

文章编号: 1001-3806(2022)06-0788-08

稀疏训练指纹库融合 MMPSO-ELM 室内可见光定位

张慧颖, 梁 誉, 卢宇希, 王 凯, 于海越

(吉林化工学院 信息与控制工程学院, 吉林 132022)

摘要: 为了解决采用极限学习机(ELM)神经网络室内可见光定位方法存在误差较大、网络模型训练时间较长、结果稳定性较差等缺点,采用稀疏训练指纹库,融合多目标动量粒子群算法(MMPSO),结合 ELM 室内可见光定位方法,形成 MMPSO-ELM 方案,引入动量因子,避免迭代过程中过度振荡,加快系统收敛速度。在不同的定位空间内随机选取训练数据集方式,在测试点数量不同的情况下,将本方案与后向传播(BP)、ELM 以及 PSO-ELM 3 种定位算法进行了比较。结果表明,MMPSO-ELM 方案在 20 组训练数据条件下,对 80 组待定位点进行预测定位,定位误差最大为 0.0225m,最小误差为 0.00093m,平均定位误差低至 0.00143m,且定位性能受定位空间大小影响较小;MMPSO-ELM 可见光定位方案具有定位精度高、速度快、泛化性强等优点。该研究为在室内场所实现快速准确定位提供了理论支撑。

关键词: 光通信;极限学习机;粒子群算法;稀疏训练指纹库;动量因子;可见光定位

中图分类号: TN929.12 **文献标志码:** A **doi:** 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2022.06.013

Indoor visible light positioning using MMPSO-ELM neural network based on sparse training fingerprint database

ZHANG Huiying, LIANG Yu, LU Yuxi, WANG Kai, YU Haiyue

(College of Information and Control Engineering, Jilin Institute of Chemical Technology, Jilin 132022, China)

Abstract: In order to solve the shortcomings of using the extreme learning machine (ELM) neural network to position indoor visible light, such as large error, long network model training time and poor stability of results, multi-objective momentum particle swarm optimization (MMPSO)-ELM scheme was formed by using sparse training fingerprint database, MMPSO and ELM indoor visible light positioning method. Momentum factor was introduced to avoid excessive oscillation during iteration and speed up the system convergence. Training data was set randomly in different positioning spaces. When the number of test points is different, the scheme of MMPSO-ELM was compared with back propagation, ELM and PSO-ELM. The simulation results show that, under the condition of 20 groups of training data and 80 points to be located, the maximum positioning error is 0.0225m, the minimum error is 0.00093mm and the average positioning error is as low as 0.00143m. The positioning performance is less affected by the size of the positioning space. MMPSO-ELM visible light positioning scheme has the advantages of high positioning accuracy, fast speed and strong generalization. This research provides theoretical support for fast and accurate positioning in indoor places.

Key words: optical communication; extreme learning machine; particle swarm optimization; sparse training fingerprint database; modified momentum factor; visible light location

引 言

2019 年,新型冠状病毒在全球范围内产生重大影

响,保持一定社交距离对防控病毒传播效果显著,在室内和室外实现精确定位,在抗击疫情和今后应对其它病情上发挥关键作用。日本应庆大学研究小组结合发光二极管(light-emitting diode, LED)灯自身具备的功耗低、使用寿命长、无污染等优点率先提出基于 LED 可见光的通信概念^[1]。随着人工智能技术研究和应用快速发展,结合机器学习算法的可见光室内定位技术成为研究热点。参考文献[2]中提出动量反向传播神经网络算法用于室内定位,最终定位平均误差达到 10.18cm~11.4cm,其在 1.8m×1.8m×2.1m 特定空间

基金项目:吉林省自然科学基金资助项目(YDZJ202101ZYTS189);吉林化工学院科研基金资助项目(2021050)

作者简介:张慧颖(1982-),女,博士,副教授,主要研究方向为光通信技术及应用、可见光通信、检测技术等。

E-mail:yingzi1313@163.com

收稿日期:2021-09-13;收到修改稿日期:2021-10-21

内实现,具有一定局限性,并未考虑光信号多径传播及外界噪声对定位影响。参考文献[3]中提出利用一种有监督人工神经网络进行精确的3维可见光定位(visible light positioning, VLP),同时使用接收机分集技术克服可见光多径传播对定位的影响,该系统对视距(line of sight, LOS)和非视距(non line of sight, NLOS)链路平均均方根误差(root mean square, RMS)分别为0.0198m和0.021m,该研究克服多径传播对定位的影响,但仍使用传统反向传播神经网络算法,定位精度欠佳。参考文献[4]中提出基于误差学习和匹配的到达时间(time of arrival, TOA)的人工神经网络定位算法训练测量距离值,输出距离误差而不是光电二极管(photo diode, PD)接收器位置,此方法较人工神经网络定位精度提高0.5m,但在定位阶段单一利用聚类导致结果存在偏差。HUANG等人提出了极限学习机(extreme learning machine, ELM)的新概念^[5]。参考文献[6]中提出应用多层ELM来提高边界区域的定位精度,但内部区域定位未得到提升。参考文献[7]和参考文献[8]中均考虑接收器倾斜与多径反射对定位影响,参考文献[8]中通过改变发射机朝向平面中心高度,实现接收功率水平最大化,定位精度明显提高,但此方法增加布置设备成本,使得适用性不广。参考文献[9]中针对目前可见光定位接收器高度大多固定假设,提出通过直接可测量位移改变接收器高度的方法,降低3维空间定位高度误差,但此方法针对2维平面的定位误差没有做到改善。参考文献[10]中提出改进 k 均值聚类算法对房间接收点分为两个聚类,降低房间边缘定位误差。参考文献[11]中对定位误差与LED有效发射角以及接收器视场角之间变化关系做了研究,选定最佳接收视场角为 60° ,此方法同样有设备成本较高、适用性不强的缺点。参考文献[12]和参考文献[13]中分别提出基于指纹库的三角定位和后向传播(back propagation, BP)神经网络两步实现定位,但需大量指纹参考点数据,增加了前期工作量。

针对现有可见光室内定位方法存在的不足,本文作者提出建立考虑可见光视距与非视距传播的指纹库方法来增加房间边界区域参考点的接收光功率,保证房间边界与内部定位性能基本一致;利用稀疏训练数据达到较好训练结果;采用多目标动量粒子群优化融合极限学习机定位方法实现室内可见光高精度定位。针对不同房间大小及不同数量测试集下的仿真结果表明,基于稀疏训练指纹库融合多目标动量粒子群优化和极限学习机(multi-objective momentum particle swarm

optimization-extreme learning machine, MMPSO-ELM)定位方法具有精度更高、定位速度更快等优点,是一种泛化性更强的室内VLP方案。

1 信道模型与定位原理

光信号在信道中传播符合朗伯模型^[14],包含LOS传播和NLOS传播,其中PD接收端在LOS传播条件下光直流增益 $H_{\text{LOS}}(0)$ 为^[15]:

$$H_{\text{LOS}}(0) = \begin{cases} \frac{(m+1)A_s}{2\pi d^2} \cos^m \phi \cos \varphi t(\varphi) g(\varphi), & (0 \leq \varphi \leq \varphi_{\max}) \\ 0, & (\varphi > \varphi_{\max}) \end{cases} \quad (1)$$

式中, m 为朗伯系数, d 为发射端与接收端距离, A_s 为接收端面积, φ 为发射角, φ_{\max} 为LED最大发射角, ϕ 为入射角, $t(\varphi)$ 为光学滤波增益, $g(\varphi)$ 为光学聚光器增益^[16]。

PD接收端接收到一次墙面反射的直流增益 $H_{\text{ref}}(0)$ 为:

$$H_{\text{ref}}(0) = \begin{cases} \frac{(m+1)A_s}{2\pi^2 D_1^2 D_2^2} \rho d A_w \cos^m \theta \cos \gamma \cos \beta \times \\ g(\varphi) t(\varphi) \cos \varphi, & (0 \leq \varphi \leq \varphi_{\max}) \\ 0, & (\varphi > \varphi_{\max}) \end{cases} \quad (2)$$

式中, A_w 为墙面反射单位面积, D_1 为发射端到墙面反射点距离, D_2 为墙面反射点到PD接收端距离, θ 为反射点发射角, γ 为墙面反射系数, β 为反射点处接收角。

在室内可见光传播过程中热噪声、散粒噪声及人为因素会对定位效果产生影响^[17-18],用 σ_n 表示,则PD探测到的信号总功率 P_s 为:

$$P_s = P_t [H_{\text{LOS}}(0) + H_{\text{ref}}(0)] + \sigma_n \quad (3)$$

式中, P_t 为LED光源发射总功率。

2 稀疏训练指纹库融合 MMPSO-ELM 室内定位方案设计

2.1 指纹库定位模型建立

定位过程中与移动PD接收端位置相关指纹参考点较少,因此,为降低房间内采样点密度,减少采集数据量,采用均匀分布采样点方法收集来自不同LED光功率值。建立指纹库工作流程为:(1)均匀选择100个坐标点作为室内指纹参考点;(2)分别计算从4个LED接收的光功率;(3)将墙壁划分为面积为 1dm^2 的

反射面,反射面每反射一次就计算指纹点接收到的LED功率;(4)向采集的数据中加入高斯白噪声,模拟环境中的热噪声和散粒噪声;(5)对数据进行预处理,筛选异常值,完成指纹数据库的构建。

针对3m×3m×3m与6m×5m×3m房间内建立基于LED室内定位指纹库模型分别如图1、图2所示。LED₀、LED₁、LED₂、LED₃为均匀安装在天花板上4个各自独立的信号发射机,指纹参考点均匀分布在水平高度为0m的地面上。

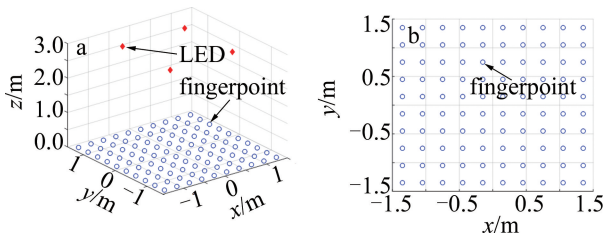


Fig. 1 3m×3m×3m indoor positioning fingerprint database
a—3-D space model b—2-D plane model

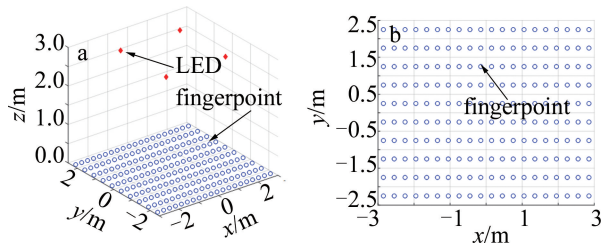


Fig. 2 6m×5m×3m indoor positioning fingerprint database
a—3-D space model b—2-D plane model

2.2 MMPSO-ELM 室内可见光定位算法设计

考虑稀疏训练数据集易导致神经网络出现过拟合现象^[19-20],因此选用单隐层前向传播ELM作为研究对象,本文将定位过程划分为离线训练和在线定位两个阶段:离线训练阶段随机从接收光功率指纹库中选取仅20组数据作为网络训练样本,假设输入层 Q 组样本 (x_i, t_i) , x_i 为输入层输入端训练数据, t_i 为输入层输出端训练数据,选定隐藏层神经元对应激活函数为

$h(\cdot)$,则ELM隐藏层矩阵 H 为:

$$H = \sum_{i=1}^L h(w_{ij} \cdot x_i + b_i) \quad (4)$$

式中, w_{ij} 表示输入层第 i 个神经元与隐藏层第 j 个神经元之间连接权值, b_i 表示隐藏层第 i 个神经元的阈值, L 表示隐藏层神经元个数。输出层矩阵 T 表示为:

$$T = \sum_{i=1}^y \beta_i h(w_{ij} \cdot x_i + b_i) \quad (5)$$

式中, β_i 为隐藏层与输出层连接权值, Y 为输出层神经元数量。

传统粒子群优化极限学习机神经网络^[21-22]是利用ELM初始权值、阈值矩阵随机生成,使ELM运算速度得到提升,但增加运算结果不确定性。本文将粒子群算法适应度函数设置为神经网络实际输出与期望输出之间最短欧氏距离:

$$f = \min \| T - \hat{T} \| \quad (6)$$

式中, T 为训练数据样本实际输出, \hat{T} 为期望输出,用每个粒子代表ELM网络输入层和隐藏层之间权值及隐藏层每个神经元对应阈值,粒子矩阵 C 表示为:

$$C = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1L} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2L} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{Q1} & w_{Q2} & \cdots & w_{QL} \\ b_1 & b_2 & \cdots & b_L \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中, C 矩阵由ELM初始权值矩阵与阈值矩阵构成,而权值矩阵可用 W 表示:

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1L} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2L} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{Q1} & w_{Q2} & \cdots & w_{QL} \end{bmatrix} \quad (8)$$

阈值矩阵可用 B 表示:

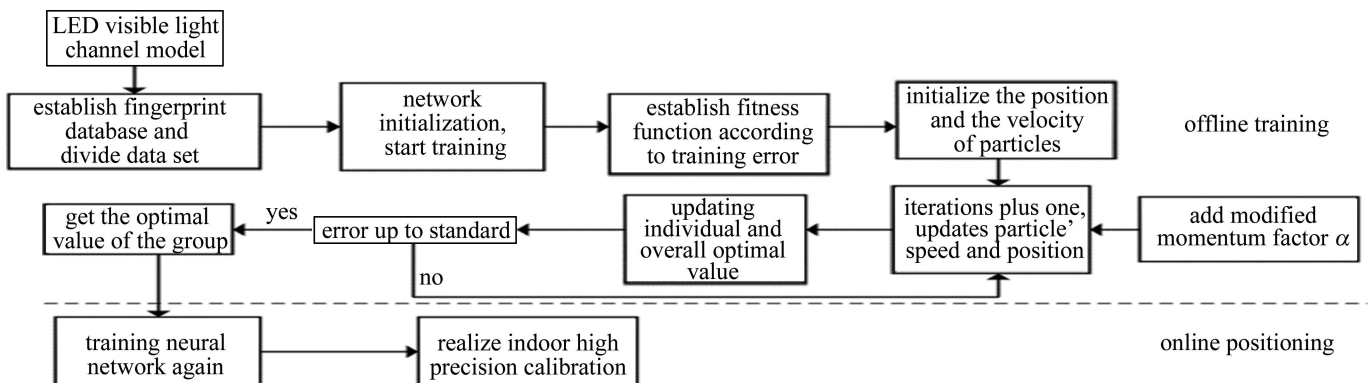


Fig. 3 Flow chart of indoor VLP based on sparse training fingerprint database and MMPSO-ELM model

$$B = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_L] \quad (9)$$

为提高算法收敛速度,避免陷入局部最优值以及过度振荡,本文中在传统粒子更新规则基础之上,加入符合高斯分布随机动量因子 α ,用 α 指导 PSO 对 ELM 初始权值矩阵与阈值矩阵寻优更新,从粒子群中寻得全局最优粒子速度与粒子位置作为 ELM 的最优连接权重矩阵和阈值矩阵。

根据(4)式~(9)式,分别对粒子速度、位置、适应度函数值进行更新,在加入动量因子条件下以较少迭代次数达到预设最小适应度值 f_{\min} ,将得到的粒子最优位置作为 ELM 神经网络权值与阈值矩阵进行训练,输入 N 组训练数据,输入层 5 个神经元分别表示指纹点分别接收得到来自 4 个 LED 直射光功率、来自墙面一次反射总功率以及符合正态分布加性高斯白噪声,隐藏层神经元个数设定为 $N-2$ 个,输出层神经元为待定位点横、纵坐标值。

在线定位阶段,随机从指纹库 100 组数据中多次选取 80 组数据作为测试集输入到训练完成的动量融合 ELM 模型中,得到定位结果,用网络输出与期望输出计算定位误差。基于稀疏训练指纹库融合 MMP SO-ELM 室内高精度可见光定位流程如图 3 所示。

3 仿真测试与结果分析

仿真实验地点选在吉林化工学院现代通信技术实验室内某一区域,采样区域大小分别为 $3\text{m}\times 3\text{m}\times 3\text{m}$ 和 $6\text{m}\times 5\text{m}\times 3\text{m}$,取地面中心为坐标原点,4 组 LED 灯排均匀安装在距离地面 3m 高度的屋顶,坐标分别为 $(0.75\text{m}, 0.75\text{m}, 3\text{m})$, $(-0.75\text{m}, 0.75\text{m}, 3\text{m})$, $(0.75\text{m}, -0.75\text{m}, 3\text{m})$, $(-0.75\text{m}, -0.75\text{m}, 3\text{m})$; $(-1.5\text{m}, 1.25\text{m}, 3\text{m})$, $(1.5\text{m}, 1.25\text{m}, 3\text{m})$, $(-1.5\text{m}, -1.25\text{m}, 3\text{m})$, $(1.5\text{m}, -1.25\text{m}, 3\text{m})$ 。在考虑 LED 信道直射与墙面一次反射条件下,得到 $3\text{m}\times 3\text{m}\times 3\text{m}$ 室内指纹参考点接收光功率数据,接收功率分布如图 4 所示。

仿真参数设置如下:单个 LED 发射功率为 0.73W,每组灯群包括 5×5 个 LED 灯,LED 的发射半角为 60° ,光电二极管的面积为 2cm^2 ,光滤波器增益及光集中器增益均设置为 1,墙面反射单位区域的面积为 9cm^2 ,反射因子为 0.6。粒子群算法在对 ELM 的初始权值与阈值矩阵进行寻优时,设定加速度因子 c_1 和 c_2 分别为 1.19 和 0.65,粒子的位置与速度均在 $[0, 1]$ 范围内,最大权值 w_{\max} 设为 0.9,最小权值 w_{\min} 设为 0.2,适应度函数最小值 f_{\min} 设置为 0.00001mm,最高迭代次数为 250 次。采用同样训练集、测试集数据分别对

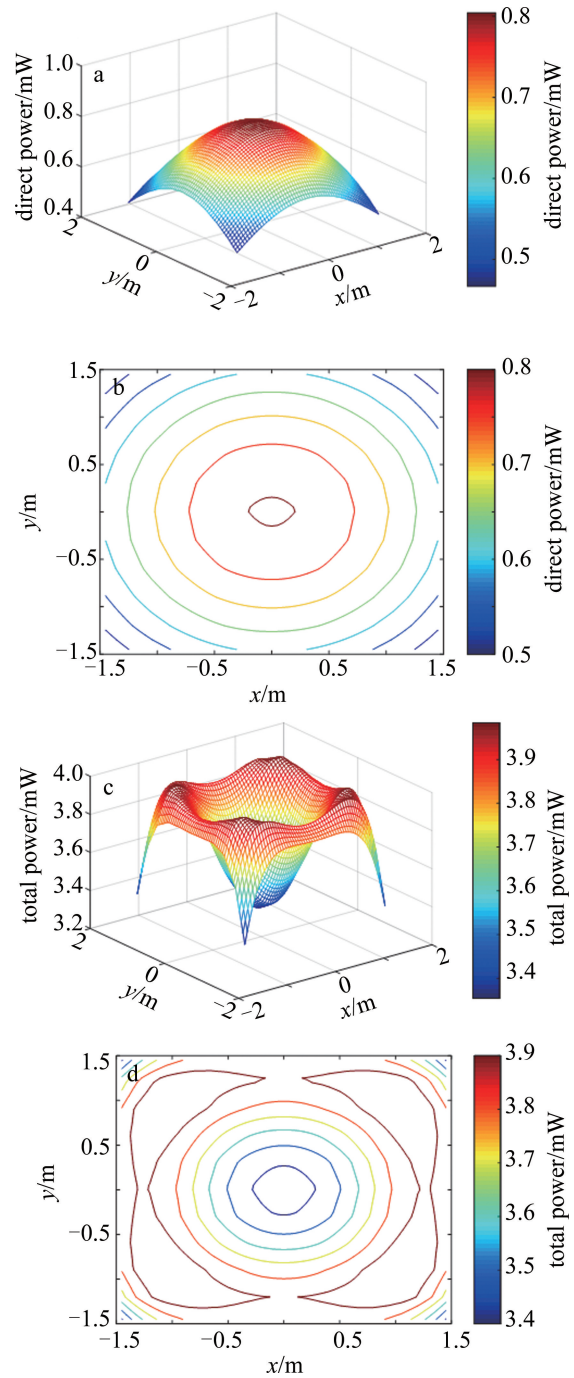


Fig. 4 Simulation results of the received power of fingerprint reference point a—direct power distribution b—contour distribution of direct power c—total power distribution d—contour distribution of total power

BP、ELM 以及 PSO-ELM 进行神经网络训练与测试,定位效果如图 5 所示。

如图 5a 所示, BP 神经网络用于室内预测定位偏差较大,测试集平均误差为 0.163m;如图 5b 所示, ELM 定位算法测试集平均误差为 0.118m,定位性能优于 BP 神经网络;如图 5c 所示,基于 PSO-ELM 室内定位算法平均定位误差为 0.035m,具有较好定位效

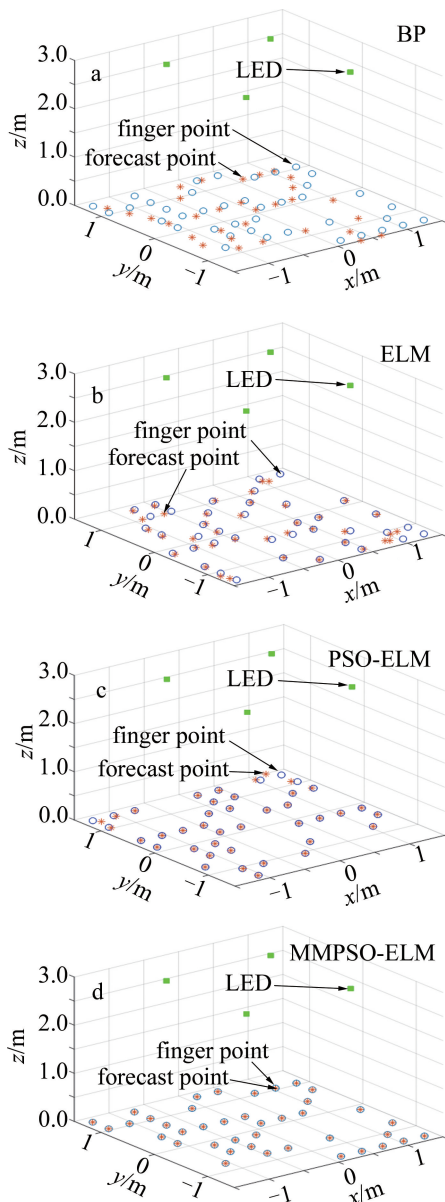


Fig. 5 Comparison of positioning effects

果;如图 5d 所示,本文中提出的 MMPSO-ELM 定位方案平均误差低至 0.0065m,定位精度明显优于其它 3 种神经网络算法,为进一步验证 MMPSO-ELM 室内定位方案泛化性能,分别在待定位点个数为 20、40、60、80 情况下进行定位,得出各算法在房间内总体平均误差随带定位点数量变化趋势如图 6 所示。

如图 6 所示,基于 BP 神经网络定位算法在待定位点较少时定位效果较好,但待测点数量较多时定位误差会随之大幅度增加,4 种算法在测试样本数不同条件下的仿真结果如表 2 所示。

由表 2 可知,另外 3 种方法定位误差受待测点数量变化影响较小,且本文中提出的基于 MMPSO-ELM 定位方案定位误差均为最小。分别对 BP、ELM、PSO-

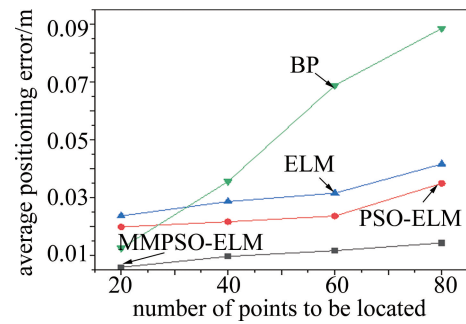


Fig. 6 Variation trend of the average positioning error of four neural network positioning algorithms with the number of points to be located

Table 2 Average positioning error under different number of points to be measured/m

algorithm name	20 points	40 points	60 points	80 points
MMPSO-ELM	0.00289	0.00965	0.01165	0.01433
PSO-ELM	0.01987	0.02166	0.02265	0.02568
ELM	0.02368	0.02866	0.03155	0.03298
BP	0.0125	0.0356	0.0689	0.0886

ELM 及 MMPSO-ELM 在测试数据集上定位误差分布进行仿真,3 维曲面结果如图 7 所示。

如图 7 所示,BP、ELM 两种神经网络定位算法在房间 4 个角落定位误差较大; PSO-ELM 定位算法对房间边界区域的预测定位效果相较 BP、ELM 有所改善;本文中提出的 MMPSO-ELM 方案整体定位效果显著提高,相较于其它方法定位精度大幅度提升。

对 4 种神经网络定位方法的性能指标进行分析得到;基于 BP 神经网络定位方法在对 80 个测试点进行定位,最大定位误差为 0.4740m,最小定位误差为 0.0037m,平均定位误差均为 0.0886m;基于 ELM 神经网络定位方法在对 80 个测试点进行定位,最大定位误差为 0.1702m,最小误差为 0.0012m,平均定位误差均为 0.0329m;现有基于 PSO-ELM 定位方法在测试集上最大误差为 0.03886m,最小定位误差为 0.0011m,平均定位误差为 0.02568m;本文中提出的 MMPSO-ELM 定位方案在测试集上最大误差为 0.0225m,最小误差为 0.00093m,平均定位误差为 0.00143m。仿真结果表明;MMPSO-ELM 室内定位方案定位精度明显优于现存几种机器学习定位方法。

选定在测试点为 40 组相同条件下,采用上述 4 种定位方法实现定位预测,分别得到定位误差在 0m~0.01m,0.01m~0.05m,0.05m~0.1m,大于 0.1m 4 个区间内所占比例,误差占比直方图如图 8 所示。

如图 8 所示,定位误差区间为 0m~0.01m 时,MMPSO-ELM 定位方法所占比例为 64%、PSO-ELM 占比为 51%、ELM 算法占比为 29%、BP 所占比例仅为

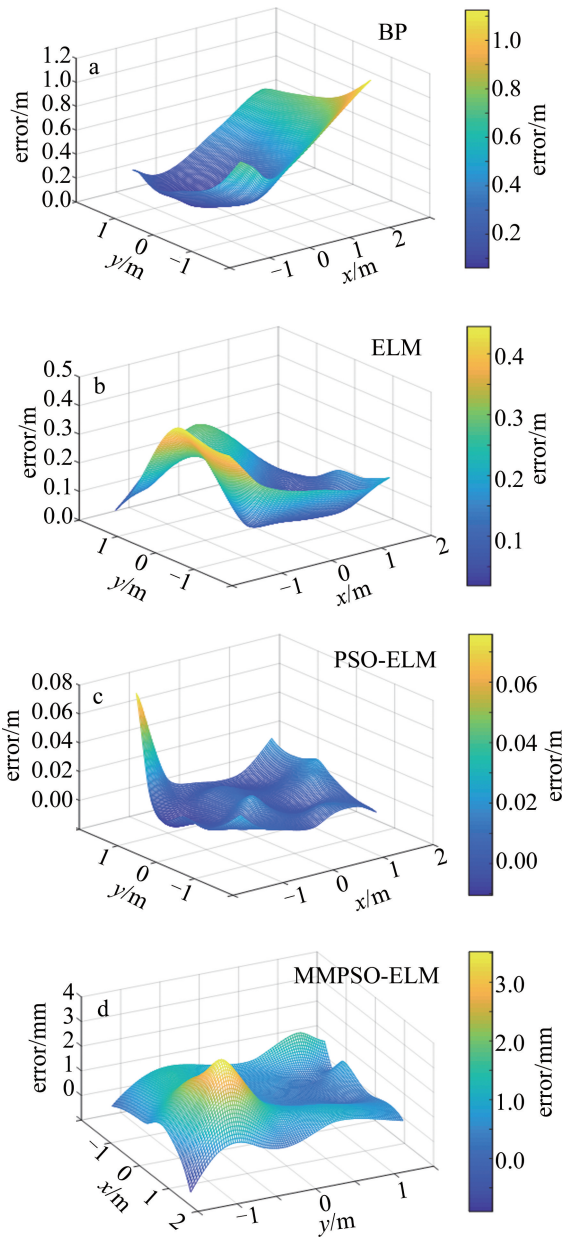


Fig. 7 Figures of positioning error based on various algorithms

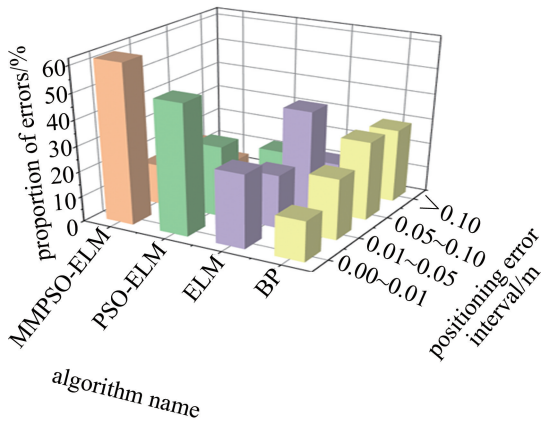


Fig. 8 Histogram of the proportion of algorithm location error

16%,本文中提出定位方案精度远高于另外 3 种算法;定位误差区间为 0.01m~0.05m 时 MMP SO-ELM 占比为 16%、PSO-ELM 占比为 28%、ELM 占比 21%、BP 占比为 24%;定位误差区间为 0.05m~0.1m 时, MMP SO-ELM 所占比例为 16%、PSO-ELM 占比为 9%、ELM 占比为 39%、BP 所占比例达到 31%;当定位误差大于 0.1m 时, MMP SO-ELM 占比低至 2%、PSO-ELM 占比

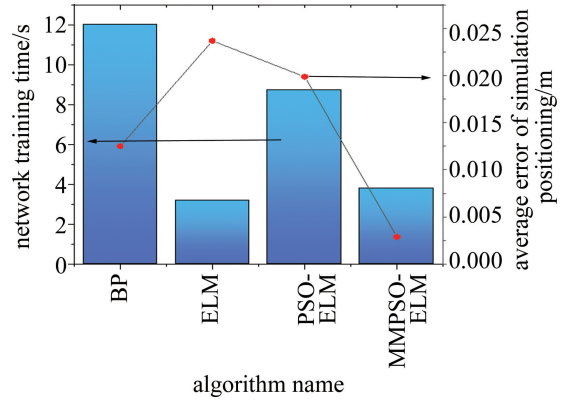


Fig. 9 Neural network training time and simulation test error

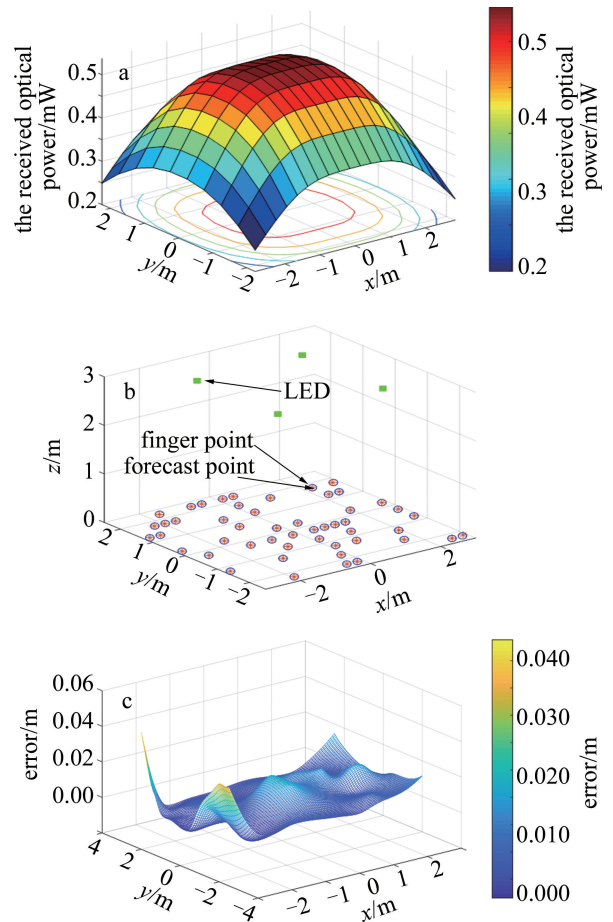


Fig. 10 Positioning simulation results
a—the received optical power distribution b—positioning effect comparison
c—positioning error distribution

为12%、ELM占比11%,BP占比达到29%。上述仿真结果表明:在稀疏训练集条件下,MMP SO-ELM定位误差主要集中在0m~0.01m区间内,因此说明MMP SO-ELM定位方法是一种具有高精度、较强泛化性的室内可见光定位技术。在20组训练集条件下,4种神经网络算法训练时间与仿真测试平均误差结果如图9所示。

由图9可得,在训练集数量均为20组时,MMP SO-ELM训练时间为3.803s、PSO-ELM训练时间为8.7457s、ELM训练时间为3.21s、BP训练时间为12.0073s;ELM神经网络训练时间最短,但定位误差最大,MMP SO-ELM在训练时间虽比ELM训练时间略长,但具有定位精度高的优点。保持以上定位参数不变情况下,选取室内空间面积为6m×5m×3m,定位仿真结果如图10所示。

由图10可得,对50个待定位点进行预测定位得到最大定位误差为0.0216m,最小定位误差为0.00034m,平均定位误差为0.003m,MMP SO-ELM网络训练时间为4.303s,定位时间为0.02513s,与3m×3m×3m室内定位结果相比,本文中提出的定位算法受空间增大影响较小,因此,基于稀疏指纹库融合MMP SO-ELM的定位方案具有定位速度快、精度高、泛化性强等优点。

4 结论

本文中利用均匀稀疏分布采样方法建立室内可见接收光功率指纹库,采用稀疏训练MMP SO-ELM神经网络实现可见光室内定位方案设计。通过加入动量因子加快ELM最优权值矩阵与阈值矩阵的更新,解决了ELM随机生成初始参数导致定位结果稳定性较差问题,加快PSO收敛速度,可避免过拟合现象发生,实现了高精度室内定位。在定位空间为3m×3m×3m区域内的仿真结果表明:本文中设计的室内可见光定位方案在任意数量测试样本的定位误差稳定在0.01m内,定位精度相较BP、ELM、PSO-ELM3种神经网络算法分别提高83.82%,46.54%,34.19%,在最大定位区域内利用最少训练数据实现高精度定位,网络训练时间仅需3.803s,定位时间低至0.06s;当增大定位空间时,定位精度、定位时间均变化不大。因此,稀疏训练指纹库融合MMP SO-ELM室内定位方案具有训练速度快、定位误差小、泛化性强等优点,所研究内容为室内可见光定位实现提供了理论支撑。

参 考 文 献

- [1] XIE Z K, GUAN W P, ZHENG J H, *et al.* A high-precision, real-time, and robust indoor visible light positioning method based on mean shift algorithm and unscented Kalman filter[J]. *Sensors*, 2019, 19(5): 1094.
- [2] ROY P, CHOWDHURY C. A survey of machine learning techniques for indoor localization and navigation systems[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2021, 101(3): 1-34.
- [3] 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): 2324-2336.
- [4] WU S X, ZHANG S J, XU K, *et al.* Neural network localization with TOA measurements based on error learning and matching[J]. *IEEE Access*, 2019, 7(10): 19089-19099.
- [5] HUANG G B, ZHOU H M, DING X J, *et al.* Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 2012, B42(2): 513-529.
- [6] XU Y, WANG X X. Indoor positioning algorithm of subregional visible light based on multilayer ELM[J]. *Journal of Hunan University (Natural Science Edition)*, 2019, 46(10): 125-132 (in Chinese).
- [7] 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.
- [8] CHAUDHARY N, YOUNUS O I, ALVES L N, *et al.* An indoor visible light positioning system using tilted LEDs with high accuracy[J]. *Sensors*, 2021, 21(3): 920.
- [9] HAO X L, SUN W J, CHEN J, *et al.* Vertical measurable displacement approach for altitude accuracy improvement in 3D visible light positioning[J]. *Optics Communications*, 2021, 490: 126914.
- [10] CHEN Y, WU J, LIU H L, *et al.* Visible light and inertial navigation fusion indoor positioning system based on hidden Markov model[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(12): 1206001 (in Chinese).
- [11] MAHMOUD A A, AHMAD Z U, HAAS O C L, *et al.* Precision indoor three-dimensional visible light positioning using receiver diversity and multi-layer perceptron neural network[J]. *IET Optoelectronics*, 2020, 14(6): 440-446.
- [12] ZHAO Ch H, ZHANG H M, SONG J. Fingerprint based visible light indoor localization method[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(8): 0806002 (in Chinese).
- [13] 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.
- [14] YUAN Ch L, LU H M, HUANG J Ch, *et al.* Research on energy self-sustaining visible light positioning algorithm based on clustering[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(10): 1006001 (in Chinese).
- [15] SONG Y, CHEN Z, YUAN Z. New chaotic PSO-based neural network predictive control for nonlinear process[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2007, 18(2): 595-601.
- [16] LU X, ZOU H, ZHOU H, *et al.* Robust extreme learning machine with its application to indoor positioning[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2015, 46(1): 194-205.
- [17] ZHENG H H, XU Zh W, YU Ch Y, *et al.* A 3-D high accuracy positioning system based on visible light communication with novel positioning algorithm[J]. *Optics Communications*, 2017, 396: 160-

- 168.
- [18] YANG X S, KARAMANOGLU M, HE X. Flower pollination algorithm: A novel approach for multiobjective optimization[J]. *Engineering Optimization*, 2014, 46(9): 1222-1237.
- [19] WU X B, WEN S S, HUA J. High precision 3D positioning system design using visible light communication based on ant colony algorithm[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, 46(12): 1206004 (in Chinese).
- [20] ZHAO L, DONG H H, ZHANG F. Visible DOC-OFDM system based on LWT[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2021, 50(5): 0506002 (in Chinese).
- [21] ZHANG Y T, ZHAO L, ZHANG F. Performance optimization of visible light OFDM communication system based on wavelet transform [J]. *Laser Technology*, 2020, 44(2): 261-265 (in Chinese).
- [22] LIU Zh G, ZHAO L, ZHU T. Research of indoor positioning and illuminating systems based on visible light [J]. *Laser Technology*, 2018, 42(5): 646-650 (in Chinese).