

## 基于神经网络的可见光室内立体定位研究

赵黎, 韩中达\*, 张峰

西安工业大学电子信息工程学院, 陕西 西安 710021

**摘要** 现行可见光定位技术很难克服背景噪声和室内反射噪声的干扰, 导致系统的定位精度不稳定。鉴于此, 提出一种结合多次反射信道模型与神经网络的可见光室内三维定位算法。首先利用 BP(Back Propagation)神经网络拟合真实室内无线信道的参数值, 用于待测目标位置的粗定位。然后通过基于定位方差与欧氏距离相结合的定位误差约束模型, 逐步确定待测目标的具体位置。最后通过模拟仿真与实测定位实验验证所提算法的定位有效性。结果表明, 模拟定位阶段, 在  $4\text{ m} \times 4\text{ m} \times 3\text{ m}$  的立体定位模型中,  $0.5, 1.0, 1.5\text{ m}$  三个高度平面的三维定位平均误差为  $1.67\text{ cm}$ 。实测定位阶段, 在搭建  $0.8\text{ m} \times 0.8\text{ m} \times 0.8\text{ m}$  的立体室内空间中平均误差为  $3.65\text{ cm}$ 。

**关键词** 光通信; 可见光通信; 室内定位; BP 神经网络; 指纹数据

中图分类号 TN929.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202148.0706004

### 1 引言

随着无线移动通信技术的快速发展以及基于信息感知的分布式网络的普及, 基于位置服务的应用不断扩展。然而应用最广泛的 GPS (Global Positioning System) 定位及北斗定位仅适用于室外场景, 难以满足室内精确定位的需求<sup>[1-2]</sup>。虽然目前常用的室内定位技术 (红外线定位、超声波定位、蓝牙定位、WiFi 定位和 Zigbee 定位等) 可以提供从几米到几十厘米的定位精度, 但大多数无线射频通信定位系统会受到电磁的干扰, 使定位精度不能得到保障<sup>[3-4]</sup>。利用可见光进行室内定位是一种新型的室内定位技术, 其将照明与通信相结合具有传统无线射频通信定位系统不可比拟的优势, 近年来已经成为无线通信领域一个新的研究热点, 并被讨论作为第五代移动通信系统的室内接入方式之一, 说明其具有非常广阔的应用前景<sup>[5]</sup>。

可见光室内定位技术成为当今研究和应用的热点之一, 现阶段 LED (Light Emitting Diode) 室内定位技术还处于起步阶段, 但随着可见光通信技术的发展, 近几年可见光室内定位技术也发展迅速。室

内定位可分为整体室内定位和局部室内定位<sup>[6]</sup>, 常用的定位算法有基于临近相关系数的定位算法、基于捷联惯导航迹推算的定位算法以及基于定位场景分析和几何关系的定位算法等。按照实验使用传感器类型的不同主要有两大类型, 分别为高精度光电传感器和图像传感器<sup>[7]</sup>。

当采用图像传感器定位时, 成像过程中的量化误差会影响定位精度, 因此如何减小量化误差是图像传感器定位的一大难点<sup>[8-10]</sup>。然而国内外研究人员在图像传感器的成像定位技术上都有所突破, 如文献<sup>[9]</sup>对图像传感器成像定位法进行了适当改进, 采用双图像传感器成像定位法提高了定位精度, 文献<sup>[10]</sup>利用了 LED 与摄像头进行室内定位, 通过适当匹配 LED 灯闪烁频率与摄像头的曝光时间, 从而获取摄像头与 LED 的相对位置, 并结合接收端姿态传感器 (电子罗盘) 的数据实现定位功能。虽然采用图像传感器进行定位可以获得较高的定位精度, 但图像处理技术较为复杂, 成本较高, 导致其应用场景受限。基于到达角度 (AOA)、到达时间 (TOA) 均属于传统的定位算法, 但对定位要求严格, 不易在生活中实现, 为此采用基于 RSS 算法进行定位。当采

收稿日期: 2020-06-06; 修回日期: 2020-07-06; 录用日期: 2020-08-28

基金项目: 国家自然科学基金 (61271362)、陕西省科技厅一般项目-工业领域 (2020GY-054)、西安市科技计划 (2020KJRC0040)

\*E-mail: hzdtxgc@163.com

用光电探测器定位时,首先使用高灵敏度的光敏传感器(PD)对光强数据进行采集,然后利用最小二乘法等确定相对位置<sup>[11-12]</sup>。文献[11]使用三个 LED 发射光信号,使用 4 个传感器采集数据并采用线性逼近法进行二维平面的定位,定位误差高达 12.65 cm。文献[12]针对定位算法不收敛或误差偏大的问题,将距离信息引入加权因子中,提出了质心加权混合定位算法。虽然该算法可以在一定程度上减少背景噪声的影响,但不能很好地消除无线信道中的干扰,也就很难实现较高精度的室内定位。

人工神经网络具有非线性映射能力、自学习和自适应能力与泛化能力。为了提高定位精度,本文结合多次反射信道进行建模,使用神经网络对室内可见光信道参数进行学习,从而搭建神经网络训练模型,并设计基于定位方差与欧氏距离相结合的定位误差约束模型,可以有效提高可见光定位系统的室内定位精度。

## 2 可见光室内立体定位模型

### 2.1 空间定位模型

可见光室内定位房间模型如图 1 所示。立体空间模型中,为了满足国际照度的标准<sup>[13]</sup>,根据光照度补偿原理,顶部布置  $O$  个 LED 光源,其中第  $o(o \leq O)$  个 LED 光源坐标可以表示为

$$L_o = (x_o, y_o, z_o) \quad (1)$$

若达到立体定位的目的,需要在不同高度的平面和平面中不同位置分别对不同 LED 进行解码,从而获得光强数据,用来创建指纹数据库。

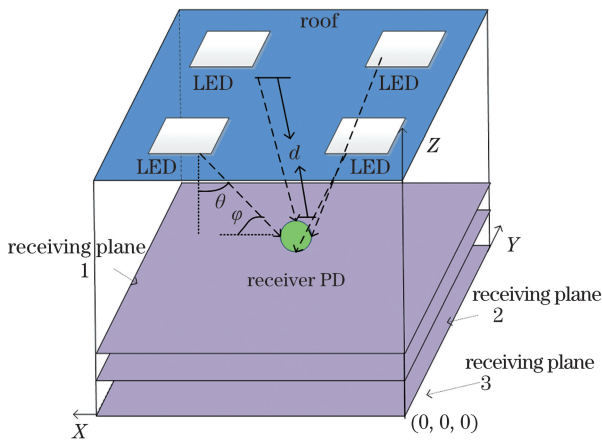


图 1 可见光室内定位房间模型

Fig. 1 Visible light indoor positioning room model

### 2.2 可见光定位信道模型

可见光室内立体定位系统的信道模型由 LED 信号源、信道和 PD 接收器组成。LED 安装在天花

板上,用以满足照明要求。接收器位于模型中的不同空间位置处,以便接收各个 LED 的光强信号。

位置信息经过调制与编码后,经过 LED 驱动电路后将电信号转为光信号,使用 PD 来接收各个 LED 的光强信号。室内可见光立体定位系统的信道参数包含直射视距链路(LOS)参数,另外还存在一阶反射和二阶反射等形式的信号,由于二阶反射信号在光信道中的脉冲响应所占比例较低,可忽略不计<sup>[14-15]</sup>。将 LED 视为朗伯光源<sup>[16]</sup>,其最主要的信道参数为直流增益,那么 LED 的辐射照度  $I(\theta)$  可表示为

$$I(\theta) = \frac{m_t + 1}{2\pi} \cos^{m_t}(\theta), \quad (2)$$

式中: $\theta$  为相对于 LED 垂直轴的发射角; $m_t$  为发射端的朗伯发光阶数,可表示为

$$m_t = -\frac{\ln 2}{\ln [\cos(\theta_{1/2})]}, \quad (3)$$

式中: $\theta_{1/2}$  为 LED 的半功率角。信道的直流增益可表示为

$$G = I(\theta) \cdot \frac{A}{d^2} \cdot T_s \cdot g \cdot \cos^{m_r}(\varphi), \quad (4)$$

式中: $A$  为光电探测器的有效面积; $\varphi$  为相对于接收轴的入射角; $T_s$  为光滤波器的增益; $g$  为聚光透镜增益; $d$  为发射端与接收端之间的距离; $m_r$  为接收端的朗伯发光阶数,表达式为<sup>[17]</sup>

$$m_r = -\frac{\ln 2}{\ln [\cos(\varphi_{1/2})]}, \quad (5)$$

式中: $\varphi_{1/2}$  为光电传感器的半功率角。墙壁、地面及室内其他具有反射特性的物体对光信号起到漫反射的作用,这会产生多径效应。光信道一阶反射的直流增益  $G_{REF}$  可表示为<sup>[18]</sup>

$$G_{REF} = \frac{m_t + 1}{2\pi d_1 d_2} \cdot dS_f \cdot A \cdot T_s \cdot \rho \cdot \cos \alpha \cdot \cos \beta \cdot \cos^{m_t}(\theta) \cdot \cos^{m_r}(\varphi), \quad (6)$$

式中: $d_1$  和  $d_2$  分别为 LED 到反射点及反射点到接收器之间的距离; $\rho$  为与反射体材料有关的系数; $dS_f$  为反射体的面积微元; $\alpha$  和  $\beta$  分别为反射光信号的入射角与出射角。根据光电二极管的特性,解调后电信号的电流与接收到光功率的强度成正比,单个 LED 的光辐射功率为  $P_t$ ,可见光辐射功率与实际接收到的电功率之间的关系可表示为<sup>[19]</sup>

$$P_r = \{RP_t [G + G_{REF}]\}^2 + \sigma_{noise}^2, \quad (7)$$

式中: $R$  为接收端 PD 的响应度; $\sigma_{noise}^2$  为总噪声方差,包含热噪声方差和散粒噪声方差。

### 3 基于神经网络的定位算法

神经网络在很多领域中都有很广泛的应用范围,其可以从大量的数据中提取关键信息,并已被应用于基于全球移动通信系统(GSM)的户外定位。为了减少无线光信道的漫反射对基于 RSS 的可见

光定位系统的干扰,提出一种典型的 BP(Back Propagation)人工神经网络与 RSS 指纹数据相结合的算法,从而实现高精度的可见光定位,其结构框架如图 2 所示, $w_{ij}$  和  $w_{jk}$  分别为从神经元  $i$  到  $j$  的连接权值和神经元  $j$  到  $k$  的连接权值, $i, j$  和  $k$  分别为第  $i, j$  或  $k$  个神经元, $K$  为每个平面上选取的样本数。

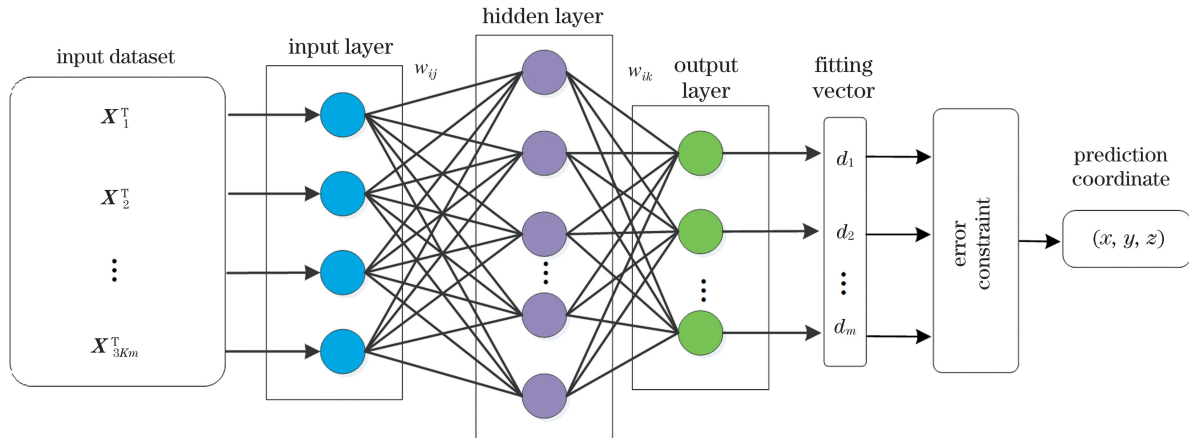


图 2 可见光定位神经网络的结构框图

Fig. 2 Structure diagram of visible light positioning neural network

神经网络可以分为三层,分别为输入层、隐藏层和输出层。神经网络的输入是来自不同 LED 的 RSS,输出是一个  $m$  维的向量,并且在隐藏层中有  $C$  个节点。基于 BP 神经网络的可见光室内定位算法的原理如图 3 所示,其中  $N$  为数据点所采集的总数。算法可以分为两大阶段,即训练阶段和测试阶

段。在训练阶段,将定位区域划分为许多较小的区域,采集每个小格点中心坐标中光源的光强度数据并将其作为神经网络的训练集,将训练集的数据输入神经网络中,目的是使实际输出值和期望输出值之间的误差最小。训练完成后,将光照强度数据输入训练后的人工神经网络中,输出得到拟合后的  $m$

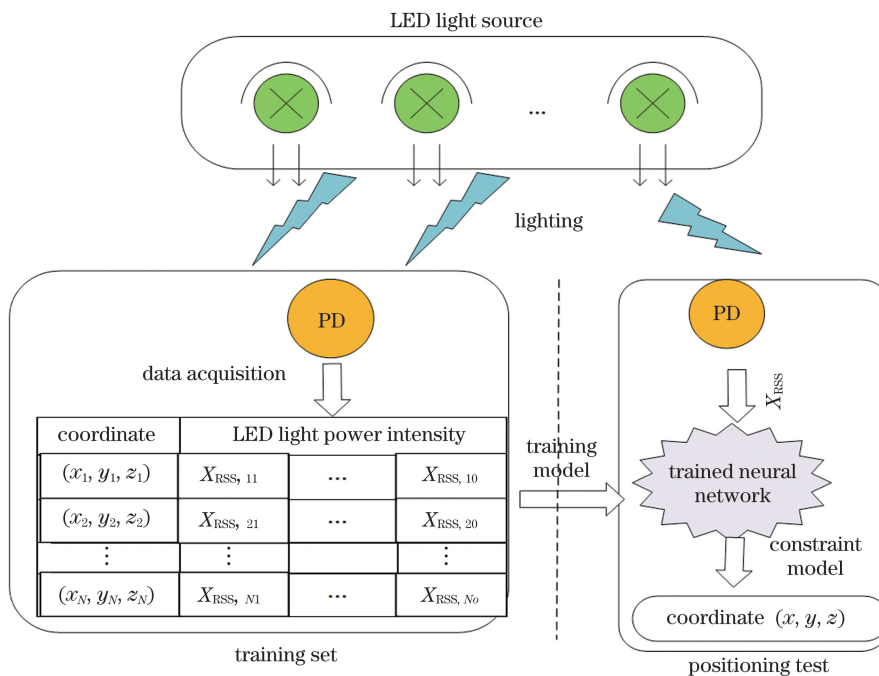


图 3 基于 BP 神经网络的定位原理

Fig. 3 Positioning principle based on BP neural network

维向量并使用误差约束模型对其进行计算,最终获得相应的预测坐标。

### 3.1 创建训练数据集

在高  $H=0.5, 1.0, 1.5$  m 的平面上分别随机选取  $N$  个点作为指纹数据集的参考点。使用指纹数据集分别测量每个参考点处每个 LED 光源的光功率,并分别记录到数据集中以构建数据库,其中第  $n$  个指纹点对应的记录信息为

$$F_n = (n, x_n, y_n, z_n, P_{n1}, P_{n2}, \dots, P_{no}), \quad (8)$$

式中:  $(x_n, y_n, z_n)$  为第  $n$  个指纹点的真实坐标位置;  $P_{no}$  为第  $n$  个指纹点在  $(x_n, y_n, z_n)$  处所接收到的第  $o$  个 LED 光源的光功率值。

### 3.2 训练神经网络模型

采集的指纹数据集在三个平面上的总样本数为  $3N$ , 选取每个平面上  $K$  个样本作为神经网络的训练输入集,即在  $3N$  个样本中选取  $3K$  个样本数据,用来训练神经网络模型。每个平面剩余的  $L(L+K=N)$  个样本作为测试集,用来测试训练好的模型和误差匹配。

输入层由  $i(i \geq 4)$  个神经元组成,训练过程中输入  $3K$  个样本的训练数据,其中不同的指纹点所接收到的  $o$  个 LED 光源的光功率矩阵作为输入训练集。输入训练集矩阵  $\mathbf{X}^T$  可表示为

$$\mathbf{X}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_{3K} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1i} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2i} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{3K1} & P_{3K2} & \dots & P_{3Ki} \end{bmatrix}^T, \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{X}_d = [P_{s1} P_{s2} \dots P_{so}] (0 < s \leq 3K)$  为训练集中第  $s$  个位置参考点所接收到的  $o$  个 LED 光源的光功率值组成的矩阵。

BP 神经网络的输出层包含三个神经元,训练模型的过程中,输出层不断反向传播定位误差,通过不断修正各层的权值和阈值来不断逼近实际的定位坐标,从而提高定位的准确度。

对于每一个训练样本,从前向后来计算每个神经元的输出。激发函数为单极 S 型函数,表达式为

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-ex)}, e > 0, \quad (10)$$

式中:  $e$  为倾斜参数。这种情况下,激发函数的微分可用激发函数来表示,其关系为

$$f' = ef(1 - f). \quad (11)$$

当有  $P'$  个样本模式时,系统的误差为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p'=1}^{P'} \sum_{k=1}^{L'} (d_{p'k} - v_{p'k})^2 = \sum_{p'=1}^{P'} E_{p'}, \quad (12)$$

式中:  $d_{p'k}$  为第  $p'$  个样本第  $k$  个输出的期望值;  $v_{p'k}$  为第  $p'$  个样本第  $k$  个输出的当前值。输出层中权系数的调整范围为

$$\Delta\gamma_k = -\eta e O_k (1 - O_k) (d_k - O_k), \quad (13)$$

式中:  $\eta$  为学习率;  $O_k$  为输出层第  $k$  个神经元净输出,  $O_k = f(I'_k)$ ,  $I'_k$  为输出层第  $k$  个神经元的净输入,  $I'_k = \sum_{j=0}^Q \tau_{jk} O_j$ 。

隐含层中权系数的调整范围为

$$\Delta\gamma_j = \eta \delta_j O_i = \eta e O_i O_j (1 - O_j) \sum_{k=1}^{L'} \delta_k \tau_{jk}, \quad (14)$$

式中:  $\delta_j$  为隐藏层第  $j$  个神经元的输出;  $O_i$  为输出层第  $k$  个神经元输出;  $O_j$  为隐含层第  $j$  个节点的输出;  $\delta_k$  为输出层第  $k$  个神经元输出。

### 3.3 测试数据集验证模型

将  $3L$  个测试集中的参考点及其对应接收的  $o$  个 LED 的光功率值矩阵代入训练完成后的 BP 神经网络模型中,此时神经网络的输入  $\overline{\mathbf{X}}^T$  可表示为

$$\overline{\mathbf{X}}^T = \begin{bmatrix} \overline{\mathbf{X}}_1 \\ \overline{\mathbf{X}}_2 \\ \vdots \\ \overline{\mathbf{X}}_{3L} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1i} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2i} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{3L1} & P_{3L2} & \dots & P_{3Li} \end{bmatrix}^T, \quad (15)$$

式中:  $\overline{\mathbf{X}}_q = [P_{q1} P_{q2} \dots P_{qi}] (0 < q \leq 3L)$  为测试集中第  $q$  个参考指纹点所接收到的  $o$  个 LED 光源的光功率值组成的矩阵,对应的输出矩阵为

$$\overline{\mathbf{D}}^T = \begin{bmatrix} \overline{\mathbf{D}}_1 \\ \overline{\mathbf{D}}_2 \\ \vdots \\ \overline{\mathbf{D}}_{3L} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \overline{d}_{11} & \overline{d}_{12} & \dots & \overline{d}_{1i} \\ \overline{d}_{21} & \overline{d}_{22} & \dots & \overline{d}_{2i} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \overline{d}_{3L1} & \overline{d}_{3L2} & \dots & \overline{d}_{3Li} \end{bmatrix}^T, \quad (16)$$

式中:  $\overline{\mathbf{D}}_q = [\overline{d}_{q1} \overline{d}_{q2} \dots \overline{d}_{qi}]$  为测试集中第  $q$  个位置距离  $o$  个 LED 光源的预测值组成的矩阵。

### 3.4 定位误差约束模型

假设待测位置的坐标为  $(x, y, z)$ , 那么与  $o$  个 LED 光源的距离可表示为

$$\begin{cases} d_1^2 = (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2 \\ d_2^2 = (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 + (z - z_2)^2 \\ \vdots \\ d_o^2 = (x - x_o)^2 + (y - y_o)^2 + (z - z_o)^2 \end{cases} \quad (17)$$

将(17)式展开以求解位置坐标,则可转化为  $\mathbf{e}_r = (\mathbf{D}\mathbf{X} - \mathbf{Y})^\top (\mathbf{D}\mathbf{X} - \mathbf{Y})$ , (18) 式中:  $\mathbf{e}_r$  为定位误差约束矩阵;  $\mathbf{D}$ 、 $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  分别为

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 2(x_o - x_1) & 2(y_o - y_1) & 2(z_o - z_1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 2(x_o - x_{o-1}) & 2(y_o - y_{o-1}) & 2(z_o - z_{o-1}) \end{bmatrix}, \quad (19)$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} L_1^2 - L_o^2 - (x_1^2 + y_1^2 + z_1^2) + (x_o^2 + y_o^2 + z_o^2) \\ \vdots \\ L_{o-1}^2 - L_o^2 - (x_{o-1}^2 + y_{o-1}^2 + z_{o-1}^2) + (x_o^2 + y_o^2 + z_o^2) \end{bmatrix}, \quad (20)$$

$$\mathbf{X} = [x \ y \ z]^\top. \quad (21)$$

对误差约束矩阵求导,可以得到

$$2\mathbf{D}^\top \mathbf{D}\mathbf{X} - 2\mathbf{D}^\top \mathbf{Y} = \mathbf{0}, \quad (22)$$

因为  $\mathbf{D}^\top \mathbf{D}$  为非奇异矩阵,则可以求得位置坐标

$$\mathbf{X} = (\mathbf{D}^\top \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^\top \mathbf{Y}. \quad (23)$$

## 4 仿真与实测

为了验证本文算法的理论有效性及定位的可靠性,分别进行三维模拟定位实验与实测定位实验。

### 4.1 模拟三维定位测试

在 4 m×4 m×3 m 大小的立体空间模型中进行仿真模拟,4 个 LED 光源的坐标分别为(1 m, 1 m, 3 m)、(1 m, 3 m, 3 m)、(3 m, 3 m, 3 m)和(3 m, 1 m, 3 m)。在垂直方向上分别取  $H=0.5, 1.0, 1.5$  m 三个平面,每个平面上划分出以 5 cm 为间距的矩形,每个矩形的尺寸为 5 cm×5 cm。每个小正方形中都选取一个参考指纹点,每个平面共选取 6561 个点。每个点接收 4 个 LED 光源的光功率以构建一个 4 维的向量模型,用于训练模型的输入集合。仿真参数如表 1 所示。

当  $H=0.5$  m 时,三维定位的整体结果如图 4 所示,其中三角代表真实位置的坐标,点表示 BP 神经网络测试出的位置坐标, $x$  轴与  $y$  轴表示位置坐标, $z$  轴表示对应坐标的定位误差。从图 4 可以看到,预测位置的坐标与实际位置并无较大偏离,最大误差为 7.10 cm,平均误差为 1.73 cm。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

Parameter	Value
Room model / (m×m×m)	4×4×3
LED bead power / W	5
LED bead half power angle / (°)	60
Luminous intensity of LED bead center / cd	21.5
Receiving area of photodetector / cm <sup>2</sup>	1
Noise bandwidth factor	0.562
System data transmission rate / (Mbit·s <sup>-1</sup> )	10
Amplifier noise current / (pA·Hz <sup>-1/2</sup> )	5
Focus lens gain	1.5
Optical filter gain	1
Conversion efficiency of photodetector	0.4

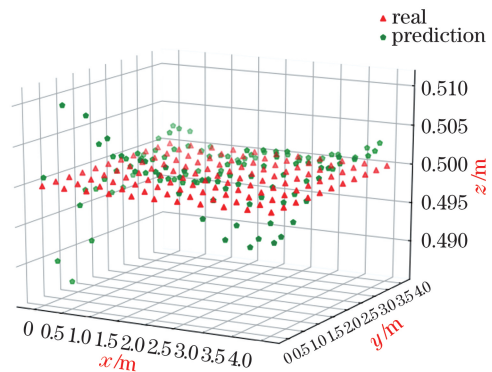


图 4  $H=0.5$  m 的定位误差三维分布图

Fig. 4 3D distribution of positioning error with  $H=0.5$  m

当  $H=1.0$  m 时,定位误差三维分布如图 5 所示。从图 5 可以看到,最大的定位误差为 5.56 cm,平均误差为 1.29 cm。

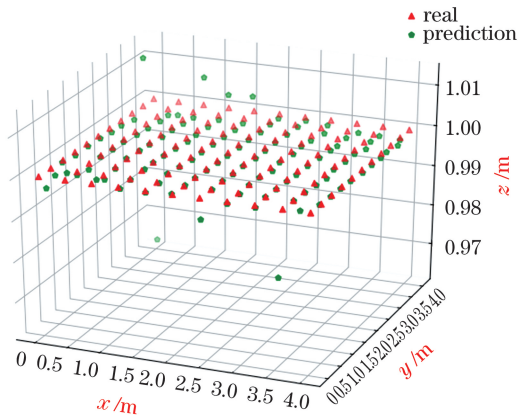


图 5  $H=1.0$  m 的定位误差三维分布图

Fig. 5 3D distribution of positioning error with  $H=1.0$  m

当  $H=1.5$  m 时,定位误差三维分布如图 6 所示。从图 6 可以看到,最大的定位误差为 12.38 cm,平均误差为 3.85 cm。

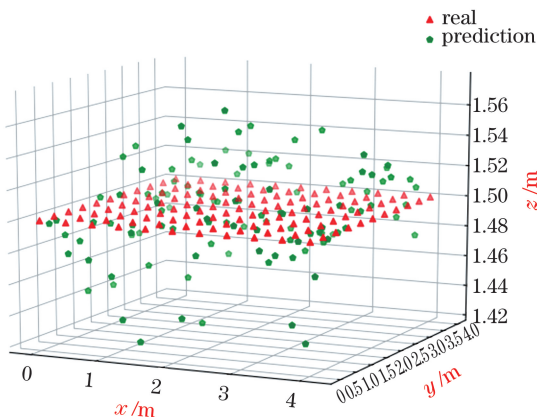


图 6  $H=1.5$  m 的定位误差三维分布图

Fig. 6 3D distribution of positioning error with  $H=1.5$  m

通过测试每个点的实际坐标与 BP 神经网络预测坐标的差值,在每个平面上选取 121 个点进行误差统计。当  $H=0.5, 1.0, 1.5$  m 时,三个高度平面的误差分布如图 7~9 所示。从图 7~9 可以看到,在 0.5 m 的高度平面上,有 90.1% 的误差在 3 cm 以内,在 1.0 m 的高度平面上,其中定位误差小于 3 cm 的占 91.7%,在 1.5 m 的高度平面上,定位误差在 3 cm 以内占 41.7%。

对三个高度平面进行定位测试,总体的三维定位平均定位误差为 1.67 cm。采用文献[2]提出的基于神经网络的可见光定位算法测得该实验数据的平均误差为 6.23 cm,说明所提的定位算法定位误差小,定位精度高。

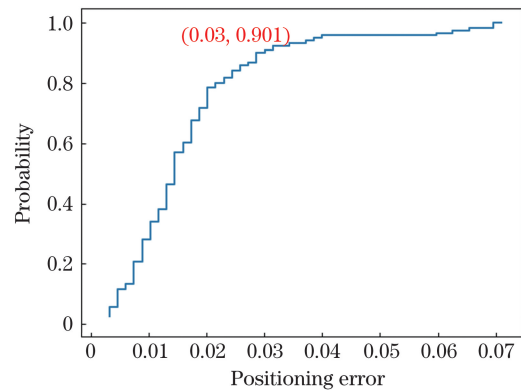


图 7  $H=0.5$  m 的定位误差累积分布

Fig. 7 Cumulative distribution of positioning error with  $H=0.5$  m

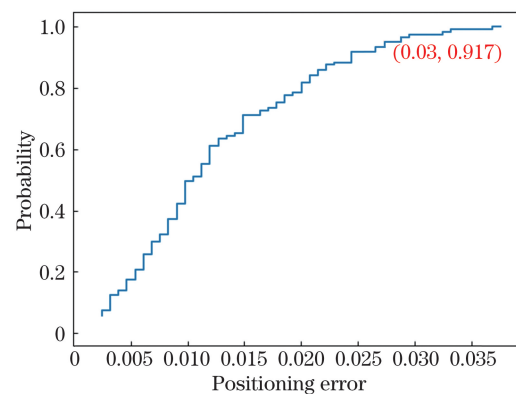


图 8  $H=1.0$  m 的定位误差累积分布

Fig. 8 Cumulative distribution of positioning error with  $H=1.0$  m

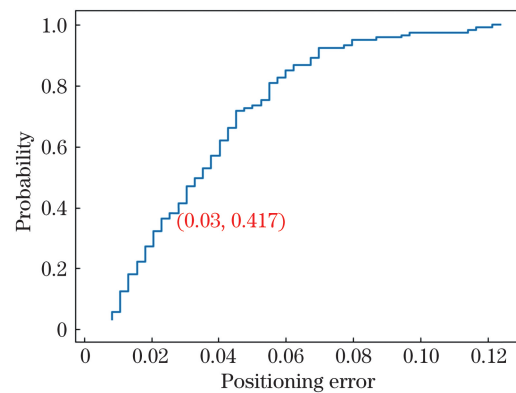


图 9  $H=1.5$  m 的定位误差累积分布

Fig. 9 Cumulative distribution of positioning error with  $H=1.5$  m

#### 4.2 实测定位测试与分析

为了进一步验证所提定位算法的定位可靠性,在长宽高各为 0.8 m 的立体空间中搭建图 10 的实验平台。以横纵坐标各 10 cm 为间隔,在实验平台的底部平面上画出定位格点。在顶部布置 4 颗 LED 光源。首先确定定位路径,对各个光源的强度

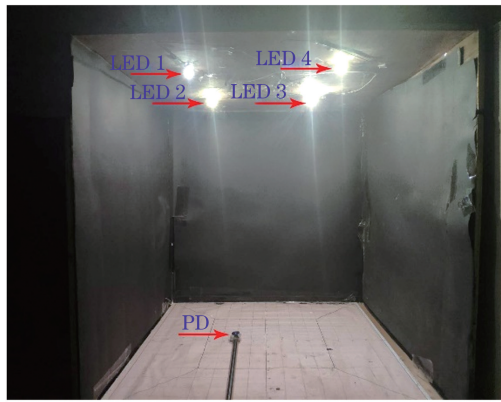


图 10 实际实验平台

Fig. 10 Actual experimental platform

值采集 50 次, 然后对强度值进行排序以去除极值,

最后对极值取平均, 作为该点的强度数据。

采集的部分数据如表 2 所示, 分别表示 LED 1、LED 2、LED 3 和 LED 4 的光强度值及对应的位置坐标。将采用所提的定位算法得到的数据与仿真得到的数据进行相同操作, 即将数据导入神经网络中并进行处理与训练。

对选取的 81 组训练数据与 16 组位置数据进行多次定位测试, 定位误差分布如图 11 所示。从图 11 可以看到, 平均定位误差为 3.65 cm。与文献[13]多点标定定位实验相比, 在相同的定位空间中, 所提算法实测的平均定位误差降低了 3 cm, 说明所提算法的实测定位精度高, 定位效果稳定。

表 2 实测的部分实验数据

Table 2 Part of measured experimental data

Light intensity					Coordinates	Light intensity				Coordinates
LED 1/lx	LED 2/lx	LED 3/lx	LED 4/lx	LED 1/lx		LED 2/lx	LED 3/lx	LED 4/lx		
72.72	61.56	56.16	61.20	(0,0,0)	61.20	54.36	47.52	52.20	(0.05,0.05,0)	
66.52	58.30	51.84	56.52	(0,0,1,0)	50.04	51.48	41.04	43.56	(0.05,0.25,0)	
57.24	55.08	44.82	50.04	(0,0,2,0)	39.60	52.56	34.38	34.20	(0.05,0.45,0)	
48.60	50.40	39.06	41.22	(0,0,3,0)	28.98	50.76	29.70	27.18	(0.05,0.65,0)	
45.72	53.28	38.06	40.02	(0,0,4,0)	60.84	56.52	55.44	64.08	(0.25,0.05,0)	
38.34	51.48	31.14	29.34	(0,0,5,0)	55.80	56.88	52.56	57.60	(0.25,0.25,0)	
32.22	50.04	29.52	27.36	(0,0,6,0)	43.20	53.28	39.06	36.36	(0.25,0.45,0)	
25.56	46.02	25.74	22.77	(0,0,7,0)	33.12	55.80	42.48	34.20	(0.25,0.65,0)	
22.23	41.76	23.58	20.43	(0,0,8,0)	45.90	48.24	59.04	58.32	(0.45,0.05,0)	
60.84	62.68	60.48	64.44	(0,1,0,0)	47.16	52.92	56.16	66.60	(0.45,0.25,0)	
69.48	63.72	61.20	69.12	(0,1,0,1,0)	37.80	44.46	50.04	46.44	(0.45,0.45,0)	
55.24	59.40	46.44	49.08	(0,1,0,2,0)	27.18	43.56	42.30	35.10	(0.45,0.65,0)	
53.64	57.60	48.96	51.20	(0,1,0,3,0)	47.16	49.32	57.96	69.84	(0.65,0.05,0)	
48.96	59.04	42.64	45.72	(0,1,0,4,0)	44.28	47.16	59.76	66.60	(0.65,0.25,0)	

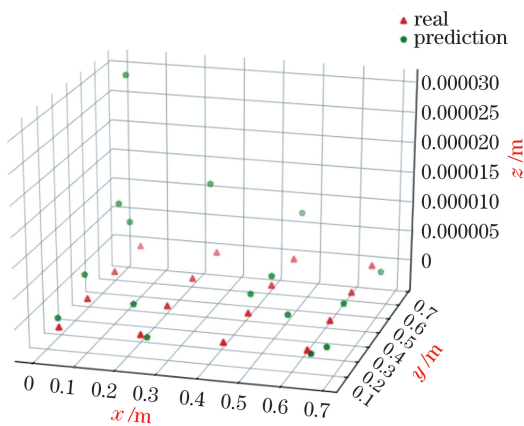


图 11 实测的定位误差分布

Fig. 11 Distribution of measured positioning error

## 5 结 论

针对传统基于 RSS 的可见光室内定位系统易受背景噪声和室内反射噪声干扰的问题, 提出一种基于神经网络的可见光室内定位模型, 该模型结合多次反射信道参数进行建模, 使用神经网络对室内可见光信道参数进行学习, 搭建神经网络训练及测试模型, 并通过基于定位方差与欧氏距离相结合的定位误差约束模型进行有效修正, 可显著提高可见光系统室内定位精度, 从而实现精准定位。最后, 将该算法应用在 4 m×4 m×3 m 的室内房间模型中, 实现接收平面距地面分别为 0.5, 1.0, 1.5 m 的精确定位, 平均定位误差为 1.67 cm, 在 0.8 m×

0.8 m×0.8 m 的立体空间中进行实际定位测试,平均误差为 3.65 cm,为可见光室内三维定位技术提供一种可行的方案。

### 参 考 文 献

- [1] Liu H, Darabi H, Banerjee P, et al. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2007, 37(6): 1067-1080.
- [2] Huang H Q, Yang A Y, Feng L H, et al. Artificial neural-network-based visible light positioning algorithm with a diffuse optical channel [J]. *Chinese Optics Letters*, 2017, 15(5): 050601.
- [3] Guan W P, Wu Y X, Wen S S, et al. Indoor positioning technology of visible light communication based on CDMA modulation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(11): 1106006.  
关伟鹏, 吴玉香, 文尚胜, 等. 基于 CDMA 调制的可见光通信室内定位技术的研究 [J]. *光学学报*, 2016, 36(11): 1106006.
- [4] Kang Y, Ke X Z. Multi-dimensions encoding scheme for visible light communication system [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(2): 0205001.  
亢焯, 柯熙政. 可见光通信中的多维编码 [J]. *中国激光*, 2015, 42(2): 0205001.
- [5] Chizari A, Jamali M V, Abdollahramezani S, et al. Visible light for communication, indoor positioning, and dimmable illumination: a system design based on overlapping pulse position modulation [J]. *Optik*, 2017, 151: 110-122.
- [6] Mostafa A, Lampe L. Optimal and robust beamforming for secure transmission in MISO visible-light communication links [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(24): 6501-6516.
- [7] Xu Y F, Zhao J Q, Shi J Y, et al. Reversed three-dimensional visible light indoor positioning utilizing annular receivers with multi-photodiodes [J]. *Sensors*, 2016, 16(8): 1254.
- [8] Hossen M S, Park Y, Kim K D. Performance improvement of indoor positioning using light-emitting diodes and an image sensor for light-emitting diode communication [J]. *Optical Engineering*, 2015, 54(4): 045101.
- [9] Moon M G, Choi S I, Park J, et al. Indoor positioning system using LED lights and a dual image sensor [J]. *Journal of the Optical Society of Korea*, 2015, 19(6): 586-591.
- [10] 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.  
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.
- [11] Wang P F, Guan W P, Wen S S, et al. High precision indoor visible three-dimensional positioning system based on immune algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(10): 1006007.  
王鹏飞, 关伟鹏, 文尚胜, 等. 基于免疫算法的高精度室内可见光三维定位系统 [J]. *光学学报*, 2018, 38(10): 1006007.
- [12] Ma F L, Xu Y, Xu P. 2D-TDOA passive location based on geodetic longitude and latitude [J]. *Journal on Communications*, 2019, 40(5): 136-143.  
马方立, 徐扬, 徐鹏. 基于大地经纬度的二维 TDOA 无源定位 [J]. *通信学报*, 2019, 40(5): 136-143.
- [13] Liu Z G, Zhao L, Zhu T, et al. Research of indoor positioning and illuminating systems based on visible light [J]. *Laser Technology*, 2018, 42(5): 646-650.  
刘智港, 赵黎, 朱彤, 等. 兼顾照明的室内可见光定位系统研究 [J]. *激光技术*, 2018, 42(5): 646-650.
- [14] Wang X D, Hu Q Q, Wu N. High accuracy indoor visible light positioning algorithm [J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2015, 26(5): 862-868.  
王旭东, 胡晴晴, 吴楠. 高精度室内可见光定位算法 [J]. *光电子 • 激光*, 2015, 26(5): 862-868.
- [15] Zhang Q, Yue D W. Design of indoor receiver using multiple-input and multiple-output ACO-OFDM visible light communication system [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(1): 0106001.  
张琦, 岳殿武. 室内 MIMO ACO-OFDM 可见光通信系统接收机设计 [J]. *中国激光*, 2020, 47(1): 0106001.
- [16] Gfeller F R, Bapst U. Wireless in-house data communication via diffuse infrared radiation [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1979, 67(11): 1474-1486.
- [17] Ye Z W, Ye H Y, Nie X Y, et al. High-accuracy visible light positioning method based on received signal strength indicator [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(3): 0306002.  
叶子蔚, 叶会英, 聂翔宇, 等. 基于接收信号强度检测的高精度可见光定位方法 [J]. *中国激光*, 2018, 45(3): 0306002.
- [18] Xu Y Q, Chen Z T, Yuan T, et al. Design of high precision positioning system for indoor visible light communication [J]. *Chinese Journal of Luminescence*, 2019, 40(1): 106-114.  
许毅钦, 陈志涛, 袁涛, 等. 室内可见光通信高精度定位系统设计 [J]. *发光学报*, 2019, 40(1): 106-114.
- [19] Xu Y, Wang X X. Indoor positioning algorithm of



subregional visible light based on multilayer ELM [J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2019, 46(10): 125-132.

徐岩, 王昕昕. 多层 ELM 分区域可见光室内定位算法[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2019, 46(10): 125-132.

## Research on Stereo Location in Visible Light Room Based on Neural Network

Zhao Li, Han Zhongda\*, Zhang Feng

*School of Electronic Information Engineering, Xi'an Technology University, Xi'an, Shaanxi 710021, China*

### Abstract

**Objective** With the rapid development of the Internet of Things industry, the demand for indoor positioning solutions is increasing. Visible light indoor positioning technology has attracted increasing attention in research and application development. Currently, LED indoor positioning technology is still in its infancy. However, with the development of visible light communication technology, the visible light indoor positioning industry has also developed rapidly in recent years. Visible light indoor positioning is a new positioning technology that combines lighting and communication. Compared with traditional indoor wireless positioning methods, it has the advantages of low cost, no electromagnetic interference, high positioning accuracy, and broad prospects. However, existing visible light positioning technology has difficulty in handling background noise interference and indoor reflection noise, which leads to unstable positioning accuracy. An artificial neural network (ANN) is capable of nonlinear mapping, self-learning, self-adaptation, and generalization. Additionally, ANNs can extract key information from a large amount of data. ANNs have been applied to outdoor positioning based on the Global System for Mobile Communication. To reduce the interference of diffuse reflection of wireless optical channels to RSS-based visible light positioning systems and improve positioning accuracy, this paper proposes a high-precision indoor positioning algorithm based on a multiple reflection channel model and a neural network.

**Methods** This paper investigates visible light indoor positioning algorithms commonly used at home and internationally. Indoor positioning technology based on high-precision photoelectric sensors and image sensor imaging are compared and analyzed. The visible light indoor location algorithm based on a neural network is summarized and proposed to improve the location accuracy. First, a visible light indoor stereo positioning system is modeled. To avoid the influence of diffuse reflection of the light channel on positioning accuracy, a channel mathematical model that includes a direct line-of-sight link and first-order reflection link is established. Second, to achieve 3D positioning, the optical intensity data should be obtained by decoding different LEDs at different positions on different planes of different heights. These data can be used to create fingerprint databases. After determining the LED light source and channel model, combined with an LED channel diffuse reflection model, grid calibration is carried out on the receiving plane and the illumination intensity of different LEDs at the center point of each grid is collected. After classifying the collected data, the training and test datasets can be created. Third, the localization algorithm based on a BP (Back Propagation) neural network is designed, and data training and prediction is performed. The neural network positioning system designed in this paper is divided into input, hidden, and output layers. The input to the neural network is RSS from different LEDs. A BP neural network is used to fit the parameters of a real indoor wireless channel. The output of the neural network is an  $m$ -dimensional space vector used for coarse positioning of the target to be measured. This coarse positioning represents the relative spatial position of the position coordinates of the predicted receiver and the position coordinates of the LED light source. Finally, through the positioning error constraint model based on location variance and Euclidean distance to solve the positioning equation, the predicted position coordinates of the target to be tested is determined.

**Results and Discussions** To verify the theoretical validity and positioning reliability of the proposed algorithm, a simulated three-dimensional (3D) positioning experiment and an actual positioning experiment are performed. During the simulation positioning test, the 3D space with  $4\text{ m} \times 4\text{ m} \times 3\text{ m}$  is taken as the model in this paper, and the simulation experiment is carried out according to the simulation parameters shown in Table 1. In the experiment, a training set with a spacing of 5 cm is divided on each plane, and the area of each rectangle is  $5\text{ cm} \times 5\text{ cm}$ . A

reference fingerprint point is selected from each small square, and a total of 6561 points are selected from each plane. According to the results (Fig. 4), when the plane with a height of 0.5 m is tested, there is no great deviation between the predicted position and the actual position coordinates. The maximum error is 7.10 cm and the average error is 1.73 cm; 90.1% of the error is within 3 cm (Fig. 7). In the test plane with a height of 1.0 m, the maximum positioning error is 5.56 cm and the average error is 1.29 cm (Fig. 5); 91.7% of them have positioning errors less than 3 cm (Fig. 8). The maximum positioning error is 12.38 cm and the average error is 3.85 cm when the height plane is 1.5 m (Fig. 6), and positioning error data within 3 cm accounts for 41.7% (Fig. 9). In the measurement and positioning stage, experimental platforms are built in 0.8 m-long, 0.8 m-wide, and 0.8 m-high three-dimensional spaces (Fig. 10). After multiple positioning tests are conducted on 81 groups of training data and 16 groups of position data, the average positioning error is 3.65 cm (Fig. 12).

**Conclusions** Traditional visible light indoor positioning systems based on RSS are vulnerable to background noise and indoor reflection noise. In this paper, a visible light indoor positioning model based on a neural network is proposed by combining the neural network with RSS positioning technology. Combined with multiple reflection channel modeling, the model uses an ANN to study the visible light channel parameters to facilitate neural network training and model testing. The positioning error constraint model based on location variance and Euclidean distance is used for effective correction. These can significantly improve the indoor positioning accuracy of a visible light system to achieve accurate positioning.

**Key words** optical communications; visible light communication; indoor positioning; BP neural network; fingerprint data

**OCIS codes** 060.2605; 060.4080; 060.4510