

引用本文: 刘志强, 梁敬, 贺军义, 等. 基于IBKA优化核极限学习机的室内可见光定位方法[J]. 光通信技术, 2026, 50(4): 84-89.

基于IBKA优化核极限学习机的室内可见光定位方法

刘志强, 梁敬, 贺军义*, 刘子怡, 刘帅

(河南理工大学 计算机科学与技术学院, 河南 焦作 454000)

摘要: 针对极限学习机(ELM)在室内可见光指纹定位中定位精度较低的问题, 提出一种基于改进黑翅鸢算法(IBKA)优化核极限学习机(KELM)的室内可见光定位方法。通过佳点集初始化、自适应权重策略和黄金正弦扰动策略提升黑翅鸢算法(BKA)性能, 并利用优化后的算法自动确定KELM的关键参数, 构建高精度定位模型。在 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 3\text{ m}$ 仿真环境中, 对接收光功率进行卡尔曼滤波降噪并建立指纹数据库。实验结果表明, 该方法平均定位误差为 1.93 cm , 92%测试点误差小于 3.3 cm , 实现了厘米级定位精度。

关键词: 可见光通信; 室内定位; 改进黑翅鸢算法; 核极限学习机; 指纹匹配

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2026)04-0084-06

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2026.04.013

Indoor visible light positioning method based on IBKA-optimized kernel extreme learning machine

LIU Zhiqiang, LIANG Jing, HE Junyi*, LIU Ziyi, LIU Shuai

(College of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo Henan 454000, China)

Abstract: To address the issue of low positioning accuracy of extreme learning machine(ELM) in indoor visible light fingerprint positioning, this paper proposes a positioning method based on the improved black-winged kite algorithm(IBKA) to optimize kernel extreme learning machine(KELM). The performance of the black-winged kite algorithm(BKA) is enhanced through the initialization of the good point set, adaptive weight mechanism, and golden sine perturbation strategy. The optimized algorithm is then used to automatically determine the key parameters of KELM, constructing a high-precision positioning model. In a $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 3\text{ m}$ simulation environment, the received optical power is filtered by Kalman filtering to reduce noise and a fingerprint database is established. Experiments show that the average positioning error of this model is 1.93 cm , and 92% of the test points have an error less than 3.3 cm , achieving centimeter-level positioning accuracy.

Key words: visible light communication, indoor positioning, improved black-winged kite algorithm, kernel extreme learning machine, fingerprint matching

0 引言

随着位置服务和物联网应用的不断普及, 人们对高精度室内定位的需求变得越发迫切。尽管全球定位系统在室外环境表现出色, 但其信号在室内极易

受墙体遮挡和多径效应的影响, 导致定位效果大幅降低^[1-2]。基于此, 红外、WiFi、射频识别、蓝牙以及超宽带等技术陆续被引入到室内定位领域, 但这些方法普遍存在成本较高、容易受到干扰、覆盖范围有限或者误差偏大等问题^[3-5]。近年来, 可见光定位(VLP)依靠无电磁干扰、高安全性、成本较低以及可与照明系统实现无缝融合等优势, 逐渐成为室内定位领域的一个关键发展方向^[6]。传统的VLP方法包括到达时间(TOA)^[7]、到达角度(AOA)^[8]、到达时间差(TDOA)^[9]以及基于接收信号强度值(RSSI)^[10]的方法。其中, 基于RSSI的指纹匹配法因实施简单、无需精密硬件同步而备受关注。然而, RSSI信号极易受到传输距离、入射角度、环境光噪声和非视距传播的影响, 表现出明显的非线性

收稿日期: 2025-07-21。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61872126, 61772159)资助; 河南理工大学博士基金项目(B2021-43)资助。

作者简介: 刘志强(1979—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向涵盖可见光通信与室内定位、智能优化算法及其应用、深度学习理论与方法、多源信息融合与位置感知等。

***通信作者:** 贺军义(1982—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为计算机测控技术、惯性定位技术及应用等。



与不稳定性,制约了定位精度的进一步提升^[11]。

为应对这些难题,将机器学习算法融入VLP系统,借助其强大的非线性拟合能力与环境适应能力,已然成为改善定位性能的有效途径。比如Wei Fen等人^[12]引入灰狼优化器(GWO)和粒子群优化(PSO)对极限学习机(ELM)的权重与偏差进行寻优,构建了ELM-GWO和ELM-PSO模型,一定程度上提高了定位精度,但ELM的结构本质上依赖于随机映射,模型在不同次训练中的输出可能存在波动。韦嘉恒等人^[13]针对ELM模型的不稳定性,提出一种改进差分进化(DE)算法优化混合核极限学习机(HKELM)的方法,并利用混沌映射与惩罚函数提升了指纹定位的稳健性,但该方法选用的混合核模型增加了寻优维度,且DE算法在处理高维非线性参数搜索时,容易出现收敛速度慢且局部搜索精度不足的问题。随着元启发式算法在室内定位领域的广泛应用,Wang Jiahui等人^[14]提出了一种基于黑翅鸢算法(BKA)的室内可见光3D定位系统,将定位问题转化为全局优化问题,并在实验中取得了平均误差约为5.11 cm的定位精度,验证了BKA算法在处理全局优化定位问题时的优越性。然而,基础BKA算法在处理核极限学习机(KELM)超参数这类多维非线性寻优问题时,仍面临种群多样性不足、易陷局部最优的问题,搜索精度仍有提升空间。

为进一步提高室内定位的精度与稳定性,本文提出一种基于改进黑翅鸢算法(IBKA)优化KELM超参数的室内VLP方法(下文简称IBKA-KELM方法)。

1 室内VLP模型

室内VLP模型如图1所示。定位场景为5 m×5 m×3 m的矩形房间,天花板上均匀布置4个发光二极管(LED)作为发射源。接收端采用光电探测器(PD),通过接收来自各LED的RSSI实现二维位置估计。为区分不同LED信号,每个LED分配唯一调制频率。光传

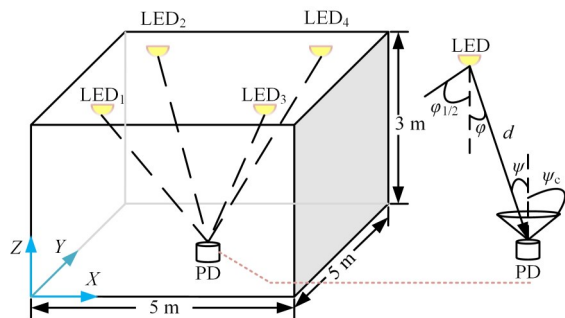


图1 室内VLP模型

输中的非直射视距(NLOS)链路信号占比较小、影响微弱^[15],因此本文仅考虑直射视距(LOS)链路进行建模。假设LED符合朗伯辐射模型^[16],PD接收到的光功率 P_r 可表示为

$$P_r = P_t H_{\text{LOS}}(0) \quad (1)$$

式中: P_t 为LED的发射功率, $H_{\text{LOS}}(0)$ 为LOS链路下的信道增益,可表示为

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

式中: m 为朗伯光源阶数, A 为PD的有效接收面积, d 为发射端到接收端的直线距离, φ 为LED的发射角; ψ 为PD的入射角, ψ_c 为PD的视场角, $T_s(\psi)$ 为光学滤波器增益, $g(\psi)$ 为聚光器增益。

系统噪声主要包括散粒噪声与热噪声,总体可建模为加性高斯白噪声,其方差为两者之和。

2 基于IBKA-KELM的定位模型构建

2.1 指纹数据库建立

指纹数据库的质量直接影响定位模型的性能。本文采用离线指纹采集,在定位平面均匀划分 $N \times N$ 采样点,每个采样点的坐标为 $L_i = (x_i, y_i)$,在每个点测量4个LED的光功率。为抑制环境光和电路噪声,使用卡尔曼滤波平滑处理,提升信号质量,滤波前后接收功率的对比图如图2所示。滤波后,指纹向量 F_i 定义为

$$F_i = (P_{i1}, P_{i2}, P_{i3}, P_{i4}) \quad (3)$$

式中: P_{im} 表示第 i 个采样点处接收到的第 m 个LED的光功率。指纹数据库 D 由采样点位置与其对应的功率指纹对组成, D 可表示为

$$D = \{(F_1, L_1), (F_2, L_2), \dots, (F_n, L_n)\} \quad (4)$$

2.2 KELM

获取到已预处理的指纹向量 F_i 后,需构建从信号特征空间到位置坐标空间 (x, y) 的非线性映射模型,本文采用KELM作为回归核心。KELM利用核函数取代随机隐藏层,并通过核技巧,将数据隐式映射到高维空间,高效处理非线性问题。

KELM在ELM基础上引入核函数,以核函数计算样本之间的相似性,避免显式构造隐藏层映射,从而降低模型对随机隐藏节点的依赖,并增强模型处理非线性数据的能力。本文采用径向基函数(RBF)作为核函数,通过计算不同指纹向量之间的平方欧几里得距

刘志强,梁敬,贺军义,等: 基于IBKA优化核极限学习机的室内可见光定位方法

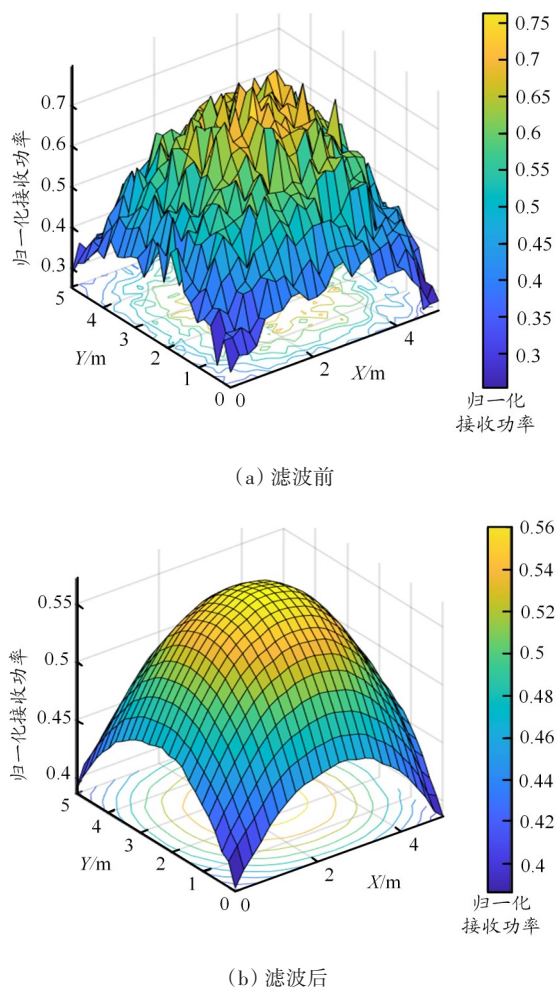


图2 滤波前后接收功率对比图

离建立核矩阵,并利用正则化方法求解模型输出。

KELM的性能主要受正则化参数 C 和核参数 γ 影响。其中, C 用于平衡模型拟合能力与复杂度,参数取值过小会导致欠拟合; γ 决定RBF核函数的作用范围,选择不当则会削弱非线性映射能力。因此,需构建优化算法对 (C, γ) 进行自适应寻优。

2.3 IBKA

为解决人工调参的局限性,本文提出IBKA对KELM参数进行全局寻优。针对BKA存在的初始化分布不均及易陷入局部最优的问题,本文融合多项改进策略,构建高效的参数搜索机制。

1) 佳点集初始化。BKA的随机初始化容易造成种群分布不均,削弱全局探索并增加早熟收敛的风险。为此,引入基于确定性采样的佳点集初始化^[17],生成更均匀的初始种群,从而增强多样性、改善全局搜索,并加快收敛速度与优化效率。

2) 自适应权重策略。黑翅鸢攻击行为模拟了黑

翅鸢的盘旋与俯冲,旨在增强全局探索能力。黑翅鸢迁移行为模拟鸟类迁徙中的领导与协作机制,并引入柯西突变以增加种群多样性。原始算法在迁移阶段,若领导者引导能力不足,个体直接远离其位置探索。但探索步长缺乏自适应调节,无法在迭代中平衡全局与局部。为此,本文引入自适应权重因子改进迁移公式,使算法初期大范围探索,后期精细搜索,提升收敛精度。

3) 黄金正弦策略。黄金正弦策略通过正弦函数与黄金分割系数动态调整搜索步长,提升全局搜索能力^[18]。基于此设计最优个体扰动机制:在每轮迭代后,对全局最优解进行定向扰动,比较扰动前后适应度,保留更优解,从而加强局部开发,避免陷入局部最优。

2.4 IBKA-KELM方法

基于指纹数据库的建立、IBKA以及KELM神经网络,构建IBKA-KELM定位模型。该模型以KELM为核心回归器,利用核函数处理非线性指纹数据,实现高精度位置估计。KELM将PD接收到的4个LED光功率值作为输入特征,以PD的二维位置坐标 L_i 作为输出目标。通过IBKA对KELM的正则化参数 C 和核参数 γ 进行全局优化,迭代提升模型的泛化能力和回归准确率,从而在可见光指纹匹配中实现厘米级定位精度。该方法充分利用IBKA的全局搜索优势和指纹数据库滤波后的数据,确保模型鲁棒性和高效性。主要实现步骤如下:

1) 对采集的原始光功率与位置坐标样本数据进行预处理,将其分类划分为训练集与测试集,并对数据进行归一化处理,加速模型收敛并提升泛化性能;

2) 初始化KELM模型,设置正则化参数 C 和核参数 γ 的初始值和寻优范围;

3) 设定IBKA种群规模、问题维度和最大迭代次数等参数,并采用佳点集方法生成初始种群,以KELM模型在验证集上的预测均方根误差(RMSE)作为IBKA的适应度值,评估并记录当前种群的最优适应度及其对应位置;

4) 根据攻击行为和融入自适应权重的迁移行为更新黑翅鸢个体的位置,计算新位置的适应度值,若优于先前位置则进行更新;

5) 对当前全局最优解施加黄金正弦扰动,对其进行局部精细搜索,并比较扰动前后的适应度,保留更优解;

6) 检查算法是否达到最大迭代次数,若未满足,返回步骤4进行下一次迭代;若满足,则输出全局最优超参数组合 (C, γ) ;

7)将测试集光功率输入训练好的 KELM 模型,得到预测位置坐标,并验证模型定位效果。

3 仿真与结果分析

3.1 IBKA 性能测试分析

为了全面评估 IBKA 的性能,从 IEEE CEC2017 测试集^[19]中挑选出函数 1、函数 3、函数 4、函数 7、函数 12、函数 15、函数 22、函数 24 这 8 个有代表性的函数,对其收敛性、局部最优逃逸以及复杂搜索能力展开考察。对比的对象有 BKA、改进粒子群算法(PSO)^[20]、鲸鱼算法(WOA)以及狐狸算法(FOX)。参数统一设定如下:种群规模为 30、最大迭代次数为 500 次、维度为 30、搜索范围是 $[-100, 100]$,各个函数独立运行 30 次。在 Matlab 2024b 上开展实验,将平均值和标准差作为指标,CEC2017 测试集寻优结果如表 1 所示。

表 1 CEC2017 测试集寻优结果

函数	指标	BKA	IPSO	WOA	FOX	IBKA
函数 1	平均值	1.06E+10	9.44E+08	5.31E+09	2.09E+04	3.27E+03
	标准差	8.83E+09	1.08E+09	2.01E+09	6.98E+03	2.96E+03
函数 3	平均值	3.16E+04	5.86E+04	2.78E+05	5.47E+04	4.03E+03
	标准差	1.46E+04	2.59E+04	6.98E+04	4.62E+04	2.52E+03
函数 4	平均值	1.69E+03	7.09E+02	1.33E+03	5.73E+02	4.79E+02
	标准差	2.43E+03	2.44E+02	3.50E+02	5.37E+01	1.94E+01
函数 7	平均值	1.24E+03	1.01E+03	1.32E+03	1.32E+03	1.01E+03
	标准差	8.62E+01	6.91E+01	9.24E+01	2.03E+01	7.81E+01
函数 12	平均值	3.13E+08	7.02E+07	5.61E+08	1.83E+07	4.09E+04
	标准差	1.44E+09	8.39E+07	4.04E+08	4.64E+07	1.92E+04
函数 15	平均值	4.73E+04	3.20E+04	5.64E+06	2.49E+04	6.42E+03
	标准差	5.15E+04	1.95E+04	1.01E+07	2.74E+04	5.99E+03
函数 22	平均值	6.61E+03	5.26E+03	8.00E+03	7.72E+03	3.63E+03
	标准差	1.04E+03	2.73E+03	1.53E+03	7.37E+02	2.07E+03
函数 24	平均值	3.26E+03	3.20E+03	3.29E+03	3.71E+03	2.97E+03
	标准差	1.18E+02	8.79E+01	1.08E+02	1.12E+02	5.89E+01

从表 1 可以看出,IBKA 在各测试函数均取得了最优或者接近最优的适应度平均值,并且标准差较低,呈现出良好的收敛精度与稳定性;IBKA 部分函数的适应度相较于 BKA 低了数个数量级,这证实了 IBKA 的有效性。此外,以迭代次数为横坐标,通过绘制适应度平均值随迭代次数增大的收敛曲线可知,IBKA 收敛速度快,优化持续能力较强,可避免局部最优,后期较为稳定,整体上优于对比算法,为 KELM 参数优化奠定了基础。

3.2 定位精度测试分析

为验证所提出的 IBKA-KELM 方法在室内 VLP 中

的有效性,本文在 Matlab 2024b 环境中开展了仿真实验。实验场景参照图 1,4 个 LED 的具体位置坐标分别为 $(1.25\text{ m}, 1.25\text{ m}, 3\text{ m})$ 、 $(1.25\text{ m}, 3.75\text{ m}, 3\text{ m})$ 、 $(3.75\text{ m}, 1.25\text{ m}, 3\text{ m})$ 和 $(3.75\text{ m}, 3.75\text{ m}, 3\text{ m})$ 。接收端 PD 置于高度为 0 m 的接收平面上,用于采集来自各 LED 的光功率信号。

指纹数据库的构建采用离线采集的方式,将房间平面沿横向和纵向分别均匀划分为 30 个等间隔点,总计生成 900 个参考点。在每个参考点处采集来自 4 个 LED 的光功率值,形成原始指纹数据。为提高数据质量,采用卡尔曼滤波对原始光功率序列进行噪声抑制处理。处理后的 900 个参考点数据全部用作训练集,用于模型训练。为保障模型泛化能力,采用 5 折交叉验证方法进行评估。主要仿真参数设置如表 2 所示。

表 2 仿真参数

仿真参数	参数值
LED 发射功率 P_t/W	10
PD 有效接收面积 A/cm^2	1
PD 的视场角 $\psi_f/(\circ)$	70
LED 光源的半功率角 $\phi_{1/2}/(\circ)$	60
光学滤波器增益 $T_s(\psi)$	1
折射率	1.5
种群规模	50
最大迭代次数	100
正则化参数 C 寻优范围	$[0, 2000]$
核参数 γ 寻优范围	$[0, 1]$

仿真中将房间平面沿横向与纵向分别均匀划分为 15 个等间隔点,即 225 个测试坐标,该坐标区别于训练集坐标,得到 IBKA-KELM 方法定位误差直方图如图 3 所示。可以看出,定位误差主要集中在较低水平,大多数误差值分布在 1~2.5 cm。单次实验统计分析显示,测试集的平均定位误差为 1.93 cm, RMSE 为 2.19 cm,最大

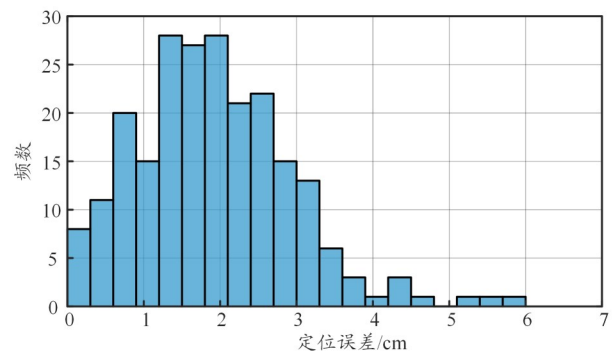


图 3 IBKA-KELM 方法定位误差直方图

刘志强, 梁敬, 贺军义, 等: 基于IBKA优化核极限学习机的室内可见光定位方法

误差达到 5.87 cm, 而最小误差仅为 0.08 cm, 92% 的测试点定位误差控制在 3.3 cm 以内。

二维测试平面定位误差热力图如图 4 所示。可以看出, 4 个 LED 光源能提供均匀充分的照射, 房间中心区域定位误差相对较小, 光功率指纹特征区分度最高; 房间 4 个角落边缘区域误差相对较大, 信号覆盖强度减弱和入射角度增大导致接收功率下降, 且潜在多径效应影响, 指纹唯一性略有降低。整个定位区域内误差分布仍较为均匀, 未出现明显极端误差峰值。

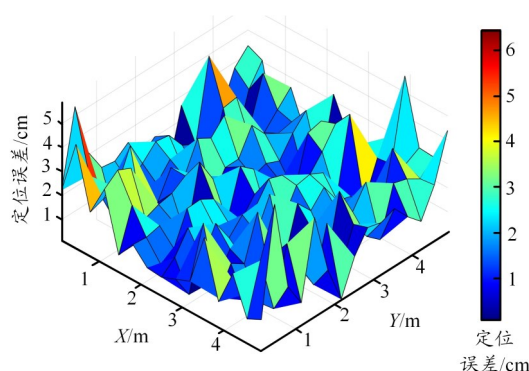
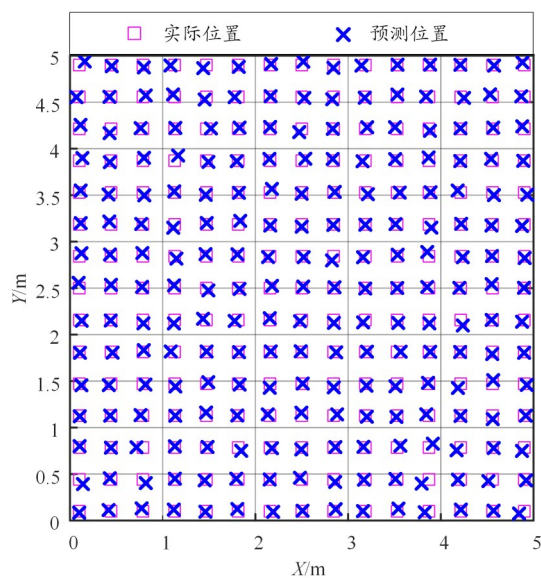
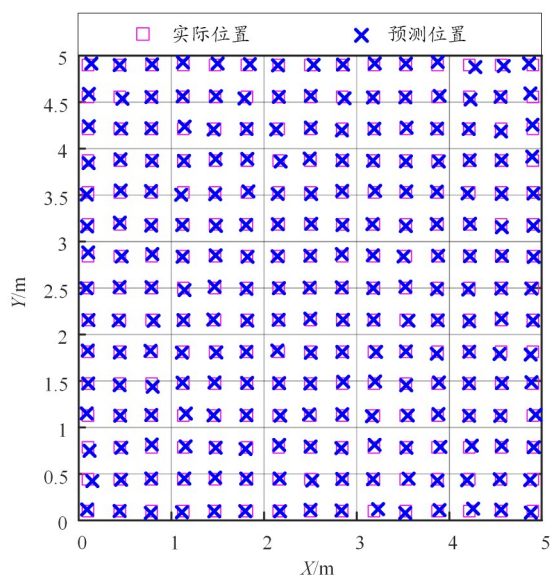


图 4 二维测试平面定位误差热力图

为验证卡尔曼滤波数据预处理有效性, 本文固定 IBKA-KELM 方法结构参数, 对比原始含噪光功率数据定位性能和卡尔曼滤波处理后的数据定位性能, 得到滤波前后位置散点如图 5 所示。可以看出, 未滤波数据估计点较为分散, 边缘区域偏离明显, 反映噪声对定位精度的不利影响; 滤波后估计位置紧密分布在对角线附近, 说明滤波处理能够在一定程度上减弱噪



(a) 滤波前



(b) 滤波后

图 5 滤波前后位置散点

声对定位结果的影响。结合定位误差统计结果, 滤波后平均定位误差由 2.67 cm 降低至 1.93 cm, 降幅 27.7%, 最大定位误差由 9.06 cm 降低至 5.87 cm, 降幅 35.2%。

为验证 IBKA-KELM 方法定位精度优势, 本文将其与 ELM、KELM、PSO、BKA 优化的 KELM (下文简称 PSO-KELM、BKA-KELM) 算法进行对比分析, 得到各算法定位误差累积概率分布图如图 6 所示。可以看出, IBKA-KELM 方法的曲线最陡峭, 定位误差达 0.04 m 时, 累积误差概率已超 95%, 表明绝大多数测试点定位误差控制在 0.04 m 以内, 误差分布集中整体精度更高; BKA-KELM 和 PSO-KELM 算法在相同误差阈值下累积概率约 85%, KELM 算法约 70%, ELM 算法最低,

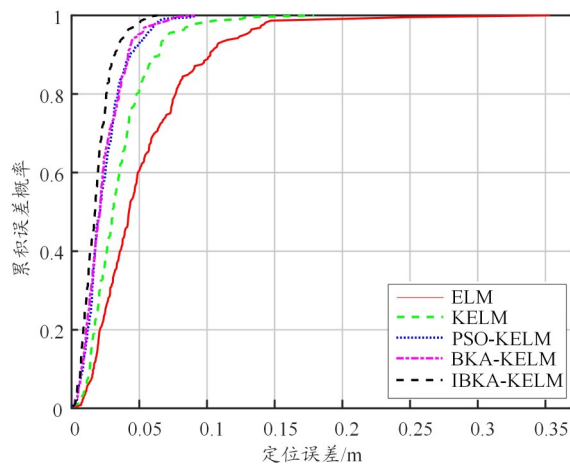


图 6 各算法定位误差累积概率分布图

仅50%左右;随着误差阈值增大,IBKA-KELM曲线迅速趋近1,表明误差分布更紧凑。

为评估算法性能的稳定性,本文开展了20次独立实验,并基于最大、最小定位误差和平均定位误差,将IBKA-KELM与ELM、KELM、PSO-KELM、BKA-KELM算法进行对比,结果如表3所示。可以看出,IBKA-KELM的最大与平均定位误差均为最低;与ELM、KELM、PSO-KELM、BKA-KELM算法相比,IBKA-KELM的最大定位误差分别降低了73.89%、61.72%、40.25%和34.48%,平均定位误差分别降低了59.32%、49.61%、28.09%和24.11%。这表明,通过IBKA优化KELM参数能有效提升定位系统的精度与稳定性,在室内可见光环境下可实现厘米级定位性能。

表3 不同算法定位误差比较

算法名称	最大定位 误差/cm	最小定位 误差/cm	平均定位 误差/cm
ELM	25.47	0.25	4.72
KELM	17.37	0.19	3.81
PSO-KELM	11.13	0.14	2.67
BKA-KELM	10.15	0.18	2.53
IBKA-KELM	6.65	0.16	1.92

4 结束语

本文使用IBKA优化KELM超参数,提出一种室内VLP方法。仿真环境中,系统采集4个LED光功率建立指纹数据库,通过卡尔曼滤波预处理原始信号,提升数据质量。仿真结果显示,IBKA-KELM方法的平均定位精度为1.93 cm,92%测试点误差低于3.3 cm,定位精度稳定性超越传统ELM、KELM、PSO-KELM、BKA-KELM算法。但本文的研究基于视距链路理想噪声假设,未充分考虑实际环境中的多径效应动态干扰,后续工作可聚焦复杂信道建模,拓展三维定位,引入在线自适应机制,增强方法实际场景适用性,提升环境适应性。

参考文献

[1] Chen Yong, Zheng Han, Liu Huanlin, et al. Indoor high precision three-dimensional positioning system based on visible light communication using improved hybrid bat algorithm[J]. IEEE Photonics Journal, 2020, 12(5): 1-13.
[2] 陈锐志,郭光毅,陈亮,等. 室内高精度定位技术研究应用现状与发

展趋势[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1591-1600.
[3] Zafari F, Gkelias A, Leung K K. A survey of indoor localization systems and technologies[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(3): 2568-2599.
[4] 蒋锐,虞跃,徐友云,等. 基于CHAN的改进卡尔曼滤波室内定位算法[J]. 通信学报, 2023, 44(2): 136-147.
[5] Obeidat H, Shuaieb W, Obeidat O, et al. A review of indoor localization techniques and wireless technologies[J]. Wireless Personal Communications, 2021, 119(1): 289-327.
[6] 李广云,孙森震,王力,等. 可见光通信室内定位技术进展与应用[J]. 测绘学报, 2022, 51(6): 909-922.
[7] Zhao Hongxiu, Wang Jintao. A novel three-dimensional algorithm based on practical indoor visible light positioning[J]. IEEE Photonics Journal, 2019, 11(3): 1-8.
[8] Steendam H, Wang T Q, Armstrong J. Cramer-Rao bound for AOA-based VLP with an aperture-based receiver[C]//IEEE. 2017 IEEE International Conference on Communications (ICC). Paris: IEEE, 2017: 1-6.
[9] Du Pengfei, Zhang Sheng, Chen Chen, et al. Demonstration of a low-complexity indoor visible light positioning system using an enhanced TDOA scheme[J]. IEEE Photonics Journal, 2018, 10(4): 1-10.
[10] 曹海峰,王晓亮. 基于深度学习与RSS滤波的可见光室内定位算法[J]. 光学技术, 2024, 50(3): 361-367.
[11] 顾亚雄,钟文. 混合滤波与改进贝叶斯相融合的室内可见光指纹定位方法[J]. 测绘通报, 2023(6): 104-109, 128.
[12] Wei Fen, Wu Yi, Xu Shiwu, et al. Accurate visible light positioning technique using extreme learning machine and meta-heuristic algorithm[J]. Optics Communications, 2023, 532: 129245.
[13] 韦嘉恒,刘伟,李卓,等. 基于差分进化改进混合核极限学习机的指纹定位[J]. 中国科技论文, 2024, 19(5): 600-606.
[14] Wang Jiahui, Wang Xiangqing, Jia Chaochuan, et al. Indoor visible light 3D localization system based on black wing kite algorithm[J]. IEEE Access, 2025, 13: 20960-20973.
[15] 苏辰希,张艳语,李盾,等. 基于空间优化的室内可见光定位方法[J]. 光学学报, 2024, 44(13): 78-87.
[16] Kahn J M, Barry J R. Wireless infrared communications[J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 85(2): 265-298.
[17] Xiao Chixin, Cai Zixing, Wang Yong. A good nodes set evolution strategy for constrained optimization[C]//IEEE. 2007 IEEE congress on evolutionary computation. Paris: IEEE, 2007: 943-950.
[18] Tanyildizi E, Demir G. Golden sine algorithm: a novel math-inspired algorithm[J]. Advances in Electrical & Computer Engineering, 2017, 17(2): 71-79.
[19] Wu Guohua, Mallipeddi R, Suganthan P N. Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2017 competition on constrained real-parameter optimization[R]. Changsha: National University of Defense Technology, 2016.
[20] 张晓莉,王秦飞,冀汶莉. 一种改进的自适应惯性权重的粒子群算法[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(3): 66-70.