

基于 BP 神经网络的可见光成像通信列车定位方法

张雁鹏^{1,2*}, 朱筱琪^{1,2}, 朱东亚^{1,2}, 肖夏³¹兰州交通大学自动化与电气工程学院, 甘肃 兰州 730070;²甘肃省人工智能与图形图像处理工程研究中心, 甘肃 兰州 730070;³天津大学微电子学院, 天津 300072

摘要 基于通信的列车控制(CBTC)系统的列车定位功能在保障列车安全运行方面具有重要作用。为了提高列车定位的实时性和准确性,依据地铁隧道内LED光源固有的布置方式,提出了一种基于BP神经网络(BPNN)和可见光成像通信相结合的列车定位算法。首先,在光条形码调制时将不同的特征变量引入身份识别(ID)信息中,使用BPNN对LED-ID信息分类识别,得到LED光源的位置信息,并通过惯性测量单元(IMU)获取相机成像时的姿态角;然后,结合图像传感器(IS)和LED光源之间的几何关系求出二者的相对位置,得到列车的位置坐标;最后,通过仿真实验验证了所提定位算法的有效性。研究表明:静态实验中的平均定位误差为2.31 cm,动态实验中的平均定位误差小于5 cm,而且所提定位算法仅需单个LED光源通信,平均定位时间为51.34 ms。所提方法提高了列车定位的实时性和精度,可以作为现有列车定位方法的补充。

关键词 光通信; 列车定位; 可见光成像通信; 基于通信的列车控制; BP神经网络

中图分类号 U284.93 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/CJL220899

1 引言

地铁作为主要的城市轨道交通工具之一,已成为许多大中型城市居民出行的重要选择。基于通信的列车控制(CBTC)系统是目前主流的地铁列车运行控制系统,在全国城市轨道交通市场中的占比超过了90%^[1]。CBTC系统通过接收到的列车位置信息实现对列车的实时追踪和控制。高精度的列车定位技术是保证列车安全运行的关键因素之一^[2]。目前,地铁列车常用的定位方法为测速定位,该方法利用测速传感器对列车运行距离和方向进行确认,然后结合其他信息计算并确定列车在线路上的实际位置^[3],能够较为准确地实现列车定位,但需要查询-应答器等其他定位设备的辅助。测速传感器在列车运行过程中会产生累积测量误差,因此需要采用多普勒雷达来减小累积误差对定位精度的影响^[4]。除此之外,计轴定位、全球卫星定位系统(GPS)定位^[5-6]、无线局域网(WLAN)定位、长期演进技术(LTE)定位等技术也是常用的列车定位手段。然而,以上列车定位技术都存在一些不足,如:定位精度较低,无法满足连续实时定位,抗干扰能力较弱,频谱资源有限,地铁沿线需要配置大量轨旁设备,维护费用昂贵等^[7-8]。因此,开发一种精度高、实时

性强、成本低的列车定位方法具有重要意义。

近年来,可见光通信(VLC)技术以其传输速率高、绿色环保、频谱资源免费等优势被广泛应用于众多领域^[9-11]。可见光定位技术是一项新兴的定位技术,其以定位精度高、设备成本低、抗干扰能力强、系统易于搭建等优势,逐渐成为各行业的研究热点^[12]。

目前,国内外学者在可见光定位方面进行了大量的研究工作。文献[13]提出了使用3个LED光源传输信息,通过相机接收LED光源图像并解码,利用列方程组得到终端位置信息的方法,该方法的定位精度可达到厘米级,但定位过程需要3个LED光源的位置信息。文献[14]提出了一种至少使用3个LED光源的室内定位算法,该算法可以实现1 cm的定位精度;但该方法也有一定的局限性,即大多数智能手机摄像头的视场角非常有限,在定位过程中,随着发送端数量增加,视图中的LED光源少于3个时将无法完成定位。文献[15]提出了一种结合重复单元和机器学习(ML)的定位算法,该算法实现了厘米级的定位精度,但未考虑定位的实时性。文献[16]利用共线条件将LED光源的三维坐标与图像传感器的二维坐标关联起来,同时使用六轴传感器确定接收端的方位,进而实现定位;在仿真实验中,该方法的定位精度为1.5 cm,

收稿日期: 2022-05-24; 修回日期: 2022-06-06; 录用日期: 2022-06-22; 网络首发日期: 2022-07-03

基金项目: 国家自然科学基金(62066024)、兰州交通大学-天津大学联合创新基金(2021060)、甘肃省高等学校青年博士基金(2022QB-068)、中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划重点课题(N2021G045)

通信作者: *zhangyanpeng@lzytu.edu.cn

但定位条件较多,在实际应用中的稳定性较差。文献[17]使用双图像传感器(IS)接收4个LED光源发送的位置坐标,同时通过几何关系进行定位,实现了厘米级的定位精度,但使用两个IS和获取4个LED光源的位置信息增加了定位算法的复杂度。文献[18]利用摄像头获得LED光源发送的身份识别(ID)信息,再利用姿态传感器获取姿态信息,实现了室内定位;该方法具有定位精度高、定位条件简单的优点,但通信距离只有1 m,无法满足较远距离的定位需求。

以上研究主要针对的是可见光室内定位,忽略了定位算法的实时性,且未考虑实际应用环境下LED光源的布置方式。本文针对地铁隧道内LED光源固有的布置方式,提出了一种基于BP神经网络(BPNN)和可见光成像通信相结合的列车定位方法。首先利用列车上方安装的互补金属氧化物半导体(CMOS)相机获取LED光源的相关信息,利用惯性测量单元(IMU)获取成像时相机的姿态角参数;然后利用机器学习对LED光源的图像进行特征提取,同时利用BPNN对LED光源的ID信息进行分类识别;最终结合IS和LED光源之间的几何关系计算出二者的相对位置,得到列车的位置坐标。

2 LED-ID信息的检测和识别

基于可见光成像通信的列车定位过程主要包括身份识别和定位算法两部分。针对地铁隧道环境,安装在列车头部上方的IS作为信息接收端,它只有准确识别隧道壁上LED光源的ID信息才能精确定列车位置。ID识别原理如下:将IS作为LED光源信息的接收端,利用IS的卷帘效应捕捉带有明暗条纹码的LED光源图像^[19](明条纹码代表码“1”,暗条纹代表码“0”),然后通过解析明暗条纹码得到LED光源发送的ID信息,再通过查询数据库找到ID信息码对应的数据信息,从而得到LED光源的位置信息。

利用通断键控脉冲宽度调制(PWM-OOK)技术和曼彻斯特编码技术调制每个LED光源,引入频率、占空比、距离等特征变量;通过图像处理技术提取LED光源图像中的上述特征,并利用机器学习中的BPNN技术对LED-ID进行分类和识别^[20]。验证实验表明,该方法不仅可以提高VLC的传输距离,还可以克服传统VLC-ID识别过程中图像被遮挡时ID信息无法被接收的缺点。LED-ID信息检测与识别流程如图1所示。

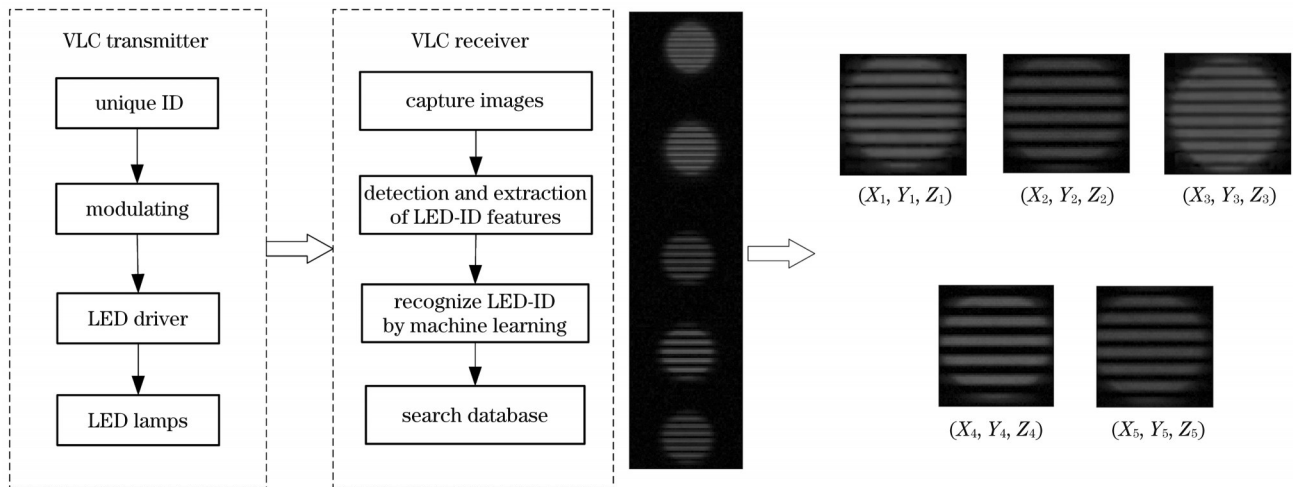


图1 基于BPNN的LED-ID检测与识别流程

Fig. 1 Detection and identification of LED-ID based on BP neural network (BPNN)

2.1 基于像素强度检测的LED感兴趣区域提取

在采用VLC技术的列车定位系统中,准确识别LED-ID信息是列车定位算法实现精准定位的关键;只有在获得LED光源的ID位置信息后,定位算法才能对列车的位置进行计算。IS的视场角(FOV)比较宽,所以IS在列车定位过程中通常会捕捉多个LED光源的ID信息,以满足不同情况下列车定位的需求。在对图像进行特征提取之前,需要找到LED光源的感兴趣区域(ROI)。利用像素强度检测获取LED-ROI的过程如图2所示。

LED-ROI区域提取步骤:先将IS捕捉的图像转化为灰度图像,再将灰度图像二值化,接着利用闭运算

连通明暗条纹码,最后使用行列边缘检测算法提取LED-ROI。行列边缘检测算法的思路如下:从图像平面左上角开始对行列像素值进行检测和计算,先从某张图像上方依次向下检测,当检测到某一行像素值不为0时,记录行数为 l_1 ;再继续向下检测,当检测到下面区域某行像素值再次为0时,记录行数为 l_2 。对列进行同样的处理,可检测得到列数 r_1 和 r_2 ,则LED光源的ROI可以表示为由 $[l_1, l_2]$ 与 $[r_1, r_2]$ 构成的矩形区域。通过上述方法可以得到图像中每个LED光源的ROI,再通过图像处理技术对获取的LED-ROI进行特征识别,就可以得到LED光源的ID信息,并获得每个LED光源在成像平面上的坐标信息;基于ID信息,查询数

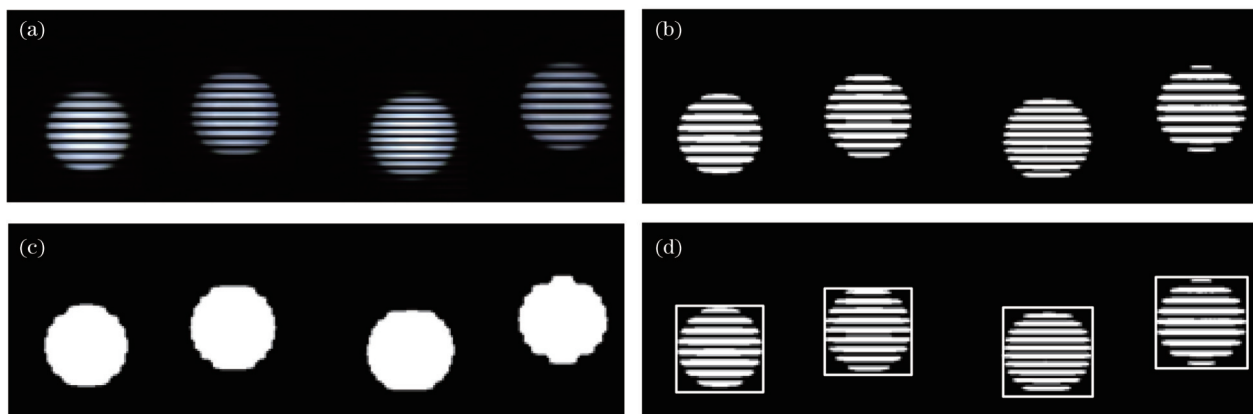


图 2 LED-ROI提取过程。(a)灰度图像;(b)图像二值化;(c)闭运算;(d)获取LED-ROI

Fig. 2 Extraction process of LED-ROI. (a) Gray scale images; (b) processing of binary images; (c) closing operation; (d) obtaining LED-ROI

据库找到对应的位置坐标,再利用几何关系求得IS与LED光源之间的相对位置,即可实现列车的精准定位。

1) 频率特征

频率特征主要由调制信号的频率决定,频率越高,LED光源闪烁得越快。在成像距离不变的前提下,LED光源闪烁得越快,明条纹的宽度越窄,其数量就会越多。为此,可以建立条纹数量与调制频率之间的映射关系,进而识别LED-ID频率特征。不同频率特征下的条纹图像如图3所示。

2) 面积特征

LED光源与IS之间的距离也会影响条纹数量,不同成像距离下得到的图像的条纹数量也不同,因而面积特征会对光条纹识别产生影响,如图4所示。对于同一个LED光源和IS,由于IS的扫描频率不变,明暗条纹在图像上的成像宽度不会改变,若LED光源与IS之间的距离变大,则成像面积就会减小,导致条纹数量减少。条纹数量与面积之比作为

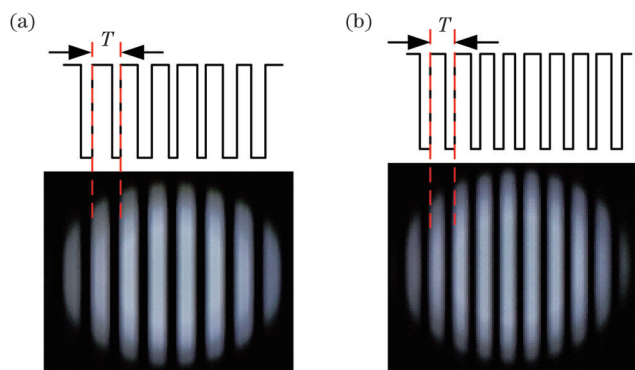


图 3 不同频率特征下的条纹图像。(a)调制信号频率为 1000 Hz;(b)调制信号频率为 1250 Hz

Fig. 3 Stripe images with different frequency features. (a) Modulated signal frequency is 1000 Hz; (b) modulated signal frequency is 1250 Hz

LED-ID 识别的特征之一,可以保证频率特征的独立性,使得在数据帧丢失的情况下也能够识别ID信息。

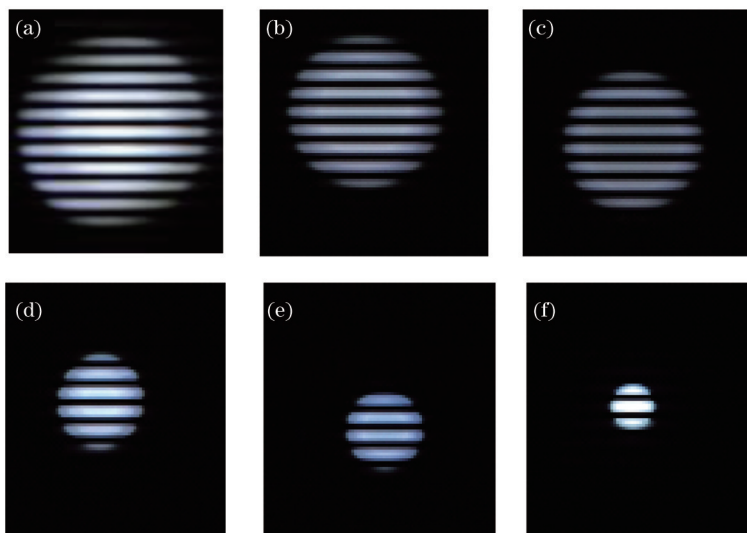


图 4 不同成像距离下的条纹图像。(a) 40 cm;(b) 50 cm;(c) 60 cm;(d) 80 cm;(e) 100 cm;(f) 130 cm

Fig. 4 Stripe images at different imaging distances. (a) 40 cm; (b) 50 cm; (c) 60 cm; (d) 80 cm; (e) 100 cm; (f) 130 cm

3) 占空比

占空比指的是成像平面中明暗条纹的宽度之比。占空比越大,在一个闪烁周期内明条纹所占比例就越大,如图 5 所示。占空比可由成像平面中明暗条纹的宽度表示,与成像距离、条纹数量无关。

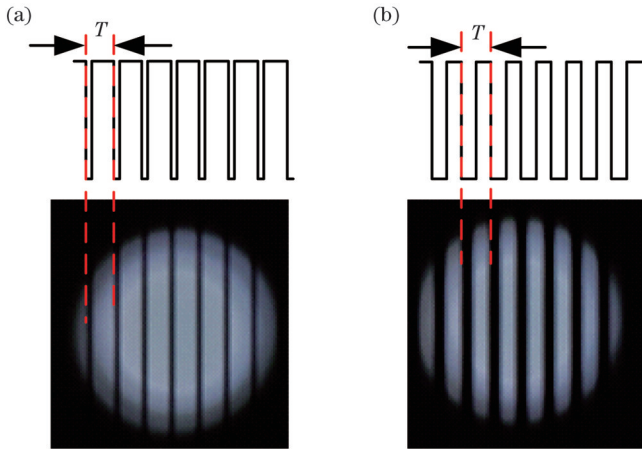


图 5 不同占空比下的条纹图像。(a)占空比为 80%;(b)占空比为 50%

Fig. 5 Stripe images with different duty cycles. (a) Duty cycle is 80%; (b) duty cycle is 50%

2.2 光条纹码 ID 特征提取

光条纹码特征提取主要是利用图像处理技术对 LED-ID 进行特征提取,但需要提前获取 LED 光源的 ROI。LED 光源图像的 ROI 提取过程如图 2 所示。在获得 LED 光源的 ROI 之后,通过特征识别方法提取 LED 光源的特征。图像识别与特征提取流程如图 6 所示。

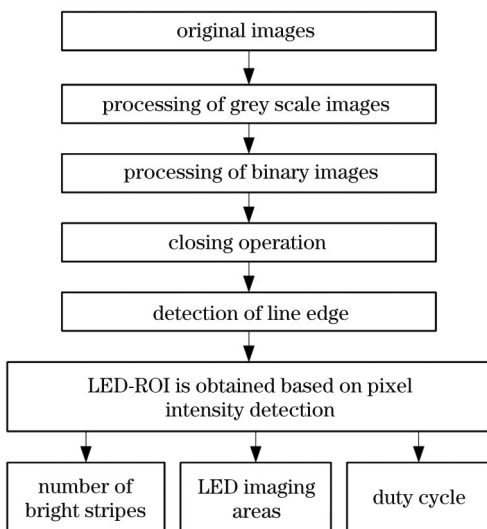


图 6 光条纹码图像识别与特征提取流程

Fig. 6 Process of image recognition and feature extraction of optical stripe code

1) 面积特征提取

通过提取 LED-ROI 可以获得 LED 光源在像素区域内的面积特征。如图 7 所示,设捕捉到的 LED-ROI

最左侧点的坐标为 (x_1, y) , 最右侧点的坐标为 (x_2, y) , 由此可以得出 LED 光源像素区域的直径为

$$d = x_2 - x_1, \tag{1}$$

从而,LED-ID 圆形区域的面积为

$$s = \pi \left(\frac{d}{2} \right)^2. \tag{2}$$

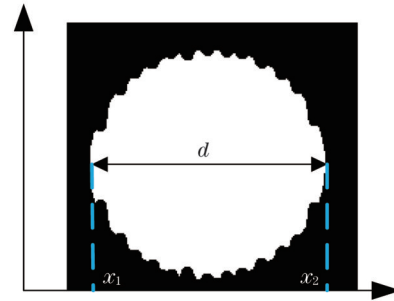


图 7 面积特征提取原理

Fig. 7 Principle of area feature extraction

2) 频率和占空比特征提取

只需要提取 LED-ROI 的中间列像素即可提取出频率和占空比特征,如图 8 所示,然后计算像素值为“1”(明条纹)的条纹宽度与像素值为“0”(暗条纹)的条纹宽度之比,即可求得占空比特征。频率特征提取只需添加一个计数器便可实现。

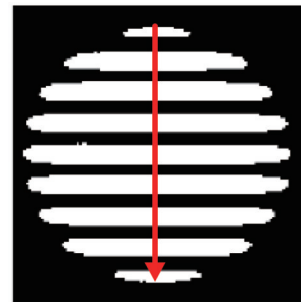


图 8 光条纹码频率与占空比特征提取原理

Fig. 8 Principle of feature extraction of frequency and duty cycle for optical stripes code

2.3 LED 光源 ID 信息识别

本文使用机器学习领域中的 BPNN 对不同的 LED-ID 进行分类。人工神经网络是基于大脑的生理学研究结果形成的一种模拟生物神经网络的数学模型,其中的自组织竞争神经网络和 BPNN 通常被用于分类和模式识别^[21]。BPNN 是应用最广泛的模型之一,其采用了误差最小原理,并利用递归方法在 BP 算法中求出每个节点的网络权重和阈值。引入 BPNN 对 LED-ID 信息进行分类识别可以优化阈值和降低定位误差。BP 神经网络描述如下:

设输入层和输出层的神经元个数分别为 a 和 c , 而且隐藏层的节点对 BPNN 的预测精度有影响。初始化网络:每层节点间的连接权重和阈值都是随机函数生成的 0~1 之间的数值;给定一个输入向量 $X_k = (x_k^i,$

$x_2^k, \dots, x_n^k)^T$ 和期望输出向量 $P_k = (p_1, p_2, \dots, p_c)^T$ 。

隐藏层和输出层的输出的计算公式分别为

$$y_i = f\left(\sum_j w_{ji} x_j - \theta_i\right) = f(t_i), \quad (3)$$

$$z_l = f\left(\sum_i v_{il} y_i - \theta_l\right) = f(s_l), \quad (4)$$

式中: y_i 是隐藏层的输出; w_{ji} 是输入层和隐藏层之间的权重; x_i 是输入; θ_i 是隐藏层的阈值; z_l 是输出层的输出; v_{il} 是隐藏层和输出层之间的权重; θ_l 是输出层的阈值; f 是 S 型激励函数 $f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$; s_i 和 s_l 分别为隐藏层和输出层节点的激活值。

输出节点的误差为

$$E = \frac{1}{2} \sum_k \left\{ t_k - f\left[\sum_i v_{il} f\left(\sum_j w_{ji} x_j - \theta_i\right)\right] \right\}^2, \quad (5)$$

式中: t_k 是输出节点的预期输出值。

通过修改输出层的权重和阈值, 用误差反向传播

修改每层的权重, 以最小化网络误差, 即

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta' \delta_j' x_i, \quad (6)$$

$$\theta_j(k+1) = \theta_j(k) + \eta' \delta_j', \quad (7)$$

式中: η' 为学习系数; δ_j' 为节点误差。

本文选用 3 层神经网络作为分类器即可满足特征数据的分类需求, 实验训练时使用的训练样本数为 300, 因此利用实验法来确定隐藏层的节点个数。最初设 $l=a$, 然后依次设 $l=a+1, l=a+2, l=2a, l=2a+1, l=2a+2, \dots, l=na, l=na+1, l=na+2$ 。其中, $l=2a+1$ 时训练效果较好, 因此本文使用 $l=2a+1$ 确认隐藏层与输入层的关系。在训练过程中有 3 种类型的特征数据, 即 $a=3$, 根据 $l=2a+1$ 可知隐藏层神经元个数为 7。因此, 构建了一个 3-7-n 的神经网络, 如图 9 所示。采用该网络结构进行训练, 可以实现对不同 LED 光源 ID 信息的识别。

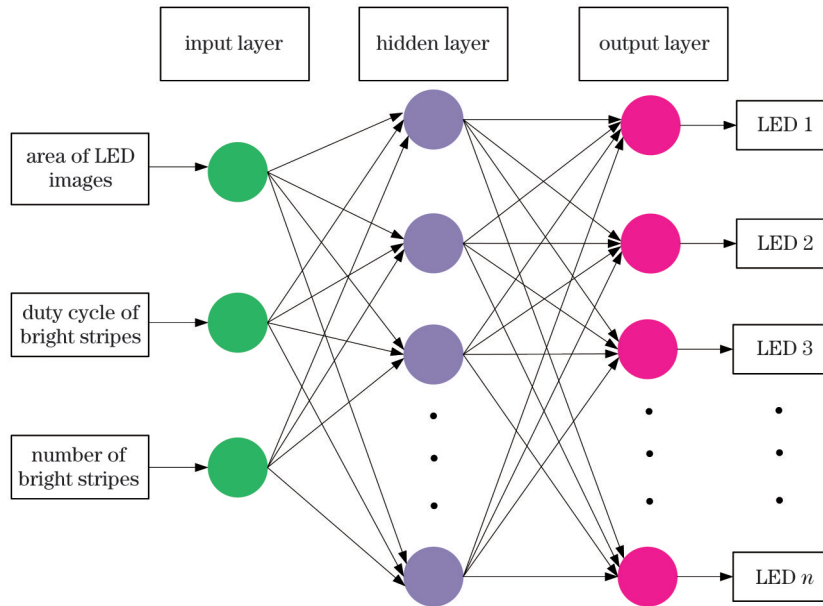


图 9 LED-ID 分类识别的 BPNN 结构

Fig. 9 BP neural network (BPNN) structure of classification recognition for LED-ID

3 基于双 LED 光源的可见光成像通信定位算法

地铁隧道内 LED 光源的布置与室内、矿井隧道内 LED 光源的布置不同。地铁隧道在施工过程中需要严格遵守技术标准, LED 光源间距是固定值。为此, 本文提出了基于双 LED 光源的可见光成像通信列车定位模型, 如图 10 所示。

依据图 10, 设 LED 1 光源的世界坐标为 (X_1, Y_1, Z_1) , LED 光源经过相机透镜后在 IS 平面上的投影点为 $L_k, k=1, 2$ 。通过 LED 光源的 ID 信息识别算法可以获得 LED 光源的位置坐标信息。两个 LED 光源之间的物理距离 d_{12} 已知, 相机透镜中心为 L 点, 将透镜中心位置 (X_L, Y_L) 作为所求定位终端的坐标, 相机透

镜中心点 L 到两个 LED 光源的距离为 $d_{kl}, k=1, 2$ 。以相机透镜中心点 L 为顶点, 利用三角形相似原理, 根据透镜焦距 f (相机参数) 和 IS 上 LED 光源中心位置可以求出 d_{kl} 。在计算过程中需要将像素坐标和图像坐标进行转换, 两者的转换关系如图 11 所示。其中, $u-v$ 是像素坐标系, $x-y$ 是图像坐标系, $O-X_c Y_c Z_c$ 是相机坐标系, $O-X_w Y_w Z_w$ 是世界坐标系, 4 个坐标系可以通过转换公式相互转换。

图像坐标系的坐标原点是相机光轴与成像平面的交点, x 和 y 是图像坐标系的坐标轴, $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ 是图像坐标系中 LED 光源中心的坐标, 坐标单位为 mm; 像素坐标系的单位为 pixel。在获得 LED 光源的像素坐标后, 根据像素坐标系与图像坐标系之间的关系, 可以得到两个 LED 光源在图像坐标系中的坐标, 则

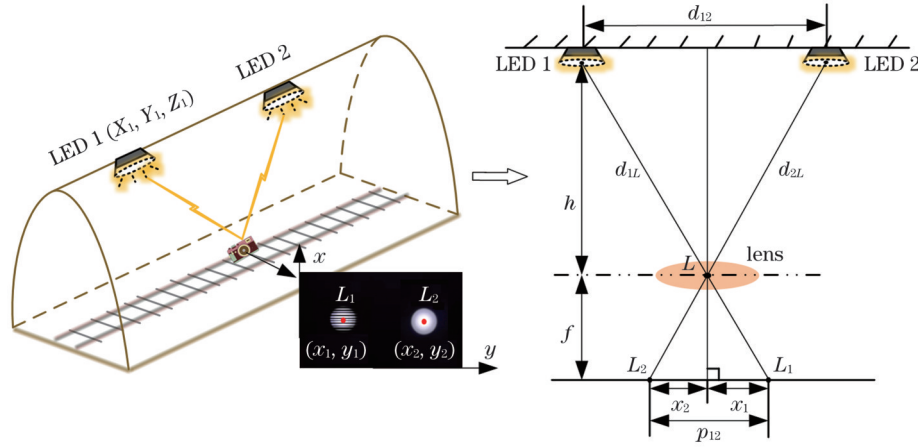


图 10 基于可见光成像通信的列车定位模型

Fig. 10 Train positioning model based on optical camera communication

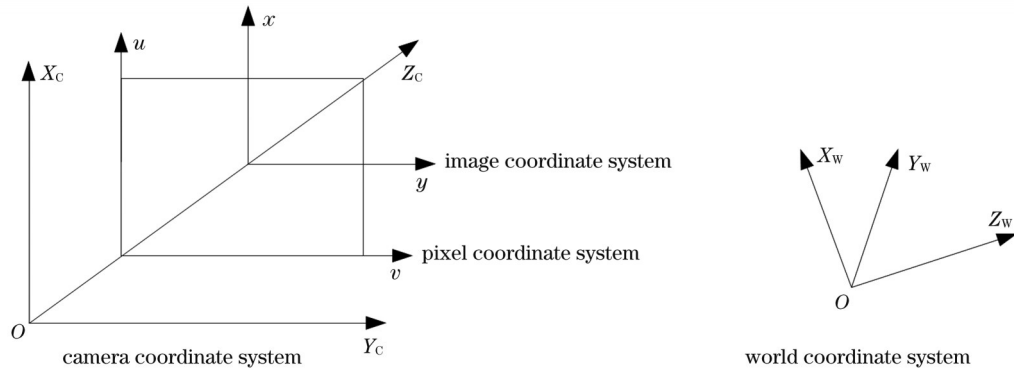


图 11 坐标系之间的关系

Fig. 11 Relationship between different coordinate systems

$$u = \frac{x}{d_x} + u_0, \quad (8)$$

$$v = \frac{y}{d_y} + v_0, \quad (9)$$

式中: d_x 和 d_y 表示相机在 x 方向和 y 方向上每行像素的尺寸, 即 $1 \text{ pixel} = d_x \text{ mm}$ 。

式(8)和式(9)在齐次坐标下的矩阵表示形式为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/d_x & 0 & u_0 \\ 0 & 1/d_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: (x, y) 是图像坐标系中的坐标; (u, v) 是像素坐标系中的坐标; (u_0, v_0) 是图像坐标系原点在像素坐标系中的坐标。

除此之外, 还可以获得 IS 中心点到 LED 图像中心的距离

$$p_k = \sqrt{x_k^2 + y_k^2}, \quad k = 1, 2, \quad (11)$$

IS 的两个 LED 图像区域的中心距离

$$p_{12} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}, \quad (12)$$

LED 光源和透镜平面的垂直距离

$$h = f \frac{d_{12}}{p_{12}}. \quad (13)$$

由此可得 IS 上 Z_c 轴的坐标

$$Z_L = Z_1 - h. \quad (14)$$

当图像坐标系与世界坐标系平行且坐标轴的方向相同时, 即 $(X_c, Y_c, Z_c) = (X_w, Y_w, Z_w)$ 时, 由三角形相似原理可得

$$\frac{X_L - X_1}{d_{12}} = \frac{x_1}{p_{12}}, \quad (15)$$

$$\frac{Y_L - Y_1}{d_{12}} = \frac{y_1}{p_{12}}. \quad (16)$$

在理想情况下, 基于式(15)和式(16)能够实现精确定位, 但在实际定位过程中, 相机坐标系和世界坐标系的坐标轴方向不能保证一致。当图像坐标系和世界坐标系不一致时, 由式(15)和式(16)求得的结果不能作为最终的定位结果, 此时引入姿态传感器提供的相机姿态信息 (翻滚角 α 、俯仰角 β 、方位角 γ) 形成旋转矩阵 R 来解决该问题。其中, 翻滚角 α 、俯仰角 β 、方位角 γ 分别是世界坐标系转换到相机坐标系时, X_c 轴、 Y_c 轴、 Z_c 轴绕相机坐标系旋转的角度, 如图 12 所示。

翻滚角维度的旋转形成矩阵 R_1 ,

$$R_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & \sin \alpha \\ 0 & -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix}, \quad (17)$$

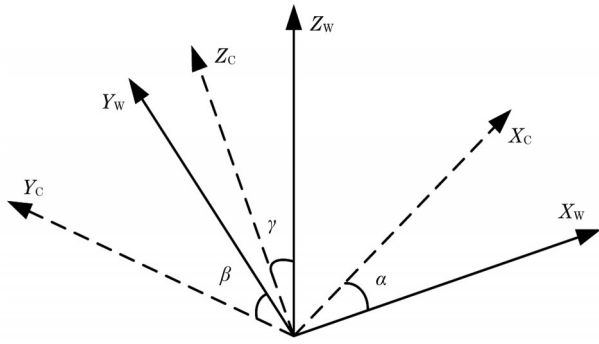


图 12 相机坐标系与世界坐标系之间的旋转关系

Fig. 12 Rotation relationship between camera coordinate system and world coordinate system

俯仰角维度的旋转形成矩阵 R_2 ,

$$R_2 = \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix}, \quad (18)$$

方位角维度的旋转形成矩阵 R_3 ,

$$R_3 = \begin{bmatrix} \cos \gamma & -\sin \gamma & 0 \\ \sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (19)$$

旋转矩阵 R 可以表示为 $R = R_1 \times R_2 \times R_3$, 基于该矩阵可以计算出定位终端的世界位置坐标 (X_w, Y_w, Z_w) , 即

$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X_L \\ Y_L \\ Z_L \end{bmatrix}. \quad (20)$$

4 仿真实验与分析

为了验证所提列车定位算法的有效性, 搭建了可见光成像通信的列车定位实验平台, 如图 13 所示。实验平台的空间尺寸为 $4 \text{ m} \times 1 \text{ m} \times 1.2 \text{ m}$, 左侧安装了 6 个 LED 光源, 光源间距为 0.8 m , 且每个 LED 光源都

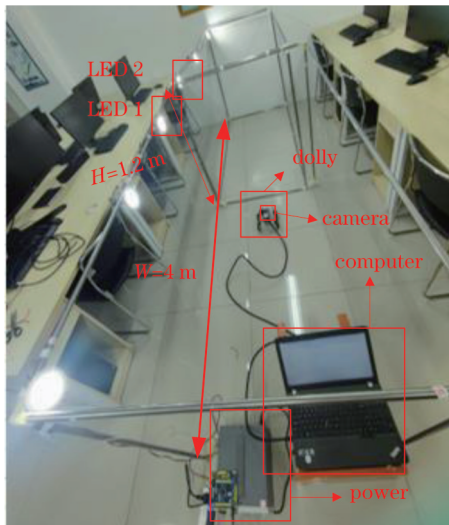


图 13 列车定位实验平台

Fig. 13 Experimental platform for train positioning

有唯一的标识符编码 (用于表示每个光源的位置信息)。通过 PWM-OOK 技术控制 LED 光源发射光信号, 使用 CMOS 相机捕捉 LED 光源, 相机放置于电动小车上, 小车最大运行速度为 4 m/s 。

为了验证列车定位算法的性能, 设隧道中线为 X 轴, Y 轴垂直于隧道中线并以指向安装 LED 光源的隧道壁一侧为正, Z 轴为 LED 光源距离地面的垂直高度, 小车沿 X 轴运动。实验共设置了 6 个 LED 光源, 初始时小车停在 Y 轴上, 小车的 X 坐标为 0, Y 坐标为 50, 即 LED 光源的坐标分别为 $(0, 50, 120)$ 、 $(80, 50, 120)$ 、 $(160, 50, 120)$ 、 $(240, 50, 120)$ 、 $(320, 50, 120)$ 和 $(400, 50, 120)$ 。由于 LED 光源的定位平面高度为 1.2 m , 在 $Z=0, 0.2, 0.4, 0.6 \text{ m}$ 的垂直高度处设置 20 个测试点 (接收平面), 则接收平面距定位平面分别为 $1.2, 1.0, 0.8, 0.6 \text{ m}$ 。测试点间距为 20 cm , 每个位置测试 5 次, 共测试 400 次, 取每个位置 5 次测量的平均值作为最终的定位结果。表 1 为实验中的各项参数, 测试点的可视化定位结果如图 14~17 所示。

表 1 实验参数

Table 1 Experimental parameters

Parameter	Value
Space size ($L \times W \times H$) / ($\text{m} \times \text{m} \times \text{m}$)	$2 \times 1.2 \times 0.8$
Focal length / mm	17.52
Height of camera / m	0-0.6 (resolution is 0.2)
Image size / (pixel \times pixel)	4112×2176
Camera exposure time / ms	0.05
Pixel size / ($\mu\text{m} \times \mu\text{m}$)	3.45×3.45
Horizontal field angle / ($^\circ$)	56.3
Power rating of LED lamps / W	7
Spaced LED lamps / m	0.4

$Z=0 \text{ m}$ 时的二维定位结果如图 14 所示, 圆形代表实际位置坐标, 米字形代表双 LED 光源定位算法计算得到的预测位置坐标。从图 14 中可以看出, 预测位置与实际位置匹配良好, 最大定位误差为 3.1 cm , 平均定位误差为 2.52 cm 。

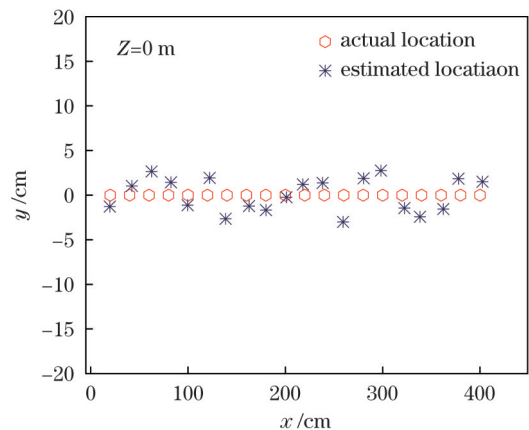


图 14 $Z=0 \text{ m}$ 时的二维定位结果

Fig. 14 Two-dimensional positioning results at $Z=0 \text{ m}$

$Z=0.2$ m 时的二维定位结果如图 15 所示,最大定位误差为 3.68 cm,平均定位误差为 2.27 cm。 $Z=0.4$ m 时的二维定位结果如图 16 所示,最大定位误差为 4.36 cm,平均定位误差为 2.41 cm。 $Z=0.6$ m 时的二维定位结果如图 17 所示,最大定位误差为 3.93 cm,平均定位误差为 2.06 cm。

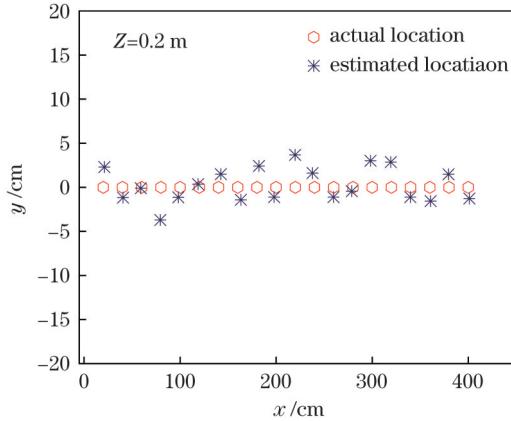


图 15 $Z=0.2$ m 时的二维定位结果

Fig. 15 Two-dimensional positioning results at $Z=0.2$ m

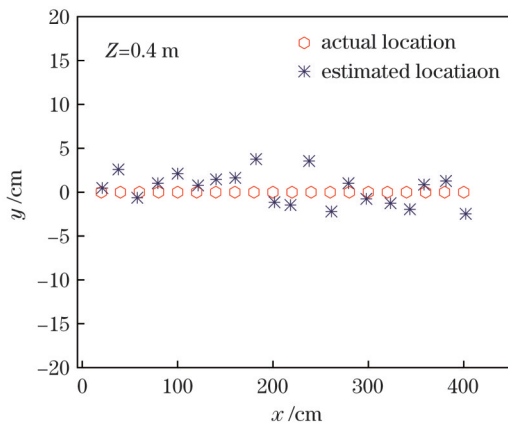


图 16 $Z=0.4$ m 时的二维定位结果

Fig. 16 Two-dimensional positioning results at $Z=0.4$ m

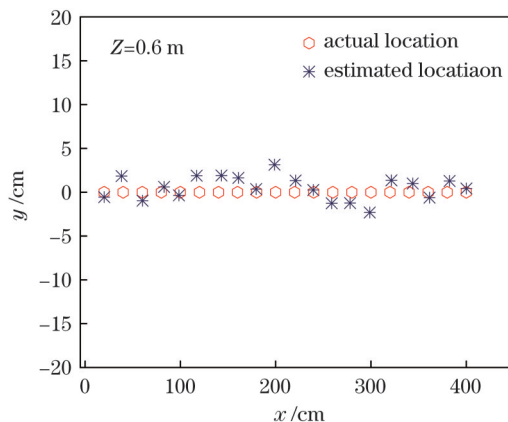


图 17 $Z=0.6$ m 时的二维定位结果

Fig. 17 Two-dimensional positioning results at $Z=0.6$ m

由图 14~17 可知,本文所提定位算法对定位终端的估计与真实位置匹配良好。为了直观地对比在垂直

高度 Z 取不同值时平均定位误差的变化,将 Z 分别为 0、0.2、0.4、0.6 m 时的平均误差进行对比,如图 18 所示。可见,平均定位误差在垂直高度 Z 变化时没有较大波动,说明所提定位算法基本不受垂直高度变化的影响。

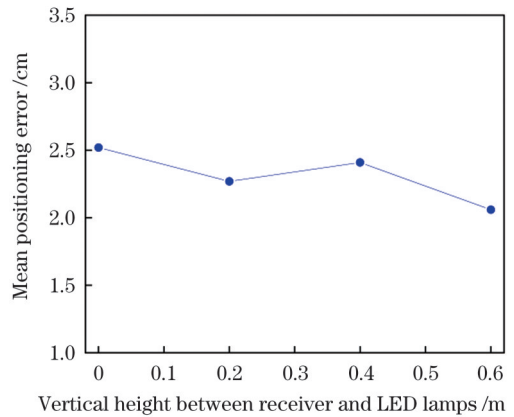


图 18 不同垂直距离时的平均定位误差对比

Fig. 18 Comparison of mean positioning error at different vertical distances

计算每个测试点的实际位置坐标与定位算法预测的坐标差值,取 $Z=0$ m 时的定位结果进行误差统计,误差分布如图 19 所示。在 $Z=0$ m 时,90.1% 的误差小于等于 2.650 cm,该定位精度符合 IEEE 1474.1 标准对 CBTC 系统列车位置测量分辨率(0.25~6 m)的要求。

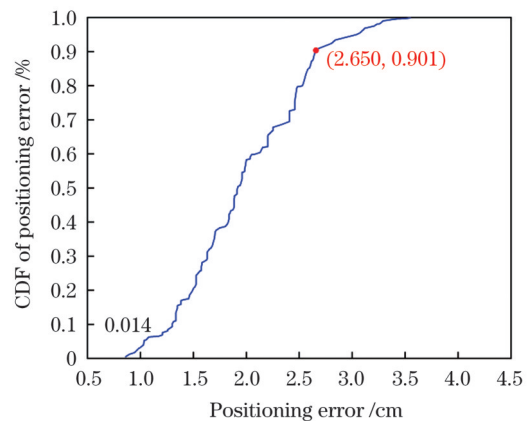


图 19 定位误差的累积分布

Fig. 19 Cumulative distribution function (CDF) of positioning error

为了验证在运动情况下列车定位算法的有效性,在同样的实验场景下,使小车沿着参考点作直线运动,实验中小车的速度保持在 4 m/s。采用列车定位算法对运动中的小车进行实时定位,定位轨迹如图 20 所示。可见,列车定位算法预测得到的位置坐标轨迹与实际运动轨迹基本一致,定位误差在 5 cm 以内。

实验表明,本文所提列车定位算法定位精度在厘米级,定位用时为毫秒级,而且列车与 LED 光源之间

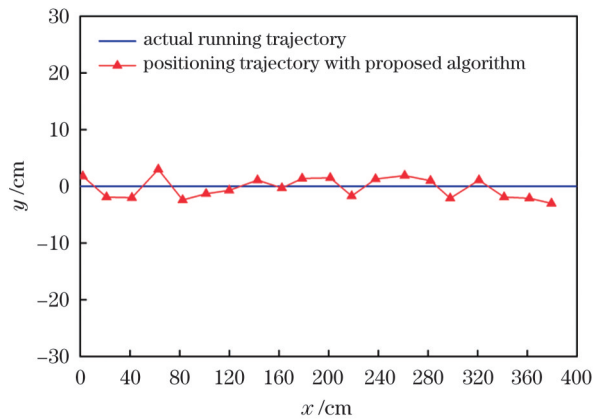


图 20 动态定位轨迹

Fig. 20 Dynamic positioning trajectory

的垂直距离对列车定位算法基本没有影响。由于实验环境限制,仅在实验室内进行了简易的动态定位实验,证明了该算法在低速运行情况下可以实现误差在 5 cm 以内的实时定位,1 s 内可以实现 20 次定位,定位时间为 51.34 ms,具有良好的实时性。

5 结 论

针对地铁隧道内 LED 光源固有的布置方式和列车定位需求,提出了一种基于 BPNN 和可见光成像通信相结合的地铁列车定位方法。该方法利用隧道内的 LED 光源作为通信发送端,在光条码调制过程中引入特征变量,使用 BPNN 对 LED-ID 进行分类识别,增大了通信距离。隧道内 LED 光源之间的间距固定,所以在通信过程中只需获得单个 LED 光源的 ID 信息即可满足定位需求,减少了定位时间。最后,在 4 m × 1 m × 1.2 m 的实验空间内验证了定位算法的有效性,在接收平面距定位平面分别为 1.2、1.0、0.8、0.6 m 的条件下实现了列车的精确定位,平均定位误差为 2.31 cm;动态定位性能测试中的定位误差在 5 cm 以内,1 s 内可以实现 20 次定位,定位时间为 51.34 ms,具有良好的实时性。该方法能够满足 IEEE 1474.1 标准对 CBTC 系统定位精度(0.25~6 m)的要求,可为地铁列车定位技术提供一种新的选择方案。

参 考 文 献

- [1] 张雁鹏, 胥亚丽, 马军民, 等. 基于可见光通信和接收信号强度检测的列车定位方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2021, 18(2): 485-493.
Zhang Y P, Xu Y L, Ma J M, et al. A novel method of train positioning using visible light communication and received signal strength indication[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2021, 18(2): 485-493.
- [2] 宁滨, 刘朝英. 中国轨道交通列车运行控制技术及应用[J]. 铁道学报, 2017, 39(2): 1-9.
Ning B, Liu C Y. Technology and application of train operation control system for China rail transit system[J]. Journal of the China Railway Society, 2017, 39(2): 1-9.
- [3] 莫志松, 安鸿飞. 新型列控系统列车综合自主定位技术研究[J]. 铁道学报, 2022, 44(1): 56-64.
Mo Z S, An H F. Research on comprehensive autonomous positioning technology of new train control system[J]. Journal of the China Railway Society, 2022, 44(1): 56-64.
- [4] 刘丹, 王剑, 姜维, 等. 列车组合定位系统定位精度评估方法研究[J]. 铁道学报, 2019, 41(11): 79-87.
Liu D, Wang J, Jiang W, et al. Research on positioning accuracy evaluation method for integrated train positioning system[J]. Journal of the China Railway Society, 2019, 41(11): 79-87.
- [5] 王剑, 周子健, 姜维, 等. GPS/BDS 联合解算的列车高精度实时定位方法[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(5): 286-296.
Wang J, Zhou Z J, Jiang W, et al. High-precision real-time positioning method of train based on GPS/BDS combined solution [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21 (5): 286-296.
- [6] 刘江, 蔡伯根, 王剑, 等. 基于轮轴测速辅助的列车卫星定位压制干扰检测方法[J]. 铁道学报, 2020, 42(10): 76-86.
Liu J, Cai B G, Wang J, et al. Odometer-aided jamming detection method for satellite-based train positioning[J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(10): 76-86.
- [7] IEEE. IEEE standard for communications-based train control (CBTC) performance and functional requirements: IEEE Std 1474.1—2004[S]. New York: IEEE Press, 2004.
- [8] 孙振乾, 唐康华, 吴美平, 等. 基于运动约束抑制制导误差的高速列车隧道内定位方法[J]. 西北工业大学学报, 2021, 39(3): 624-632.
Sun Z Q, Tang K H, Wu M P, et al. High-speed train positioning method based on motion constraints suppressing INS error in tunnel [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021, 39 (3): 624-632.
- [9] 王铠尧, 洪智勇, 曾志强. 可见光通信系统的符号定时偏移估计方法[J]. 光学学报, 2022, 42(7): 0706007.
Wang K Y, Hong Z Y, Zeng Z Q. Symbol timing offset estimation method for visible light communication systems[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(7): 0706007.
- [10] 贾科军, 魏少博, 蒯莹, 等. 可见光通信预编码码光正交频分复用系统的研究[J]. 光学学报, 2021, 41(17): 1706004.
Jia K J, Wei S B, Lin Y, et al. Research on precoding optical orthogonal frequency division multiplexing system in visible light communication[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(17): 1706004.
- [11] 张雁鹏, 朱东亚, 马军民, 等. 基于单目视觉和可见光成像通信的地铁列车定位[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(16): 1606001.
Zhang Y P, Zhu D Y, Ma J M, et al. Subway train positioning based on monocular vision and optical camera communication[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(16): 1606001.
- [12] IEEE. IEEE standard for local and metropolitan area networks: part 15.7: short-range optical wireless communications: IEEE 802.15.7—2018[S]. New York: IEEE Press, 2018.
- [13] Kim J Y, Yang S H, Son Y H, et al. High-resolution indoor positioning using light emitting diode visible light and camera image sensor[J]. IET Optoelectronics, 2016, 10(5): 184-192.
- [14] Liu Y. Decoding mobile-phone image sensor rolling shutter effect for visible light communications[J]. Optical Engineering, 2016, 55 (1): 016103.
- [15] Chuang Y C, Li Z Q, Hsu C W, et al. Visible light communication and positioning using positioning cells and machine learning algorithms[J]. Optics Express, 2019, 27(11): 16377-16383.
- [16] Horikawa S, Komine T, Haruyama S, et al. Pervasive visible light positioning system using white LED lighting[J]. IEICE Technical Report Circuits & Systems, 2004, 103(20): 93-99.
- [17] Rahman M S, Kim K D. Indoor location estimation using visible light communication and image sensors[J]. Internation Journal of Smart Home, 2013, 7(1): 99-113.
- [18] 管扬, 孙德栋, 殷树刚, 等. 基于成像通信的高精度可见光室内定位方法[J]. 中国激光, 2016, 43(12): 1206001.
Guan Y, Sun D D, Yin S G, et al. High precision visible light

- indoor positioning based on image communication[J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(12): 1206001.
- [19] Li J Y, Guan W P. The optical barcode detection and recognition method based on visible light communication using machine learning[J]. Applied Sciences, 2018, 8(12): 2425.
- [20] Xie C Y, Guan W P, Wu Y X, et al. The LED-ID detection and recognition method based on visible light positioning using proximity method[J]. IEEE Photonics Journal, 2018, 10(2): 7902116.
- [21] 赵黎, 韩中达, 张峰. 基于神经网络的可见光室内立体定位研究[J]. 中国激光, 2021, 48(7): 0706004.
- Zhao L, Han Z D, Zhang F. Research on stereo location in visible light room based on neural network[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(7): 0706004.

Train Positioning Using Optical Camera Communication with BP Neural Network

Zhang Yanpeng^{1,2*}, Zhu Xiaoqi^{1,2}, Zhu Dongya^{1,2}, Xiao Xia³

¹*School of Automation & Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, Gansu, China;*

²*Gansu Provincial Engineering Research Center for Artificial Intelligence and Graphics & Image Processing, Lanzhou 730070, Gansu, China;*

³*School of Microelectronics, Tianjin University, Tianjin 300072, China*

Abstract

Objective Subways are necessary to alleviate the pressure of public transportation in metropolises. Currently, communications-based train control (CBTC) systems are the mainstream train operation control systems for subways. And the train positioning information obtained by positioning technology is an important parameter for ensuring safe train operation. Traditional train-positioning methods include balises, inductive loops, axle counters, wireless local area networks (WLANs), and long-term evolution (LTE) technology, but the above methods are facing certain inevitable shortcomings and hard to completely meet the needs of continuous positioning. The main drawbacks to these methods cover high cost, difficulty of maintenance, low precision, susceptibility to electromagnetic interference, limited spectrum resources and so on. Therefore, it is of great practical significance to conduct research on a train positioning method with high positioning accuracy, strong real-time performance, and low cost. With the recent advances in visible light communication (VLC), the technology is widely used in many fields owing to its high transmission rate, considering lighting and communication, environmental protection, and free spectrum resources. In this study, optical camera communication technology was applied to CBTC systems, using light-emitting diode (LED) lamps in the tunnel as the transmitter of an optical camera communication system. A train positioning method is proposed based on optical camera communication with double LED lamps, which has advantages such as high positioning accuracy, excellent real-time performance, low cost, and strong anti-interference ability. It can be used as a supplement or alternative to the existing train positioning methods in CBTC systems and has broad application prospects.

Methods To improve the real-time performance and accuracy of train positioning, we propose a train positioning algorithm based on backpropagation (BP) neural network and optical camera communication. The proposed algorithm is divided into two parts: the detection and recognition of LED lamp information and a positioning algorithm of optical camera communication with double LED lamps. First, in the detection and recognition stage, the feature images of different LED lamps, such as frequency, area, and duty cycle, are obtained using an optical camera communication system. After training by machine learning based on the BP neural network, a training model is developed. Furthermore, in the train positioning stage, the imaging principle and geometric principle are adopted. The characteristics of the LED lamp images are extracted when the camera captures the images. After decoding, the identity (ID) information of the LED lamps is collected for the location coordinates of the lamps. Due to the distance between two adjacent LED lamps in the subway tunnel is 10 m (taking Chengdu Metro Line 1 as an example), the distance between the two adjacent LED lamps in the imaging plane can be determined using image processing technology. The focal length of the camera is provided, and the image coordinates of the LED lamps are calculated. Using geometric principles and coordinate conversion, the world coordinates of the train position can be determined. Finally, an experimental platform of optical camera communication for train positioning is established, and the proposed train positioning algorithm is verified by MATLAB. The static and dynamic performance of train positioning in the proposed algorithm is tested.

Results and Discussions To verify the effectiveness of the algorithm for train positioning, we set up an experimental platform for train positioning with a size of 4 m × 1 m × 1.2 m and arranged 20 test points for testing 400 times at four different vertical heights. The average of five tests at each position was taken as the final train positioning results for comparison. The experimental results show that the average positioning error in the proposed algorithm did not fluctuate significantly when the vertical height changed. Considering the positioning results with a vertical height of 0 for error statistics, 90.1% of the error was less than or equal to 2.650 cm. To verify the effectiveness of the proposed train positioning algorithm during operation, when a train was running at a speed of 4 m/s in the same scenario, the algorithm was used to determine the real-time train position. The experimental results show

that the position coordinates predicted by the proposed algorithm were basically the same as the actual trajectory coordinates, and the positioning error was within 5 cm. The positioning results could be obtained 20 times in 1 s, and the average positioning time was 51.34 ms. The positioning accuracy reached the centimeter level, and the positioning time was near the millisecond level using the proposed algorithm.

Conclusions Based on the fixed arrangement of LED lamps in subway tunnels, we attempted to apply optical camera communication technology to CBTC systems. We classified the information characteristics of the collected LED lamps through a BP neural network to identify the ID information of LED lamps, which can solve certain problems such as few addresses, more recognition conditions, and susceptibility to electromagnetic interference in signal modulation. In addition, when the location coordinates of a single LED lamp are found, the proposed algorithm can achieve positioning results and reduce the positioning time without affecting accuracy. In summary, the proposed algorithm can improve the real-time performance and accuracy of train positioning as a supplement or alternative to the existing train positioning methods in CBTC systems.

Key words optical communications; train positioning; optical camera communication; communications-based train control; back propagation neural network