

激光与光电子学进展

基于极限学习机神经网络的室内可见光定位方法

秦岭, 王东星, 王凤英, 胡晓莉*

内蒙古科技大学信息工程学院, 内蒙古 包头 014010

摘要 随着科学技术的不断进步,人们对室内定位服务提出了更高的要求。针对传统室内定位技术定位精度低、设备复杂且价格昂贵等问题,提出了一种基于极限学习机(ELM)神经网络的多发光二极管(LED)室内定位方法。首先,用每个参考点处LED的光功率以及光电探测器的位置坐标作为指纹数据,构建指纹数据库。然后,将指纹数据库引入ELM神经网络模型中进行训练,建立基于光照强度的定位模型。仿真结果表明,在 $4\text{ m}\times 4\text{ m}\times 3\text{ m}$ 的定位区域内,该方法训练数据集的时间仅为 0.0687 s ,平均定位精度可达到 1.17 cm 。

关键词 探测器; 可见光; 极限学习机; 神经网络; 室内定位

中图分类号 TN929.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0304002

Indoor Visible Light Positioning Method Based on Extreme Learning Machine Neural Network

Qin Ling, Wang Dongxing, Wang Fengying, Hu Xiaoli*

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

Abstract With the continuous progress of science and technology, people have put forward higher requirements for indoor positioning services. For the problems of low positioning accuracy, complex and expensive equipment of traditional indoor positioning technology, a multi-light-emitting diode (LED) indoor positioning method based on extreme learning machine (ELM) neural network is proposed in this paper. First, the optical power of LEDs at each reference point and the position coordinates of the photodetector are used as fingerprint data to construct a fingerprint database. Then, the fingerprint database is introduced into the ELM neural network model for training, and the light intensity-based localization model is established. The simulation results show that the time for training the data set of the method is only 0.0687 s in a localization area of $4\text{ m}\times 4\text{ m}\times 3\text{ m}$, and the average localization accuracy can reach 1.17 cm .

Key words detectors; visible light; extreme learning machine; neural network; indoor positioning

1 引言

近年来,随着无线传感器网络和物联网技术的快速发展,室内定位技术在多个领域得到了广泛应用,如购物导航、智能机器人领域。基于无线电波通信的传统定位技术,如广泛使用的全球定位系统

(GPS)受多径衰落的影响,在室内环境中的定位误差较大^[1-2],其他室内定位系统,如无线局域网(WLAN)、紫峰(ZigBee)、超宽带(UWB)、蓝牙和射频识别(RFID)技术可将定位误差缩小到十几厘米到几米不等^[3-5]。基于发光二极管(LED)的可见光通信(VLC)系统不需要额外部署基础设施,成本

收稿日期: 2021-04-20; 修回日期: 2021-05-14; 录用日期: 2021-05-19

基金项目: 国家自然科学基金(61961033)、内蒙古自然科学基金(2019MS06021, 2019LH06005)

通信作者: *huxiaoli@imust.edu.cn

较低,且具有很强的抗电磁干扰能力,能达到较高的定位精度^[6],得到了人们的广泛研究。

近年来,人们逐渐开始关注如何提高室内可见光定位(VLP)系统的性能。实现VLP的典型方法包括到达时间(TOA)方法、到达角度(AOA)方法、到达时间差(TDOA)方法、接收信号强度(RSSI)方法^[7-8]和指纹匹配方法^[9-11]。传统定位方法的准确度较差,随着机器学习技术的不断成熟,基于RSSI的机器学习在VLP中得到了广泛应用^[12-14]。Zhang等^[15]提出了一种基于稀疏训练数据集接收信号强度的改进动量反向传播(MMBP)方法,不需要训练大量的数据集就能实现高精度定位,该方法的定位精度是传统RSSI方法的8.6倍。Ni等^[16]提出了两种反向传播(BP)方法,在矩形结构VLP系统中实现了高精度定位,第一种方法用三个接收信号强度作为神经网络的输入特征,第二种方法直接用四个接收功率作为特征进行训练,两种方法的平均定位误差分别为3.29 cm和2.78 cm。Zhang等^[17]提出了一种基于神经网络(NN)的位置估计器定位系统,直接将测量的信噪比映射到神经网络中,从而估计出三维坐标值,实验结果表明,在不同的LED排列和照射方式下,该系统的定位误差均小于10 cm。肖佳琳等^[18]提出了一种基于遗传算法优化BP(GA-BP)神经网络的距离估计方法,先通过遗传算法优化BP神经网络的权值,再利用GA-BP神经网络对收发端之间的距离进行修正,相比传统的接收信号强度(RSS)加权质心方法,该方法的平均定位精度提高了约96.4%。

为了进一步提高定位系统的有效性,本文提出了一种基于极限学习机(ELM)神经网络的多LED室内定位方法。由于实验主要研究机器学习在二维(2D)定位场景中的应用,在收集训练数据时,不考虑探测器高度对实验结果的影响。

2 基本原理

2.1 室内可见光定位模型

通过设计一个典型的室内场景,研究定位系统的性能。室内房间的尺寸为4 m×4 m×3 m,包括4个LED和1个光电探测器(PD),LED均匀悬挂在天花板上,PD放在地上,如图1所示。其中, h 为房间的高度。为了克服密集排列LED之间的信号干扰,为4个LED分配唯一的调制频率,分别表示为 f_1, f_2, f_3, f_4 。

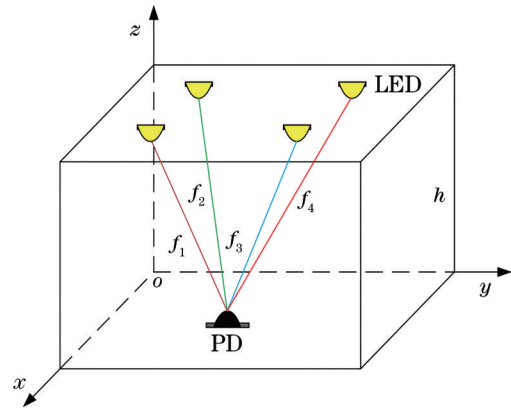


图1 室内VLP的模型

Fig. 1 Model of the indoor VLP

包含4个不同频率的RSS信息由探测器检测并通过带通滤波器提取,将其作为网络的输入,进而输出探测器的位置。在视距(LOS)信道中,引入朗伯辐射模型,探测器从第*i*个LED接收的光功率可表示为

$$P_r = P_t \cdot H(0), \quad (1)$$

式中, P_t 为LED的发射功率, P_r 为探测器接收到的功率, $H(0)$ 为LED与PD之间的信道脉冲响应^[19],可表示为

$$H(0) = \begin{cases} \frac{(m+1)A}{2\pi d^2} \cos^l(\varphi) T_s(\psi) g(\psi) \cos(\psi), & 0 \leq \psi \leq \psi_c \\ 0, & \psi > \psi_c \end{cases}, \quad (2)$$

式中, A 为接收器内PD的物理面积, d 为LED和PD之间的距离, $T_s(\psi)$ 为滤光器的增益, $g(\psi)$ 为聚光器的增益, ψ 为PD的入射角, φ 为LED的发射角, ψ_c 为PD的视场角, l 为与LED半功率角 $\phi_{1/2}$ 相关的朗伯光源阶数,可表示为

$$l = \frac{\ln 2}{\ln \cos \phi_{1/2}}. \quad (3)$$

2.2 指纹数据库的建立

将房间地面划分成 $N = n \times n$ 个采样点,将PD依次放在每个采样点处得到接收LED的光功率值,在采集每个采样点光功率的同时,记录当前PD的位置坐标,并将这两项数据作为指纹数据存入指纹库中。第*m*个采样点处采集到的数据可表示为

$$\mathbf{R}_m = (P_{m1}, P_{m2}, P_{m3}, P_{m4}, x_m, y_m), \quad (4)$$

式中, P_{mi} 为第 m 个采样点处 PD 接收第 i 个 LED 的光功率, x_m, y_m 为第 m 个采样点的横纵坐标。 N 个采样点指纹数据建立的指纹库可表示为

$$\mathbf{R} = (\mathbf{R}_1, \dots, \mathbf{R}_N)^T. \quad (5)$$

2.3 极限学习机

ELM 是一种新型的快速学习算法, 由输入层、隐含层、输出层组成, 输入层与隐含层、隐含层与输出层之间的神经元由全连接层相连。对于单隐层神经网络, ELM 可以随机初始化输入权重和偏置并得到相应的输出权重, 不仅能减少训练时间, 还能获得全局最优解, 可用于分类和回归拟合。ELM 神经网络的结构如图 2 所示。其中, ELM 神经网络的输入端为 4 个 LED 的光功率 ($P_{m1}, P_{m2}, P_{m3}, P_{m4}$), 输出端是 PD 的二维坐标点 (x_m, y_m)。 $f_1(x)$ 为隐含层节点激活函数, w_{ij} 为输入层第 i 个神经元与隐含层第 j 个神经元间的连接权值, β_{jk} 为隐含层第 j 个神经元与输出层第 k 个神经元间的连接权值。

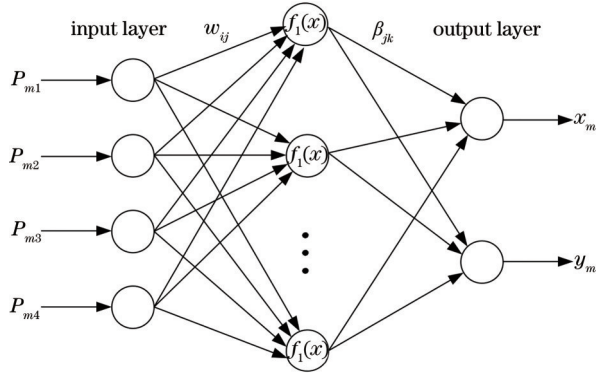


图 2 ELM 神经网络的结构

Fig. 2 Structure of the ELM neural network

假设 ELM 由 N 个训练样本、 p 个输入层节点、 L 个隐含层节点和 q 个输出层节点组成, 则 N 个采样节点的位置坐标可表示为

$$\left\{ \mathbf{C}_k = (x_k, y_k) \right\}_{k=1}^N. \quad (6)$$

采样节点处 PD 接收到第 i 个 LED 的光功率可表示为

$$\left\{ \mathbf{P}_{ik} = (P_{1k}, \dots, P_{ik}) \right\}_{k=1}^N, \quad (7)$$

式中, i 为 LED 的数量。相应的单隐层神经网络可表示为

$$\sum_{j=1}^L \beta_j f(\mathbf{w}_i \mathbf{P}_{ik} + \mathbf{b}_j) = \mathbf{C}_i, \quad i = 1, \dots, N, \quad (8)$$

式中, $f(\cdot)$ 为 s 型激活函数, β_j 为隐含层第 j 个神经元与输出层间的连接权值矩阵, $\mathbf{w}_i = (w_{i1}, \dots, w_{ij})$ 为输

入层与隐含层间的连接权值矩阵, \mathbf{b}_j 为第 j 个隐含层神经元的偏置矩阵。由于 \mathbf{w}_i 和 \mathbf{b}_j 随机产生, 且在训练过程中保持不变, 因此只需求解 β 。将 (8) 式简化为

$$\mathbf{H}\beta = \mathbf{C}, \quad (9)$$

式中, \mathbf{H} 为隐含层的输出矩阵, \mathbf{C} 为期望输出矩阵。通过求解方程组的最小二乘解得到隐含层与输出层间的连接权值 β , 可表示为

$$\tilde{\beta} = \min_{\beta} \|\mathbf{H}\beta - \mathbf{C}\|, \quad (10)$$

式中, $\|\cdot\|$ 为范数, 其解可表示为

$$\tilde{\beta} = \mathbf{H}^* \mathbf{C}, \quad (11)$$

式中, \mathbf{H}^* 为隐含层输出矩阵 \mathbf{H} 的伪逆矩阵。ELM 神经网络用于回归预测时的定位误差可表示为

$$e_t = |\mathbf{C}_j - \mathbf{C}_i| = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2}, \quad (12)$$

式中, $\mathbf{C}_j = (x_j, y_j)_{j=1}^t$ 为测试目标估计值, $\mathbf{C}_i = (x_i, y_i)_{i=1}^t$ 为测试目标的真实位置, t 为测试目标的数量。

3 定位系统的仿真及结果分析

3.1 ELM 神经网络的参数选取

ELM 神经网络属于单隐层前馈神经网络, 如何确定隐含层神经元的数目至关重要。隐含层神经元数目过少会导致 ELM 网络欠拟合, 隐含层神经元数目过多则会引起网络过拟合, 最终影响网络的定位性能。为了找到最佳的隐含层神经元数, 采用随机取值的方式, 通过改变系统隐含层的节点数不断进行仿真测试, 以寻求较优的 ELM 神经网络拓扑结构。选取的 ELM 神经网络隐含层神经元数区间为 [50, 400], 以 50 个神经元为间隔取值, 从而得到较为理想的神经元数, 再进一步确定最优神经元的数量。不同情况下 ELM 神经网络定位结果的均方根误差 (RMSE) 如图 3 所示, 可以发现, 从仿真结果中不能精确得到最优参数, 还需进一步通过仿真实验确定最优神经元数。从 250 个神经元数量附近取值, 得到不同数量的隐含层神经元模型定位结果的 RMSE 如表 1 所示。可以发现, 适当增加隐含层神经元的数量能在一定程度上提升 ELM 神经网络的预测能力。当神经元的数量为 260 时, 平均定位误差最小, ELM 神经网络的性能最佳; 当神经元数量超过 260 时, ELM 神经网络的性能开始下降, 这表明神经网络出现了过度学习。

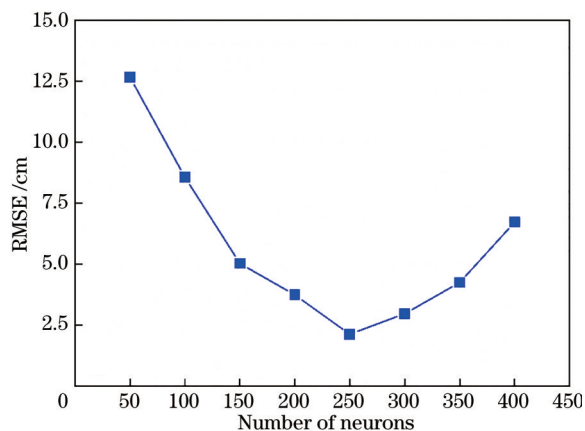


图3 ELM预测模型的RMSE

Fig. 3 RMSE of the ELM prediction model

表1 不同数量隐含层神经元模型的RMSE

Table 1 RMSE of models with different number of hidden layer neurons unit: cm

Number of neurons	RMSE
240	2.36
245	2.47
250	2.13
253	1.75
255	1.36
260	1.17
261	1.30
263	1.48
265	1.65
270	1.42

3.2 仿真结果分析

为了评估系统的定位性能,将4个不同频率(3 kHz、4 kHz、5 kHz、6 kHz)的商用LED灯安装在4 m×4 m×3 m房间内的天花板上。4个指示灯的位置坐标分别为(1,1,3)、(1,3,3)、(3,1,3)、(3,3,3)。每个LED的发射功率为10 W,半功率角为30°。对于不同载波频率的发射信号,在接收端接收到的是混合信号,因此,采用带通滤波器对混合信号进行区分。PD将光信号转换为电信号,并通过计算得到接收端的光功率。在训练阶段,将定位区间划分为21×21个训练点,然后将每个训练点处计算的光功率及其对应坐标点存放在指纹库中,仿真参数如表2所示。

1) ELM神经网络的定位误差

仿真中的训练集数据有21×21组,测试集数据有15×15组。首先,用训练集中的数据训练ELM神经网络;然后,将测试集中的数据引入到已经训

表2 仿真参数

Table 2 Simulation parameters

Parameter	Value
P_t / W	10
$\psi_c / (^\circ)$	90
T_s	1
g	10
A / cm^2	1
$\phi_{\psi_2} / (^\circ)$	30

练好的ELM神经网络中;最后,输出预测的坐标点。ELM方法的定位误差空间分布如图4所示,可以发现,本方法的平均定位误差为1.17 cm,最大定位误差为6.44 cm,能对定位区域中所有的测试点进行精确定位,满足室内定位的需求。

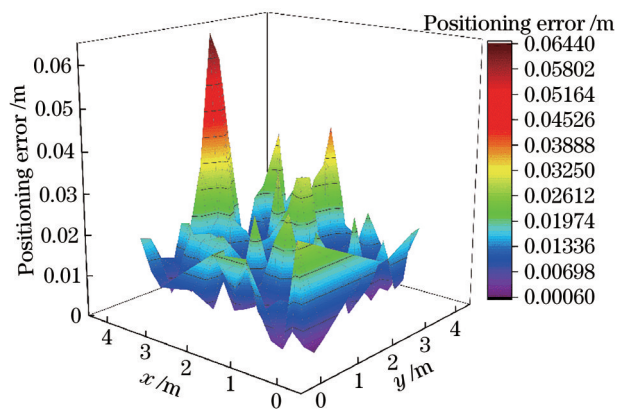


图4 ELM方法的定位误差

Fig. 4 Positioning error of the ELM method

2) 与传统定位方法的对比分析

将本方法与BP神经网络、支持向量机(SVM)以及GA-BP方法的性能进行对比分析,以评估ELM方法的定位精度,不同方法的测试点和预测点分布如图5所示。可以发现,基于ELM的定位方法效果最好。不同方法的定位误差如表3所示,可以发现,ELM方法的最大定位误差以及平均定位误差比其他三种方法小得多。相比SVM方法,本方法的最大定位误差降低了61.87%,平均定位误差降低了68.72%;相比BP方法,本方法的最大定位误差降低了89.87%,平均定位误差从21.23 cm降到1.17 cm,超过了一个数量级;相比GA-BP方法,本方法的最大定位误差降低了37.41%,平均定位误差降低了56.98%。

不同方法定位误差的累计概率分布如图6所示,可以发现,基于GA-BP、SVM、BP的定位方法,90%的定位点误差分别为6.43 cm、9.21 cm、40.68 cm。而ELM方法的定位误差始终保持在6.44 cm以内,

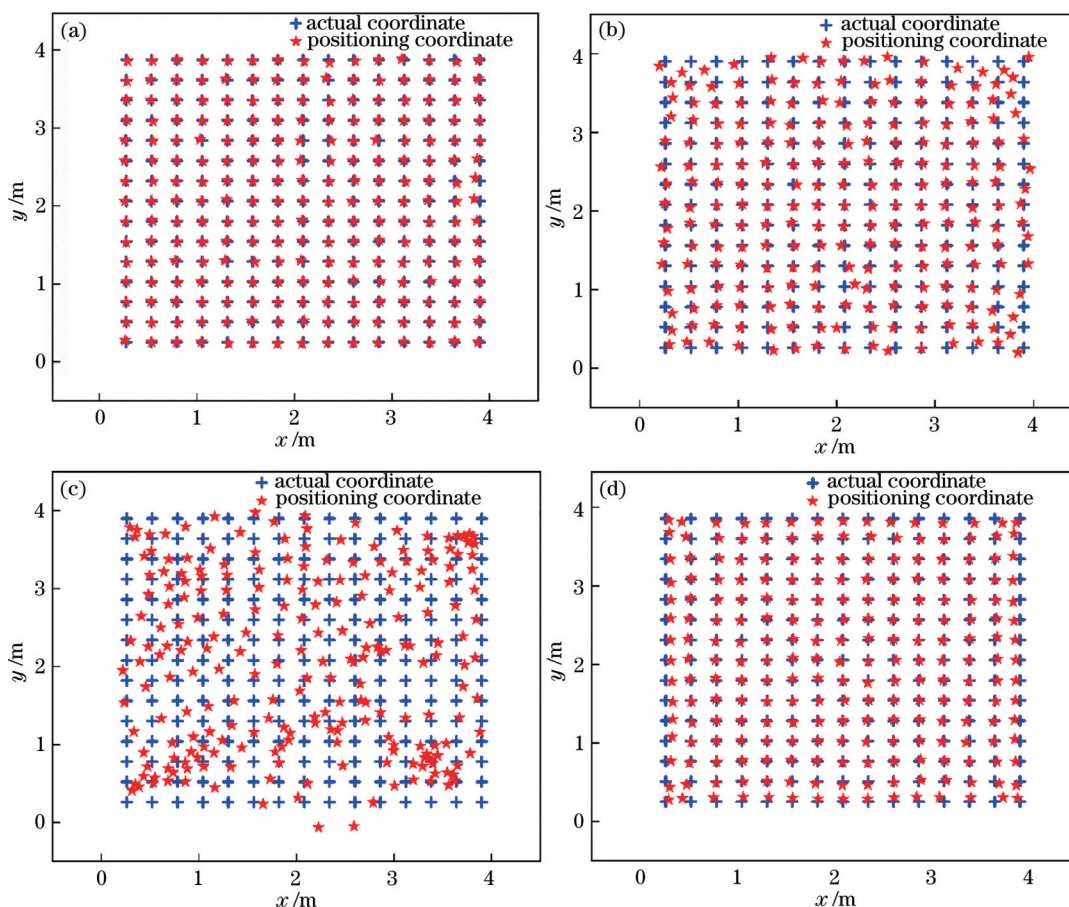


图 5 不同方法的定位结果。(a) ELM 方法; (b) SVM 方法; (c) BP 方法; (d) GA-BP 方法

Fig. 5 Positioning results of different methods. (a) ELM method; (b) SVM method; (c) BP method; (d) GA-BP method

表 3 不同方法的定位误差

Table 3 Positioning errors of different methods unit: cm

Positioning method	Max positioning error	Average positioning error
ELM	6.44	1.17
SVM	16.89	3.74
BP	63.60	21.23
GA-BP	10.29	2.72

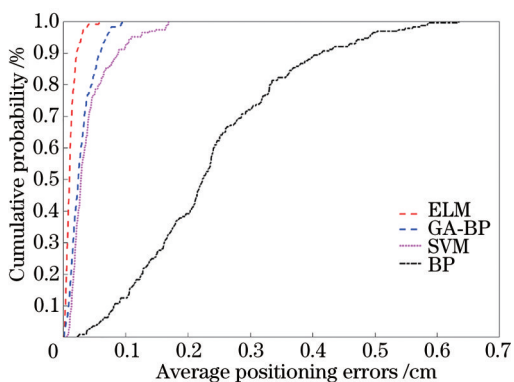


图 6 定位误差的累计概率分布

Fig. 6 Cumulative probability distribution of positioning errors

90% 定位点的误差降低到 1.336 cm。

ELM 方法与其他三种方法的训练时间以及平均定位时间如表 4 所示, 可以发现, BP、GA-BP 方法的训练时间分别为 44.0703 s、74.9375 s, 而 ELM 方法的训练时间仅为 0.0687 s, 这表明 ELM 神经网络具有学习速度快、泛化能力强的优点。在实际应用中, ELM 方法能在满足高精度定位需求的同时, 节省定位时间, 符合大多数应用场景的需求。

表 4 不同方法的定位时间

Table 4 Positioning time of different methods unit: s

Positioning method	Training time of fingerprint data	Average positioning time
ELM	0.0687	0.03594
SVM	0.1094	0.09375
BP	44.0703	0.09063
GA-BP	74.9375	0.09562

4 结 论

提出了一种基于 ELM 神经网络的室内 VLP 方法,用 4 个 LED 作为发射器,1 个 PD 作为接收器接收光强信号。结果表明,在 $4\text{ m} \times 4\text{ m} \times 3\text{ m}$ 的定位区域内,ELM 方法的最大定位误差为 6.44 cm,最小定位误差为 0.064 cm,平均定位误差为 1.17 cm。相比其他三种对比方法,基于 ELM 的定位方法能实现更精确的定位。此外,在指纹数较多的情况下,ELM 方法的训练时间和定位时间仅为 0.0687 s 和 0.03594 s,收敛速度更快。但在 ELM 神经网络预测过程中,自身输入权重以及隐含层阈值随机性强,可靠性不高。其次,实际测试样本会受到噪声及自然光的影响,导致定位误差增大、精度降低,因此后续还需进一步完善 ELM 方法。

参 考 文 献

- [1] Zuo X. Research on indoor positioning algorithm based on visible light[D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2020: 20-28.
左肖. 基于可见光的室内定位算法研究[D]. 南京: 南京师范大学, 2020: 20-28.
- [2] Shi M Q, Cui L Z, Qin L, et al. Single LED visible light indoor positioning system based on particle swarm optimization[J]. Laser Journal, 2020, 41(5): 31-34.
史明泉, 崔丽珍, 秦岭, 等. 基于粒子群优化的单 LED 可见光室内定位系统[J]. 激光杂志, 2020, 41(5): 31-34.
- [3] 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.
- [4] Wang B Y, Liu X L, Yu B G, et al. Improved weighted K -nearest neighbor algorithm for WiFi fingerprint positioning[J]. Journal of Xidian University, 2019, 46(5): 41-47.
王博远, 刘学林, 蔚保国, 等. WiFi 指纹定位中改进的加权 K 近邻算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2019, 46(5): 41-47.
- [5] Zhao K, Hu H F. Indoor localization algorithm based on BP neural network and RFID[J]. Laser Journal, 2015, 36(8): 138-141.
赵凯, 胡海峰. 神经网络和 RFID 相融合的室内定位算法[J]. 激光杂志, 2015, 36(8): 138-141.
- [6] 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.
- [7] Lain J K, Chen L C, Lin S C. Indoor localization using K -pairwise light emitting diode image-sensor-based visible light positioning[J]. IEEE Photonics Journal, 2018, 10(6): 1-9.
- [8] 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.
- [9] Xu S W, Wu Y, Wang X F. Visible light positioning algorithm based on sparsity adaptive and location fingerprinting[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(18): 1806003.
徐世武, 吴怡, 王徐芳. 基于稀疏度自适应和位置指纹的可见光定位算法[J]. 光学学报, 2020, 40(18): 1806003.
- [10] Liu K H, Yan S D, Gong X L. Indoor 3D visible light positioning algorithm based on fingerprint reconstruction and sparse training nodes[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(3): 0306003.
刘开华, 鄢书丹, 宫霄霖. 基于稀疏训练点和指纹重构的室内可见光三维定位算法[J]. 中国激光, 2021, 48(3): 0306003.
- [11] Zou P, Zhao Y H, Hu F C, et al. Research status of machine learning based signal processing in visible light communication[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(1): 010001.
邹鹏, 赵一衡, 胡昉辰, 等. 基于机器学习的可见光通信信号处理研究现状[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(1): 010001.
- [12] Liu C, Zhang Y X. Research on visible light location algorithm based on neural network and fingerprint[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2019, 40(6): 891-895.
刘冲, 张月霞. 融合神经网络和指纹的可见光定位算法研究[J]. 半导体光电, 2019, 40(6): 891-895.
- [13] Sun Y B, Huang Z, Gao R X, et al. Visible light indoor localization system based on RSS[J]. Instrument Technique and Sensor, 2018(11): 80-84.
孙豫斌, 黄臻, 高瑞祥, 等. 基于 RSS 的可见光室内定位系统[J]. 仪表技术与传感器, 2018(11): 80-84.
- [14] Ma Y W, Chen J L, Chen Z Z. A high accuracy and efficiency indoor positioning system with visible light communication[J]. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 2019, 30(2): e3452.

- [15] Zhang H Q, Cui J H, Feng L H, et al. High-precision indoor visible light positioning using modified momentum back propagation neural network with sparse training point[J]. *Sensors*, 2019, 19(10): 2324-2326.
- [16] Ni S C, Wang F, Han S Y, et al. Two methods of accurate indoor positioning based on visible light communication system and artificial neural network [C]//2019 18th International Conference on Optical Communications and Networks (ICOON), August 5-8, 2019, Huangshan, China. New York: IEEE Press, 2019: 1-3.
- [17] Zhang S, Du P F, Chen C, et al. 3D indoor visible light positioning system using RSS ratio with neural network[C]//2018 23rd Opto-Electronics and Communications Conference (OECC), July 2-6, 2018, Jeju, Korea (South). New York: IEEE Press, 2018: 1-2.
- [18] Xiao J L, Yue D W, Zhao Z D, et al. A visible light localization algorithm based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2019, 30(8): 810-816.
肖佳琳, 岳殿武, 赵政铎, 等. 基于遗传算法优化BP神经网络的可见光定位[J]. *光电子·激光*, 2019, 30(8): 810-816.
- [19] Keskin M F, Gezici S, Arikan O. Direct and two-step positioning in visible light systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(1): 239-254.