

激光与光电子学进展

不规则场景下可见光信道建模与定位的研究

郭涛, 胡晓莉*, 王凤英, 秦岭

内蒙古科技大学信息工程学院, 内蒙古 包头 014010

摘要 理想室内的可见光通信(VLC)信道传输模型并不适用于实际的不规则室内环境,针对这一问题,本文研究了可见光在不规则场景中无规律反射的情况,建立了更符合实际情况的VLC信道模型,并在此信道模型基础上提出了遗传算法优化反向传播(BP)神经网络(GA-BP)的定位算法,克服了BP神经网络存在处理非线性系统能力差的问题。通过仿真不规则场景下信道模型的反射元法向量信息,确定光线反射方向,使接收器可以接收到更加准确的光功率值。仿真结果表明,在 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 的不规则室内环境中,系统总接收光功率在 $0.0141\sim 0.0639\text{ W}$ 范围内波动,GA-BP算法较BP神经网络定位误差大幅减小,达到 2.32 cm ,平均定位时间为 0.0625 s 。

关键词 光纤光学与光通信; 不规则室内; 信道建模; 可见光定位; 神经网络; 遗传算法

中图分类号 TN929.12

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP220742

Research on Visible Light Channel Modeling and Positioning in Irregular Scenes

Guo Tao, Hu Xiaoli*, Wang Fengying, Qin Ling

School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology,
Baotou 014010, Inner Mongolia, China

Abstract The ideal indoor visible light communication (VLC) channel transmission model is typically unsuitable for an actual irregular indoor environment. To address this issue, this study investigates the irregular reflection of visible light from irregular scenes and establishes a more realistic VLC channel model; further, based on this model, it develops a genetic algorithm-optimized back propagation (BP) neural network positioning (GA-BP) algorithm to overcome the poor performance of the BP neural network in handling nonlinear systems. Herein, by simulating the reflection element normal vector information of the actual channel model in irregular scenes, the direction of light reflection can be determined, enabling the receiver to collect more accurate optical power values. In an irregular indoor environment with dimensions of $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 5\text{ m}$, the simulations reveal that the total optical power received by the system fluctuates within a range of $0.0141\sim 0.0639\text{ W}$; additionally, compared with the BP neural network, the GA-BP algorithm achieves a significantly reduced positioning error of 2.32 cm , along with an average positioning time of 0.0625 s .

Key words fiber optics and optical communication; irregular interior; channel modeling; visible light positioning; neural network; genetic algorithm

1 引言

因成本低、无电磁污染及抗干扰能力强等优点,可见光被广泛应用在通信和室内定位技术中^[1]。对于传统定位方法,无线局域网(WLAN)容易受到电磁干扰;超宽带(UWB)、超声波、蓝牙和射频识别(RFID)定位对硬件要求高、设备昂贵导致投入成本较大且不

便于维修^[2];全球定位系统(GPS)不适用于诸如隧道、矿井等封闭的室内场景,而可见光通信(VLC)定位技术可以克服以上弊端,完成诸多室内场景下精确的定位^[3-4]。

经典的可见光定位方法有到达时间(TOA)、到达时间差(TDOA)、到达角度(AOA)、接收信号强度等定位算法^[5-6]。这些方法中,TOA参考点与目标点使

收稿日期: 2022-02-05; 修回日期: 2022-02-16; 录用日期: 2022-03-03; 网络首发日期: 2022-03-12

基金项目: 国家自然科学基金(62161041)、内蒙古关键技术攻关项目(2021GG0104)

通信作者: *hxl7756@163.com

用时间必须完全同步,否则误差极大;TDOA也要对发射器进行同步处理,在实际应用当中实现同步操作太过理想,可行性不高;AOA系统中不需要对时间上做同步处理,但是对发射器之间的拓扑结构有一定要求,且接收器接收范围有一定限制,定位精度不高^[7]。文献[8]提出一种接收信号强度(RSS)和AOA的混合算法实现理想环境的室内定位,平均定位误差为2.02 cm,但混合算法计算较为复杂。文献[9]提出了一种双反向传播(BP)神经网络的可见光室内定位算法,首先利用BP神经网络确定待测点大致范围,然后在此范围内,用第一次优化过的参数当作初始条件再次使用BP神经网络实现更为准确的定位,其误差为4.2 cm。文献[10]提出了基于支持向量机(SVM)算法的两点光源定位技术,利用SVM算法对LED进行分类识别,最后用可见光的三维成像定位算法获得目标实际位置,在3 m×3 m×4 m的理想室内环境中平均误差达到3.62 cm。文献[11]提出超声波辅助测距法,考虑LED的拓扑结构对测距的影响,合理选取3个LED作为发射源,通过超声波辅助测距,再用载波分配法获得目标实际位置,最终在5 m×5 m×0.85 m空间内平均定位误差为2.5 cm,但是该方法传感器接收控制电路设计复杂,实验操作繁琐。文献[12]提出了一种测距辅助的可见光指纹定位(RAFL)方法,该方法基于多组光源确定定位目标的范围,再通过构建定位区域指纹,在目标范围内匹配指纹得到最终定位位置,该算法减小了定位误差,平均定位精度为3.97 cm,但没有考虑到光线反射面的不规则性。

上述文献中的可见光室内定位均采用理想的室内信道模型,并且定位算法仅考虑了可见光的直射,没有考虑反射,尤其是不规则室内环境对光线的无规律反射会造成更多接收光功率的损耗,所以有必要对室内可见光传输信道的特征进行研究。因此本文对实际室内场景建立VLC信道模型。在该信道模型基础上,可以接收到更为准确的光功率分布,为室内可见光定位研究提供一个良好的实验平台。研究表明,考虑墙壁的不规则性,光线的反射更为复杂,但由于光线二次反射功率的贡献较低^[13-14],本文基于不规则场景下进行光的直射和一次反射的VLC信道建模,并在此基础上利用神经网络算法进行定位。

2 VLC信道模型

2.1 LED发射特性

本文先将房间设置为5 m×5 m×5 m的理想场景,模型如图1所示,房间高度 h 为5 m,其中LED灯悬挂于天花板正中央,两个光电探测器(PD)置于地面且处于同一直线。

物体通过辐射所发射的能量称为辐射能,LED作为发射器,本文认为LED具有相同的广义朗伯辐射模

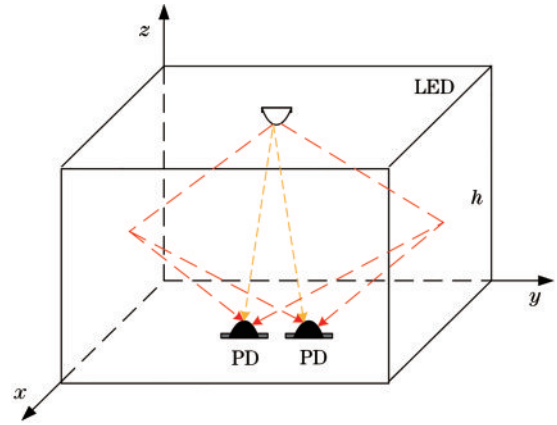


图1 室内可见光传输模型

Fig. 1 Indoor visible light transmission model

式,辐射强度模式 $R_i(\phi_{ij})$ ^[15]如下式所示:

$$R_i(\phi_{ij}) = \begin{cases} \frac{m+1}{2\pi} \cos^m(\phi_{ij}) & \text{if } -\pi/2 \leq \phi_{ij} \leq \pi/2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (1)$$

式中: ϕ_{ij} 是发射器与接收器连线方向和发射器法向量为 $(0,0,-1)$ 的夹角; m 为发射器模型的朗伯阶数。

$$m = -\frac{\ln 2}{\ln \cos \phi_{1/2}}, \quad (2)$$

式中, $\phi_{1/2}$ 为LED光源的半功率角,即在此角度上的LED光源辐射功率是中心功率的1/2。

2.2 接收器模型

PD是VLC链路的接收端,作用是接收来自LED的光功率。PD由非成像集中器(透镜)和光学带通滤波器组成,其建模活动区面积为 A_p 。在理想状态下不考虑PD的倾斜旋转,PD的方向是垂直向上的,所以对应的法向量为 $(0,0,1)$,探测器接收功率的有效面积^[15]为

$$A_{\text{eff}}(\theta_{ij}) = \begin{cases} A_p \cos(\theta_{ij}) & 0 \leq \theta_{ij} \leq \pi/2 \\ 0 & \theta_{ij} > \pi/2 \end{cases}, \quad (3)$$

式中: θ_{ij} 是PD的法线与入射光线的夹角; θ 是PD的视场角(FOV)。

理想非成像聚光器的光学增益^[15]为

$$g(\theta_{ij}) = \begin{cases} \frac{n^2}{\sin^2(\theta_{ij})} & 0 \leq \theta_{ij} \leq \theta_{\text{FOV}} \\ 0 & \theta_{ij} > \theta_{\text{FOV}} \end{cases}, \quad (4)$$

式中, n 为非成像聚光器内部折射率。

2.3 可见光传播链路

通常情况下,可见光传播的方式有两种:直射链路(LOS)和非直射链路(NLOS)。直射链路就是点对点的传播方式,由发射器直接传播到接收器的链路方式,非直射链路是从发射器发出的光通过反射面然后到达接收器的链路方式。

考虑LED与PD的发射接收物理特性,LOS的传

播模型^[15]为

$$H_{\text{LOS}}(0; T_i, R_j) = \frac{(m+1)A_p}{2\pi d_{ij}^2} \times \cos^m(\phi_{ij}) \cos(\theta_{ij}) G(\theta_{ij}) \times \text{rect}\left(\frac{\theta_{ij}}{\theta}\right), \quad (5)$$

式中: d_{ij}^2 是接收器与 LED 的距离; $T_i(\theta_{ij})$ 和 $G(\theta_{ij})$ 分别代表光学滤波器的增益和光学集中器的增益, 它们的乘积为 $G(\theta_{ij})$ 。 $\text{rect}(\theta_{ij}/\theta)$ 是一个矩形函数, 当 $0 \leq \theta_{ij} \leq \theta$ 时函数值为 1, 其他情况为 0。

对于 NLOS 传播链路, 不仅仅要考虑到 LED 与 PD 的物理特性, 还需要考虑到反射面的物理特性, 理想情况下反射面的法线均垂直于平面。现在将反射链路的增益定义为 H_{NLOS} 。 NLOS 通常采用朗伯模型。根据已有研究表明, 当反射次数逐渐变大时, 反射增益越小, 本文重点研究第一次反射增益, 传播模型中认为每个反射面也相当于一个光源, NLOS 增益^[16]如下:

$$H_{\text{NLOS}}^{(1)}(0; T_i, R_j) = \frac{(m+1)A_p}{2\pi} \sum_w \frac{\Delta A_w \rho_w}{d_{iw}^2 d_{wj}^2} \cos^m(\phi_{iw}) \times \cos(\theta_{iw}) \cos(\phi_{wj}) \cos(\theta_{wj}) G(\theta_{wj}) \times \text{rect}\left(\frac{\theta_{wj}}{\theta}\right), \quad (6)$$

式中: ΔA_w 是每个反射元的面积; ρ_w 是反射元的反射系数; $d_{iw}^2 d_{wj}^2$ 是发射源到反射点之间距离平方与反射点到接收器之间距离平方的乘积; θ_{iw} 是反射元的入射角; ϕ_{wj} 是反射元的出射角, 其中反射元的法线垂直于平面对应法向量设置为 $(0, 1, 0)$; θ_{wj} 是接收器的接收角。

通过对理想场景 VLC 信道模型的研究, 了解发射器、接收器与通信链路的物理特性和表征方式后, 可以分析出不规则场景中进行信道建模时, 并且发射器与接收器相同的情况下, 两者主要的区别就是反射链路中光线在墙壁上发生了不规律反射, 因此进行下面的研究。

3 墙壁不平坦建模

房间设置为 $5 \text{ m} \times 5 \text{ m} \times 5 \text{ m}$ 的场景, 由不规则墙壁组成, 模型如图 2 所示, 每侧墙壁均分为 500 个面元, 总面积为 25 m^2 , 面元法向量的方向决定了该面元的倾斜度, 在研究每个面元的法线方向时, 参照 2 个角度, 如参考坐标系所示, 将 α 设置为与 x 轴的夹角, 夹角的取值范围是 $(0, 180^\circ)$, 将 β 设置为与 z 轴的夹角, 对应取值范围是 $(0, 180^\circ)$ ^[17]。每个面元角度取值服从 $(0, \pi)$ 区间中的一个随机数。这些角度的变化直接影响 NLOS 的增益。

本文中反射面作为点源依旧服从朗伯模型, 在理想场景中的 VLC 信道建模, 光线的反射折射都是基于平坦的墙壁, 反射面上的法向量永远都是垂直于平面的。但在不规则场景下, 墙壁作为反射元是不平坦的,

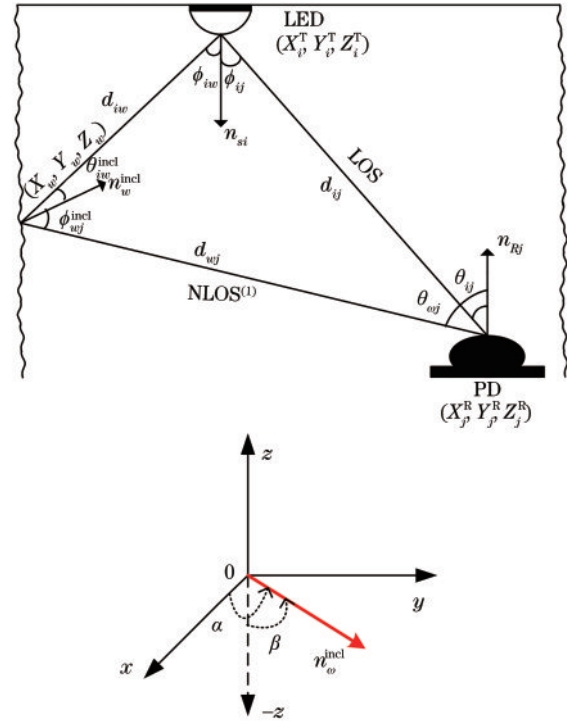


图 2 不规则室内模型

Fig. 2 Irregular indoor model

每个反射元的法向量基本不会垂直于墙壁, 因此法向量的表征是墙壁不平坦建模的重点。

图 2 中 $\theta_{iw}^{\text{incl}}$ 是考虑法向量倾斜后通过光照射到不规则墙壁后光线的入射角, 同理 ϕ_{wj}^{incl} 是通过光照射到不规则墙壁后光线的反射角, $\mathbf{n}_w^{\text{incl}}$ 是每个面元倾斜后的单位法向量。

在不考虑 LED 与 PD 的倾斜只考虑墙壁不平坦的情况下, LED 的出射角 ϕ_{iw} 与 PD 的接收角 θ_{wj} 无变化。 $\theta_{iw}^{\text{incl}}$ 与 ϕ_{wj}^{incl} 由于法向量的倾斜发生了变化, $\cos(\theta_{iw}^{\text{incl}})$ 与 $\cos(\phi_{wj}^{\text{incl}})$ 表示为

$$\cos(\theta_{iw}^{\text{incl}}) = \frac{\mathbf{V}_{w-i} \cdot \mathbf{n}_w^{\text{incl}}}{\|\mathbf{V}_{w-i}\| \|\mathbf{n}_w^{\text{incl}}\|}, \quad (7)$$

式中: \mathbf{V}_{w-i} 是墙指向灯的向量; $\|\mathbf{V}_{w-i}\| \|\mathbf{n}_w^{\text{incl}}\|$ 分别是墙壁面元到 LED 的欧氏距离 d_{iw} 和此面元单位法向量的长度, 单位法向量的长度为 1。如果设置 LED 的坐标为 (X_i^T, Y_i^T, Z_i^T) , 墙壁坐标为 (X_w, Y_w, Z_w) , 向量 $\mathbf{V}_{w-i} = (X_i^T - X_w, Y_i^T - Y_w, Z_i^T - Z_w)$ 。

$$\mathbf{n}_w^{\text{incl}} = [\sin(\beta_w) \cos(\alpha_w), \sin(\beta_w) \sin(\alpha_w), \cos(\beta_w)], \quad (8)$$

下式是墙壁反射角的余弦:

$$\cos(\phi_{wj}^{\text{incl}}) = \frac{\mathbf{V}_{w-j} \cdot \mathbf{n}_w^{\text{incl}}}{\|\mathbf{V}_{w-j}\| \|\mathbf{n}_w^{\text{incl}}\|}, \quad (9)$$

式中: \mathbf{V}_{w-j} 是墙指向接收器的向量; $\|\mathbf{V}_{w-j}\| \|\mathbf{n}_w^{\text{incl}}\|$ 分别是墙壁面元到 PD 的欧氏距离和此面元的单位法向量的长度。同理如果设置接收器 PD 的坐标为

(X_j^R, Y_j^R, Z_j^R) , 向量 $\mathbf{V}_{w-j} = (X_j^R - X_w, Y_j^R - Y_w, Z_j^R - Z_w)$ 。

通过以上公式推导就可以得到不规则室内场景中 VLC 信道的一次反射模型为

$$H_{\text{NLOS}}^{(1)}(0; T_i, R_j) = \frac{(m+1)A_p}{2\pi} \sum_{w=1}^W \frac{\Delta A_w \rho_w}{d_{iw}^3 d_{wj}^3} \cos^m(\phi_{iw}) \times \left\{ (X_i^T - X_w, Y_i^T - Y_w, Z_i^T - Z_w) \cdot [\sin(\beta_w) \cos(\alpha_w), \sin(\beta_w) \sin(\alpha_w), \cos(\beta_w)] \right\} \times \left\{ (X_j^R - X_w, Y_j^R - Y_w, Z_j^R - Z_w) \cdot [\sin(\beta_w) \cos(\alpha_w), \sin(\beta_w) \sin(\alpha_w), \cos(\beta_w)] \right\} \times \cos(\theta_{wj}) G(\theta_{wj}) \text{rect}\left(\frac{\theta_{wj}}{\theta}\right), \quad (10)$$

式(10)为建立的不规则场景下 VLC 信道模型,为利用神经网络算法进行 VLC 定位奠定了理论基础。

4 可见光定位算法

4.1 BP 神经网络

BP 神经网络是目前最成功的机器学习算法,属于多层前馈神经网络的一种。该算法包括两个过程,分别是信号的前向传播和误差反向传播。BP 神经网络的拓扑结构如图 3 所示。

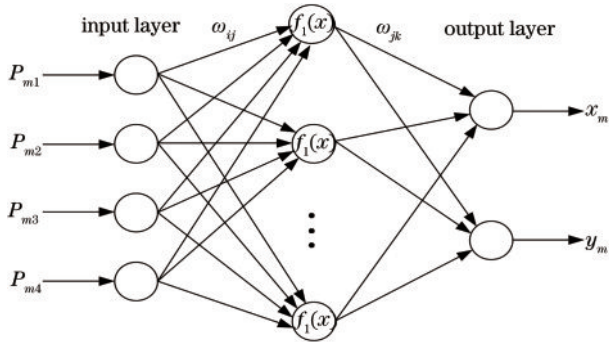


图 3 BP 神经网络拓扑结构图

Fig. 3 Topological structure diagram of BP neural network

图 3 中, $[P_{m1}, P_{m2}, P_{m3}, P_{m4}]$ 为 BP 神经网络的输入功率,其中 P_{m1} 与 P_{m2} 为接收器接收的直射光功率, P_{m3} 与 P_{m4} 为接收器接收的一次反射光功率。输出层输出的是预测定位的二维坐标点 (x_m, y_m) 。 ω_{ij} 为第 i 个输入节点到第 j 个隐含节点的 BP 神经网络权值, ω_{jk} 是第 j 个隐含节点到第 k 个输出节点的 BP 神经网络权值。根据系统输入的接收器功率值和接收器的二维坐标,确定神经网络各层节点数(输入层节点数 n , 隐含层节点数 l , 输出层节点数 m)。初始化网络各层之间的权值 ω_{ij} 和 ω_{jk} , 初始化隐含层和输出层的阈值 a 和 b 。神经网络传播如下。

隐含层第 j 个节点的输入 t_j 为

$$t_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} p_{mi} - a_j. \quad (11)$$

隐含层第 j 个节点的输出 H_j 为

$$H_j = f(t_j), \quad j = 1, 2, \dots, l. \quad (12)$$

输出层第 k 个节点的输入为

$$t_k = \sum_{j=1}^l \omega_{jk} H_j - b_k. \quad (13)$$

输出层第 k 个节点输出为

$$O_k = f_2(t_k), \quad k = 1, 2, \dots, m. \quad (14)$$

隐含层神经元个数为 20。隐含层传递函数采用 tansig 型函数:

$$f_1(x) = \frac{2}{1 + \exp(-2x)} - 1. \quad (15)$$

输出层传递函数采用 purelin 型函数:

$$f_2(x) = kx. \quad (16)$$

4.2 GA-BP 神经网络与定位

遗传算法(GA)属于并行随机搜索最优化的一种算法,该算法可以将 PD 接收器接收到的光功率和对应坐标值当作不同的个体,令这些个体服从生物进化论与遗传机制,适者生存优胜劣汰。对每个个体进行编码,通过选择、交叉、变异等遗传操作,将适应度好的个体保留下来,否则淘汰,最终得到最优的个体输出定位坐标。

遗传算法优化 BP 神经网络的算法流程如图 4 所示。

遗传算法优化神经网络流程如下:

1) 初始化光功率种群、神经网络各层之间的权值和阈值、光功率个体的交叉、变异概率,以及对个体进行编码。

2) 计算光功率个体的适应度函数,个体适应度值 F 由预测输出和期望输出的误差绝对值数学期望 E 来得出。

$$F = k \left[\sum_{i=1}^m \text{abs}(y_i - o_i) \right], \quad (17)$$

式中: m 为输出节点个数; y_i 为神经网络输出层第 i 个节点的期望输出; o_i 为输出层第 i 个节点的预测输出; k 为系数; $\text{abs}()$ 指取绝对值函数。

3) 通过计算得出的光功率种群适应度值,来对个体进行选择,保留适应度高的个体,剩余的个体进行交叉变异操作,最终完成种群进化。

$$f_i = k/F_i, \quad (18)$$

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j}, \quad (19)$$

式中: F_i 为个体 i 的适应度值; N 为种群个体总数; p_i 是对个体的选择概率; k 为系数。

4) 在新生种群中计算个体适应度值,直到找到达到预设要求的个体,否则循环选择交叉变异。用算法

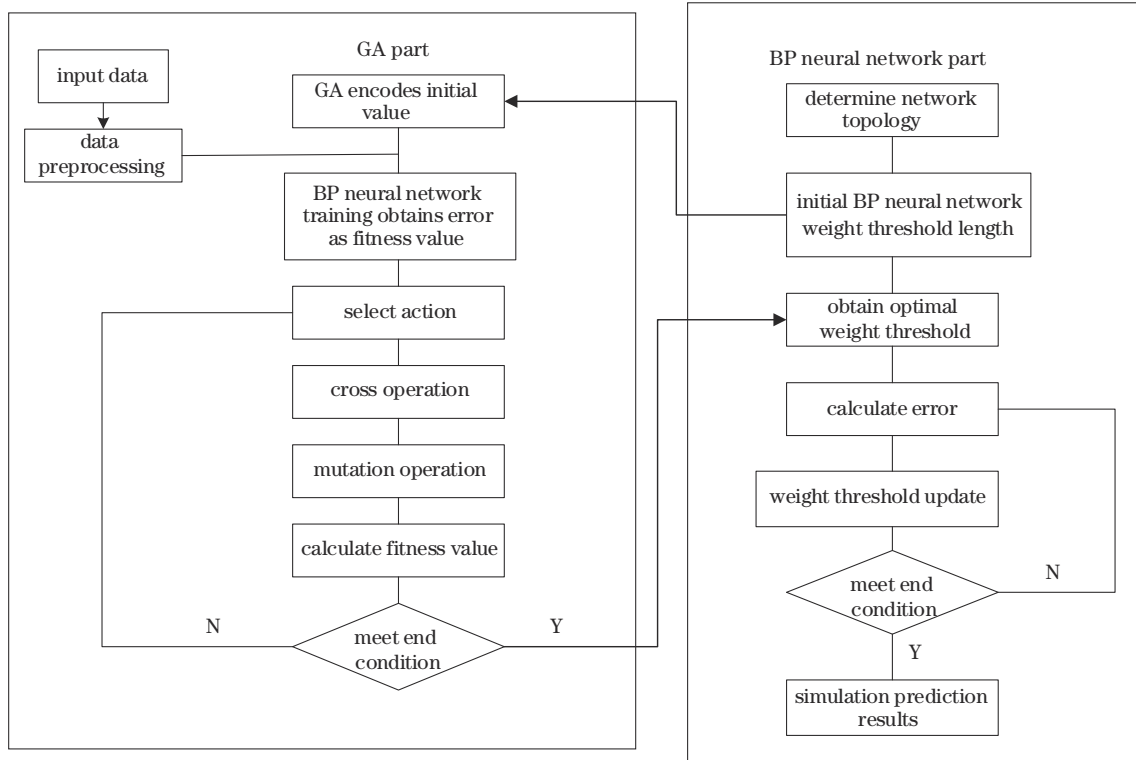


图 4 GA 流程图

Fig. 4 Flow chart of genetic algorithm (GA)

得到最优个体赋值与 BP 神经网络作为初始权值,神经网络经过训练后预测输出。

GA-BP 定位具体步骤如下:

1) 把该场景内的地面均匀划分为 n 个训练点,采集每个训练点的功率值以及坐标值作为数据集录入指纹库。

2) 将指纹库输入到 BP 神经网络,遗传算法对指纹库进行初始化、个体编码,以及一系列遗传操作,完成种群迭代后输入 BP 神经网络。

3) BP 神经网络对完成种群迭代后的指纹库进行训练,不断更新神经元之间的权值阈值,使输出误差不断降低,从而实现精准定位,确定最终神经网络结构。

4) 选取 m 个测试点,对神经网络进行测试,得到定位结果。

5 定位仿真及结果分析

5.1 GA-BP 网络模型参数的选取

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,数学理论已经证明它具备实现任何复杂的非线性映射功能,但是缺点就是学习速度较慢,对于复杂问题,例如本文的不规则场景下可见光定位问题,每次会陷入局部最优,经实验表明单独采用 BP 神经网络,仿真显示误差太大,所以考虑采用 GA 优化 BP 神经网络,随机选取网络参数后,误差明显小于单独采用 BP 神经网络。BP 神经网络的隐藏层节点个数对最终定位误差有较大影

响:隐藏层节点数太少,神经网络学习效果欠佳,必须增加训练次数来弥补,但是训练精度会受到影响;如果选取的节点数太多,神经网络会发生过拟合现象。本文通过随机选取参数,不断地进行实验测试改变隐藏层节点个数,寻求最优 GA-BP 神经网络拓扑结构。

基于以上原因,本文采用 BP 神经网络是一个双隐含层的神经网络,GA-BP 具体网络参数如表 1 中所示。

表 1 GA-BP 神经网络参数设置

Table 1 GA-BP neural network parameter setting

Parameter	Set up
Number of input layer nodes	4
Number of hidden layer nodes	20
Number of output layer nodes	2
Evolutionary algebra	50
Population size	10
Crossover probability	0.3
Mutation probability	0.1

表 1 中输入层节点分别为两个 PD 所接收的可见光直射功率与一次反射功率,输出结果为二维定位点预测坐标。

5.2 仿真结果分析

仿真是在 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 的不规则场景下进行的,LED 的发射功率为 15 W,LED 半功率角设置为 30° ,LED 处于天花板的位置上(2.5, 2.5, 5)。接收器

由 2 个水平 PD 组成,其相距 10 cm。将定位区域均匀划分为 25×20 个网格,采集每个网格的坐标以及它的直射和一次反射功率作为数据集储存在指纹库内,将这 500 组数据当作训练集用作神经网络训练学习。仿真参数如表 2 所示。

1) 光功率分布

为了实现精确定位,必须了解场景中的光功率分布,仿真中有 2 个 PD 接收器置于地面,顶层放置一个 LED,在表 2 条件下,研究了直射信道 $H^{(0)}$ 、一次反射信道 $H^{(1)}$ 及二次反射信道 $H^{(2)}$ 的光功率分布。

不规则场景中光功率分布仿真结果如图 5 所示,总接收光功率在 0.0141~0.0639 W 范围波动,平均接收光

表 2 仿真参数

Table 2 Simulation parameters

Parameter	Value
Transmitted optical power (P_t) / W	15
Field of view (θ) / ($^\circ$)	90
Gain of optical filter (T_s)	1
Concentrator gain (g)	10
Effective receiving area of receiver (A_p) / cm^2	1
Semi-angle at half power ($\phi_{1/2}$) / ($^\circ$)	30

信号功率为 0.0384 W;直射平均光功率为 0.0307 W;光线通过墙壁的一次反射 PD 所接收到的平均光功率为 0.0059 W;光线二次反射平均光功率为 0.0016 W。

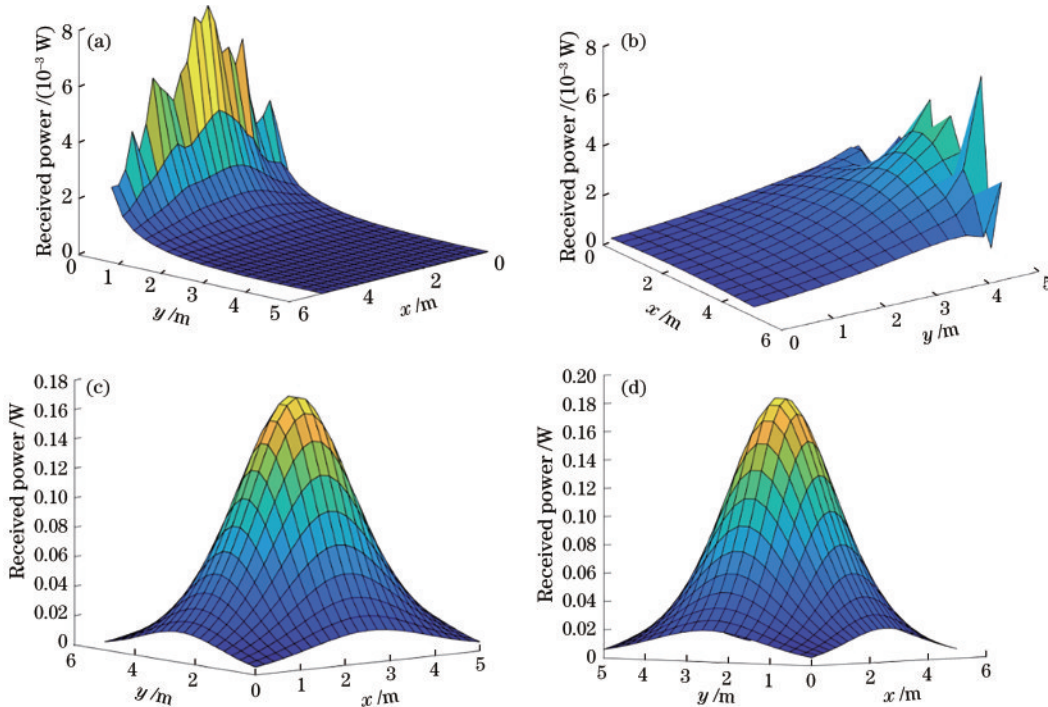


图 5 光功率分布图。(a)一次反射光功率;(b)二次反射光功率;(c)直射光功率;(d)接收总光功率

Fig. 5 Optical power distribution diagram. (a) First time reflected optical power; (b) second time reflected optical power; (c) direct optical power; (d) received total optical power

可见光传播链路方式的不同,PD 接收光功率就不同,其分别对总光功率的贡献占比如表 3 所示。

表 3 光功率贡献占比

Table 3 Optical power contribution ratio

Link mode	Optical power ratio / %
Line of sight	80.01
Non line of sight ⁽¹⁾	15.41
Non line of sight ⁽²⁾	4.15

由表 3 可知,在不规则场景下直射链路对总光功率贡献最大,一次反射次之,二次反射对总光功率的贡献较一次反射降低了一个数量级;通过同样的方法可以得出在理想室内二次反射光功率为 0.0091 W,占总

功率比为 6.3%。因此在可见光定位中,直射链路与一次反射对于定位精度的影响最大。

2) GA-BP 定位误差分布

考虑到此次训练数据较多,仿真环境较为复杂,故用 GA 优化 BP 神经网络减小定位误差。本次仿真中,本文采用 25×20 组数据当作训练集, 15×15 组数据当作测试集。首先用训练集来训练 BP 神经网络,将测试集的数据输入到已经训练好的神经网络中,接下来用 GA 优化 BP 神经网络的权值和阈值,最后网络预测得到定位结果。定位误差空间分布如图 6 所示。图 6(a)为只考虑直射情况,其定位均方根误差为 1.94 cm,从图 6(b)中可以看出直射加一次反射情况下,提出的 GA-BP 定位算法均方根误差为 2.32 cm,最大定位误差为 10.25 cm。

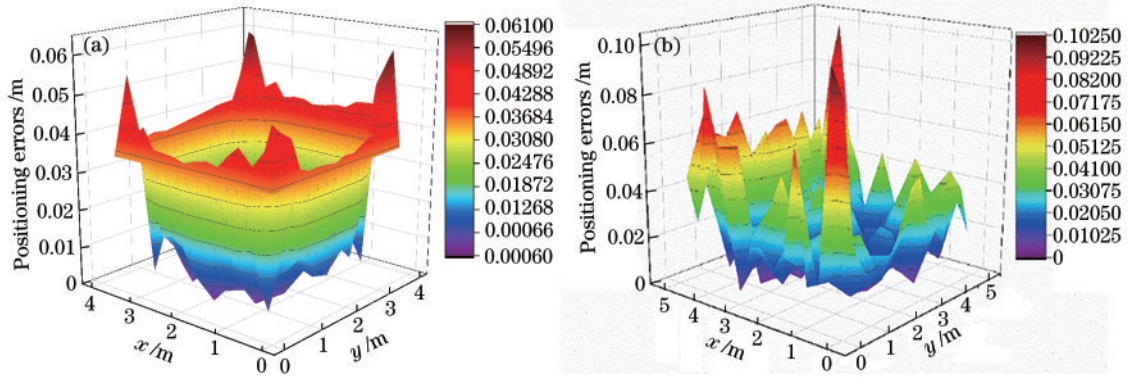


图 6 GA-BP 定位误差空间分布图。(a) 直射定位误差分布; (b) 直射加一次反射定位误差分布

Fig. 6 Spatial distribution of GA-BP positioning errors. (a) Direct positioning error distribution; (b) direct and first reflection positioning error distribution

光线的反射在定位中相当于一定程度的干扰,所以增加一次反射导致定位误差增大,通过计算误差增加了 0.38 cm。

3) 定位算法的比较

在不规则场景的信道模型基础上,为了更为直观地体现 GA-BP 算法的优势,评估算法有效性,本文对 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络进行了比较,测试点与预测点对比分布如图 7 所示。

GA-BP 神经网络与 BP 神经网络定位误差如表 4

所示。与 BP 神经网络相比,GA-BP 神经网络的最大定位误差减小到原来的 1/24,平均定位误差减小到原来的 1/40。其中误差累计分布对比如图 8 所示。

表 4 不同定位算法误差

Table 4 Errors of different positioning algorithms

Different scene positioning algorithm	Max positioning error /cm	Average positioning error /cm
Irregular scene BP	241.114	79.07
Irregular scene GA-BP	10.250	2.32

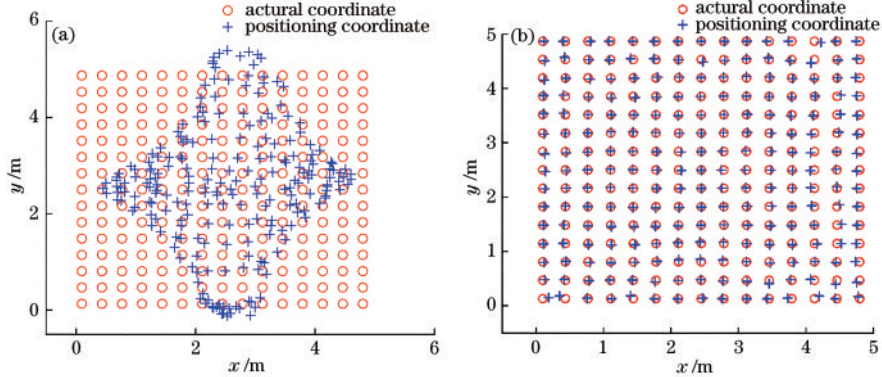


图 7 不规则场景下算法定位分布图。(a) BP 算法定位分布; (b) GA-BP 算法定位分布

Fig. 7 Algorithm positioning distribution map in irregular scene. (a) BP algorithm positioning distribution; (b) GA-BP algorithm positioning distribution

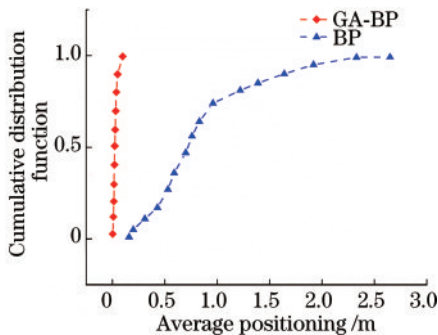


图 8 定位误差累计分布图

Fig. 8 Cumulative distribution of positioning errors

由图 8 可知,GA-BP 比单独运用 BP 定位算法误差小得多,90% 定位点误差降低到 2 个厘米数量级,大幅提高了不规则场景中定位的精度。因为实际应用中定位更加需要时效性,所以最后本文也分析了 GA-BP 算法的训练数据时间和平均定位时间,仿真结果如表 5 所示。

表 5 GA-BP 算法定位时效性

Table 5 Positioning timeliness of GA-BP algorithm

Positioning algorithm	Training time of fingerprint data /s	Average positioning time /s
GA-BP	81.1719	0.0625

结果表明,在得到训练后的神经网络中,GA-BP 定位算法的平均定位时间为 0.0625 s,时效性较好。

6 结 论

研究了不规则场景下,重点考虑了不规则墙壁对光线所造成的无规律反射对可见光接收功率产生的影响,建立了相应的信道模型,并在此模型基础上进行可见光定位的研究。仿真结果表明,在 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 的不规则环境中,用 GA-BP 神经网络的定位算法,均方根误差为 2.32 cm。相比 BP 神经网络定位算法,GA-BP 定位算法更能实现精确定位,更为重要的是,GA-BP 算法不仅定位精度高,而且定位所需时间短,较好的时效性对于应用也很重要。

在实际场景中,还有水汽、障碍物和阴影的存在,均会影响信道模型,并且定位测试样本的变化也会导致定位误差增加、精度减小。针对上述问题,后续会对可见光信道模型和定位算法做进一步优化完善。

参 考 文 献

- [1] Mousa F I K, Almaadeed N, Busawon K, et al. Indoor visible light communication localization system utilizing received signal strength indication technique and trilateration method[J]. *Optical Engineering*, 2018, 57(1): 016107.
- [2] Chen H, Guan W P, Li S M, et al. Indoor high precision three-dimensional positioning system based on visible light communication using modified genetic algorithm[J]. *Optics Communications*, 2018, 413: 103-120.
- [3] Yang Z C, Wang Z Y, Zhang J S, et al. Polarization-based visible light positioning[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 18(3): 715-727.
- [4] Almadani Y, Ijaz M, Adebisi B, et al. An experimental evaluation of a 3D visible light positioning system in an industrial environment with receiver tilt and multipath reflections[J]. *Optics Communications*, 2021, 483: 126654.
- [5] 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.
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.
- [6] 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.
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.
- [7] 徐世武, 吴怡, 王徐芳. 基于粒子群优化压缩感知的可见光定位算法[J]. *中国激光*, 2021, 48(3): 0306004.
Xu S W, Wu Y, Wang X F. Visible light positioning algorithm based on particle swarm optimization compressed sensing[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(3): 0306004.
- [8] 曹阳, 党宇超, 彭小峰, 等. TOA/RSS 混合信息室内可见光定位方法[J]. *中国激光*, 2021, 48(1): 0100001.
Cao Y, Dang Y C, Peng X F, et al. Indoor visible light localization method using TOA/RSS hybrid information [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(1): 0100001.
- [9] 秦岭, 刘哲, 王凤英, 等. 基于双 BP 神经网络的室内可见光定位算法[J]. *光通信技术*, 2021, 45(2): 1-5.
Qin L, Liu Z, Wang F Y, et al. Indoor visible light positioning algorithm based on double BP neural network [J]. *Optical Communication Technology*, 2021, 45(2): 1-5.
- [10] 张彬, 万生鹏, 张思军, 等. 基于支持向量机的室内定位系统研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(16): 1615005.
Zhang B, Wan S P, Zhang S J, et al. Indoor positioning system based on support vector machine[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(16): 1615005.
- [11] 秦安碧, 张仁永. 基于超声波的室内可见光通信测距研究[J]. *激光杂志*, 2018, 39(6): 193-196.
Qin A B, Zhang R Y. Indoor visible light communication ranging research based on ultrasound[J]. *Laser Journal*, 2018, 39(6): 193-196.
- [12] 陈道钱, 吴晓平, 华宇婷. 一种测距辅助的室内可见光指纹定位方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(6): 060603.
Chen D Q, Wu X P, Hua Y T. Indoor visible light fingerprint localization scheme with range-assistance[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(6): 060603.
- [13] Játiva P P, Azurdia-Meza C A, Sánchez I, et al. A VLC channel model for underground mining environments with scattering and shadowing[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 185445-185464.
- [14] 王佳. 可见光通信信道模型的研究[D]. 济南: 山东大学, 2018.
Wang J. A research on channel modeling for visible light communication[D]. Jinan: Shandong University, 2018.
- [15] Ghassemlooy Z. *Optical wireless communications: system and channel modelling with MATLAB*[M]. Boca Raton: CRC Press, 2018.
- [16] Wang J, Al-Kinani A, Zhang W S, et al. A general channel model for visible light communications in underground mines[J]. *China Communications*, 2018, 15(9): 95-105.
- [17] Kim D, Park J K, Kim J T. Three-dimensional VLC positioning system model and method considering receiver tilt[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 132205-132216.