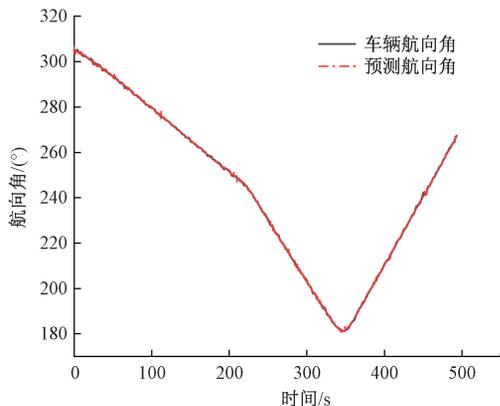
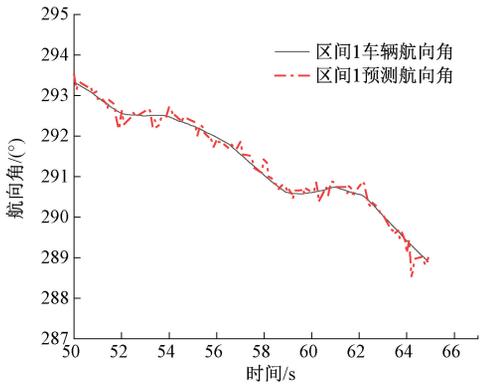


图 9 全程预测结果对比

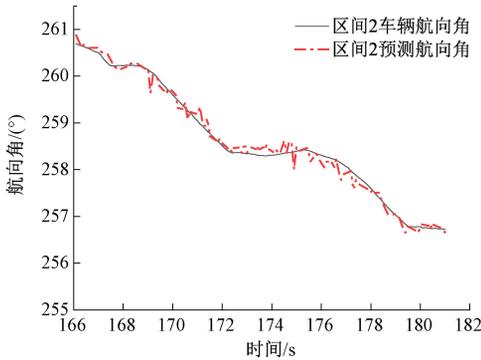
Fig. 9 Comparison of whole process prediction results

通过 3 个时间段的车辆航向角预测结果对比可知,

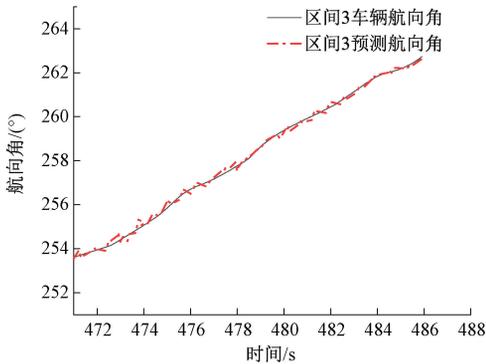
图 8 展示了 50 s 内输入左侧车道线直线角度  $\theta_{left}$  与



(a) 50~65 s结果对比  
(a) Comparison of results in 50~65 s



(b) 166~181 s结果对比  
(b) Comparison of results in 166~181 s



(c) 471~486 s结果对比  
(c) Comparison of results in 471~486 s

图 10 3 个区段车辆航向角与预测航向角对比结果图

Fig. 10 Comparison results of vehicle heading angle and predicted heading angle in 3 sections

随车辆行驶时间推移,参与训练的数据逐渐增加,模型拟合效果逐渐增强,预测航向角结果可靠性逐渐增加。

由于硬件条件、测量原理和操作环境不同,很难对文中提出的车辆航向角估计方法同其他方法进行客观的比较。因此,结合文献[16]中的实验部分,进行不同原理的两个传感器、文献[16]算法、本文提出算法的比较。上述两种传感器通常用于测量航向角,价格适中,在民用车辆上应用广泛。表1对比了Xu等提出的方法中两段轨迹预测航向角的精度、两种传感器航向角测量精度与

所提算法在西羊坊隧道轨迹中预测航向角的精度。MEMS-IMU MEMSIC VG440 在有效的GPS辅助情况下,航向角的测量精度为1°,电子罗盘KVH C100在自由磁场中补偿后的精度为0.5°。在验证工作具体实施过程中,可得出本文提出方法的精度,估计方向角的最大误差为1.39°,估计精度为0.425°。综合数据分析可知,本文提出的航向角估计方法与现有的方法及普通的测量传感器相比具有一定的优势。

表 1 不同方法航向角预测精度对比

Table 1 Comparison of accuracy of heading angle prediction in different methods

方法	RMS error
XU-Trajectory1 <sup>[16]</sup>	1.36°
XU-Trajectory2 <sup>[16]</sup>	1.64°
MEMS-IMU MEMSIC VG440 (有GPS辅助)	1°
Digital compass KVH C100 (有磁场补偿)	0.5°
基于直线检测和数字地图匹配的 车辆航向角估计—西羊坊隧道	0.425°

在实验设计中,本文充分考虑到车辆行驶过程中可能遇到的直行、转弯、变道等情况。在选择训练集和测试集的过程中,尽可能的包含多种角度信息。尽管本文实验所用隧道内行驶路程的数据中不涉大角度转弯情况,但通过分析算法性质,BP神经网络计算角度差的阶段是根据输入信息进行回归分析,若输入条件满足模型要求,网络可以预测出较为准确的航向角回归结果。

### 3 结 论

结合场景特征的提取和表达,本文提出了一种基于直线检测和数字地图匹配的车辆航向角估计方法,能够较为准确地估计车辆航向角。该方法利用改进的FLD直线检测算法对道路图像中的车道线场景信息进行特征提取,转化为直接可用的角度数值信息应用于航向角的估计中;并且,根据视觉图像和数字地图匹配,利用神经网络实现较长时间复杂环境下的车辆航向角估计。实验表明,该方法的航向角估计精度与现有估计方法以及普通测量传感器相比具有一定优势。由于数字地图内容的限制,实验中车辆航向与车道线方位角的角度差变化较为平稳,下一步计划研究本方法在车辆航向与车道线频繁发生大角度变化时的可行性,进一步验证本方法的实用性。

### 参考文献

[1] 李伟,杨文铂.基于多源信息融合的车辆定位系统设

- 计[J]. 自动化仪表, 2021, 42(2): 94-97.
- LI W, YANG W B. Design of vehicle positioning system based on multi-source information fusion [J]. Process Automation Instrumentation, 2021, 42(2): 94-97.
- [ 2 ] SHEN C, ZHANG Y, GUO X, et al. Seamless GPS/inertial navigation system based on self-learning square-root cubature kalman filter [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(1): 499-508.
- [ 3 ] 程建华, 王诺, 尚修能. 基于改进 UKF 的组合导航系统航向角估计方法研究[J]. 导航定位与授时, 2020, 7(3): 112-119.
- CHENG J H, WANG N, SHANG X N. Research on course angle estimation method of integrated navigation system based on improved UKF [J]. Navigation Positioning & Timing, 2020, 7(3): 112-119.
- [ 4 ] 熊璐, 陆逸适, 夏新, 等. 基于卫星导航/惯性单元松耦合的低速智能电动汽车航向角估计[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2020, 48(4): 545-551.
- XIONG L, LU Y SH, XIA X et al. Heading angle estimation of low-speed automated electric vehicle based on loosely coupled global navigation satellite system/inertial measurement unit integration [J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2020, 48(4): 545-551.
- [ 5 ] 罗远云, 艾菊梅. 基于电子罗盘航向角修正的行人航迹推算方法研究[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(7): 117-121.
- LUO Y Y, AI J M. Pedestriandead reckoning method research based on electronic compass heading angle correction [J]. Intelligent Computer and Application, 2020, 10(7): 117-121.
- [ 6 ] 邓平, 朱飞翔, 赵荣鑫. 一种基于航向角准确修正的惯性导航室内定位算法[J]. 中国惯性技术学报, 2020, 28(6): 716-722.
- DENG P, ZHU F X, ZHAO R X. An indoor inertial navigation and positioning algorithm based on accurate heading angle correction[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2020, 28(6): 716-722.
- [ 7 ] 李艳, 管斌, 王成宾, 等. 电子磁罗盘航向角误差推导及分析 [J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(7): 127-133.
- LI Y, GUAN B, WANG CH B. Deduction and analysis of heading angle error for electronic magnetic compass [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(7): 127-133.
- [ 8 ] MOHAMADABADI K, HILLION M. An automated indoor scalar calibration method for three-axis vector magnetometers [J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14(9): 3076-3083.
- [ 9 ] HOANG M L, PIETROSANTO A. Yaw/heading optimization by drift elimination on MEMS gyroscope[J]. Sensors and Actuators A-Physical, 2021, 325: 112691.
- [ 10 ] WU Z, YAO M, MA H, et al. Low-cost antenna attitude estimation by fusing inertial sensing and two-antenna gps for vehicle-mounted satcom-on-the-move [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(3): 1084-1096.
- [ 11 ] 杨元喜. 弹性 PNT 基本框架[J]. 测绘学报, 2018, 47(7): 893-898.
- YANG Y X. Resilient PNT concept frame [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Scnica, 2018, 47(7): 893-898.
- [ 12 ] MA F, KARAMAN S. Sparse-to-dense: Depth prediction from sparse depth samples and a single image[C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2018: 4796-4803.
- [ 13 ] SONG S, YU F, ZENG A, et al. Semantic scene completion from a single depth image[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1746-1754.
- [ 14 ] SHUNSUKE K, YANLEI G, HSU L T. GNSS/INS/on-board camera integration for vehicle self-localization in urban canyon [C]. 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2015: 2533-2538.
- [ 15 ] 张礼廉, 何晓峰, 毛军. 基于 CRC 二维码和车道线的 AGV 视觉导航技术[C]. 中国自动化学会. 2020 中国自动化大会(CAC2020)论文集, 2020:4.
- ZHANG L L, HE X F, MAO J. Visual navigation for AGV based on QR marker and lane [C]. Chinese Association of Automation. 2020 China Automation Congress (CAC2020), 2020:4.
- [ 16 ] XU Q, LI X, SUN Z, et al. A novel heading angle estimation methodology for land vehicles based on deep learning and enhanced digital map [J]. IEEE Access, 2019, 7: 138567-138578.
- [ 17 ] 徐晓哈, 谢云开, 李亚军. 大地主题解算实用算法[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(9): 2062-2068.
- XU X H, XIE Y K, LI Y J. A practical algorithm for solution of geodetic problem[J]. Science Technology and Engineering, 2012, 12(9): 2062-2068.
- [ 18 ] 吕侃徽, 张大兴. 基于改进 Hough 变换耦合密度空间聚类的车道线检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12): 172-180.
- LYU K H, ZHANG D X. Lane detection algorithm based on improved hough transform coupled density space

clustering [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(12): 172-180.

- [19] VON GIOI R G, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: A fast line segment detector with a false detection control [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 32(4): 722-732.
- [20] LEE J H, LEE S, ZHANG G, et al. Outdoor place recognition in urban environments using straight lines [C]. 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2014: 5550-5557.
- [21] 赵良玉, 金瑞, 朱叶青, 等. 基于点线特征融合的双目惯性 SLAM 算法 [J/OL]. 航空学报, 2021: 1-15.  
ZHAO L Y, JIN R, ZHU Y Q, et al. Stereo visual-inertial slam with point and line features [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021: 1-15.

## 作者简介



**彭雅慧**, 2020 年于中北大学获得学士学位, 现为东南大学硕士研究生, 主要研究方向为环境智能感知与定位。

E-mail: pyh@seu.edu.cn

**Peng Yahui** received her B. Sc. degree from the North University of China in 2020.

Now she is a M. Sc. candidate of Southeast University. Her main research interests include environment intelligent sensing and positioning.



**潘树国** (通信作者), 2007 年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为 GNSS 高精度定位与环境智能感知。

E-mail: psg@seu.edu.cn

**Pan Shuguo** (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Southeast University in 2007.

Now he is a professor, Ph. D. supervisor in Southeast University. His main research interests include GNSS high-precision positioning and environmental intelligent sensing.



**高旺**, 2018 年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学讲师, 主要研究方向为多传感器组合导航定位理论与方法。

E-mail: gaow@seu.edu.cn

**Gao Wang** received his Ph. D. degree in

2018 from Southeast University. Now, he is a lecturer in Southeast University. His main research interests include integrated positioning theory and method with multi-sensors.



**乔龙雷**, 2017 年于东南大学获得硕士学位, 现为东南大学博士研究生在读, 主要研究方向为多传感器组合定位理论与方法。

E-mail: qll@compassnav.com.cn

**Qiao Longlei** received his master degree in 2017 from Southeast University. Now, he is

a Ph. D. candidate in Southeast University. His main research interests include integrated positioning theory and method with multi-sensors.



**谭涌**, 2019 年于南京理工大学获得学士学位, 现为东南大学硕士研究生, 主要研究方向为视觉惯性 SLAM 与多传感器融合定位。

E-mail: tanyong@seu.edu.cn

**Tan Yong** received the B. Sc. degree from Nanjing University of Science and

Technology in 2019. He is a M. Sc. candidate of Southeast University. His main research interests include visual-inertial-SLAM and multi-sensor fusion positioning.



**孙迎春**, 2019 年于南京邮电大学获得学士学位, 现为东南大学硕士研究生, 目前的研究方向为目标检测。

E-mail: 220193288@seu.edu.cn

**Sun Yingchun** received her B. Sc. degree in 2019 from Nanjing University of

Posts and Telecommunications. Now she is a M. Sc. candidate of Southeast University. Her main research interest includes object detection.