

基于改进 GWO-DE 融合算法的室内可见光定位方法

贺军义, 郭奕辰, 张敏*, 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: 针对传统接收信号强度指示(RSSI)定位算法精度不足及灰狼优化(GWO)算法易陷入局部最优的问题,提出一种基于改进灰狼-差分进化(GWO-DE)融合算法的室内可见光定位(VLP)方法。该方法采用非线性指数衰减收敛因子替代线性策略以加速收敛,引入自适应动态权重分配机制平衡全局探索与局部开发能力,结合DE算法的变异、交叉、选择操作增强种群多样性,并将改进GWO-DE融合算法与最小二乘法结合优化定位模型。仿真结果表明:所提方法平均定位误差为4.74 cm,最大定位误差约7.9 cm,67%的测试点定位误差不超过4.7 cm。

关键词: 灰狼优化算法;差分进化算法;可见光定位;最小二乘法

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2026)04-0090-06

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2026.04.014

Indoor visible light positioning method based on improved GWO-DE fusion algorithm

HE Junyi, GUO Yichen, ZHANG Min*, LIU Ziyi, LIU Shuai

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

Abstract: To address the insufficient accuracy of traditional received signal strength indicator(RSSI) positioning algorithms and the tendency of the grey wolf optimizer(GWO) to fall into local optima, this paper proposes an indoor visible light positioning(VLP) method based on improved grey wolf optimizer-differential evolution(GWO-DE) fusion algorithm. This method employs a nonlinear exponential decay convergence factor instead of a linear strategy to accelerate convergence, introduces an adaptive dynamic weight allocation mechanism to balance global exploration and local exploitation capabilities, and integrates the mutation, crossover, and selection operations of DE to enhance population diversity. Furthermore, the improved GWO-DE fusion algorithm is combined with the least squares method(LSM) to optimize the positioning model. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm achieves an average positioning error of 4.74 cm and a maximum positioning error of 7.9 cm, with 67% of test points exhibiting a positioning error of less than 4.7 cm.

Key words: grey wolf optimizer algorithm, differential evolution algorithm, visible light positioning, least square method

0 引言

随着物联网、大数据和智能服务的快速发展,位

置服务已成为智慧城市与室内导航的核心需求^[1]。全球定位系统(GPS)^[2]在室内受墙体遮挡和多径效应影响,信号衰减严重,无法满足高精度定位需求。现有室内定位技术如射频识别(RFID)^[3-4]、WiFi^[5]、蓝牙^[6]及超宽带(UWB)^[7]等,普遍存在易受电磁干扰或精度受限等问题。相比之下,可见光通信(VLC)^[8]利用发光二极管(LED)照明基础设施兼具照明与通信功能,具有无电磁辐射、安全性高及定位精度高等优势,成为室内定位的新兴解决方案。

可见光定位(VLP)^[9]技术通过接收端的光电探测器(PD)捕获LED^[10-11]发射的高频光强闪烁信号,利用接收信号强度(RSS)^[12-13]、到达角(AOA)^[14]、到达时间

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;河南省科技攻关项目(242102210185)资助。

作者简介: 贺军义(1982—),男,河南平舆人,博士,副教授,硕士生导师,主要从事计算机科学与技术专业教学和科研工作,具体研究方向为计算机测控技术、惯性定位技术及应用等。

***通讯作者:** 张敏(1982—),女,硕士,助教,主要研究方向为计算机数据库技术及应用。



(TOA)^[15]及到达时间差(TDOA)^[16]等参数实现定位。其中, AOA^[17-18]实现难度大, TOA/TDOA对硬件同步要求极高, 而基于RSS的定位方法因设备简单、操作方便备受青睐。针对基于RSS的定位优化, 众多学者提出了改进算法以提升精度。文献[19]在接收信号强度指示(RSSI)测距基础上引入高斯滤波和人工蜂群算法, 剔除误差较大的RSSI值, 降低了归一化平均定位误差并提升了收敛速度。文献[20]针对高密度信标节点场景, 提出一种加入幂值改正的加权质心定位方法, 解决了定位精度较低的问题。文献[21]将迭代平均滤波算法融合到线性或加权最小二乘算法中, 提高了RSSI室内定位的精度和稳定性。文献[22]则在粒子群优化(PSO)算法的基础上, 引入混沌优化思想和鸡群算法, 提出混沌粒子群鸡群融合优化的RSSI质心定位算法, 进一步提升了定位精度和收敛速度。尽管上述研究有效改善了单一算法的性能局限, 但群体智能优化方法在处理复杂室内环境下的非线性RSS定位模型时, 仍普遍存在易陷入局部最优及收敛精度受限的问题。灰狼优化(GWO)算法虽结构简单、全局搜索能力强, 但其线性递减的收敛因子导致迭代后期种群多样性降低, 易早熟收敛, 难以平衡收敛速度与全局寻优精度。

为此, 本文提出一种基于改进GWO与差分进化(DE)融合算法的室内VLP方法(下文简称GWO-DE算法), 实现RSSI室内定位模型的高精度求解。

1 GWO-DE 算法

1.1 改进的GWO算法

本文对传统GWO算法进行改进。首先, 引入非线性收敛因子以动态优化搜索步长, 旨在加快收敛速度并增强跳出局部最优的能力; 其次, 设计自适应动态权重策略, 通过实时调整个体在搜索过程中的影响力, 精细平衡全局探索与局部开发能力。

1.1.1 非线性收敛因子

GWO算法中, 系统向量 $\mathbf{A}$ 是平衡全局探索与局部开发能力的核心变量, $\mathbf{A}$ 直接决定种群的搜索行为: 当 $|\mathbf{A}| > 1$ 时, 算法倾向于分散搜索以增强全局探索能力; 当 $|\mathbf{A}| < 1$ 时, 个体在头狼引导下收缩搜索范围, 聚焦于局部精细开发。其中, $\mathbf{A}$ 的变化规律由 α 动态调控。收敛因子 α 在迭代初期取值为2, 随后随迭代进程线性递减至0。在迭代前期, 具有较大搜索跨度, 能够有效拓展全局搜索空间, 避免因早熟收敛陷入局部最

优; 而在迭代后期, 随着收敛因子 α 值减小, 灰狼个体的移动范围逐步收缩, 可强化算法的精细寻优能力, 同时提升收敛效率。

然而, 传统GWO算法的收敛因子 α 的线性递减机制存在一定局限性。其固定的下降速率无法根据优化问题的复杂度或迭代阶段的实际需求灵活调整, 可能导致算法在复杂场景中难以平衡全局探索与局部开发的动态关系。因此, 本文引入一种经 K 值调整的sigmoid函数的非线性收敛因子来代替GWO算法中的线性收敛因子, 从而平衡算法的全局探索和局部开发能力。改进后的收敛因子 α_p 为

$$\alpha_p = a \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-K \frac{(t - t_0)}{T}}} \right) \quad (1)$$

式中: T 为最大迭代次数, t 为目前迭代次数, $t_0=0.6T$, 在60%迭代进程处时加快收敛, K 为调节参数, $K=0.1$ 。

传统GWO算法和GWO-DE算法的收敛因子和系统向量 $\mathbf{A}$ 的对比图分别如图1和图2所示。结合图1

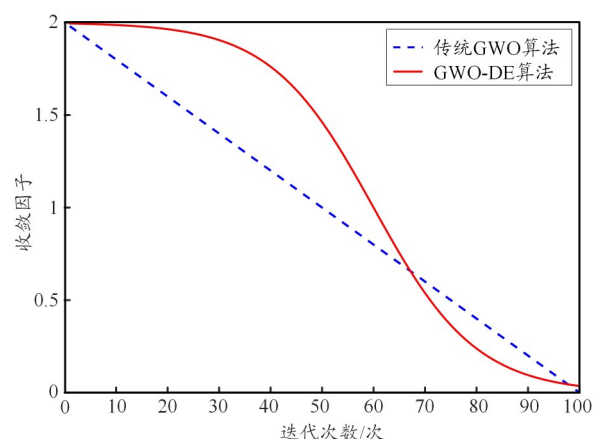


图1 传统GWO算法与GWO-DE算法收敛因子对比图

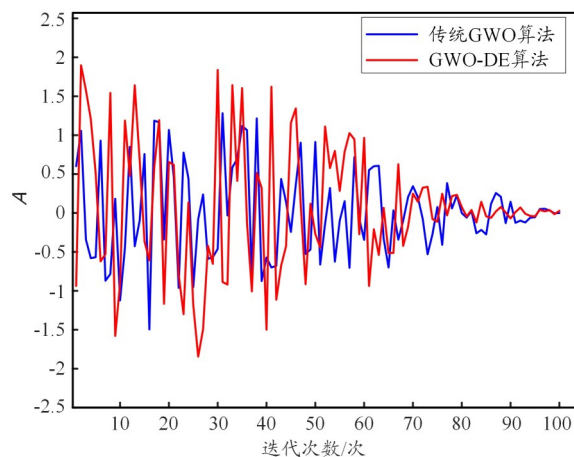


图2 传统GWO算法与GWO-DE算法系统向量 $\mathbf{A}$ 的对比图

贺军义, 郭奕辰, 张敏, 等: 基于改进GWO-DE融合算法的室内可见光定位方法

和图2可以看出,在迭代初期,GWO-DE算法的非线性收敛因子 a_p 下降较为平缓且数值接近2,使得 A 维持较高振荡幅度,从而赋予算法更充足的全局搜索覆盖能力,全局寻优阶段可持续至第60次迭代。随着迭代次数增加, a_p 快速下降, A 振荡幅度逐渐衰减,促使算法从全局探索平滑切换至局部开发,有效平衡了探索与开发的转换并降低陷入局部最优的风险。在迭代后期, a_p 趋近于0, A 进一步减小并趋于稳定,搜索代理围绕最优解(本文选取表现最优的3个解,分别定义为 α 、 β 、 δ 狼)精细调整位置,聚焦局部寻优,灰狼种群的搜索精度得以提升。相比之下,传统GWO算法的线性收敛因子在迭代40次后, A 始终处于 $[-1, 1]$ 区间内,导致算法过早丧失全局寻优能力;GWO-DE算法的非线性收敛因子平衡了全局探索与局部开发能力,全局寻优阶段可持续至第60次迭代,降低了陷入局部最优的风险,且有效提升了算法后期的收敛精度。

1.1.2 自适应动态权重分配机制

传统GWO算法依赖于 α 、 β 、 δ 狼的位置进行固定权重的平均计算来更新种群,此机制存在明显局限:固定的权重分配未能考虑狼群的社会阶层差异,也无法在迭代过程中动态平衡全局探索与局部开发,导致算法易陷入局部最优。因此,本文构建了一种自适应动态权重调节机制。该机制的核心在于,首先将领导狼的适应度值融入权重计算;其次,引入1个模拟追捕过程中环境随机扰动的扰动因子,以增强搜索的多样性。改进的权重公式为

$$S = \frac{1}{\alpha_{fit} + E_\alpha} + \frac{1}{\beta_{fit} + E_\beta} + \frac{1}{\delta_{fit} + E_\delta} \quad (2)$$

式中: α_{fit} 、 β_{fit} 、 δ_{fit} 分别代表当前迭代中 α 、 β 、 δ 狼所对应的适应度函数数值, E_α 、 E_β 、 E_δ 为添加的扰动因子,模拟狼群受到的环境影响。

动态计算出3匹领导狼的影响力权重为

$$\begin{cases} w_1 = \frac{1}{(\alpha_{fit} + E_\alpha)/S} \\ w_2 = \frac{1}{(\beta_{fit} + E_\beta)/S} \\ w_3 = \frac{1}{(\delta_{fit} + E_\delta)/S} \end{cases} \quad (3)$$

式中: w_1 、 w_2 、 w_3 分别为 α 、 β 、 δ 狼的权重。灰狼个体位置更新的最终计算公式为

$$X(t+1) = w_1 X_1 + w_2 X_2 + w_3 X_3 \quad (4)$$

式中: X_1 、 X_2 、 X_3 分别为普通灰狼个体在 α 、 β 、 δ 狼引导下通过计算得到的3个候选更新位置。

自适应权重分配与迭代次数的关系如图3所示。

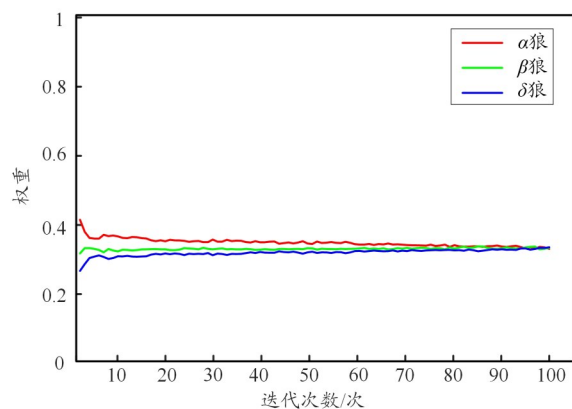


图3 自适应权重分配与迭代次数的关系图

可以看出, α 、 β 、 δ 狼的权重在迭代过程中呈现协调的动态调整。在前期迭代中,权重分配通过差异化机制增强了算法的全局探索能力;随着迭代进行,权重逐渐收敛并趋于协调,体现了算法在后期对局部开发的侧重,从而有效平衡了搜索过程中探索与开发的关系,提升了整体收敛效率与稳定性。

1.2 GWO-DE算法

改进的GWO算法具有较强的局部开发能力,但种群多样性不足,易陷入早熟收敛;而DE算法凭借其差分变异机制能够有效维持种群多样性,全局探索能力突出,但在局部收敛精度上相对不足。为兼顾全局探索与局部开发性能,本文提出一种以GWO的狼群引导机制为基本框架,在位置更新过程中嵌入DE的变异、交叉与选择操作的GWO-DE算法,以平衡算法的探索与开发能力。

DE算法主要包括变异、交叉和选择3个基本操作。为进一步提升定位精度,本文对DE算法的参数进行针对性优化,以使其能更好地与改进的GWO算法协同工作。其中,重点对交叉因子 R 进行设置,使其能随迭代进程动态调整,从而在GWO-DE算法的搜索过程中更有效地平衡全局探索与局部开发,具体操作如下:

1)变异操作。缩放因子 F 用于控制变异操作的幅度,通过缩放随机个体差异生成变异向量,打破GWO因过度依赖 α 、 β 、 δ 狼而导致的局部收敛问题,其取值直接影响变异幅度。

针对 α 狼的变异操作旨在避免其过早停滞,通过在其邻域内进行局部探索以搜寻更优解。从群体中随机选取2个种群个体 X_{r1} 、 X_{r2} ,在没有针对普通个体优化的情况下,本文主要采用DE/rand/1的变异操作,变异操作可以写为

$$X_{\alpha}^*(t) = X_{\alpha}(t) + F(X_{r_1}(t) - X_{r_2}(t)) \quad (5)$$

式中: $X_{r_1}(t)$ 、 $X_{r_2}(t)$ 、 $X_{\alpha}(t)$ 分别为随机从当前种群中选择的个体位置, $X_{\alpha}^*(t)$ 为经过变异后的个体位置,其中 r_1, r_2 为 $[1, N]$ 中的2个随机整数, $X_{\alpha}(t)$ 是当前迭代次数中待变异的最优个体。缩放因子 F 的取值会影响群体的收敛速度, F 取值越小,狼群之间个体的差异就越小,缩放因子 F 的取值一般在 $[0, 1]$ 区间。

2)交叉操作。在变异操作结束后,对变异产生的新个体与将要变异的个体进行交换,对变异个体对应的目标个体实施交叉操作,得到实验个体。在交叉操作中有2项交叉和指数交叉这2种交叉方案,本文采用2项式交叉策略完成交叉操作。

$$U_{i,j}(t) = \begin{cases} v_{i,j}(t), & r_j \leq R \text{ 或 } j = j_{\text{rand}} \\ x_{i,j}(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $i=1, 2, \dots, N$; $U_{i,j}(t)$ 为经交叉操作后的个体位置, j 为当前维度, j_{rand} 为随机选择的维度。

DE算法通过交叉操作增强种群多样性,有效调控新生成个体与原有种群的融合程度。其中,交叉因子 R 是控制交叉强度的关键参数。其取值范围通常为 $[0, 1]$,直接影响算法在全局探索与局部开发之间的平衡能力。传统方法通常将 R 设为固定值,难以在寻优过程中根据搜索状态自适应调节,从而限制了算法性能。

为此,本文提出一种随迭代进程动态调整的动态交叉因子 R 的策略, R 的表达式为

$$R = R_{\min} + (R_{\max} - R_{\min}) \exp\left(-\lambda \left(\frac{t}{T}\right)^2\right) \quad (7)$$

式中: $R_{\min}$ 和 $R_{\max}$ 分别为交叉因子的最小值和最大值, λ 为控制交叉因子随迭代进程递减速率的调节参数, λ 越大,后期交叉因子下降得越快。在迭代初期维持较高的 R 值可保障灰狼种群的强探索能力;随着迭代推进,在中期促使种群从全局探索向局部开发平滑过渡;至迭代后期,较小的 R 值则有助于聚焦局部寻优,进一步提升定位精度。

3)选择操作。在选择环节采用贪婪筛选策略,对比原有种群个体与经交叉处理后个体的适应度大小,择优保留性能更优的个体以构成新一代种群。该方式能够保证子代种群质量优于父代, $X_i(t+1)$ 为经选择操作后的个体位置,可表示为

$$X_i(t+1) = \begin{cases} U_i(t), & f(U_i(t)) \leq f(X_i(t)) \\ X_i(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $X_i(t+1)$ 为经选择操作后的个体位置。

GWO-DE融合算法实现步骤如下:

1)设置灰狼种群个体数量 N ,最大迭代次数 T ,DE算法 R ,缩放因子 F 等算法相关参数。

2)初始化狼群个体参数 a ,系统向量 A 和 C 以及 R 。随机生成 α, β, δ 狼的初始位置,计算其适应度,按照适应度值进行排序,并选取其中函数表现最优的3组个体位置,分别定义为 $X_{\alpha}, X_{\beta}, X_{\delta}$ 。

3)更新参数 a, A, C ,并计算其余个体相对于 $X_{\alpha}, X_{\beta}, X_{\delta}$ 的位置差异;随后持续更新寻优个体的空间坐标以生成新父代种群,并求解所有个体的适应度值。

4)利用DE算法的缩放因子。依据式(5)构造得到变异种群,再由式(6)的交叉运算生成全新子代个体并计算其适应度值,最终按照式(8)的贪婪筛选策略,在父子2代种群中择优保留个体以构建下一代种群。

5)更新种群的最优目标函数值。再次更新灰狼个体位置,将适应度前三的个体选出并标记为 α, β, δ 狼,确定新的 $X_{\alpha}, X_{\beta}, X_{\delta}$;更新 a, A, C, R 。

6)重复执行迭代计算。若当前迭代次数 $t < T$ 则返回重复步骤3)~步骤5),不断对灰狼个体进行更新,变异、交叉操作。当迭代进程达到预设最大迭代上限,或是种群全部个体均实现寻优收敛时,终止迭代并输出全局最优位置 X_{α} 及其对应的最优适应度值。

2 仿真分析

本文采用最小二乘准则,以预测RSSI与实测RSSI之差的平方和作为GWO-DE算法的适应度函数。在仿真环境中,均匀选取测试点,构建合理的适应度函数以量化待估位置的准确性,待估位置的准确性可通过预测RSSI值与实测RSSI值的偏差来衡量,偏差越小,待估位置越接近真实位置。为验证本文提出的GWO-DE算法的性能,采用Matlab平台进行仿真验证。本文采用典型的室内VLC定位模型,如图4所示。在测试模型中的房间顶部均匀分布4个LED,4个LED

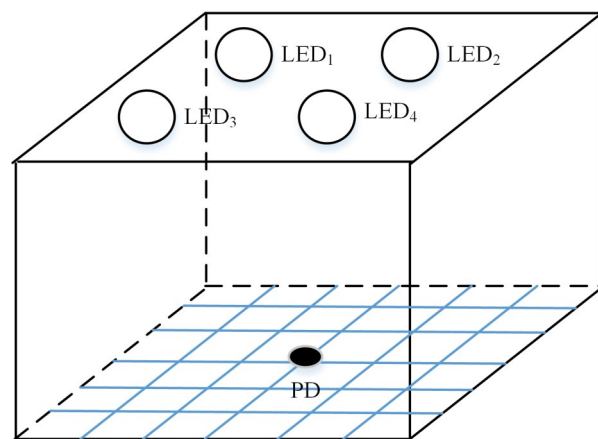


图4 室内VLC模型

贺军义,郭奕辰,张敏,等: 基于改进GWO-DE融合算法的室内可见光定位方法

光源坐标分别为(1.25 m, 1.25 m, 4 m)、(1.25 m, 3.75 m, 4 m)、(3.75 m, 1.25 m, 4 m)、(3.75 m, 3.75 m, 4 m)。将平面划分为36个大小相同的正方形网格,每个正方形网格中心作为定位测试点,共计36个测试点。仿真参数设置如表1所示。

表1 室内可见光模型仿真参数

参数	数值
种群数/个	100
迭代次数/次	100
LED发射功率 P/W	5
信噪比(SNR)/dB	20
非线性收敛因子 a_p	式(1)
动态 R	式(7)

不同 λ 取值下 R 与迭代次数的关系如图5所示。可以看出,GWO-DE算法的自适应动态 R 随迭代呈非线性变化, λ 值越大, R 的变化曲线越陡峭。不同 λ 取值下2种交叉因子策略(传统算法中固定 R 的策略和GWO-DE算法中动态 R 的策略)对适应度值迭代过程的影响如图6所示。可以看出,当 $\lambda=8$ 时,动态 R 的适应度曲线的下降梯度最均衡,且迭代结束时的函数适应度值最低。相较于传统算法中固定 R 的策略,GWO-DE算法采用的动态 R 可以在迭代阶段调节交叉概率,因此能更好地调节算法在全局探索与局部开发之间的平衡。

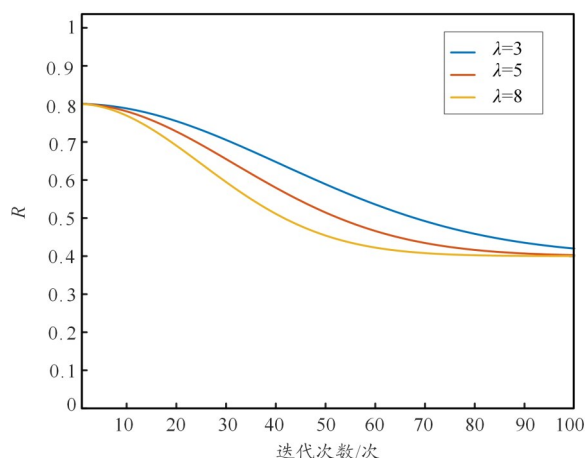


图5 不同 λ 取值下 R 与迭代次数的关系图

当 $\lambda=8$ 时,GWO-DE算法适应度值收敛曲线如图7所示。可以看出,适应度值在迭代初期迅速下降,随后逐渐趋缓并收敛至较低水平,整体曲线未出现大幅震荡或阶跃现象,收敛趋势较为平滑。这表明当 $\lambda=8$ 时,算法具有优异的收敛稳定性与寻优精度。

针对图4中分布的36个测试点,本文仿真对比了

GWO-DE算法与传统GWO算法的定位效果,根据仿真结果计算可知,在相同仿真参数设置下,传统GWO算法为6.59 cm,GWO-DE算法的平均定位误差为4.74 cm,比传统GWO算法的定位精度提升约28.1%。

GWO-DE算法的定位误差分布直方图如图8所

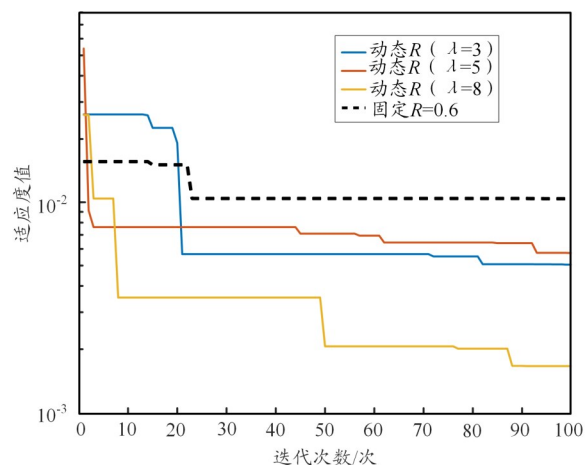


图6 不同 λ 取值下2种交叉因子策略对适应度值迭代过程的影响

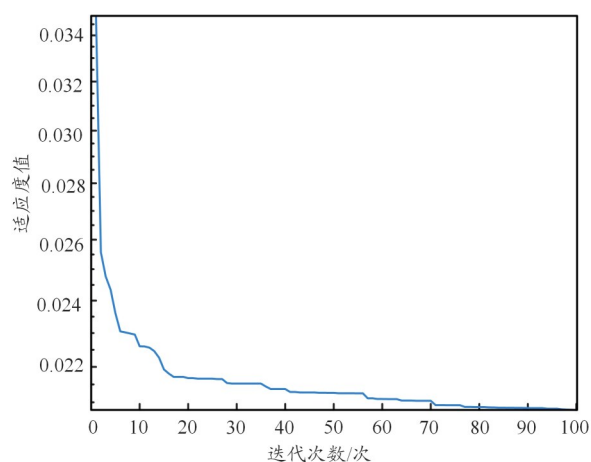


图7 $\lambda=8$ 时GWO-DE算法适应度值收敛曲线

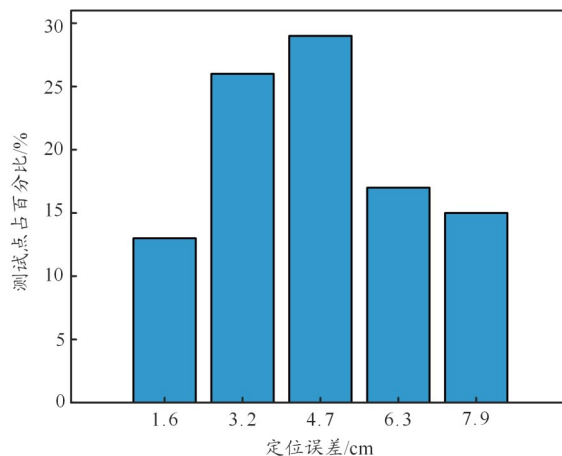


图8 GWO-DE算法的定位误差分布直方图

示。可以看出,67%的测试点定位误差不超过4.7 cm,小于GWO-DE算法的平均定位误差4.74 cm;本文的最大最大定位误差约7.9 cm,占有测试点的15%。

3 结束语

本文提出了一种基于改进GWO-DE融合算法的室内VLP方法。首先,针对传统GWO算法易陷入局部最优的问题,引入非线性收敛因子替代线性机制,以增强全局搜索能力;其次,设计自适应动态权重分配机制,优化个体权重比例以平衡探索与开发;同时,将改进交叉因子的DE算法嵌入GWO框架,利用其变异、交叉及选择操作维持种群多样性。仿真实验结果表明,该方法平均定位误差为4.74 cm,最大定位误差约7.9 cm,其中67%的定位误差不超过4.7 cm。鉴于当前研究基于仿真验证,后续工作将在真实物理环境中开展进一步实验以验证算法实效。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] Li Kuan, Li Yudun, Fan Rongqi, et al. A review of synchronous fixed-frequency microgrid droop control systems based on global positioning system[J]. Processes, 2024, 13(1): 54-54.
- [3] 刘宇,刘双,韩雨辰,等.室内定位技术及其在无缝导航应用研究进展[J].计算机系统应用,2023,32(1):29-40.
- [4] Zhu Cui, Zhao Shengjian, Xia Yuanqing, et al. An improved three-point localization method based on RSS for transceiver separation RFID systems[J]. Measurement, 2022, 187: 110283.
- [5] 骆浩.室内环境下的WiFi指纹定位系统研究[D].北京:北京邮电大学,2021.
- [6] Zhuang Yuan, Hua Luchi, Qi Longning, et al. A survey of positioning systems using visible LED lights[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(3): 1963-1988.
- [7] Klemen B. Indoor UWB positioning and position tracking data set[J]. Scientific Data, 2023, 10(1): 744.
- [8] Tran H Q, Ha C. Improved visible light-based indoor positioning system using machine learning classification and regression[J]. Applied Sci-

ences, 2019, 9(6): 1048.

- [9] Tyrel G, Fakhrul A, Mathew L, et al. Autonomous fingerprinting and large experimental data set for visible light positioning[J]. Sensors, 2021, 21(9): 3256-3256.
- [10] Choi Y H, Park I H, Kim Y H, et al. Novel LBS technique based on visible light communications[C]//IEEE. Proceedings of 2012 IEEE International Conference On Consumer Electronics (ICCE). Las Vegas: IEEE, 2012: 576-577.
- [11] Zhang Weizhi, Kavehrad M. Comparison of VLC-based indoor positioning techniques[C]//SPIE. Proceedings of broadband access communication technologies VII. San Francisco: SPIE, 2013: 152-157.
- [12] Kosaka T, Wandale S, Ichige K. 2-Step robust DNN model for RSSI-based indoor localization: regular section[J]. IEICE Communications Express, 2024, 13(12): 513-516.
- [13] Sato T, Shimada S, Murakami H, et al. ALiSA: a visible-light positioning system using the ambient light sensor assembly in a smartphone [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 22(6): 4989-5000.
- [14] Steendam H. A 3-D positioning algorithm for AOA-based VLP with an aperture-based receiver[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(1): 23-33.
- [15] 杨超超,陈建辉,刘德亮,等.一种基于TOA和RSS混合的室内定位算法[J].激光杂志,2019,40(10):51-55.
- [16] 王旭东,董文杰,吴楠.基于TDOA/AOA混合的高精度室内可见光定位算法[J].系统工程与电子技术,2019,41(10):2371-2377.
- [17] Zhen Bin, Li Huanbang, Kohno R. UWB ranging and crystal offset [C]//IEEE. Proceedings of 2006 IEEE 63rd Vehicular Technology Conference. Melbourne: IEEE, 2006: 1445-1449.
- [18] 吴虹,王国萍,彭鸿钊,等.一种基于KNN的室内位置指纹定位算法[J].南开大学学报(自然科学版),2020,53(6):5-9.
- [19] 单好民,陈才学.基于RSSI高斯滤波的人工蜂群定位算法[J].传感技术学报,2021,34(7):979-983.
- [20] 李长松,孔巧丽,王田发,等.改进的RSSI质心定位算法仿真与精度分析[J].导航定位学报,2022,10(1):48-52.
- [21] 潘兴驰,闫文林.融合迭代平均滤波的RSSI室内定位算法[J].导航定位学报,2024,12(2):79-85,93.
- [22] 王改云,陆家卓,焦傲,等.混沌粒子群鸡群融合优化的RSSI质心定位算法[J].计算机工程,2021,47(6):197-202,209.