

引用本文: 陈耀, 张烈平, 高小淋, 等. 基于 SCSSA-RF 算法的室内可见光定位算法[J]. 光通信技术, 2025, 49(1): 1-5.

基于 SCSSA-RF 算法的室内可见光定位算法

陈耀¹, 张烈平², 高小淋², 张翠^{3*}

(1. 桂林理工大学 广西高校先进制造与自动化技术重点实验室, 广西 桂林 541006;

2. 桂林航天工业学院 广西特种工程装备与控制重点实验室, 广西 桂林 541004; 3. 南宁理工学院 信息工程学院, 广西 桂林 541006)

摘要: 针对随机森林(RF)算法用于室内可见光定位时定位精度低, 存在过拟合风险的问题, 提出了一种基于正弦人口映射(SPM)与柯西分布的麻雀搜索算法(SSA)优化 RF 算法的室内可见光定位算法(简称 SCSSA-RF 算法)。首先, 该算法使用采集到的接收信号强度值与位置坐标建立指纹数据库。然后, 使用 SCSSA 的全局搜索能力对 RF 算法的关键参数进行优化, 将数据输入最佳模型中进行训练。最后, 将决策树的预测结果取平均值, 得到待定位点的预测值。实验结果表明: SCSSA-RF 算法比未改进的 SSA-RF 算法收敛速度更快; SCSSA-RF 算法的平均定位误差为 0.08 m, 且误差主要集中在 0.05~0.1 m 内; 在定位误差为 0.2 m 时, SCSSA-RF 算法的预测准确率达到 93%。

关键词: 可见光定位; 正弦人口映射; 柯西分布; 麻雀搜索算法; 随机森林

中图分类号: TN929 文献标志码: A 文章编号: 1002-5561(2025)01-0001-05

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2025.01.001

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Indoor visible light positioning algorithm based on SCSSA-RF algorithm

CHEN Yao¹, ZHANG Lieping², GAO Xiaolin², ZHANG Cui^{3*}

(1. Key Laboratory of Advanced Manufacturing and Automation Technology in Guangxi Universities, Guilin University of Technology, Guilin Guangxi 541006, China; 2. Guangxi Key Laboratory of Special Engineering Equipment and Control, Guilin University of Aerospace Technology, Guilin Guangxi 541004, China; 3. School of Information Engineering, Nanning College of Technology, Guilin Guangxi 541006, China)

Abstract: To address the issues of low positioning accuracy and the risk of overfitting when the random forest (RF) algorithm is used for indoor visible light positioning, a sparrow search algorithm(SSA) optimized RF algorithm for indoor visible light positioning based on sine population mapping(SPM) and Cauchy distribution(hereinafter referred to as SCSSA-RF algorithm) is proposed. Firstly, this algorithm establishes a fingerprint database using the received signal strength values and position coordinates. Then, it uses the global search capability of SCSSA to optimize key parameters of the RF algorithm, inputs the data into the optimal model for training, and averages the prediction results from the decision trees to obtain the predicted value for the target location point. The experimental results show that SCSSA-RF algorithm converges faster than the unimproved SSA-RF algorithm, the average positioning error of SCSSA-RF algorithm is 0.08 meters, with errors mainly concentrated between 0.05 to 0.1 meters. At a positioning error of 0.2 meters, the prediction accuracy of SCSSA-RF algorithm reaches 93%.

Key words: visible light positioning, sine population mapping, Cauchy distribution, sparrow search algorithm, random forest

收稿日期: 2024-09-13。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61741303)资助; 广西空间信息与测绘重点实验室基金项目(21-238-21-16)资助; 梧州市 2022 年中央引导地方科技发展资金项目(202201001)资助。

作者简介: 陈耀(2000—), 男, 汉族, 安徽宿州人, 在读硕士研究生, 现就读于桂林理工大学机械与控制工程学院电子信息专业, 主要研究方向为传感器与智能信息处理技术、室内指纹定位。

*** 通信作者:** 张翠(1985—), 女, 汉族, 硕士, 副教授, 主要研究方向为传感器与智能信息处理技术。



0 引言

可见光定位(VLP)作为一种新兴方案逐渐受到关注。VLP 通过发光二极管(LED)发射的可见光进行定位, 具有高精度和低干扰的优势, 并且可以利用现有的照明设备, 部署成本较低^[1]。因此, VLP 在高精度要求和复杂环境的室内场景中展现出广阔的应用前景。

随着机器学习的进步, 研究者们开始将智能算法融入 VLP 系统, 以提升其性能。例如, 曲佳等人^[2]提出了基于随机森林(RF)算法的 VLP 方法, 该方法结合

陈耀,张烈平,高小淋,等: 基于 SCSSA-RF 算法的室内可见光定位算法

了 RF 算法与卡尔曼滤波器来优化定位结果。然而,这种方法对参数设置较为敏感,若参数选择不当,则可能导致过拟合、定位精度下降或计算效率降低等问题,从而限制了该算法在不同应用场景中的广泛适用性。

为了提高 RF 算法用于室内 VLP 时的定位精度,本文提出一种基于正弦人口映射(SPM)与柯西分布的麻雀搜索算法(SSA)优化 RF 算法的室内 VLP 算法(简称 SCSSA-RF 算法)。

1 VLP 模型

为了更好地模拟实际的室内环境,并确保定位系统在真实场景中具有良好的适用性和信号覆盖均匀性,本文将定位区域设定在一间 3 m×4 m×3 m 的工作间内。该工作间的尺寸和高度有助于有效减少多路径效应的干扰^[3],同时也方便实验设备的合理布置以及接收信号强度(RSSI)的精确采集。定位系统的模型如图 1 所示。接收器采用光电传感器(PD)接收来自 4 个相同型号 LED 的不同光信号。这些 LED 被对称地安置在天花板上,以确保任何位置都能接收到至少一个 LED 的信号。LED 的坐标分别为: $L_1(0.5 \text{ m}, 3 \text{ m}, 3 \text{ m})$ 、 $L_2(0.5 \text{ m}, 1 \text{ m}, 3 \text{ m})$ 、 $L_3(2.5 \text{ m}, 1 \text{ m}, 3 \text{ m})$ 和 $L_4(2.5 \text{ m}, 3 \text{ m}, 3 \text{ m})$ 。接收器被放置在室内的不同位置,通过测量光信号强度来进行二维平面(X, Y)坐标的定位估算。

2 基于 SCSSA-RF 算法的室内定位方法

传统的 SSA 虽然在全局搜索和局部开发上表现出色,但在处理复杂优化问题时仍存在不足。例如,SSA^[4]的种群初始化可能导致解的分布不均匀,增加陷入局部最优的风险。此外,SSA 在局部搜索中缺乏足够的扰

动机,这影响了其跳出局部最优的能力。为此,本文提出一种改进的算法——SCSSA-RF 算法。首先,通过引入 SPM 来确保种群初始化的均匀性,防止种群过度集中在局部区域^[5]。同时,柯西分布引入了更大的扰动范围,增强了局部搜索能力,使算法能够有效避免局部最优陷阱,从而提升整体搜索效率和收敛速度^[6]。

然后,本文采用 SCSSA 对 RF 算法的超参数进行优化。RF 算法^[7]的超参数对定位精度有重要影响,手动选择这些参数通常难以达到最佳性能。通过 SCSSA 自动调整这些超参数,可以提高模型的鲁棒性和精度,进而优化室内 VLP 系统的性能。SCSSA-RF 算法的具体步骤如下:

1)初始化。使用 SPM 映射初始化种群,并随机生成适应度函数需要优化的初始解。每个种群个体表示为超参数向量 X_i ,表达如式(1)所示。

$$X_i = \{K, Z\} \quad (1)$$

其中, K 表示 RF 中决策树的数量, Z 表示决策树的最大深度, N 表示采样点的总数。 i 为个体索引, $i=1, 2, \dots, N$ 。

2)评估适应度。根据初始化的种群个体,计算每个个体在适应度函数下的得分。适应度函数定义为模型的均方根误差(RMSE)值 W ,即

$$W = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_{1i} - y_{1i})^2 + (\hat{y}_{2i} - y_{2i})^2} \quad (2)$$

其中, $\hat{y}_{1i}$ 和 $\hat{y}_{2i}$ 分别是模型预测的 x 和 y 坐标值, y_{1i} 和 y_{2i} 是真实的 x 和 y 坐标值, n 是样本的总数。 W 越小,适应度越高。

3)选择“发现者”与“加入者”。根据适应度值,对个体进行排序,选取一部分最优个体作为“发现者”,其余个体作为“加入者”。发现者负责在全球范围内探索最优解,更新规则遵循式(3)。

$$X_i^{t+1} = X_i^t \exp\left(-\frac{i}{rT}\right) \quad (3)$$

其中, T 为最大迭代次数, r 为随机数, t 为当前迭代次数。

4)扰动“加入者”。对于“加入者”个体,采用柯西分布进行大范围扰动,以避免陷入局部最优。具体更新规则如式(4)所示。

$$X_j^{t+1} = C(X_j) \exp\left(\frac{X_{\text{best}} - X_j}{j^2}\right) \quad (4)$$

其中, X_j^{t+1} 表示第 j 个个体在 $t+1$ 的更新位置, X_{best} 为种群中最好个体的位置。 $C(X_j)$ 表示对当前个体 X_j 进行

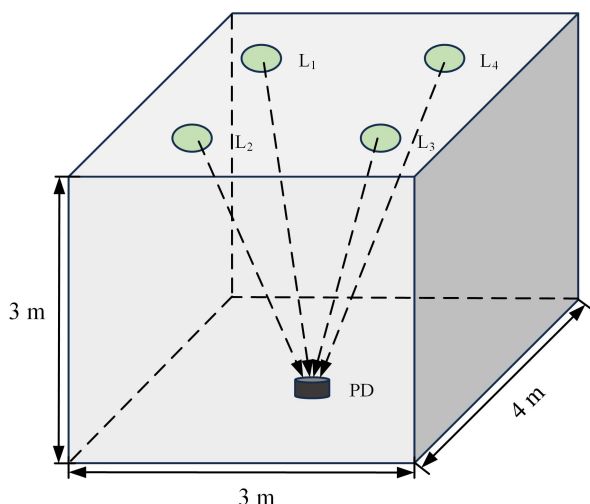


图 1 室内 VLP 系统模型

柯西分布扰动,在局部搜索时引入大范围扰动,增加搜索的多样性,防止陷入局部最优。

5)跳跃式位置更新。每次迭代中,如果个体感知到有“捕食者”,则执行跳跃式位置更新,避免陷入局部最优陷阱,具体更新规则如式(5)所示。

$$X_i^{t+1} = X_{best} + K \frac{|X_i - X_{worst}|}{f(X_i) - f(X_{worst}) + \varepsilon} \quad (5)$$

其中, $f(X_i)$ 为适应度值, X_{worst} 为种群中最差个体的位置, ε 为一个极小值(以避免除零错误)。

6)检查收敛条件。每次迭代结束时,检查是否满足收敛条件。如果全局最优解的适应度值变化小于预设阈值或达到最大迭代次数,则停止迭代,返回最佳超参数 K 和 Z 。否则,返回步骤 3)继续迭代。

7)训练与预测。使用最佳超参数重新训练 RF 算法,并对测试数据进行位置预测,得到预测的位置坐标。基于 SCSSA-RF 算法的定位方法流程图如图 2 所示。

3 实验结果分析

3.1 指纹库构建

为了精确采集 RSSI 信息,本文将接收平面划分为多个 $0.1 \text{ m} \times 0.1 \text{ m}$ 的小网格。每个网格点作为独立的

采集点,用于收集来自不同 LED 的 RSSI 值。采样点均匀分布在整個接收平面上,相邻采样点之间的间隔为 0.1 m 。这些 RSSI 值随后被组织并存储在一个 RSSI 信息矩阵 R 中,该矩阵可以表示为

$$R = \begin{bmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,L} \\ r_{2,1} & r_{2,2} & \cdots & r_{2,L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N,1} & r_{N,2} & \cdots & r_{N,L} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, L 表示 LED 的数量, $r_{n,l}$ 表示第 n 个采样点从第 l 个 LED 接收到的 RSSI。

将信息矩阵 R 中的 RSSI 值和对应的空间坐标 (X, Y) 组合构建指纹库。部分采集到的指纹库数据如表 1 所示。

表 1 部分指纹库数据

RSSI				X/m	Y/m
L ₁	L ₂	L ₃	L ₄		
61.28	828.24	160.51	32.50	0.5	1
190.48	569.97	121.86	73.55	0.5	2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
568.77	60.06	29.53	138.96	0.5	4

3.2 SCSSA-RF 算法与 SSA-RF 算法性能对比

为了验证所提出的基于 SCSSA-RF 算法的室内 VLP 方法的有效性,本文将其与传统的 SSA-RF 算法进行了对比。

在实验中,本文分别使用 SCSSA 和 SSA 来优化 RF 算法的超参数,并在同一指纹数据集上执行定位预测。由 SCSSA 和 SSA 优化得到的 RF 算法最佳超参数配置如表 2 所示。本文利用这些最佳配置的 RF 算法进行定位,并通过图 3 展示了 SCSSA-RF 算法与 SSA-RF 算法的累积概率分布(CDF)对比情况。可以看出,尽管 2 种算法的 CDF 值非常接近,但 SCSSA-RF 算法的 CDF 曲线更快地接近 1,这表明 SCSSA-RF 算法能够在更小的定位误差范围内实现更高的累积概率,表现出更高的定位精度。

为进一步比较 SCSSA-RF 算法与 SSA-RF 算法在定位任务上的差异,本文分析了两者的收敛速度,采

表 2 2 种算法超参数对比

算法	参数	RF 算法最佳适应度值
SCSSA-RF	K	193
	Z	9
SSA-RF	K	177
	Z	9

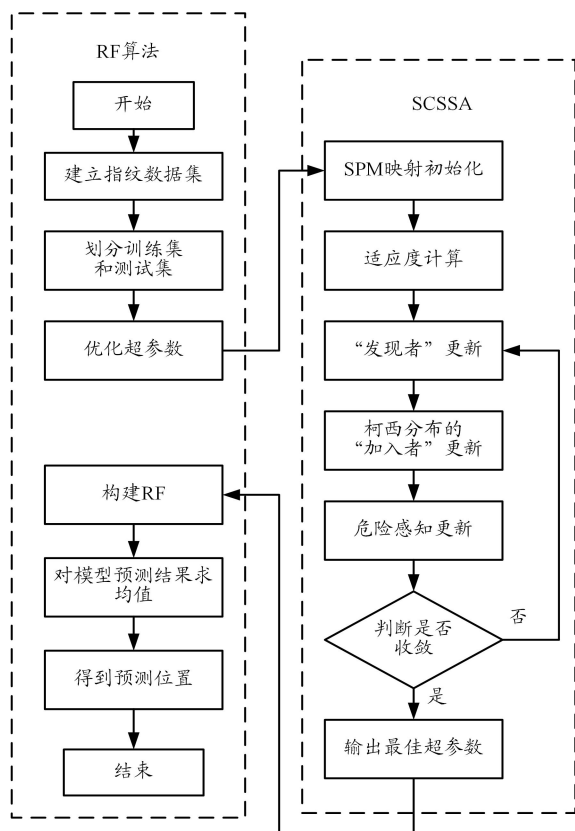


图 2 基于 SCSSA-RF 算法的定位方法流程图

陈耀, 张烈平, 高小淋, 等: 基于 SCSSA-RF 算法的室内 VLP 算法

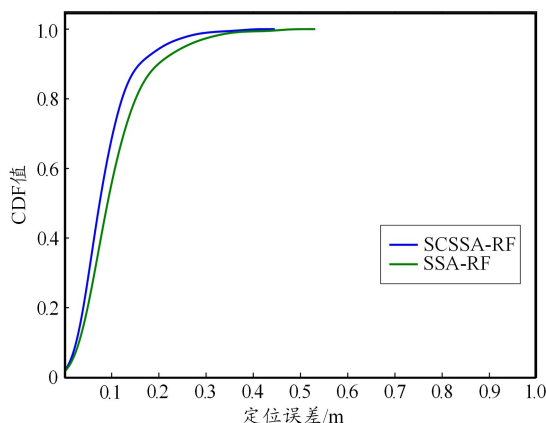


图3 2种算法的CDF对比

用定位任务中的均方根误差(RMSE)作为适应度函数。2种算法迭代速度对比图如图4所示。可以看出,在迭代初期,SCSSA的收敛速度显著快于SSA,并且在第10次迭代时就达到了最优适应度值,之后保持稳定。相比之下,SSA的收敛过程较为缓慢,适应度值下降平缓,直到第20次迭代后才逐渐稳定下来。这一结果证明了SCSSA具有更强的全局搜索能力,可以在较少的迭代次数内找到较优解,从而提高了优化效率和定位精度。

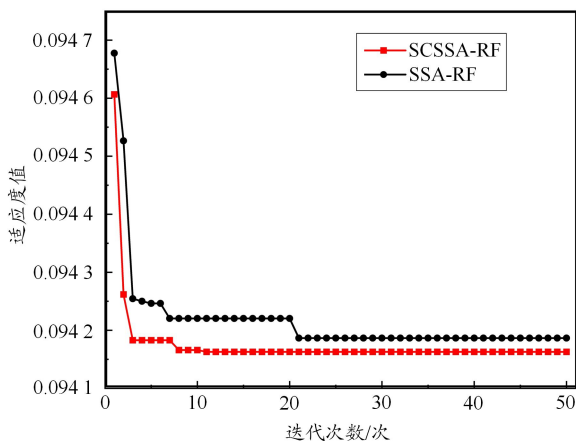
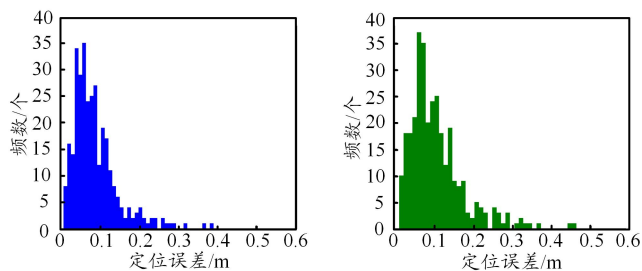


图4 2种算法迭代速度对比图

图5为2种算法的误差分布直方图。可以看出,SCSSA-RF算法的定位误差主要集中在0.05~0.1 m内,且分布较为紧凑。相比之下,SSA-RF的定位误差虽然也主要围绕在0.1 m左右,但其分布范围更广,并包含了一些较大的误差值。由此可见,SCSSA-RF算法不仅定位误差分布更加集中,而且定位精度更高。

3.3 与其它定位算法比较

为了评估本文提出的SCSSA-RF算法在室内定位任务中的性能提升,本文进行了一组对比实验。该实验将SCSSA-RF算法、SSA-RF、RF算法^[2]、极限学习



(a) SCSSA-RF 算法

(b) SSA-RF 算法

图5 2种算法的定位误差分布对比

机(ELM)算法以及遗传算法(GA)-ELM算法^[8]进行了定位性能的比较。不同算法的CDF对比如图6所示。可以看出,在定位误差为0.2 m时,SCSSA-RF算法的预测准确率达到了93%,而SSA-RF的预测准确率为89%左右,GA-ELM算法的预测准确率为91%左右,RF算法的预测准确率为85%左右,ELM算法的预测准确率最低,仅为60%左右。由此可见,在这5种算法中,SCSSA-RF算法的预测准确率最高。

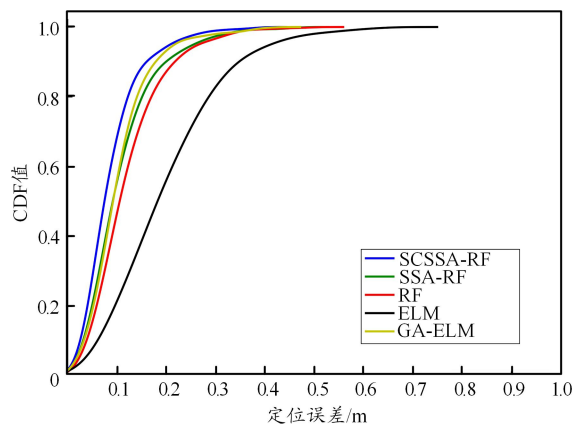


图6 不同算法的CDF对比图

为了更直观地比较各算法的定位误差情况,本文绘制了相应的误差分布直方图,如图7所示。可以看出,SCSSA-RF算法的定位误差主要集中在0.05~0.1 m内,显示出优异的误差控制能力;RF算法的定位误差分布较为分散,但大多数误差集中在0.1 m左右;ELM算法的定位误差波动较大,部分误差接近0.7 m,表明其定位精度不稳定;GA-ELM算法的误差虽然大多集中在0.1 m附近,但仍存在一些较大的误差值。

总体而言,SCSSA-RF算法在定位误差的范围控制和集中度方面表现出了更好的性能,其定位精度优于其它算法。

为了评估各算法的性能,本文对50次实验的定位误差结果进行了平均值计算,从而得出了每种算法的平均定位误差,如表3所示。可以看出,SCSSA-RF算

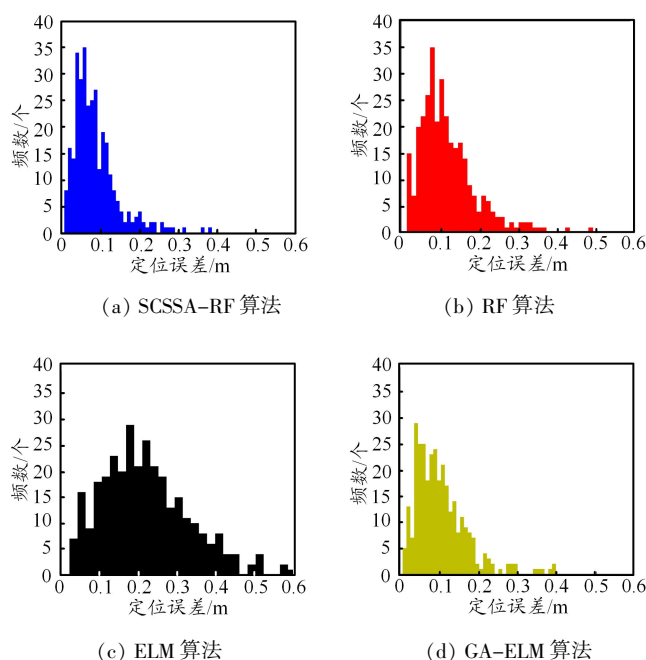


图 7 不同算法的定位误差分布直方图

表 3 不同算法的平均定位误差表

定位算法名称	平均定位误差/m
SCSSA-RF	0.08
SSA-RF	0.11
RF	0.12
ELM	0.21
GA-ELM	0.10

法的平均误差显著低于其它算法, 这进一步验证了它在室内定位任务中的优越表现。

4 结束语

本文针对现有室内 VLP 系统中存在的定位精度

不足与稳定性欠佳的问题, 提出了一种基于 SCSSA-RF 算法的室内 VLP 方法。该方法引入了 SPM 映射种群初始化和柯西分布更新机制等多项优化策略, 以增强算法的全局搜索能力, 从而提升了 RF 算法的鲁棒性和定位精度。实验结果表明, SCSSA-RF 算法在参数优化及定位任务中的表现均优于其它对比算法。尽管如此, 本文在实验中并未考量多路径效应等复杂室内环境因素对定位性能的影响。因此, 在未来的研究中, 我们将进一步探讨多路径效应对室内 VLP 系统的影响, 并针对这些挑战开发相应的优化算法, 以期进一步提高系统的实际应用价值。

参考文献:

- [1] TRAN H Q, HA C. Machine learning in indoor visible light positioning systems: a review[J]. Neurocomputing, 2022, 491: 117-131.
- [2] 曲佳, 王旭东, 吴楠, 等. 基于随机森林算法的室内可见光指纹定位方法[J]. 光通信技术, 2023, 47 (1): 1-7.
- [3] 王琪, 孟祥艳, 赵黎. 基于多源信息融合的 RBF 神经网络室内 VLP 算法[J]. 光通信技术, 2024, 48 (2): 30-35.
- [4] SINGH P, MITTAL N, SALGOTRA R. Comparison of range-based versus range-free WSNs localization using adaptive SSA algorithm[J]. Wireless Networks, 2022, 28(4): 1625-1647.
- [5] LI J, CHEN J, SHI J. Evaluation of new sparrow search algorithms with sequential fusion of improvement strategies[J]. Computers & Industrial Engineering, 2023, 182: 109425-1-109425-25.
- [6] LIU W, WANG L, DU H, et al. Optimization of a photovoltaic-wind-pumped hydro co-generation system using an improved artificial hummingbird algorithm[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 98: 113090-1-113090-21.
- [7] BELLAVISTA-PARENT V, TORRES-SOSPEDRA J, PEREZ-NAVARO A. Comprehensive analysis of applied machine learning in indoor positioning based on wi-fi: an extended systematic review[J]. Sensors, 2022, 22 (12): 4622-1-4622-25.
- [8] 秦岭, 王东星, 史明泉, 等. 基于遗传算法优化 ELM 神经网络的室内 VLP 系统[J]. 中国激光, 2022, 49 (21): 151-160.