

基于反向学习策略的自适应花授粉接收信号强度指示室内可见光定位

张慧颖*, 于海越, 陈玲玲

吉林化工学院信息与控制工程学院, 吉林 吉林 132022

摘要 为提高大型室内场所的定位精度,提出一种基于改进自适应花授粉算法的接收信号强度指示(RSSI)可见光定位方案。利用固定在屋顶呈网格型排布的 LED 发送位置信息,接收端采用基于反向学习策略和自适应花授粉算法的 RSSI 定位方法实现精确定位。传统花授粉算法具有易陷入局部最优、缺乏变异机制等缺点,利用反向学习策略可使初始种群分布更加均匀,通过提高种群多样性可使算法跳出局部最优;采用有利于全局广泛搜索的自适应移动因子提高收敛速度。在 $100\text{ m}\times 100\text{ m}\times 100\text{ m}$ 大型室内场所的一层 $100\text{ m}\times 100\text{ m}\times 10\text{ m}$ 的空间中,考虑热噪声和散射噪声干扰的情况,经过多次仿真可得,相比于传统定位算法,随机灯排布下采用改进花授粉的 RSSI 算法的定位误差小于 $\pm 1\text{ cm}$;采用网格型灯排布结合改进定位算法的室内可见光定位系统时,定位精度得到明显提升,定位时间大幅缩短。该方案具有定位精度更高、计算速度更快、工作稳定等优点。

关键词 光学设计; 自适应花授粉; 可见光定位; 反向学习策略; 接收信号强度指示; 网格型灯排布

中图分类号 TN929.12

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202148.0106001

1 引 言

近年来,可见光通信(VLC)技术发展迅速,基于可见光通信技术的可见光定位技术应运而生,得到越来越多学者的关注^[1]。与射频定位系统相比,可见光室内定位系统有抗电磁干扰、保密性强、无辐射和高精度定位等优点,在各种大型场所中应用很广泛。在定位技术中,全球卫星定位系统(GPS)由于定位精度高,广泛应用于室外,但是由于 GPS 无法穿过障碍物进行定位,室内定位中使用 GPS 的定位效果就会差强人意^[2]。现有的室内定位技术有红外室内定位技术、蓝牙室内定位技术、超声波室内定位技术、射频识别(RFID)室内定位技术等^[3-6],但这些定位技术大多有着成本高、定位精度低、电磁辐射大等缺点。尤其在一些要求较高的场所,如在电磁辐射多的医院、飞机和一些工厂中,这些室内定位方法都无法使用。因此,基于可见光通信技术的室内定位方法得到广泛应用。

可见光通信是利用 LED 的高速调制能力,将兼具照明和通信功能的 LED 作为信号发射器,肉眼观察不到的高速闪烁的可见光信号通过空气信道传

递,接收端用光电二极管(PD)接收信息并将光信号转换为电信号^[7-8]。可见光室内定位包括成像型和非成像型。成像型可见光室内定位系统是基于图像传感器的定位系统,该系统利用成像的几何关系实现定位功能,但是其复杂程度高、传输速率慢、接收视场角(FOV)受限^[9]。非成像型可见光室内定位是基于 PD 的可见光定位系统技术,主要包括基于接收信号强度指示(RSSI)、到达角度(AOA)、到达时间差(TDOA)、三角测量法、位置指纹库算法等的定位方法^[10-16]。文献[17]提出一种 AOA 结合 RSSI 的室内定位算法,其接收端部署传感器阵列并且与两种算法相结合,但是其复杂程度变高,导致成本也增加。文献[18]提出了一种复杂程度较低的可见光指纹定位方法,但是其定位范围小,无法适用于大型场所的定位。文献[19]提出了一种基于改进花授粉的 RSSI 定位方法,对步长和局部变异进行改进,所得结果的精度不高。通常采用最小二乘(LMS)计算实现传统 RSSI 定位^[20],但测距误差对最小二乘解的精度影响很大,这会降低定位精度,因此本文结合花授粉算法(FPA)计算定位目标。花授粉算法是一种群智能算法,与 LMS 相比具有实现

收稿日期: 2020-06-23; 修回日期: 2020-07-23; 录用日期: 2020-07-30

基金项目: 吉林省科技发展计划项目(20180101336JC)、吉林化工学院重大科研项目(2018020)

*E-mail: yingzil313@163.com

简单、参数少、易调节的优点,更能实现精准定位。由于花授粉算法^[21]具有易陷入局部最优和过早收敛的缺点,本文提出 RSSI 与改进花授粉智能算法相融合的高精度定位方法并结合网格型灯源排布实现 100 m×100 m×100 m 空间内任意一层 100 m×100 m×10 m 空间的室内可见光精确定位。

2 定位原理与 RSSI 定位算法

2.1 可见光定位原理

在室内空间中设置 9 盏 LED 灯作为信息发射器,9 盏 LED 呈等间隔对称分布。将 LED 安装在距离地面 h 的天花板上。将 LED 的位置分别标记成 $r_1 = (x_1, y_1, h)$, $r_2 = (x_2, y_2, h)$, \dots , $r_9 = (x_9, y_9, h)$, 移动端放置在地面上任意位置,标记为 $t = (x, y, z)$, 将 PD 作为接收器安装在移动端。LED 光源发射器与 PD 接收端接收光信号的定位过程如图 1 所示。

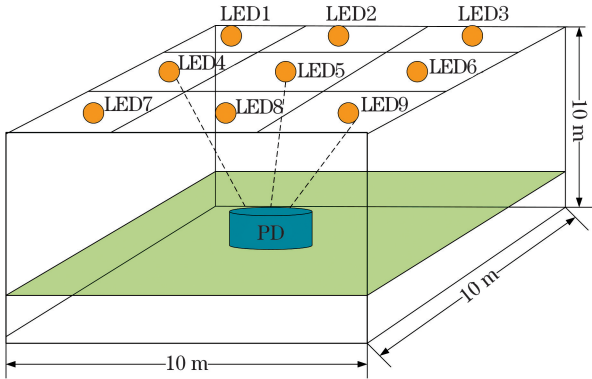


图 1 定位系统的定位过程

Fig. 1 Positioning process of positioning system

光源排布在可见光室内定位中起关键作用,目前关于 LED 在室内排列的优化方案较多,如四灯源分布、网格型灯源布局、圆型灯源布局、椭圆形灯源布局等^[22]。本文将室内顶部空间均匀划分成 100 组,将室内一组 LED 排列成 3×3 的阵列网格型,9 个 LED 阵列均匀地分布在天花板,根据 LED 光功率在室内的分布特性观察室内光功率的分布情况。

在只考虑直射链路(LOS)的情况下,PD 能够接收的光功率 P_r 与发射端的发射功率 P_t 之间的关系为

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

式中: $H_{\text{LOS}}(0)$ 是可见光通信中 LOS 的信道增益。将 LED 视为朗伯型光源,则光强衰减因子可通过 LOS 的信道增益 $H_{\text{LOS}}(0)$ 表示为^[23]

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

式中: A 为 PD 的面积; d 为 LED 到 PD 的相对距离; ψ 为接收角; ψ_c 为 PD 的最大视场角; φ 为发射角; $T_s(\psi)$ 为 PD 的光滤波器增益; $g(\psi)$ 为聚光器增益。根据(1)和(2)式推导出 LED 与 PD 之间的欧氏距离 d 为

$$d = [(m+1)A \cos^m \varphi \cos \psi T_s(\psi) g(\psi) P_t / (2\pi P_r)]^{\frac{1}{2}}, \quad (3)$$

式中: m 为朗伯散射系数,由 LED 的半功率强度角 $\varphi_{1/2}$ 决定, m 可表示为^[24]

$$m = \frac{-\ln 2}{\ln(\cos \varphi_{1/2})}. \quad (4)$$

考虑热噪声和散射噪声时,热噪声 σ_{thermal} 和散射噪声 σ_{shot} 分别满足

$$\begin{cases} \sigma_{\text{thermal}}^2 = \frac{8\pi k T_k}{G} \eta A I_2 B^2 + \frac{16\pi^2 k T_k \Gamma}{g_m} \eta^2 A^2 I_3 B^3 \\ \sigma_{\text{shot}}^2 = 2qR P_r + 2qI_{\text{bg}} I_2 B \end{cases}, \quad (5)$$

式中: q 为电子的电荷量; B 为带宽; R 为 PD 的响应度; k 为 Boltzmann 常数; T_k 为热力学温度; G 为开环电压增益; η 为 PD 的固定电容; g_m 为跨导; Γ 为信道噪声因子; I_{bg} 为暗电流; I_2 、 I_3 为噪声带宽因子。总噪声方差为

$$\sigma^2 = \sigma_{\text{thermal}}^2 + \sigma_{\text{shot}}^2. \quad (6)$$

信噪比 $R_{\text{SNR}} = \frac{S}{N'}$, 其中 S 为信号功率, N' 为噪声功率。

2.2 RSSI 定位原理

RSSI 定位方法可利用接收器接收到的光信号强度计算得到室内相对位置。在室内场景中,接收器接收到来自多个光源的信号,根据 LED 与接收器之间的距离并通过定位算法得到接收端的坐标。采用 RSSI 测量接收端与发射器之间的距离时存在较大误差,不能实现精确定位。因此将定位问题转化为求解最优化问题,使用本文改进的花授粉算法对目标位置进行求解。

假设存在 n 个 LED 发射器,其坐标分别为 $r_1 = (x_1, y_1, h)$, $r_2 = (x_2, y_2, h)$, \dots , $r_n = (x_n, y_n, h)$, 定位点坐标为 $t = (x, y, z)$, LED 与 PD 之间距离的测量值分别为 $d_1, d_2, d_3, \dots, d_n$, 通过计算得到待定位点的具体坐标。本文使用花授粉算法进行求

解,以判断花粉个体适应度值的大小并不断进行迭代更新,得到 $\text{fitness}(x, y)$ 最小值时误差最小定位坐标最精准的结论。 $\text{fitness}(x, y)$ 可表示为

$$\text{fitness}(x, y) = \sum_{i=1}^n [\sqrt{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2+(h-z)^2} - d_i]。 (7)$$

利用 PD 接收 LED 发射的光信号强度,并通过计算得到 PD 的具体坐标, RSSI 定位具体过程如图 2 所示。

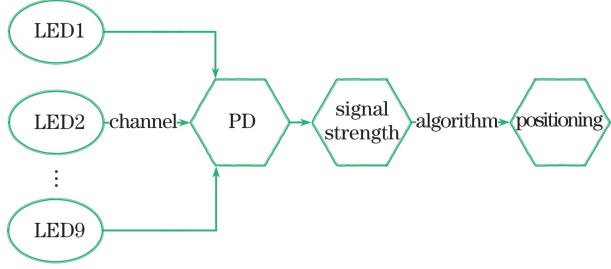


图 2 RSSI 定位过程示意图

Fig. 2 Diagram of RSSI localization process

3 改进花授粉定位算法

3.1 传统花授粉算法

花授粉算法是 2012 年由英国 Yang 提出,花授粉算法属于启发式群智能算法,融合了布谷鸟优化算法和蝙蝠优化算法的优点,是一种可模拟自然界中植物开花授粉过程的方法。但是自然界中花朵授粉的过程很复杂,很难通过算法模拟出花授粉的每个细节。为使算法更加高效、实用,本文对算法进行简化。设置 FPA 中随机初始种群(个体数为 N),花授粉过程中将每朵花作为求解问题的一个解,将 FPA 找到的适应度值最高的个体保存为全局最优解,遵循 Lévy 飞行完成全局授粉,并交替进行异花授粉和自花授粉。文献[25]中 $p=0.8$,花朵转换概率是 p 时选择异花授粉,花朵转换概率是 $1-p$ 时选择自花授粉,其定义式为^[26-27]

$$X_i^{t+1} = X_i^t + L(X_i^t - g), (8)$$

式中: X_i^{t+1} 为花粉个体第 $t+1$ 代的解; X_i^t 为花粉个体第 t 代的解; g 为全局最优解; L 为 Lévy 飞行的步长参数, L 的计算公式为

$$L \approx \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin(\pi\lambda/2)}{\pi} \frac{1}{s^{1+\lambda}} (s > 0), (9)$$

式中: λ 为缩放因子,文献[28]中 $\lambda=1.5$; $\Gamma(\lambda)$ 为标准的伽马函数; s 为移动步长。

同一株花中,将雄蕊的花粉落到雌蕊的柱头上

进行自交称为自花授粉。算法中自花授粉操作算子是模拟同一品种的花之间近距离授粉的局部授粉方式,定义为^[29]

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \epsilon(X_j^t - X_k^t), (10)$$

式中: ϵ 为 $[0, 1]$ 上服从均匀分布的随机数; X_j^t 与 X_k^t 为同品种的不同两支花朵的花粉。基本的花授粉算法流程图如图 3 所示。

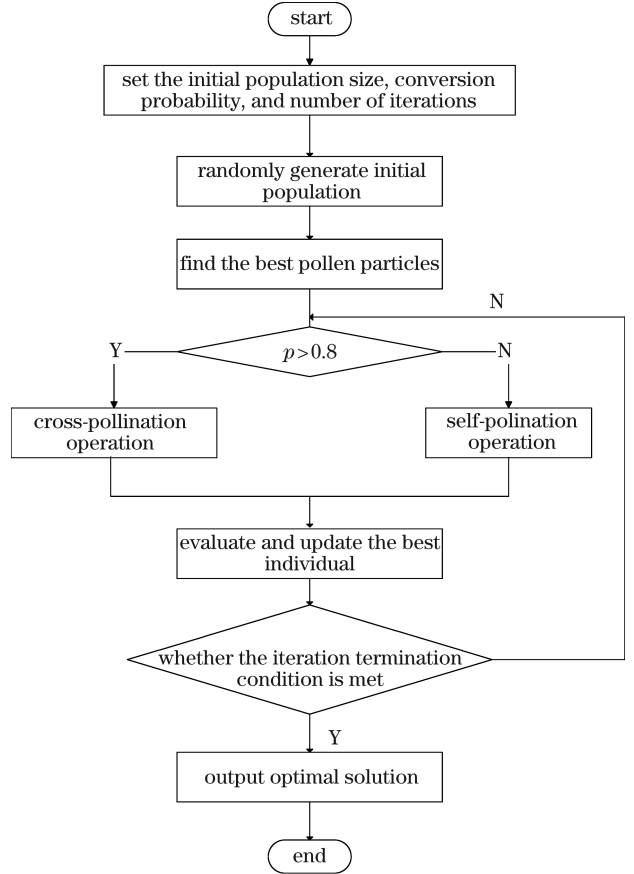


图 3 花授粉算法流程图

Fig. 3 Flowchart of flower pollination algorithm

3.2 基于反向学习策略的种群初始化

和其他群智能算法相同,在花授粉算法迭代前,初始种群处于随机状态,并且初始种群分布不均匀。局部授粉是抽取两个随机花粉位置差的信息,具有盲目性和不确定性,因此需增加种群多样性,同时需使初始种群分布均匀。本文在 FPA 中加入反向学习(OBL)策略,用反向学习策略代替随机的初始种群。反向学习是一种新型的机器学习方法,其概念是由 Tizhoosh^[30] 在 2005 年提出的,其主要思想是综合考虑正向解距离最优解的距离和反向解距离最优解的距离,选取最优解作为初始种群,从而可以扩大搜索面积、提高寻优速度和算法效

率。2008年 Rahnamayan 等^[31]通过实验和数学推导证明了反向学习策略具有更强的学习能力和更快的寻优速度。设种群中的个体 X_i 可表示为: $X_i = [X_{i,1}, X_{i,2}, X_{i,3}, \dots, X_{i,j}, X_{i,D}]$, 基于反向学习策略的映射的反向解为: $X_i' = [X'_{i,1}, X'_{i,2}, X'_{i,3}, \dots, X'_{i,j}, X'_{i,D}]$, 其中 $i=1, 2, 3, \dots, n, j=1, 2, 3, \dots, D, n$ 代表种群个数, D 代表空间维数, 且正向解和反向解满足

$$X'_{i,j} = k(A_j + B_j) - X_{i,j}, \quad (11)$$

式中: k 是一般反向因子, $k = \text{rand}(0, 1)$; (A_j, B_j) 表示第 j 个动态决策变量的动态边界, 可表示为

$$A_j = \min(X_{i,j}), B_j = \max(X_{i,j}). \quad (12)$$

在花授粉算法初期, 加入反向学习策略可以使种群在初始阶段分布均匀, 通过增加种群数量提高种群多样性, 从而提升整体的寻优能力和收敛速度, 减小陷入局部最优的概率, 增强 FPA 的性能。

3.3 改进的自适应全局搜索

FPA 在全局授粉中采用一种随机游走类型的 Lévy 飞行机制。理论上讲, Lévy 飞行可以帮助算法偏离局部最优。但是受转换概率 p 的限制, 花授

粉算法执行较少的全局搜索, 导致飞行以小步长进行局部运动; 然而算法要求前期有较大的收敛速度, 后期则需要提升收敛精度, Lévy 飞行机制无法满足这些要求, 算法出现过早收敛、局部最优的现象。本文通过在全局搜索中融合自适应移动因子提高全局搜索能力, 自适应移动因子能够随移动步长的增加而减小, 可提高向最优个体靠近的速度, 有利于全局广泛搜索。加入的自适应移动因子定义式为

$$\alpha(t) = \sqrt{e^{-t} + \frac{1}{j}}, \quad (13)$$

式中: j 为当前子群进化次数; $t = 1 + \frac{j}{i}$, 其中 i 为当前全局进化次数。融入自适应移动因子的全局搜索公式为

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \alpha L(g - X_i^t). \quad (14)$$

根据前面的公式, 局部授粉的过程可表示为

$$X_i = p [X_i + \text{rand}(X_{\text{best}} - X_i)] + (1-p)X_i, \quad (15)$$

式中: X_{best} 为花粉个体最优解。根据局部搜索和全局搜索得到的种群更新公式为

$$X_i = p [X_i + \text{rand}(X_{\text{best}} - X_i)] + (1-p)X_i + \alpha L(g - X_i). \quad (16)$$

3.4 改进花授粉算法 RSSI 的定位过程

在 RSSI 的框架中结合改进的 FPA 计算定位坐标, 具体步骤如下:

1) 接收器接收 LED 光信号, 计算出发射器与接收器之间的距离测量值 d ;

2) 设计随机初始种群中个体数为 N 、初始种群 NP, 评价个体适应度值, 迭代次数为 T , 空间维数为 D , 转换概率为 p , 每一个花粉个体代表一个解;

3) 根据反向学习策略, 初始种群 NP 中每个花粉个体都存在一个反向个体, 二者组成反向种群 OP;

4) 将初始种群 NP 和反向种群 OP 合并, 产生 $2N$ 个花粉个体, 将这些花粉个体的适应度值进行排列, 取适应度最高的前 N 个花粉个体作为初始种群;

5) 对(7)式进行计算并得到每个花粉个体的最优适应度值及其在当前种群中的最优位置;

6) 在 $[0, 1]$ 之间产生一个服从随机分布的随机实数 N_{rand} , 若转换概率 $p > N_{\text{rand}}$ 则进行异花授粉, 按(14)式进行更新, 若转换概率 $p < N_{\text{rand}}$ 则按(15)式进行花粉个体更新;

7) 将得到的新解对应的适应度值和当前解对应

的适应度值相比较, 若新解更优则直接代替当前解, 否则保持当前解不变;

8) 判断是否达到迭代次数, 若达到则结束, 若没有达到则转向步骤 6);

9) 得到全局最优解。

4 室内可见光定位仿真分析

4.1 光源排布光功率分布仿真

采用 LED 光源的网格化排布方案, 将一层室内顶部空间均匀划分成 100 组, 即 $10 \text{ m} \times 10 \text{ m}$ 的网格, 将 LED 放置在固定的 9 个点上, 比较网格型灯排布和四光源排布方案的光功率分布。网格型排布的光功率分布和四光源排布的光功率分布对比如图 4 所示。

图 4(a) 为 2.1 节中的网格分布方案, 因为固定的 LED 分布在网格中心附近的位置, 所以得到的室内中间部分的光功率比空间四角位置的高, 但是空间四角位置的功率不会太低。从图 4(b) 中可看出光分布很不均匀。虽然四光源排布是使用较多的一种光源排布方式, 但是四光源分布在照明条件上不适合在大型室内场所下使用, 可能会使光信号不能

完整传输,从而影响信号的接收。通过对比图 4(a)中的网格分布方案和图 4(b)中的四灯源布局方案可以看出,网格分布减弱了室内阴影效应的影响,保

证了通信平面的功率平坦性,使得光分布更加均匀,光通信质量得到提高,该方案满足照明的要求,更适用于大型场所的灯源排布方案设计。

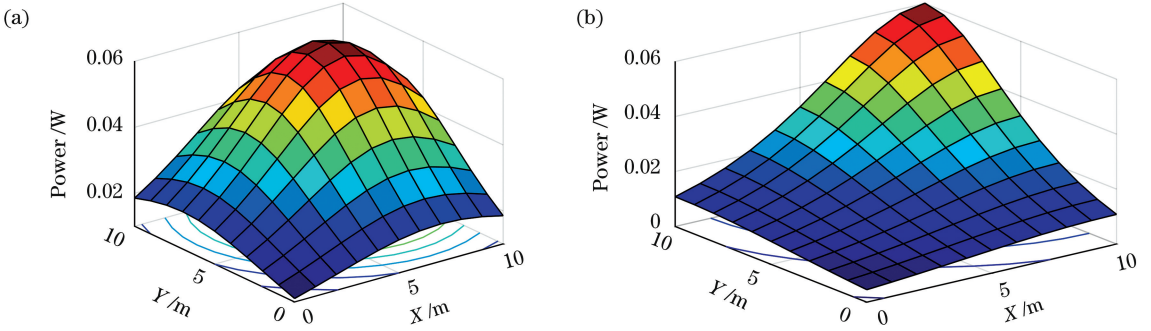


图 4 可见光室内功率分布对比图。(a)网格型排布的光功率;(b)四灯源排布的光功率

Fig. 4 Comparison of indoor power distributions of visible light. (a) Power of grid arrangement; (b) power of four light source layout

4.2 定位算法仿真分析

4.2.1 可见光定位算法仿真

将 $100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的大场景分为 10 层,即每层空间大小为 $100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 10\text{ m}$, 本文将对其中一层空间进行定位误差仿真。在其中一层中随机放置 9 个 LED 灯源,在进行定位算法比较时,设计灯源随机排布和随机目标位置,以减小灯源排布方案对定位精度的影响。分别选取传统 RSSI 定位算法、基于 FPA 的 RSSI 定位算法、基于粒子群优化(PSO)^[32] 的 RSSI 定位算法和本文基于改进 FPA 的 RSSI 定位算法,完成空间定位误差和算法间定位误差的比较。基于 FPA 的 RSSI 定位算法的参数设置为: $N=20, \lambda=1.5, p=0.8, T=200$ 。基于 PSO 的 RSSI 定位算法的参数设置为: $N=20$,学习因子 $c_1=c_2=2$,粒子速度上、下界分别为 $V_{\min}=-1, V_{\max}=1$ 。基于改进 FPA 的 RSSI 定位算法的参数设置与基于 FPA 的 RSSI 定位算法的参数设置相同。

在仿真过程中,假设接收端透镜有足够的视角。仿真参数如表 1 所示。

传统 RSSI 定位算法、基于 FPA 的 RSSI 定位算法、基于 PSO 的 RSSI 定位算法和本文基于改进 FPA 的 RSSI 定位算法在三维空间中对随机灯排布和网格灯排布的定位结果如图 5 所示。

由图 5 可看出 9 个 LED 随机排布的情况下,传统 RSSI 定位算法的误差是 24.7523 m [图 5(a)],室内环境复杂、各种不确定因素较多,导致在大型室内场所下传统 RSSI 定位算法的测距误差较大、定位精度较低;基于 FPA 的 RSSI 定位算法[图 5(b)]

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

| Parameter | Value |
|--|--------------|
| Room height h/m | 10 |
| Channel noise factor Γ | 1.5 |
| Gain of optical filter T_s | 1 |
| Gain of optical concentrator g' | 1 |
| Receiving plane height h/m | 0.73 |
| Angle of half-power $\Phi_{1/2}/(^{\circ})$ | 70 |
| Number of LEDs in each group | 3×3 |
| Distance between adjacent arrays $/\text{m}$ | 6 |
| Effective receiving area of PD A_r/cm^2 | 0.2 |
| Receiving response of PD $/(A \cdot W^{-1})$ | 0.4 |
| Signal sampling frequency f_s/MHz | 0.2 |
| LED emission power P_t/W | 30 |

和基于 PSO 的 RSSI 定位算法[图 5(c)]的误差分别是 2.0272 m 和 5.3239 cm ,定位精度有所提高。PSO 结合 FPA 的优化方案相比于采用 LMS 的传统 RSSI 定位方法,定位精度更高。但群智能算法有收敛速度慢、易陷入局部最优等缺点,虽然优于 LMS,但定位精度低、不易于精准定位;本文基于改进 FPA 的 RSSI 算法的误差只有 5.1522 mm [图 5(d)],与图 5(b)、图 5(c)相比定位误差分别减小了 2.0220 m 和 0.0481 m 。本文方法针对过早收敛、局部最优等问题进行了改进,定位误差明显减小,可实现精准定位。

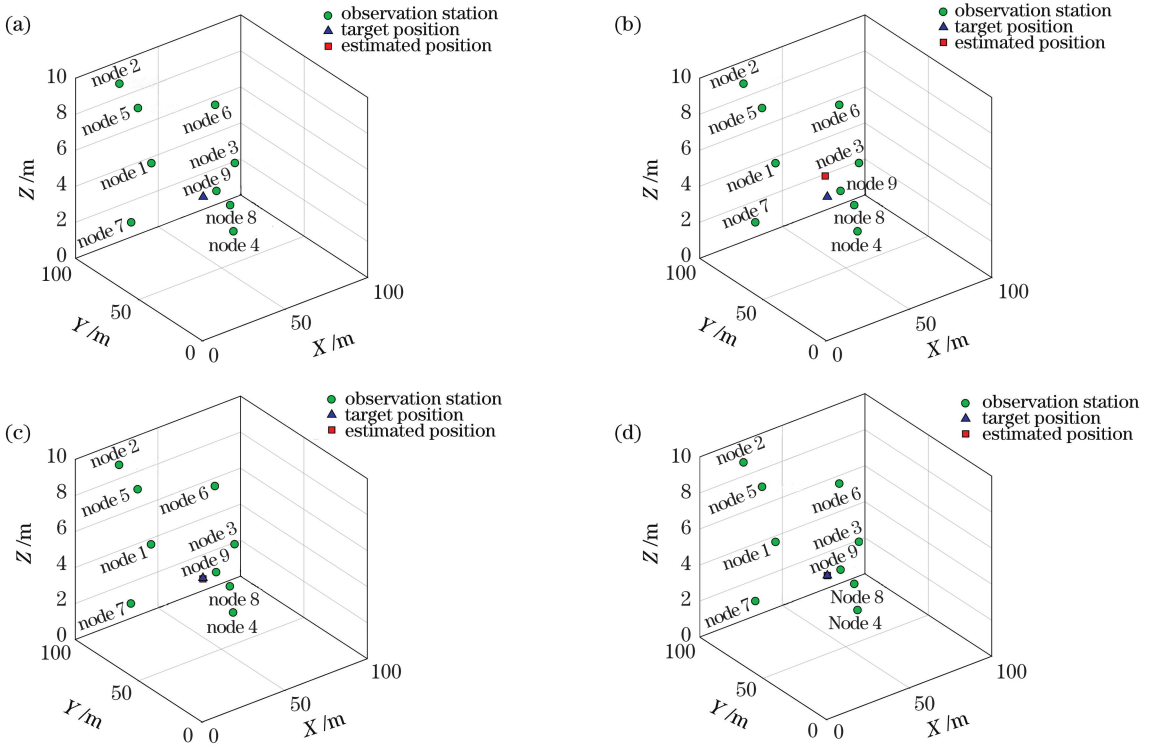


图 5 算法定位结果对比。(a)LMS; (b)基于 FPA 的 RSSI 算法; (c)基于 PSO 的 RSSI 算法; (d)基于改进 FPA 的 RSSI 算法

Fig. 5 Comparison of location results of algorithms. (a)Least squares error; (b) RSSI algorithm based on FPA; (c) RSSI algorithm based on PSO; (d) RSSI algorithm based on improved FPA

4.2.2 定位误差仿真

本文对 4 种算法进行 50 次误差计算,依然使用随机光源和目标位置的方案。分别将本文改进算法与基于 PSO 的 RSSI 定位算法、传统的 RSSI 定位算法和基于 FPA 的 RSSI 定位算法进行比较,在相同的环境下 4 种算法的误差值分布折线图如图 6 所示。

图 6(a)是本文算法与基于 PSO 的 RSSI 定位

算法经 50 次计算后的定位误差结果,经过多次仿真得到本文改进算法的误差稳定在 1 cm 左右并且误差值变化幅度不大,而基于 PSO 的 RSSI 定位算法的误差变化幅度较大,定位误差浮动在 1~6 cm 之间,定位误差值不稳定。仿真表明本文算法相比于基于 PSO 的 RSSI 定位算法更适用于大型室内场所,对环境要求较低。图 6(b)对比了传统的 RSSI 定位算法和基于 FPA 的 RSSI 定位算法,经 50 次

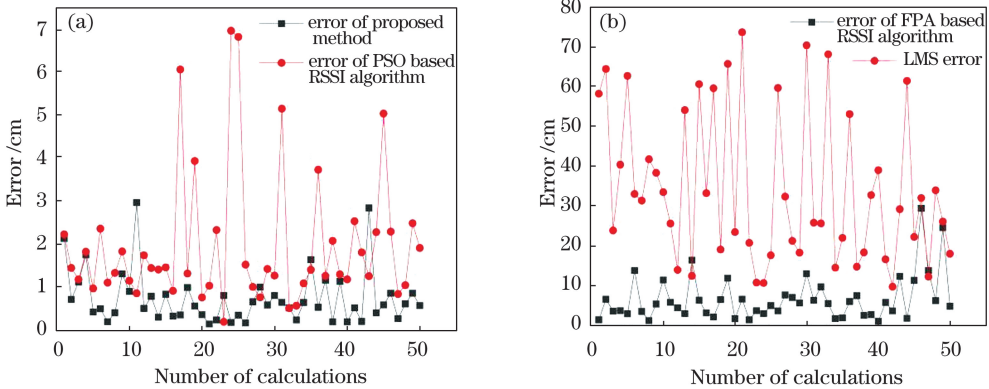


图 6 算法误差值分布折线图。(a)本文算法和基于 PSO 的 RSSI 算法的误差折线; (b)基于 FPA 的 RSSI 算法和 LMS 误差折线

Fig. 6 Error broken lines of error values of algorithms. (a) Error broken lines of proposed algorithm and PSO-based RSSI algorithm; (b) error broken lines of FPA based RSSI algorithm and LMS

计算分析后发现,两种算法的定位误差值在 10~70 cm 之间浮动,变化幅度较大,并且定位精度低,不适用于在较大空间下使用。经分析多次计算的定位误差可知,本文改进算法具有较好的稳定性和较高的定位精度,适用于大型室内场所复杂的环境。

每种算法的定位误差值都存在一定波动,为更直观地观测定位误差的大小,对基于 PSO 的 RSSI 定位算法、本文改进算法、基于 FPA 的 RSSI 定位算法在不同种群规模大小下得到的定位误差平均值进行比较,算法平均误差值分布折线图如图 7 所示。

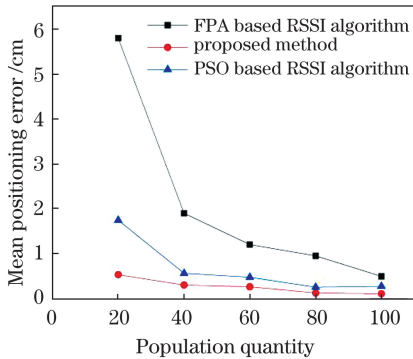


图 7 算法平均误差值分布折线图

Fig. 7 Broken lines of average errors of algorithms

图 7 中,种群数量在 20~100 区间内时,本文改进算法的平均定位误差始终为最小,保持在 0.5 cm 以下。基于 PSO 的 RSSI 定位算法和基于 FPA 的 RSSI 定位算法的平均定位误差范围分别为 0.5~2 cm 和 0.5~6 cm,平均定位误差浮动大且不稳定。通过对平均定位误差进行对比,并结合图 6 可知,本文改进算法的定位误差更小。

4.3 收敛速度仿真分析

使改进算法、基于 PSO 的 RSSI 定位算法和基于 FPA 的 RSSI 定位算法迭代 200 次,初始种群个体数设为 20,在大型室内场所下只用 9 个随机 LED 进行定位。在设定一定噪声的环境下观察迭代次数和适应度值的变化,得到图 8。

改进算法中加入了反向学习策略,从图 8 中可以看出,加入了反向学习策略的算法(改进算法)与基于 FPA 的 RSSI 定位算法相比,收敛速度得到明显提升,改进算法中适应度初始值低于基于 FPA 的 RSSI 定位算法。改进算法在迭代 60 次时就快速收敛到适应度最低值,基于 FPA 的 RSSI 定位算法在 200 次迭代后仍未达到适应度最低值,说明改进算法中加入的自适应因子与反向学习策略明显提高了算法的适应度。与基于 PSO 的 RSSI 定位算法相

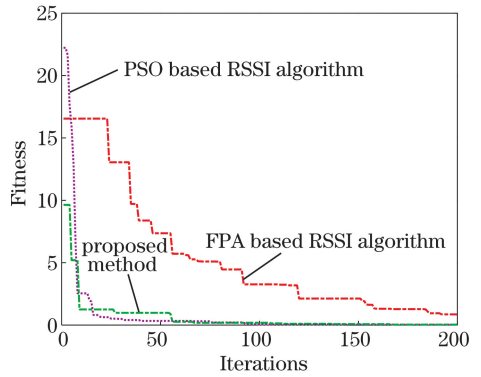


图 8 收敛速度对比

Fig. 8 Convergence velocity contrast

比,改进算法的适应度初值低并且收敛速度比基于 PSO 的 RSSI 定位算法更快,基于 PSO 的 RSSI 定位算法是在迭代 80 次时开始进入适应度最低值,与改进算法相比更难适应变化。

由图 6 中定位误差变化和图 8 中的各算法收敛速度可看出,相比基于 PSO 的 RSSI 定位算法、基于 FPA 的 RSSI 定位算法和传统的 RSSI 定位算法,改进算法的定位精度高并且误差值最为稳定,收敛速度也较快,更能适应变化,在大型室内环境下能更精准地定位目标。

4.4 定位时间对比仿真分析

由图 8 可知,相比于基于 PSO 的 RSSI 定位算法和基于 FPA 的 RSSI 定位算法,本文改进算法的收敛速度最快、适应度值最低。为进一步证明本文算法在定位中的计算速度快、定位时间短的优点,对基于 PSO 的 RSSI 定位算法和本文改进算法在同级别的定位误差时的定位时间进行比较,如图 9 所示。

图 9 中将定位误差值区间设定为 0~2.0 cm,在每 0.1 cm 内对基于 PSO 的 RSSI 定位和本文改

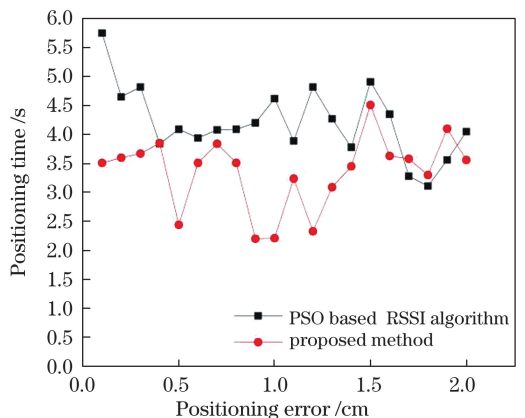


图 9 定位时间对比

Fig. 9 Positioning time comparison

进算法进行定位时间平均值的比较。可看出:在相同的定位误差区间里,基于 PSO 的 RSSI 定位算法的定位时间为 4.0~5.5 s,本文改进算法的定位时间为 2.0~4.0 s;在同一时间区间内,本文改进算法的定位时间更短,整体定位计算时间短于基于 PSO 的 RSSI 定位算法。

由以上分析可知,本文改进算法的收敛速度更快,且定位计算时间短,因此本文改进算法能够在大型室内场所实现快速精确定位。

4.5 灯源网格排布结合改进算法的定位方案分析

将 100 m×100 m×100 m 的大型室内环境分为 10 层,其中每一层空间大小为 100 m×100 m×10 m,在每一层空间顶部采用排列 100 组 3×3 阵列的 LED,形成网格型的分布方案。采用网格型分布灯源可有效增强光信号接收,解决空间环境下四角产生阴影的问题,提高通信质量。由于灯排布组数量多,本文设计对一组 3×3 阵列的 LED 和随机目

标位置进行定位仿真比较,仿真结果如图 9 所示。

图 10(a)是九灯网格排布结合本文改进算法的室内可见光定位仿真结果,由测量误差可知,九灯网格排布下本文改进算法的定位误差为 1.5187 mm,误差已经达到 mm 级,若在 100 m×100 m×10 m 的空间安装 100 组 3×3 LED 阵列,则定位精度会更高;与随机灯排布结合本文改进算法的方案相比,九灯网格排布结合本文改进算法的方案定位误差更小,定位精度更高。图 10(b)是九灯网格排布结合基于 FPA 的 RSSI 定位算法的定位结果,可得误差为 5.9985 cm,该方法与改进算法相比定位精度较低,但与基于 FPA 的 RSSI 定位算法相比精度有所提高。网格型灯排布更适合在大型场所使用,可以有效提高定位精度。由图 5~9 可以得到,本文改进算法结合九灯网格排布的方案定位精度更高,与其他算法相比计算速度最快,并且在考虑噪声的环境下误差值较小。

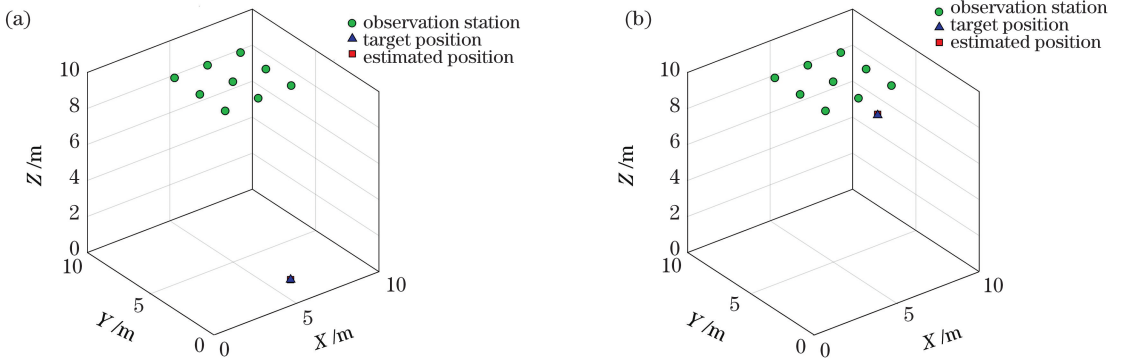


图 10 九灯网格排布下算法仿真结果对比。(a)本文改进算法;(b)基于 FPA 的 RSSI 算法

Fig. 10 Simulation results of algorithms with nine-lamp arrangement. (a) Proposed algorithm; (b) RSSI algorithm based on FPA

5 结 论

采用网格型灯源排布结合改进 FPA 的 RSSI 算法通过融合反向学习策略和自适应移动因子,设计室内可见光定位方案,实现对室内大场景下目标的精准定位;为在精度上体现改进算法的优势,在一层 100 m×100 m×10 m 空间中仅用 9 盏 LED 进行定位,得到的定位效果良好。由此可见,改进算法在小空间中的定位精度会更高。采用网格型布局方案,将 100 m×100 m 的顶部空间划分成 100 份,每一份为 10 m×10 m 的网格,LED 固定在网格中,这样可在保障通信平面功率的平坦性的同时避免四灯源排布产生的室内阴影的问题。改进算法采用反向学习策略使初始种群均匀分布,增加了种群类型,提高了收敛速度,易跳出局部最优;自适应移动因子会

随步长的增加而减小,以适应全局搜索变化。经过仿真验证可得本文改进算法的误差最小,可达到 mm 量级,平均误差在±1 cm 左右;网格型灯排布结合本文改进的花授粉算法可大大提高室内定位精度,该方案的定位误差更小且定位速度更快。因此,本文方案能满足在大型室内场所下的照明要求,且具有定位误差小、精度高的优点。所设计的室内可见光定位方案更适合大型场所的高精度定位。

参 考 文 献

[1] Do T H, Yoo M. An in-depth survey of visible light communication based positioning systems [J]. Sensors, 2016, 16(5): 678.
 [2] Deng Z L, Yu Y P, Yuan X, et al. Situation and development tendency of indoor positioning [J]. China Communications, 2013, 10(3): 42-55.

- [3] Faisal M, Alsulaiman M, Hedjar R, et al. Enhancement of mobile robot localization using extended Kalman filter [J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2016, 8(11): 1-11.
- [4] Zhao S H, Wang J. An indoor location technology based on low power bluetooth [J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2020(2): 238-242.
赵帅豪, 王坚. 一种基于低功耗蓝牙的室内定位技术 [J]. *北京测绘*, 2020(2): 238-242.
- [5] Li C L, Su H S. An ultrasonic positioning system [J]. *Research and Exploration in Laboratory*, 2013, 32(2): 39-44.
李昌禄, 苏寒松. 超声波定位系统的研究 [J]. *实验室研究与探索*, 2013, 32(2): 39-44.
- [6] Saab S S, Nakad Z S. A standalone RFID indoor positioning system using passive tags [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, 58(5): 1961-1970.
- [7] Xu S W, Wu Y, Su G D. Fingerprint matching and localization algorithm based on orthogonal frequency division multiplexing modulation for visible light communication [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(9): 090601.
徐世武, 吴怡, 苏国栋. 基于正交频分复用调制的可见光通信指纹匹配定位算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(9): 090601.
- [8] Zou P, Zhao Y H, Hu F C, et al. Research status of machine learning based signal processing in visible light communication [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(1): 010001.
邹鹏, 赵一衡, 胡昉辰, 等. 基于机器学习的可见光通信信号处理研究现状 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(1): 010001.
- [9] Guan Y, Sun D D, Yin S G, et al. High precision visible light indoor positioning based on image communication [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(12): 1206001.
管扬, 孙德栋, 殷树刚, 等. 基于成像通信的高精度可见光室内定位方法 [J]. *中国激光*, 2016, 43(12): 1206001.
- [10] O'Brien D C, Zeng L B, Le-Minh H, et al. Visible light communications: challenges and possibilities [C]//2008 IEEE 19th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, September 15-18, 2008, Cannes, France. New York: IEEE Press, 2008: 1-5.
- [11] Jung S Y, Hann S, Park C S. TDOA-based optical wireless indoor localization using LED ceiling lamps [J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2011, 57(4): 1592-1597.
- [12] Do T H, Yoo M. TDOA-based indoor positioning using visible light [J]. *Photonic Network Communications*, 2014, 27(2): 80-88.
- [13] Zheng H, Xu Z, Yu C, 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.
- [14] Nadeem U, Hassan N U, Pasha M A, et al. Indoor positioning system designs using visible LED lights: performance comparison of TDM and FDM protocols [J]. *Electronics Letters*, 2015, 51(1): 72-74.
- [15] Ye Z W, Ye H Y, Nie X Y, et al. High-accuracy visible light positioning method based on received signal strength indicator [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(3): 0306002.
叶子蔚, 叶会英, 聂翔宇, 等. 基于接收信号强度检测的高精度可见光定位方法 [J]. *中国激光*, 2018, 45(3): 0306002.
- [16] Wang P F, Guan W P, Wen S S, et al. High precision indoor visible three-dimensional positioning system based on immune algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(10): 1006007.
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.
- [17] Hou Y N, Xue Y K, Chen C, et al. An RSS/AOA based indoor positioning system with a single LED lamp [C]//2015 International Conference on Wireless Communications & Signal Processing (WCSP), October 15-17, 2015, Nanjing, China. New York: IEEE Press, 2015: 1-4.
- [18] Zhao C H, Zhang H M, Song J. Fingerprint based visible light indoor localization method [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(8): 0806002.
赵楚韩, 张洪明, 宋健. 基于指纹的室内可见光定位方法 [J]. *中国激光*, 2018, 45(8): 0806002.
- [19] Liu G F, Xiao Y. RSSI positioning method based on improved flower pollination algorithm [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2019, 38(11): 42-45.
刘国繁, 肖勇. 基于改进花授粉算法的 RSSI 定位方法 [J]. *传感器与微系统*, 2019, 38(11): 42-45.
- [20] Mardini W, Khamayseh Y, Almodawar A A, et al. Adaptive RSSI-based localization scheme for wireless sensor networks [J]. *Peer-to-Peer Networking and Applications*, 2016, 9(6): 991-1004.
- [21] Nigdeli S M, Bdkdas G, Yang X S. Optimum tuning of mass dampers by using a hybrid method using harmony search and flower pollination algorithm [M]//Advances in Intelligent Systems and Computing, Berlin: Springer, 2017, 514: 264-268.
- [22] Tronghop D, Hwang J, Jung S, et al. Modeling and

- analysis of the wireless channel formed by LED angle in visible light communication[C]//The International Conference on Information Network 2012, February 1-3, 2012, Bali, Indonesia. New York: IEEE Press, 2012: 354-357.
- [23] Kahn J M, Barry J R. Wireless infrared communications [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(2): 265-298.
- [24] Niu Y F, Sun D D. Indoor positioning application of visible light communication in intelligent lighting[J]. China Illuminating Engineering Journal, 2016, 27(6): 104-107.
牛衍方, 孙德栋. 可见光通信在智能照明中的室内定位应用[J]. 照明工程学报, 2016, 27(6): 104-107.
- [25] Jamil M, Yang X S. A literature survey of benchmark functions for global optimization problems [J]. International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimization, 2013, 4(2): 150-194.
- [26] Yang X S. Flower pollination algorithm for global optimization [M]//Unconventional Computation and Natural Computation, Berlin: Springer, 2012, 7445: 240-249.
- [27] Zhou Y Q, Wang R, Luo Q F. Elite opposition-based flower pollination algorithm [J]. Neurocomputing, 2016, 188: 294-310.
- [28] Zhao C Y. Application research of flower pollination algorithm [D]. Nanning: Guangxi University for Nationalities, 2017.
赵程檐. 花授粉算法的研究及应用[D]. 南宁: 广西民族大学, 2017.
- [29] Yang X S, Karamanoglu M, He X S. Flower pollination algorithm: a novel approach for multiobjective optimization [J]. Engineering Optimization, 2014, 46(9): 1222-1237.
- [30] Tizhoosh H R. Opposition-based learning: a new scheme for machine intelligence [C]//International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce (CIMCA-IAWTIC'06), New York: IEEE Press, 2005: 9109269.
- [31] Rahnamayan S, Tizhoosh H R, Salama M M A. Opposition versus randomness in soft computing techniques [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(2): 906-918.
- [32] Cai Y, Guan W P, Wu Y X, et al. Indoor high precision three-dimensional positioning system based on visible light communication using particle swarm optimization [J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(6): 1-20.

Indoor Visible Light Location Using Adaptive Pollination Receiving Signal Strength Indication Based on Reverse Learning Strategy

Zhang Huiying*, Yu Haiyue, Chen Lingling

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

Abstract

Objective Existing indoor positioning technologies have disadvantages of low positioning accuracy and low positioning speed. The GPS positioning technology is more mature with high positioning accuracy, but it cannot be used in indoor positioning due to its inability to obstacles. Compared with traditional indoor positioning technologies, the visible light positioning technology has the advantages of being free from electromagnetic interference and high safety, and it is widely used. However, visible light positioning is affected by the arrangement of LED light sources, and the receiving signal strength indication (RSSI) positioning algorithm is widely used. In the implementation process, the least squares will be affected by the ranging error, resulting in a decrease in positioning accuracy. Therefore, we conduct research on indoor visible light positioning technology, aiming to propose a more reasonable light source arrangement and a more effective positioning algorithm, improve the positioning accuracy, and shorten the positioning time. Ultimately, the accurate and rapid positioning will be realized in large indoor spaces.

Methods The optical power distributions obtained by the four-light source arrangement method and the grid-type arrangement method are compared in the 100 m × 100 m × 10 m space of a large indoor place, and the light arrangement scheme suitable for large indoor place is established. The improved flower pollination algorithm is adopted, and the initial population distribution becomes more uniform with the addition of reverse learning strategy. The population diversity is improved, and the local optimal problem is solved. The adaptive moving factor is conducive to the global extensive search and the convergence rate is improved. Compared with the RSSI positioning

algorithm (least square), the RSSI positioning algorithm based on FPA, and the RSSI positioning algorithm based on PSO, a nine-light source grid arrangement scheme combined with the improved RSSI intelligent pollination positioning algorithm can achieve higher precision and faster positioning in large indoor locations.

Results and Discussions By comparing the LED source arrangement scheme and various positioning algorithms for visible light positioning, the following results can be obtained:

1) LED source arrangement. The illumination for large indoor spaces has been ensured with grid-type arrangement of nine light sources, the quality of optical communication has been improved, and the flatness of the communication plane power has been ensured.

2) Positioning accuracy. Compared with the RSSI positioning algorithm based on FPA, the improved positioning algorithm in this paper reduces the positioning error by 2.0220 m and improves the positioning accuracy by 99.74%. Compared with the PSO-based RSSI positioning algorithm, the positioning error is reduced by 0.0481 m and the positioning accuracy is improved by 90.32%. The positioning accuracy has significantly improved by the improved algorithm, and an average error of about ± 1 cm and good stability are obtained.

3) Convergence rate of algorithm. In this paper, the improved positioning algorithm rapidly converges to the minimum fitness value after 60 iterations. The RSSI positioning algorithm based on PSO and the RSSI positioning algorithm based on FPA reach the minimum fitness value after 80 and 200 iterations, and the improved positioning algorithm significantly converges faster.

4) Positioning time. In the same error range, the positioning time of the improved positioning algorithm is 2–4 s, and the positioning time of the PSO-based RSSI positioning algorithm is 4–5.5 s. The improved positioning algorithm greatly shortens positioning time, and it is suitable for rapid positioning in large indoor places. As a result, the proposed nine-light source grid-type arrangement combined with the improved RSSI intelligent flower pollination positioning method significantly improves the positioning accuracy, the positioning error is basically stable in millimeters, and the positioning speed is faster, which can meet the requirements of lighting and communication in large sites.

Conclusions In this paper, the visible light location technology is proposed to achieve high accuracy of large space indoor locations. The performance of grid configuration model of nine light sources in $100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 10\text{ m}$ space is analyzed. An improved RSSI localization algorithm for FPA is proposed. In this paper, a visible light location scheme for the grid-type arrangement of light sources combined with the adaptive pollination signal strength based on reverse learning strategy is proposed, and it has the advantages of high positioning accuracy, fast positioning speed, good stability, and so on. The proposed scheme has a good practicability and broad application prospect.

Key words optical design; adaptive flower pollination; visible light location; reverse learning strategy; receiving signal strength indication; grid-type lamp arrangement

OCIS codes 060.4510; 230.3670; 220.2549; 120.6650