

基于交叉熵金鹰优化算法的室内可见光定位

杨洋^a, 李国成^b, 贾朝川^a

(皖西学院 a. 电子与信息工程学院; b. 金融与数学学院, 安徽六安 237012)

摘要: 为改善金鹰算法在求解室内可见光定位问题时的优化能力, 基于重要度抽样技术和 Kullback-Leibler 距离的交叉熵 (CE) 方法, 提出 1 种新的交叉熵金鹰优化 (CEGEO) 算法。将交叉熵方法融合到金鹰优化 (GEO) 算法中, 通过协同演化获得的新种群更新抽样概率分布参数, 加速算法的迭代进程, 降低抽样样本数和计算成本, 提高算法的全局优化能力; 同时, 采用共同更新得到更好的个体, 大幅度增加种群的多样性, 改善算法的收敛速度。采用 CEGEO 算法及其他 4 种算法对标准测试函数和室内可见光定位优化问题进行仿真实验, 比较分析 CEGEO 算法的性能。结果表明: 与其他 4 种算法相比, 提出的 CEGEO 算法具有更高的求解精度和更快的收敛速度, 能有效平衡全局和局部搜索能力, 寻优能力更强; 在室内可见光定位中定位精度小于 $2.74\text{E}-12$ cm, 估计位置误差最小, 平均误差接近 $2.07\text{E}-15$ cm, CEGEO 算法是 1 种解决室内可见光定位优化问题的有效算法。

关键词: 金鹰优化算法; 交叉熵; 协同演化; 可见光定位; 可见光通信

中图分类号: TU 411.01 文献标志码: A doi: 10.12415/j.issn.1671-7872.24060



Indoor Visible Light Positioning Based on Cross-entropy Golden Eagle Optimization Algorithm

YANG Yang^a, LI Guocheng^b, JIA Chaochuan^a

(a. College of Electronic and Information Engineering; b. College of Finance and Mathematics, West Anhui University, Lu'an 237012, China)

Abstract: To improve the optimization ability of the golden eagle optimization (GEO) algorithm in solving indoor visible light positioning problems, a new cross-entropy golden (CE) eagle optimization (CEGEO) algorithm was proposed based on the importance sampling technique and the Kullback-Leibler distance CE method. Integrating the cross entropy method into the golden eagle optimization (GEO) algorithm, the sampling probability distribution parameters were updated by a new population obtained through collaborative evolution to accelerate the iterative process of the algorithm, and reduce the number of sampling samples and computational costs, and the global optimization capability of the algorithm was improved. Meanwhile, better individuals were obtained through common updates to significantly increase the diversity of the population, and improve the convergence speed of the algorithm. Simulation experiments on standard test functions and indoor visible light positioning optimization problems were conducted using CEGEO algorithm and four other algorithms to compare and analyze the performance of CEGEO algorithm. The results show that compared with the other four algorithms, the proposed CEGEO algorithm has higher solving accuracy and faster convergence speed, can effectively balance global and

收稿日期: 2024-04-10

基金项目: 安徽省大别山中医药研究院开放课题基金项目 (TCMADM-2024-07); 皖西学院校级自然重点项目 (WXZR202102, WXZR202103)

作者简介: 杨洋 (1980—), 女, 安徽六安人, 硕士生, 主要研究方向为智能算法。

通信作者: 李国成 (1976—), 男, 安徽霍邱人, 博士, 教授, 主要研究方向为运筹与优化。

引文格式: 杨洋, 李国成, 贾朝川. 基于交叉熵金鹰优化算法的室内可见光定位 [J]. 安徽工业大学学报(自然科学版), 2024, 41(5):525-534.

local search capabilities, and has stronger optimization ability. In indoor visible light positioning, the positioning accuracy is less than $2.74\text{E}-12$ cm, the estimated position error is the smallest, and the average error is close to $2.07\text{E}-15$ cm, which is an effective algorithm for solving the optimization problem of indoor visible light positioning.

Keywords: golden eagle optimization algorithm; cross entropy; collaborative evolution; visible light positioning; visible light communication

可见光通信(visible light communications, VLC)技术是1种利用可见光波谱进行数据传输的全新无线传输技术,属于典型的绿色通信技术,具有高频段与大通信容量、易于普及与深度覆盖等显著优势和广泛的应用场景,特别是在可见光定位方面^[1]。可见光定位(visible light positioning, VLP)技术结合了照明和通信的功能,具有定位精度高、实施方便、安装简单、成本低和适应性广等优点,可用于仓储、地下矿井、停车库等应用场景,是室内定位与导航需求的有效解决方案^[2]。根据接收器的不同,VLC定位系统可分基于图像传感器^[3-4]和基于光电二极管(photo-diode, PD)^[5]两类定位系统。在室内无线可见光传输模型中,发光二极管(LED)作为信号源,负责传输数据;PD作为接收器,负责接收数据^[2],最终实现高精度定位。但实际使用过程中,PD的接受范围对VLC定位结果的影响较大,会导致定位误差大。随着物联网和智慧城市的快速发展,室内定位技术的重要性日益凸显。因此,基于不同的优化算法提升室内定位的准确性和效率,从而满足各种应用场景的需求,对于推动智能制造、智能建设、公共安全、物流运输等相关行业的发展具有重要意义。

为提高室内可见光定位技术的精度,研究者们提出了一系列改进方法,包括基于深度学习的室内定位方法等。王加安等^[6]提出粒子群的惯性权重动态赋值和正弦函数减小余弦函数增加的方法,理论上可提高室内可见光定位精度,降低定位误差,但没有与其他智能算法进行对比验证;朱亚丽等^[7]采用深度神经网络学习PD距离向量的分布特性,提升信号稳定性,室内定位误差小于1 cm,精度不高;刘双等^[8]在海鸥算法中引入Sigmoid函数,并加入黄金正弦机制,改进收敛速度和寻优精度,但室内定位平均误差为0.071,未实现较高的精度。金鹰优化(golden eagle optimization, GEO)算法是Abdolkarim等^[9]提出的1种新的群智能算法,通过平衡巡航和攻击两者的关系达到求解寻优的目的。邓佳欣等^[10]采用Fuch混沌映射多样化初始种群,通过结合莱维飞行、布朗运动和衰减因子的混合策略改进GEO算法,在汽车侧面碰撞设计、三杆桁架设计和工字

钢优化问题应用中效果较好;周徐虎等^[11]结合对称映射、精英反向学习混合策略,提高CEO算法的性能,并在无线传感器网络覆盖优化和压力容器设计工程应用中得到了较好的结果;史双元等^[12]通过结合精英保留和自适应子代个体的混合策略来改进GEO算法,并用于考虑加班的车间调度问题,有效性和优越性显著。GEO算法寻优效果好,多应用于交通、物流等工程领域,对于室内定位领域较少应用,且存在搜索速度慢等不足。交叉熵(cross entropy, CE)是1种随机优化的启发式算法,在组合优化^[13]、连续优化^[14]、强化学习^[15]和机器人控制^[16]等领域有广泛应用,展现出优异的寻优能力。鉴于此,针对GEO算法在室内可见光的定位,提出1种新的交叉熵金鹰优化(CEGEO)算法,且通过23种标准函数和室内可见光定位的仿真实验,验证改进GEO算法的优越性,以期提升室内可见光定位技术的精度和效率提供参考。

1 CEO算法的改进

将交叉熵方法融合到金鹰优化(GEO)算法中,通过协同演化获得的新种群更新抽样概率分布参数,加速算法的迭代进程,降低抽样样本数和计算成本,提高算法的全局优化能力;同时,采用共同更新得到更好的个体,大幅度增加种群的多样性,改善算法的收敛速度。

1.1 金鹰优化算法

GEO算法包括攻击行为(开发)、巡航行为(探索)和位置更新3个核心组成部分。

1.1.1 攻击行为

金鹰的攻击行为(开发)可通过1个向量来表示,从金鹰的当前位置开始,到金鹰目前为止发现最佳猎物的位置结束。金鹰*i*的攻击向量可通过式(1)计算。

$$\mathbf{A}_i = x_f^* - x_i \quad (1)$$

式中: \mathbf{A}_i 为第*i*只金鹰的攻击向量; x_f^* 为第*f*只金鹰到目前为止发现的最佳位置(猎物); x_i 为第*i*只金鹰的当前位置。攻击向量引导金鹰种群走向最常访问

的位置, 因此突出 GEO 的开发能力。

1.1.2 巡航行为

巡航向量由攻击向量计算, 巡航矢量是圆的切线矢量, 垂直于攻击矢量, 故巡航也被认为是金鹰相对于猎物的线速度。 n 维的巡航向量位于圆的切线超平面, n 维超平面的方程可由该平面上的任意点和垂直向量确定, 该垂直向量称为超平面的法向量。式 (2) 为目标点向量 C_i 在巡航超平面的一般表示。

$$C_i = \left(c_1 = \text{random}, c_2 = \text{random}, \dots, c_k = \frac{d - \sum_{j,j \neq k} a_j}{a_k}, \dots, c_n = \text{random} \right) \quad (2)$$

其中: c_k 为目标点向量 C_i 的第 k 个元素; a_j 为攻击向量 A_i 的第 j 个元素; d 为 n 维空间超平面方程常数; k 为固定变量的索引。巡航矢量将金鹰种群吸引到记忆区域以外的区域, 表现出 GEO 的探索能力。

1.1.3 位置更新

金鹰的位移包括攻击和矢量, 文中将迭代 t 中金鹰 i 的位移定义为式 (3)。

$$\Delta x_i = r_1 P_1^t \frac{A_i}{\|A_i\|} + r_2 P_2^t \frac{C_i}{\|C_i\|} \quad (3)$$

其中: P_1^t 为迭代第 t 次的攻击系数; P_2^t 为迭代第 t 次的巡航系数; r_1 和 r_2 为元素在区间 $[0, 1]$ 内的随机向量。 $\|A_i\|$ 和 $\|C_i\|$ 为攻击向量和巡航向量的欧氏范数, 用式 (4) 计算。

$$\|A_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^n a_j^2}, \|C_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^n c_j^2} \quad (4)$$

金鹰在迭代 $t+1$ 中的位置只需将迭代 t 中的位移与迭代 t 中的位置相加即可计算。

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \Delta x_i^t \quad (5)$$

式 (3) 中有 2 个系数, 即攻击系数 P_1^t 和巡航系数 P_2^t , GEO 利用 P_1^t 和 P_2^t 从勘探转向开发, 从低 P_1^t 和高 P_2^t 开始。随着迭代的进行, P_1^t 逐渐增大, P_2^t 逐渐减小, 如式 (6)。

$$\begin{cases} P_1^t = P_1^0 + \frac{t}{T} |P_1^T - P_1^0| \\ P_2^t = P_2^0 - \frac{t}{T} |P_2^T - P_2^0| \end{cases} \quad (6)$$

式中: T 为最大迭代次数; P_1^0 和 P_1^T 分别为攻击倾向 P_1 的初始值和最终值; P_2^0 和 P_2^T 分别为巡航倾向 P_2 的初始值和最终值。设置 P_1 在第一次迭代中为 0.5, 在最后一次迭代中线性下降至 2.0。 P_2 也是如此, 在第一次迭代中从 1.0 开始, 并在最后一次迭代中线性降低到 0.5。式 (6) 线性地改变了参数, 其以对数方式或通过任何其他函数来改变。

以上共同构成 GEO 算法的核心机制, 使其能够有效解决复杂的优化问题, 但由于初期巡航和后期攻击过程的转换是随机的, 导致 2 个过程无法很好地平衡, 致使带领搜索速度慢, 影响求解精度。

1.2 基于交叉熵方法改进的 CEO 算法

交叉熵 (CE) 的核心思想是通过迭代计算, 从 1 个指定的概率分布中抽样出样本, 并通过最小化当前分布与目标分布的 Kullback–Leibler 散度来更新概率分布, 以产生最优样本^[17]。为加快 GEO 算法的寻优能力, 文中采用 CE 和 GEO 协同演化的方式来实现。

1.2.1 交叉熵方法

对优化问题考虑:

$$\min S(x) : x \in \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R} \quad (7)$$

式中 \mathbf{R} 为实数集。将问题与相关的概率估计问题放在一起分析, 加入概率密度函数 $\{f(\cdot; v), v \in v\}$, 选其定义域为 x , 随机优化该问题, 并衍生其辅助问题:

$$I(y) = P(S(x) \leq y) = E[I_{\{S(x) \leq y\}}] \quad (8)$$

式中: E 为求解期望值的运算; I 为示性函数; y 为用于实现自适应更新的控制参数。运用重要度抽样技术, 以有效降低样样本的数量, 得到式 (9)。

$$I(y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(x^i) \leq y\}} \frac{f(x^i; v)}{g(x^i)} \quad (9)$$

式 (9) 中通过融入重要度抽样技术 $g(x)$, 生成密度样本 x^i 。加入 Kullback–Leibler 距离, 得到概率分布 $f(x; v)$ 与 $g(x)$ 的交叉熵, 使概率分布密度越来越优化, 直至最优, 解决交叉熵优化问题。

通过求解最小化交叉熵优化问题 (式 (10)), 得到概率分布密度函数的最优参数 v^* , 即

$$v^* = \arg \min_v \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(x^i) \leq y\}} \lg f(x^i; v) \quad (10)$$

从而得到最优的 $g^*(x)$ 。

1.2.2 CEGEO 算法

基于交叉熵方法和金鹰算法进行融合的改进算法 (CEGEO) 流程如图 1。由图 1 可看出, CEGEO 算法的主要步骤如下:

- 1) 设置基本参数。
- 2) 初始化金鹰种群, 生成种群 X_0 。
- 3) 计算攻击向量 A , 如果 $A=0$, 重新选择 1 个位置作为最佳位置。
- 4) 否则, 根据 A 计算巡航向量 C , 并算出移动步长, 更新金鹰位置。
- 5) 计算 P_1 和 P_2 , 引入 CE 优化迭代, 设置参数,

计算种群的初始均值 $\hat{\mu}$ 和标准差 $\hat{\sigma}$;按 $YN(\hat{\mu}, \hat{\sigma}^2)$ 抽取样本 Y_1, Y_2, \dots, Y_L ;启用协同演化,评估 X 和 Y 中的全部个体,更新最优位置和最优值;选择位置最好的 N 个个体来更新均值 $\hat{\mu}$ 和标准差 $\hat{\sigma}$,并采用式(11),(12)进行平滑化。

$$\hat{\mu}_{k+1} = \hat{\alpha}\hat{\mu} + (1 - \hat{\alpha})\hat{\mu}_k \quad (11)$$

$$\hat{\sigma}_{k+1} = \hat{\beta}_k \sigma + (1 - \hat{\beta}_k)\hat{\mu}_k \quad (12)$$

式中 $\hat{\beta}_k = \hat{\beta} - \hat{\beta}\left(1 - \frac{1}{k}\right)^q$,为动态平滑。检查CE迭代终止条件,若满足立即停止;不满足即重新抽取样本 Y 。

6)检查GEO迭代终止条件,若满足立即则停止,不满足即转到步骤3)。

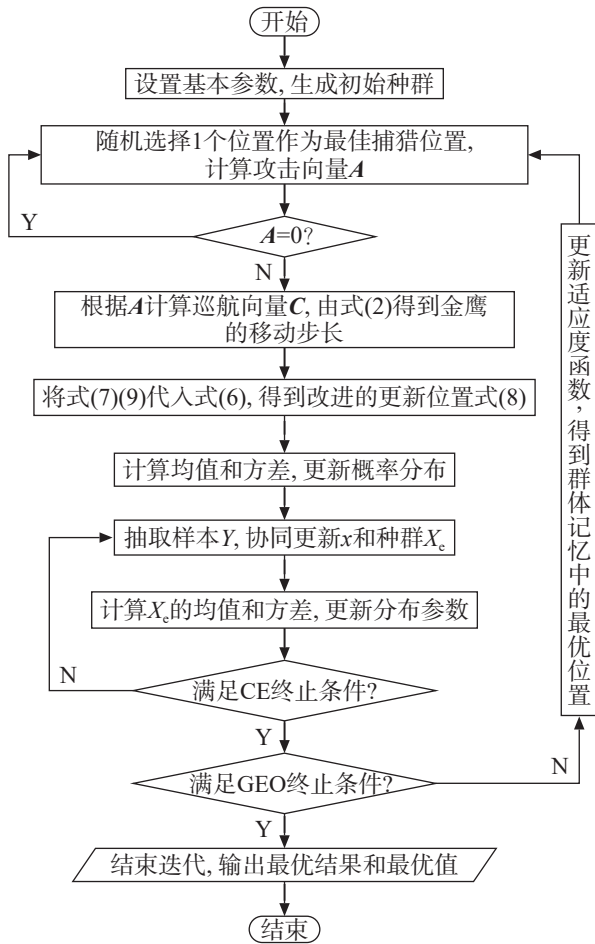


图1 CEGEO 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of CEGEO algorithm

2 CEGEO 的仿真验证

为测试改进算法CEGEO的性能,选取文献[17]中的23种标准函数,采用Matlab仿真软件,对金鹰优化(GEO)算法^[9]、灰狼算法(grey wolf optimizer, GWO)^[18]、鲸鱼算法(whale optimization algorithm, WOA)^[17]以及海洋捕食者算法(marine predator

algorithm, MPA)^[19]以及CEGEO等5种算法进行测试实验,并将测试结果进行对比分析。其中:F1~F7为单峰函数,每个函数只有1个全局最小值,用于测试算法的全局收敛性;F8~F13为多峰函数,用于测试算法的跳出局部最优能力;F14~F23为具有固定尺寸的多模态函数,用于测试算法在不同复杂度问题中的表现。设置金鹰种群规模为40,最大迭代次数为1000,其中CEGEO算法中CE算子迭代次数为20,GEO算法迭代次数为50,其他参数同原始文献。5种算法对每个测试函数独立运行30次。

2.1 算法精度

表1~3分别为5种算法对23种标准函数测试结果的最好值、最差值、平均值和标准差。

表1 单峰函数的仿真结果

Tab.1 Simulation results of unimodal benchmark functions

函数	算法	最好值	最差值	平均值	标准差
F1	GWO	1.66E-67	1.90E-64	2.71E-65	5.06E-65
	WOA	4.48E-189	1.70E-161	7.02E-163	3.14E-162
	MPA	2.13E-55	6.00E-48	2.89E-49	1.09E-48
	GEO	3.26E-12	1.70E-10	3.22E-11	3.38E-11
	CEGEO	9.11E-88	1.10E-80	8.18E-82	2.17E-81
F2	GWO	1.24E-39	4.48E-37	4.02E-38	8.01E-38
	WOA	2.71E-106	4.23E-106	1.58E-107	7.74E-107
	MPA	2.60E-29	9.38E-27	1.25E-27	1.96E-27
	GEO	0.16	2.19	0.74	0.46
	CEGEO	1.22E-43	5.11E-40	7.44E-41	1.18E-40
F3	GWO	2.74E-22	2.48E-15	9.66E-17	4.55E-16
	WOA	890.77	27 570.13	12 623.29	7 577.77
	MPA	6.46E-20	8.07E-12	7.38E-13	1.95E-12
	GEO	15.98	163.67	75.87	35.49
	CEGEO	1.55E-60	1.71E-52	7.39E-54	3.13E-53
F4	GWO	9.38E-18	1.04E-15	2.28E-16	2.56E-16
	WOA	2.75E-12	82.90	24.95	29.12
	MPA	3.23E-20	9.59E-19	2.58E-19	2.90E-19
	GEO	0.86	3.69	2.13	0.61
	CEGEO	1.76E-39	4.60E-34	2.37E-35	8.34E-35
F5	GWO	25.12	27.94	26.51	0.76
	WOA	25.98	27.22	26.78	0.24
	MPA	22.07	24.00	22.93	0.49
	GEO	25.36	310.33	70.53	81.58
	CEGEO	9.00E-06	10.08	1.45	2.34
F6	GWO	8.59E-06	1.26	0.44	0.37
	WOA	2.50E-03	8.40E-02	1.50E-02	1.80E-02
	MPA	3.97E-10	1.45E-09	9.66E-10	2.96E-10
	GEO	1.78E-12	3.66E-10	3.97E-11	6.46E-11
	CEGEO	0	0	0	0

续表

函数	算法	最好值	最差值	平均值	标准差
F7	GWO	5.89E-05	1.59E-03	6.90E-04	4.10E-04
	WOA	9.99E-05	1.81E-02	1.60E-03	3.30E-03
	MPA	1.30E-04	1.40E-03	5.10E-04	3.60E-04
	GEO	2.50E-03	1.60E-02	5.40E-03	2.60E-03
	CEGEO	2.98E-05	7.73E-04	4.40E-04	1.70E-04

表 2 多峰函数的仿真结果

Tab.2 Simulation results of multimodal benchmark functions

函数	算法	最好值	最差值	平均值	标准差
F8	GWO	-7 351.07	-5 020.44	-6 146.64	580.85
	WOA	-12 569.40	-6 466.49	-11 425.2	1 563.09
	MPA	-10 942.90	-8 927.63	-9 939.93	421.49
	GEO	-8 700.30	-5 797.71	-7 386.50	786.32
	CEGEO	-12 569.50	-9 787.41	-11 765.70	892.82
F9	GWO	0	4.44	0.15	0.81
	WOA	0	5.68E-14	1.89E-15	1.04E-14
	MPA	0	0	0	0
	GEO	5.97	19.89	13.07	4.00
	CEGEO	0	0	0	0
F10	GWO	7.99E-15	1.51E-14	1.37E-14	2.21E-15
	WOA	8.88E-16	7.99E-15	3.97E-15	2.23E-15
	MPA	8.88E-16	4.44E-15	3.85E-15	1.35E-15
	GEO	1.38E-06	1.50	0.39	0.62
	CEGEO	8.88E-16	8.88E-16	8.88E-16	0
F11	GWO	0	2.00E-02	2.20E-03	5.80E-03
	WOA	0	0	0	0
	MPA	0	0	0	0
	GEO	2.83E-07	3.20E-03	5.30E-03	7.60E-03
	CEGEO	0	0	0	0
F12	GWO	6.90E-03	5.20E-02	2.70E-02	9.30E-03
	WOA	0.45E-02	1.20E-02	3.40E-03	3.10E-03
	MPA	3.38E-11	2.53E-10	1.06E-10	5.52E-11
	GEO	2.04E-09	0.54	4.80E-02	0.12
	CEGEO	1.57E-32	1.57E-32	1.57E-32	5.57E-48
F13	GWO	2.83E-05	8.20E-01	0.39	0.22
	WOA	1.30E-02	0.43	0.11	0.11
	MPA	6.93E-10	1.56E-02	1.30E-03	3.90E-03
	GEO	3.92E-09	2.10E-02	6.90E-03	6.60E-03
	CEGEO	1.35E-32	1.35E-32	1.35E-32	5.57E-48

表 3 单多模态函数的仿真结果

Tab.3 Simulation results of fixed-dimension multimodal benchmark functions

函数	算法	最好值	最差值	平均值	标准差
F14	GWO	0.99	12.67	3.94	4.08
	WOA	0.99	2.98	1.26	0.69
	MPA	0.99	0.99	0.99	0
	GEO	0.99	1.99	1.03	0.18
	CEGEO	0.99	0.99	0.99	0

续表

函数	算法	最好值	最差值	平均值	标准差
F15	GWO	3.10E-04	0.020	3.60E-03	7.60E-03
	WOA	3.10E-04	0.001 6	4.80E-04	1.90E-04
	MPA	3.10E-04	3.00E-04	3.10E-04	3.44E-19
	GEO	6.30E-04	7.80E-04	7.10E-04	3.83E-05
	CEGEO	3.90E-04	7.20E-04	5.50E-04	8.67E-05
F16	GWO	-1.03	-1.03	-1.03	3.44E-09
	WOA	-1.03	-1.03	-1.03	4.22E-11
	MPA	-1.03	-1.03	-1.03	6.52E-16
	GEO	-1.03	-1.03	-1.03	6.78E-16
	CEGEO	-1.03	-1.03	-1.03	1.65E-06
F17	GWO	0.39	0.39	0.39	4.46E-07
	WOA	0.39	0.39	0.39	2.35E-07
	MPA	0.39	0.39	0.39	0
	GEO	0.39	0.39	0.39	0
	CEGEO	0.39	0.39	0.39	7.32E-08
F18	GWO	3.00	3.00	3.00	4.42E-06
	WOA	3.00	3.00	3.00	6.86E-06
	MPA	3.00	3.00	3.00	1.19E-15
	GEO	3.00	3.00	3.00	1.29E-15
	CEGEO	3.00	3.00	3.00	1.30E-15
F19	GWO	-3.86	-3.85	-3.86	2.40E-03
	WOA	-3.86	-3.85	-3.86	2.10E-03
	MPA	-3.86	-3.86	-3.86	2.71E-15
	GEO	-3.86	-3.86	-3.86	2.60E-12
	CEGEO	-3.86	-3.86	-3.86	2.71E-15
F20	GWO	-3.32	-3.05	-3.28	7.20E-02
	WOA	-3.32	-3.040	-3.26	8.20E-02
	MPA	-3.32	-3.32	-3.32	1.38E-15
	GEO	-3.32	-3.20	-3.30	4.50E-02
	CEGEO	-3.32	-3.20	-3.30	4.50E-02
F21	GWO	-10.15	-5.10	-9.98	0.92
	WOA	-10.15	-2.63	-9.22	2.15
	MPA	-10.15	-10.15	-10.15	5.83E-15
	GEO	-10.15	-2.68	-9.41	2.28
	CEGEO	-10.15	-10.15	-10.15	7.23E-15
F22	GWO	-10.40	-10.40	-10.40	2.00E-04
	WOA	-10.40	-2.77	-8.43	2.89
	MPA	-10.40	-10.40	-10.40	0
	GEO	-10.40	-10.40	-10.40	1.65E-15
	CEGEO	-10.40	-10.40	-10.40	1.81E-15
F23	GWO	-10.54	-10.54	-10.54	1.90E-04
	WOA	-10.54	-3.84	-8.82	2.67
	MPA	-10.54	-10.54	-10.54	1.58E-15
	GEO	-10.54	-10.54	-10.54	1.81E-15
	CEGEO	-10.54	-10.54	-10.54	1.78E-15

由表 1~3 可看出: 在 F1 和 F2 中, CEGEO 算法的 4 组值略差于 WOA 算法, 但优于其他 3 种算法;

在 F3~F7 中, CEGEO 算法的结果均小于其他 4 种算法, 搜索精度高, 优势明显, 说明 CEGEO 具有较高的求解精度和寻优能力; 在 F8~F11 中, CEGEO 算法的结果优于其他 4 种算法, 另对 F12 和 F13 的求解精度远优于其他 4 种算法, 且达到理论最优值, 说明 CEGEO 算法避免局部最优的能力更强; 在 F14, F19 中, CEGEO 算法的结果优于其他 4 种算法; 在 F16, F18, F20 和 F21 中, CEGEO 算法的最好值、最差值、平均值最小, 说明 CEGEO 算法寻优能力的稳定性最强; 在 F22, F23 中, MPA, GEO 和 CEGEO 算法均可搜索到全局最优值。综上表明, CEGEO 算法的全局收敛能力和寻优能力更强, 求解精度更高, 具有较强的稳定性和处理复杂优化过程的能力。

2.2 算法收敛性

图 2~5 为 5 种算法对 23 个函数测试结果 30 次实验平均值的收敛曲线。Iteration 表示迭代次数, Best score Fmin 表示函数当前最好值。

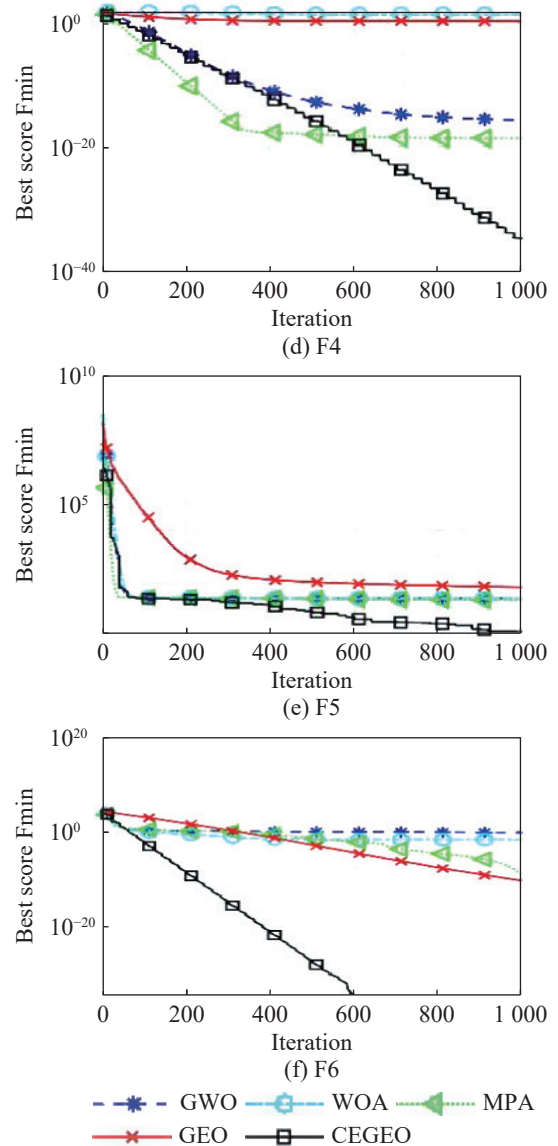
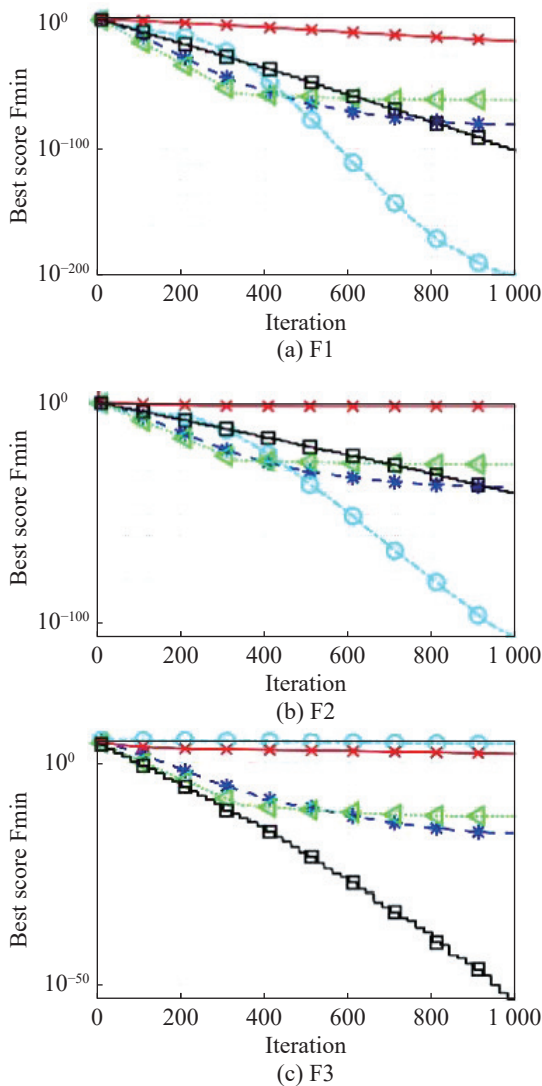
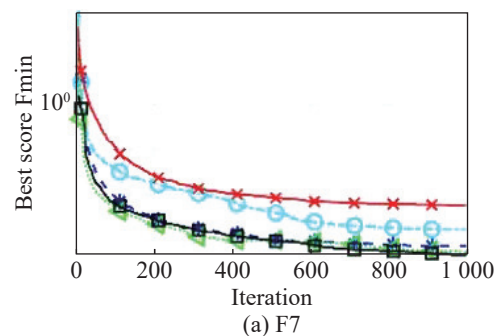


图2 F1~F6 函数收敛曲线

Fig. 2 Convergence curves of functions F1~F6

由图 2~4 可看出: 对于 F3, F4, F5, F6, F7, F8, F10, F12 函数, CEGEO 算法在迭代中期收敛速度优势巨大, 直到迭代结束更快地收敛到最优; 对于 F6, F10, F12, F13 函数, CEGEO 算法分别迭代至第 600, 450, 550, 570 次时, 搜索到全局最优值, 远超过其他 4 种算法的搜索能力。



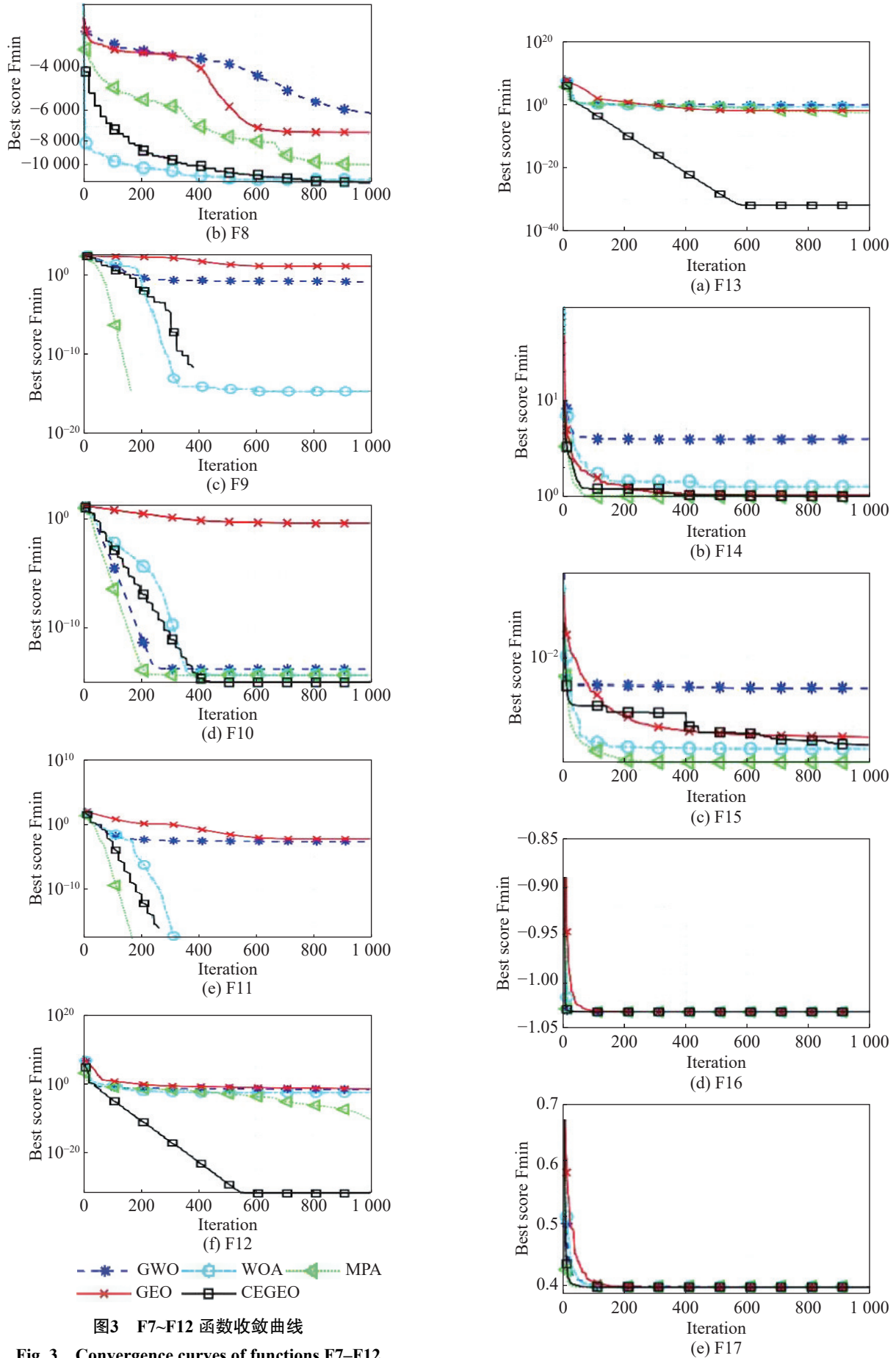


图3 F7~F12 函数收敛曲线

Fig. 3 Convergence curves of functions F7~F12

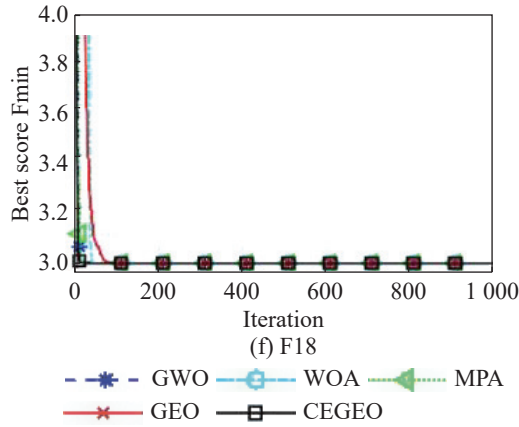


图4 F13~F18 函数收敛曲线

Fig. 4 Convergence curves of functions F13~F18

由图 4, 5 可看出: F16~F23 函数, CEGEO 算法比其他 4 种算法的收敛速度快, 也在更早的迭代中找到最好值, 表明 CEGEO 算法在解决复杂工程问题上优势显著。

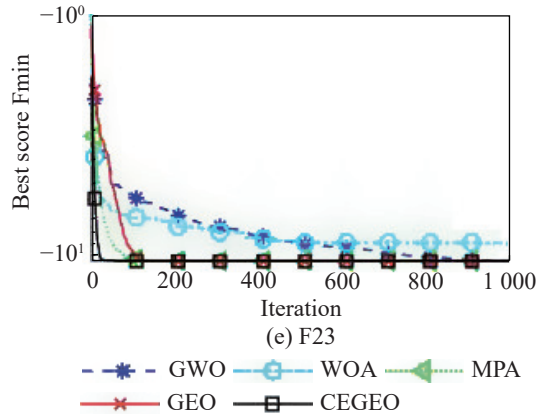
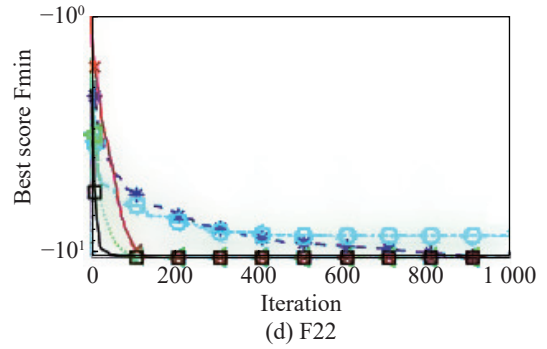
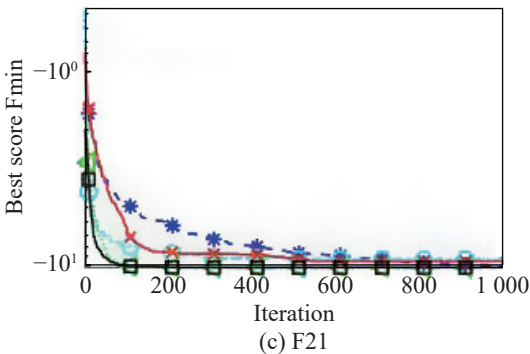
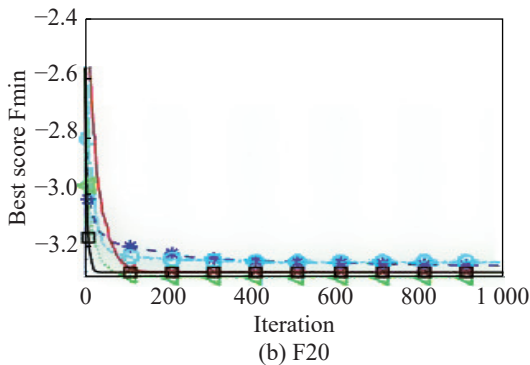
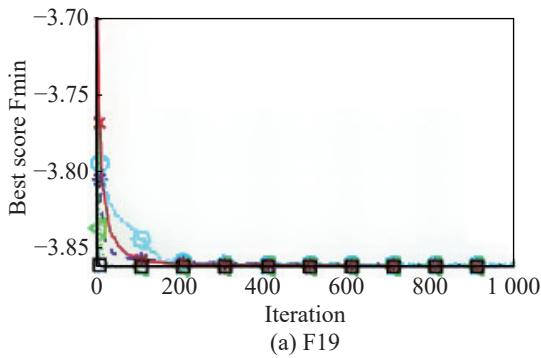


图5 F19~F23 函数收敛曲线

Fig. 5 Convergence curves of functions F19~F23

测试函数的整体结果表明: 与其他 4 种算法相比, CEGEO 算法在整个迭代过程中, 全局收敛能力和寻优能力更强、求解精度更高、收敛速度更快、适应度值更好, 能有效平衡全局范围搜索和局部精准搜索的能力, 具有较强的稳定性和处理复杂优化过程的能力。



3 CEGEO 算法在室内可见光定位中的应用

将 CEGEO 算法用于高精度室内可见光三维定位, 建立 1 个尺寸为 5 m × 5 m × 6 m 的定位模型, 设置 4 个 LED 灯作为信号源, 且位于天花板, 位置坐标分别为 (5 m, 0, 6 m), (0, 0, 6 m), (0, 5 m, 6 m), (5 m, 5 m, 6 m)。为测试 CEGEO 算法的定位误差, 选取 1 m 高度, 分别在长度 5 m 和宽度 5 m 方向上以每间隔 0.5 m 为 1 个单位放置信号接收器, 生成 121 个测试点, 采用 MATLAB 软件对其进行定位仿真实验。实验的相关参数设置如表 4。

3.1 无旋转 PD 定位性能

对于每个测试点, PD 是没有任何旋转的, 采用 CEGEO 算法对每个测试点逐一进行定位, 结果如图 6; 累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF) 曲线和定位误差分别如图 7, 8。

表 4 仿真实验的基本参数

Tab. 4 Related parameter settings

参数	数值
LED的发射功率/W	2.2
PD的光电转换效率/(A/W)	0.5
等效噪声带宽/(Mb/s)	100
背景光电流/ μ A	5 100
噪声带宽的因素	0.562
噪声带宽的因素	0.086 8
绝对温度/K	295
开环电压增益	10
场效应晶体管的跨导/ms	30
场效应晶体管的信道噪声系数	1.5
PD的单位面积电容/(pF/cm ²)	112
种群大小	100
最大迭代次数	100

图中绿色星号表示 LED 的位置, 红色叉表示测试点的实际位置, 蓝色三角形表示测试点的估计位置。由图 6 可看出, CEGEO 算法估计的位置非常接近真实位置。

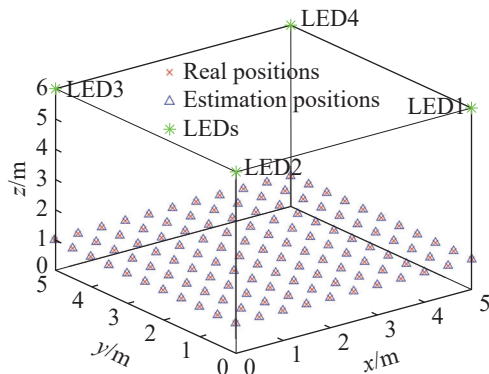


图6 真实位置及其估计的 3D 位置

Fig. 6 Real position and its estimated 3D position

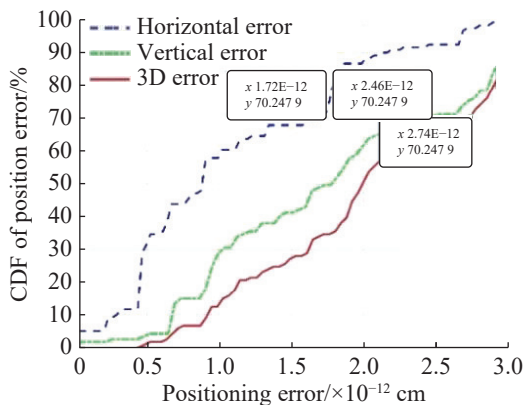


图7 总测试点的 3D 定位误差 CDF 曲线

Fig. 7 3D positioning CDF error curve of total test points

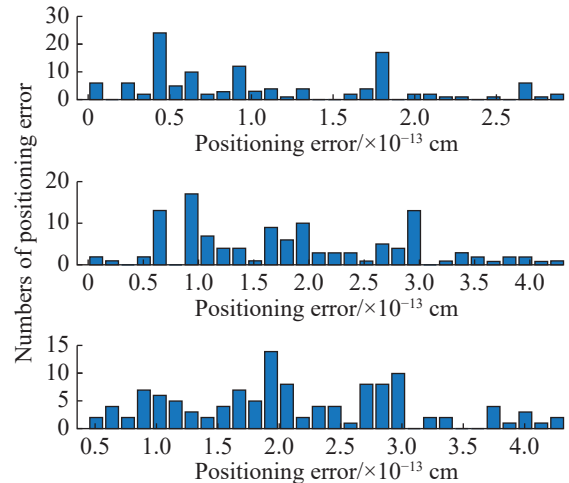


图8 总测试点的 3D 定位误差直方图

Fig. 8 Histogram of 3D positioning error for total test points

由图 7, 8 可看出: 对于 1 个定位服务覆盖率 γ 为 70.247 9% 的区域, CEGEO 算法的 3D 定位精度小于 $2.74E-12$ cm, 水平和垂直定位的精度分别小于 $1.72E-12$, $2.46E-12$ cm; 平均误差、标准差、最大误差、最小误差分别为 $2.12E-15$, $9.37E-16$, $4.33E-15$, $4.44E-16$ cm。由此表明, CEGEO 算法能够用于可见光定位, 且能够提供厘米级的定位精度。

3.2 定位性能对比分析

为进一步验证 CEGEO 算法在室内定位中的性能, 采用 GWO, WOA, MPA, GEO 与 CEGEO 5 种算法对高精度室内可见光三维定位进行仿真实验。图 9 为 PD 实际位置和 5 种算法计算的估计位置分布。由图 9 可看出: 由 CEGEO 算法计算得到的估计位置与 PD 的实际位置更接近, 同时覆盖情况最好, 达到 100%。

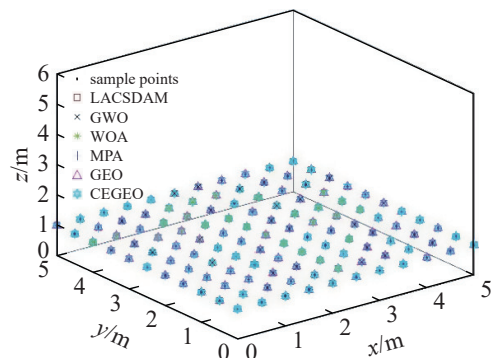


图9 真实位置和估算位置的分布

Fig. 9 Distribution of actual and estimated locations

图 10 为 5 种算法的估计位置误差曲线。由图 10 可看出: 在 121 个测试点上, CEGEO 算法计算得到的估计位置误差最小; 其次是 MPA 算法; GWO, WOA 和 GEO 算法的误差较大。

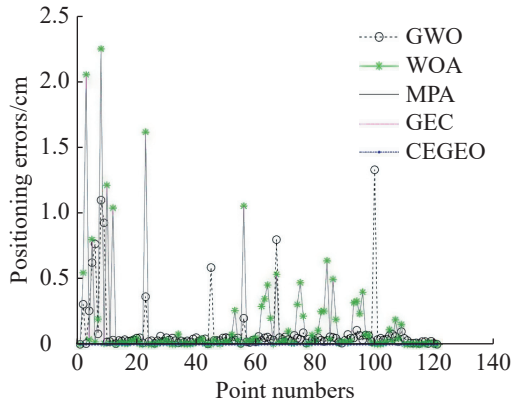


图10 估计位置的误差曲线

Fig. 10 Error curve of estimated position

图 11 为 5 种算法的估计位置平均误差。由图 11 可看出: GWO, WOA, MPA, GEO, CEGEO 算法计算得到的估计位置平均误差分别为 $9.16\text{E}-02$, $1.56\text{E}-01$, $3.10\text{E}-15$, $1.47\text{E}-01$, $2.07\text{E}-15$ cm, CEGEO 算法的定位误差最小, 定位最稳定。

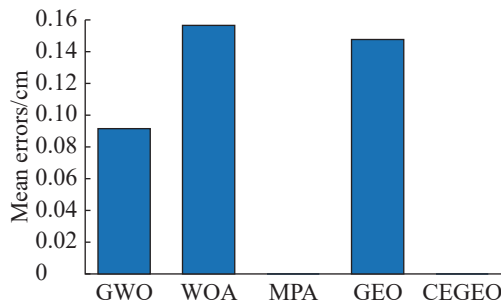


图11 估计位置的平均误差

Fig. 11 Average errors of estimated position

综上可看出: CEGEO 算法能够用于室内可见光定位, 且能够提供厘米级的定位精度; 与其他 4 种算法相比, CEGEO 算法的定位精度最高、平均定位误差最小。

4 结论

为提高 GEO 算法搜索的收敛速度和求解精度, 融合基于重要度抽样技术和 Kullback-Leibler 距离的交叉熵随机优化方法, 提出 1 种新的交叉熵金鹰 (CEGEO) 算法。利用交叉熵方法的随机性、自适应性和鲁棒性提高 GEO 算法的全局寻优能力; 并运用协同演化机制改善搜索的收敛速度, 快速获得全局最优解。5 种智能优化算法对比的标准测试函数及室内可见光定位仿真实验结果表明: 与其他 4 种算法相比, CEGEO 算法可大幅提高求解精度和收敛速度, 能有效平衡全局范围搜索和局部精准搜索的能力; CEGEO 算法计算得到的估计位置与 PD 实际位置更接近, 覆盖情况最好, 定位精度最高、小于 $2.74\text{E}-12$ cm, 估计位置平均误差最小、接近 $2.07\text{E}-15$ cm, 验证了 CEGEO 算法在求解复杂工程问题中的可行性和有效性。

参考文献:

- [1] 王鹏飞, 关伟鹏, 文尚胜, 等. 基于免疫算法的高精度室内可见光三维定位系统 [J]. 光学学报, 2018, 38(10): 1006007.
- [2] CHAOCHUAN J, TING Y, CHUANJIANG W, et al. High-accuracy 3D indoor visible light positioning method based on the improved adaptive cuckoo search algorithm[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2022(2):47.
- [3] HUYNH P, YOO M. VLC-based positioning system for an indoor environment using an image sensor and an accelerometer sensor[J]. Sensors (Basel), 2016, 16:783-798.
- [4] DAVIDSON P, ROBERT P. A survey of selected indoor positioning methods for smartphones[J]. IEEE Commun. Surv. Tutorials, 2017, 19:1347-1370.
- [5] STEENDAM H, WANG T Q, ARMSTRONG J. Theoretical lower bound for indoor visible light positioning using received signal strength measurements and an aperture-based receiver[J]. Lightwave Technol, 2017, 35:309-319.
- [6] 王加安, 顾恩雯, 张思琦. 基于改进粒子群算法的室内可见光定位研究 [J]. 半导体光电, 2023, 44(5):729-735.
- [7] 朱亚丽. 基于深度神经网络的可见光通信室内定位 [J]. 光学技术, 2023, 49(4):452-458.
- [8] 刘双, 余学祥, 刘宇. 基于改进海鸥优化算法的可见光室内定位研究 [J]. 激光杂志, 2023, 44(2):129-134.
- [9] MOHAMMADI-BALANI A, NAYERI M D, AZAR A, et al. Golden eagle optimizer: a nature-inspired metaheuristic algorithm[J]. Computers and Industrial Engineering, 2021, 152:1-30.
- [10] 邓佳欣, 张达敏, 何庆, 等. 结合莱维飞行和布朗运动的金鹰算法 [J]. 系统仿真学报, 2023, 35(6):1290-1307.
- [11] 周徐虎, 李世港, 罗仪, 等. 基于对称映射搜索策略的自适应金鹰算法及应用 [J/OL]. 电子科技, [2024-01-23]. <https://doi.org/10.16180/j.cnki.issn1007-7820.2024.08.002>.
- [12] 史双元, 熊禾根. 考虑加班的无拖期作业车间调度问题多目标金鹰优化算法研究 [J]. 中国机械工程, 2023, 34(17):2077-2088.
- [13] RUBINSTEIN R Y. The cross-entropy method for combinatorial and continuous optimization[J]. Methodology and Computing in Applied Probability, 1999(1):127-190.
- [14] KROESE D P, POROTSKY S, RUBINSTEIN R Y. The cross-entropy method for continuous multi-extremal optimization[J]. Methodology and Computing in Applied Probability, 2006, 8:383-407.
- [15] 李洁, 柴天佑, 宫经宽. 基于交叉熵算法的 PID 控制器设计 [J]. 控制与决策, 2011, 26(5):794-796,800.
- [16] YILDIZ T, YERCAN F. The cross-entropy method for combinatorial optimization problems of seaport logistics[J]. Transport, 2010, 25:411-422.
- [17] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016(1):51-67.
- [18] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69:46-61.
- [19] FARAMARZI A, HEIDARINEJAD M, MIRJALILI S, et al. Marine predators algorithm: a nature-inspired metaheuristic[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 152:113377.

责任编辑: 何莉