

基于 BAS-LSSVM 的室内可见光指纹定位方法

邓勇*, 刘赣

西南石油大学机电工程学院, 四川 成都 610500

摘要 为提高室内可见光定位精度,提出一种基于天牛须搜索算法优化最小二乘支持向量机(BAS-LSSVM)的可见光指纹定位方法。先利用LED的光强信号强度特征构建指纹库,然后用天牛须搜索算法对最小二乘支持向量机的超参数进行优化以实现提高精度和减少时间开销的目的,最后建立位置坐标和信号强度特征的映射关系实现定位。实验结果表明,BAS-LSSVM定位方法可以实现良好的定位效果,97.0%的测试点定位误差不大于0.10 m,所有测试点平均定位误差为0.031 m。

关键词 光通信; 可见光定位; 天牛须搜索算法; 最小二乘支持向量机

中图分类号 TN929.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1106005

Indoor Visible Light Fingerprint Location Method Based on
BAS-LSSVM

Deng Yong*, Liu Gan

School of Mechatronic Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, Sichuan, China

Abstract To improve the indoor visible light positioning accuracy, we proposed a visible light fingerprint positioning method using the least squares support vector machine (LSSVM) optimized by the beetle antenna search (BAS) algorithm. First, the signal strength characteristics of the LED light intensity were used to build the fingerprint database. Next, the BAS algorithm was applied to optimize the hyperparameters of the least square support vector machine to improve accuracy and reduce time cost. Finally, we obtained the mapping relationship between the position coordinates and signal strength characteristics to achieve positioning. The experimental results show that the BAS-LSSVM positioning method can achieve a good positioning effect, with the positioning error of 97.0%, test points being less than 0.10 m, and the average positioning error of all test points being 0.031 m.

Key words optical communications; visible light positioning; beetle antennae search algorithm; least squares support vector machine

1 引言

可见光通信(VLC)是一种在白光LED技术上发展起来的新兴的光无线通信技术^[1]。与其他光无线通信和传统的射频通信相比,可见光通信具有无电磁干扰、节约能源、发射功率高等优点,因而可见

光通信技术具有极大的发展前景,已引起研究人员的广泛关注和研究^[2]。为了满足室内定位需求,近年来研究人员提出了红外室内定位技术^[3]、超声波室内定位技术^[4]、射频识别定位技术等^[5],但是这些技术均需要增加外部辅助设备,并且安装环境严格,后期维护和管理成本高而定位精度却不高,从

收稿日期: 2021-07-19; 修回日期: 2021-07-21; 录用日期: 2021-07-28

基金项目: 四川省科技支撑计划项目(2017FZ0033)

通信作者: *201231010013@swpu.edu.cn

而阻碍了其发展。因此,基于可见光通信技术的室内定位方法得到了快速发展与应用。近年来,研究人员对可见光室内定位方法做了大量研究,目前室内可见光定位方法有两种:1)基于图像传感器依靠图像处理技术的成像型定位方法^[6];2)基于光电探测器依靠数字信号处理技术的非成像型定位方法^[7]。针对非测距定位技术易受自然光源和其他环境因素影响而产生噪声,对定位环境要求较高等问题,文献[8]提出利用光信号强度检测法对可见光通信定位,重点围绕干扰现象的去除。并提出在信号接收端,利用小波分析法对信号进行去噪处理来提高分辨率,进一步改善定位精度。针对基于压缩感知(CS)的指纹定位存在采用线性最小二乘法重构信号时,容易陷入局部最优解从而导致定位误差增大的问题,文献[9]提出一种基于粒子群优化压缩感知(PSO-CS)的重构算法,并将指纹定位的权重求解问题转换为稀疏矩阵的重构问题。文献[10]提出了一种支持向量机回归的指纹定位方法,先粗略定位再精确定位,与传统的基于指纹定位方法相比精度有所提高但过程复杂,需要二次定位,时间开销大。针对收集数据的困难严重限制了指纹系统在不断变化的环境中的有效性,文献[11]提出一种自动化收集定位精度高、覆盖面广的大型VLP数据集的新技术。文献[12]指出在室内定位中,导致接收信号不准确、定位精度降低的主要原因是多径干扰和障碍物阻挡。在室内可见光定位的研究中,文献[13]采用了一种基于矩阵的指纹库构建方法来恢复离线阶段的数据。在在线匹配定位阶段,对压缩感知理论中的分段正交匹配追踪算法进行了改进。文献[14]提出了一种复杂程度低的改进的可见光指纹定位法(VLCFM),室内定位精度得到了提高,但定位范围小,对于大型场所的定位不适用。针对高精度室内可见光定位,文献[15]提出的迭代点向强化学习法(IPWRL)通过迭代方式对位置信息进行适当更新,实验结果表明,当出现较大的高度信息失配时,IPWRL能够首先对位置信息进行修正,然后以相当低的定位误差提供稳健的定位结果。

为了进一步提高室内定位精度、减少定位算法迭代次数,本文提出使用天牛须搜索算法优化最小二乘支持向量机(BAS-LSSVM)的室内可见光指纹定位方法。构建3个LED发射器作为定位参考节

点,接收端采用光电传感器作为接收器接收光功率的定位结构。将具体的定位过程分为两个阶段,离线阶段将LED的光强信号强度作为特征构建指纹库,将接收器位置坐标作为训练标签,引入天牛须搜索(BAS)算法对最小二乘支持向量机(LSSVM)的超参数进行优化以提高定位精度和减少定位时间开销,建立定位模型。在线阶段将测量的接收信号强度(RSS)数据输入到定位模型中,实现定位。结果表明,所提定位方法不仅提高了定位精度,还降低了定位时间开销。

2 可见光指纹定位模型与定位过程

2.1 系统模型

可见光指纹定位系统的实验平台搭建为 $1\text{ m} \times 1\text{ m} \times 1\text{ m}$ 的正方体空间,实验系统模型如图1所示。布置四个LED灯作为发射端发射信息,其分布分别为实验平台正上方 $1\text{ m} \times 1\text{ m}$ 的正方形区域的三个角各分别放置一个LED灯,如图1中A、C、D所示,以及实验平台正上方 $1\text{ m} \times 1\text{ m}$ 正方形区域中心放置一个LED灯,如图1中B所示。接收端采用光电传感器接收光强信号,接收端位于如图1所示底面上待测点E。实验时从A、B、C、D四个LED灯中挑选三个LED灯组成三种不同的发射端布局方式进行对比测试,构建三个LED发射器作为定位参考节点的定位结构。

2.2 信道模型

对LED进行观察选择的角度不同,形成的光照

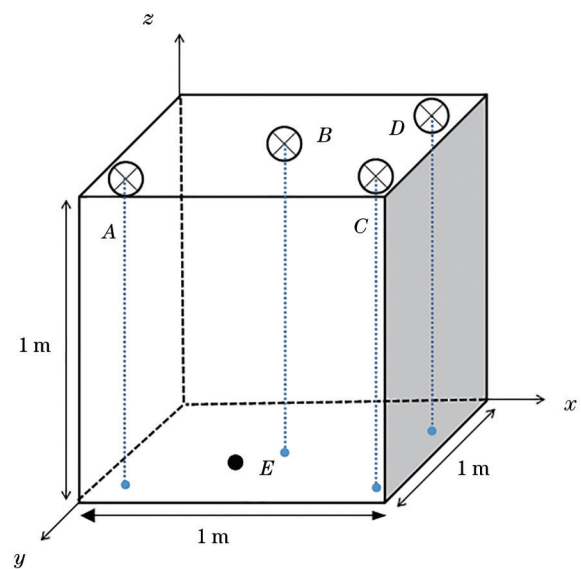


图1 可见光指纹定位系统模型

Fig. 1 Visible light fingerprint location system model

度模型也并不相同。现有研究最常用的模型是广义朗伯模型^[16], 本文研究也运用了这一模型。对于

直射链路(LOS)信道^[17], 发射端 LED 与接收端 PD 之间信道直流增益可以表示为

$$H_{\text{LOS}}(0) = \begin{cases} \frac{A_D(m_0 + 1)}{2\pi d_L^2} \cos^{m_0}(\theta_T) G_F(\varphi_R) g_C(\varphi_R) \cos(\varphi_R), & 0 \leq \varphi_R \leq \psi_{\text{FOV}} \\ 0, & \varphi_R > \psi_{\text{FOV}} \end{cases}, \quad (1)$$

式中: m_0 表示朗伯指数; d_L 表示发射端和接收端的直线间距; θ_T 和 φ_R 分别表示发射光源的辐射角和接收机 PD 的入射角; A_D 表示接收机 PD 的有效接收面积; $G_F(\varphi_R)$ 为链路中光滤波器增益; $g_C(\varphi_R)$ 表示链路中集光器增益。该增益与器件使用材料的折射率 n_c 及探测器视场角 ψ_{FOV} 有关, 可以表示为

$$g_C(\varphi_R) = \frac{n_c^2}{\sin^2(\psi_{\text{FOV}})} u(\psi_{\text{FOV}} - \varphi_R), \quad (2)$$

式中: $u(\psi_{\text{FOV}} - \varphi_R)$ 为阶跃函数。

$$u(\psi_{\text{FOV}} - \varphi_R) = \begin{cases} 1, & 0 \leq \varphi_R \leq \psi_{\text{FOV}} \\ 0, & \varphi_R > \psi_{\text{FOV}} \end{cases}. \quad (3)$$

基于上述公式, 可以直接计算接收直射光功率, 其表达式为

$$P_R^{\text{LOS}} = \sum_{i=1}^N P_{R \leftarrow T(i)}^{\text{LOS}} = \sum_{i=1}^N P_{T(i)} H_{R \leftarrow T(i)}^{\text{LOS}}(0), \quad (4)$$

式中: $P_{R \leftarrow T(i)}^{\text{LOS}}$ 和 $H_{R \leftarrow T(i)}^{\text{LOS}}(0)$ 分别表示接收机接收到来自第 i 个 LED 光源的直射光功率和它们之间的 LOS 信道直流增益; $P_{T(i)}$ 表示第 i 个 LED 光源的发射光功率。位于第 j 个位置接收到的 3 个 LED 灯发出的光功率可以表示为

$$P_j = [P_{T(1)j}, P_{T(2)j}, P_{T(3)j}]. \quad (5)$$

2.3 BAS-LSSVM 的室内可见光指纹定位方法

本文提出基于 BAS-LSSVM 的室内可见光指纹定位方法, 分为两个阶段: 离线阶段和在现阶段。离线阶段是在定位区域内选取若干个参考点并记录每个参考点接收信号强度和对应的位置坐标, 并将 RSS 值作为特征输入, 位置坐标作为人工标签, 来训练指纹定位模型。在线阶段测量待测点位置处的 RSS 值, 并输入到训练好的指纹定位模型中, 计算并输出待测点坐标。

本文指纹库的构建是在 $1\text{m} \times 1\text{m}$ 接收平面上每隔 5cm 划分一个参考点, 共 441 个参考点, 记录每个参考点的位置坐标, 表示为 (x_i, y_i) , $i = 1, \dots, N$, 通过采集每个参考点上接收到的来自不同 LED 的 RSS 信息来构成指纹库的特征向量, 接收信号强度向量可以表示为 $P_j = [P_{T(1)j}, P_{T(2)j}, P_{T(3)j}]$, 以此来形成一条指纹数据并构建指纹库。

3 BAS-LSSVM

3.1 LSSVM 原理

LSSVM 是对原有标准支持向量机的一种改进与扩展, 为了简化求解过程降低求解时间将不等式二次规划约束替代为等式约束, 这样有两个优点: 1) 降低算法的复杂度; 2) 缩短计算时间。具体描述如下。

假设一组样本集用于训练: $S = \{(x_i, y_i), x_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R}\}, i = 1, 2, \dots, n$, 式中 $x_i \in \mathbf{R}^n$ 是指纹库中接收信号强度值, i 是样本数, n 是维数 ($n=3$), $y_i \in \mathbf{R}$ 为人工标签也是指纹库中的位置坐标。则可以将非线性负荷预测的决策函数定义为

$$f(x) = [\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\varphi}(x)] + b, \quad (6)$$

式中: $\boldsymbol{\varphi}(x)$ 是 LSSVM 的核函数; b 是偏差; $\boldsymbol{\omega}$ 是权重。结构最小化原理的目的是获得更加精确的偏差和权重值, 因此可转变 LSSVM 的优化问题为

$$\min \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^l e_i^2,$$

$$\text{s.t. } \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + e_i = y_i, i = 1, 2, \dots, N, \quad (7)$$

式中: e_i 为样本的拟合误差; γ 为惩罚因子。采用拉格朗日乘子 $\lambda \in \mathbf{R}^{l \times l}$ 解决这个难题, 求上面优化问题的解构建拉格朗日函数。

$$\min J = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^l e_i^2 -$$

$$\sum_{i=1}^l \lambda_i [\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + e_i - y_i]. \quad (8)$$

对式(8)依据 Karush-Kuhn-Tucker 条件求偏导可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial \boldsymbol{\omega}} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \lambda_i \boldsymbol{\varphi}(x_i) \\ \frac{\partial J}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \lambda_i = 0 \\ \frac{\partial J}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \lambda_i = \gamma e_i, i = 1, 2, \dots, l \\ \frac{\partial J}{\partial \lambda_i} = 0 \rightarrow \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + e_i - y_i = 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases}. \quad (9)$$

消去式(9)中的 ω 与 e , 得到如下解,

$$|y(d, t) - \overline{y(t)}| > \theta, \quad (10)$$

$$y(d, t) = \begin{cases} \overline{y(t)} + \theta y(d, t) > \overline{y(t)} \\ \overline{y(t)} - \theta y(d, t) < \overline{y(t)} \end{cases}, \quad (11)$$

$$\Omega_{ij} = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) = K(x_i, y_j). \quad (12)$$

满足 Mercer 条件的核函数是 $K(x_i, y_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$, 高维特征空间中的点积运算使用原空间中的函数代替是 LSSVM 的核心, 从而整个算法的运算过程得到了简化。获得非线性预测模型的预测函数表达式根据上述方程组为

$$y = \sum_{i=1}^l \lambda_i K(x_i, x) + b, \quad (13)$$

式中: λ_i 是拉格朗日乘子; $K(x_i, x)$ 是核函数。其中影响 LSSVM 性能非常大的一个原因是核函数的类型, 想要让 LSSVM 的性能增强则需要选择恰当的核函数。几种常用的核函数有: 径向基核函数、sigmoid 核函数、线性核函数和多项式核函数等。本文选用径向基核函数, 是因为径向基核函数具有径向对称、收敛域宽以及泛化能力强等优点。其表达式为

$$K(x, x_i) = \exp(-|x - x_i|^2 / \sigma^2), \quad (14)$$

式中: σ 是标准化参数, γ 是惩罚因子, 训练样本的数据分化能力由标准化参数决定, 训练误差大小和泛化能力的强弱由惩罚因子决定, 这两个参数是 LSSVM 重要的超参数。由于以前人们对于这两个超参数的选择是依靠经验和试凑法, 使得 LSSVM 的性能不能完全发挥, 为了获得 LSSVM 最佳性能有必要选择合适的超参数, 所以需要优化算法对其进行优化寻找最优的超参数值。

3.2 天牛须算法

为了获得 LSSVM 最佳性能需要用优化算法进行优化寻找 LSSVM 最优的超参数值, 本文选取的优化算法是 2017 年研究者提出的天牛须搜索算法, 它是一种智能的具有生物启发式的新兴算法。食物的气味强弱被天牛的触角感知是该算法的原理, 若天牛左触角感知到食物气味强度大于右触角, 那么天牛向左, 反之向右, 寻优是该算法的本质。与传统的优化算法[如遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)]相比只需要一个天牛个体, 因而具有迭代速度快等特点, 算法整体的运行时间大大减少。天牛须算法描述如下。

1) 创建随机向量 c 作为天牛须的朝向且做归一化处理。

$$c = \frac{\text{rand}(k, 1)}{\|\text{rand}(k, 1)\|}, \quad (15)$$

式中: $\text{rand}()$ 为随机函数; k 为空间维度。

2) 创建天牛左右须空间坐标。

在 D 维空间中, 天牛的位置为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_d)$, 天牛左右两只触角的位置被定义为

$$\begin{cases} x_{rl} = x_l + d_0 \cdot c / 2 \\ x_{lr} = x_l - d_0 \cdot c / 2 \end{cases} \quad (16)$$

3) 左右须气味强度的适应度判断需要根据适应度函数, 即 $f(x_l)$ 和 $f(x_r)$ 的强度, 函数 f 为适应度函数。

4) 更新天牛的位置经过一次次的迭代。

$$x_{t+1} = x_t - \delta_t \cdot c \cdot \text{sign}[f(x_{rl}) - f(x_{lr})], \quad (17)$$

式中: δ_t 表示第 t 次迭代时的步长因子; $\text{sign}()$ 为符号函数。通过更新天牛位置就可以找到最优的超参数。

3.3 BAS-LSSVM 指纹定位模型的建立

BAS-LSSVM 指纹定位模型的建立过程如下。

1) 对每个接收光强信号强度值进行归一化, 将其映射在 $[0, 1]$ 之中, 线性映射公式为

$$x'_i = (x_i - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}). \quad (18)$$

2) 将 BAS 的参数进行初始化, 设置步长因子 c_1 和 c_2 、最大的迭代次数 N_{gen} , 以及天牛初始位置 x_0 , 其对应着 LSSVM 模型中的一组参数 (γ, σ) 。设其最优位置 $x_{\text{best}} = x^0$, 根据公式计算出天牛的左右须位置。计算适应度函数值 $f_{\text{best}} = f(x_{\text{best}})$ 。

3) 确定适应度函数。本文算法选择的适应度函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \omega_i (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (19)$$

式中: y_i 是真实数据; \hat{y}_i 是拟合数据; $\omega_i > 0$ 为权重因子; n 为样本数。

4) 第一次需要更新的是天牛须左右位置坐标, 首先计算左右须适应度函数值 $f(x_{lr})$ 和 $f(x_{rl})$ 。

5) 第二次更新位置是根据公式计算预更新位置。

6) 根据预设最大迭代次数达到与否或者预设适应度函数精度达到与否来判断, 若达到, 则转向下一步, 否则返回步骤 4。

7) 得到解的最优值, 然后将其代入 LSSVM 中构成最终的回归函数进行定位。

图 2 为 BAS-LSSVM 指纹定位模型的建立流程图。

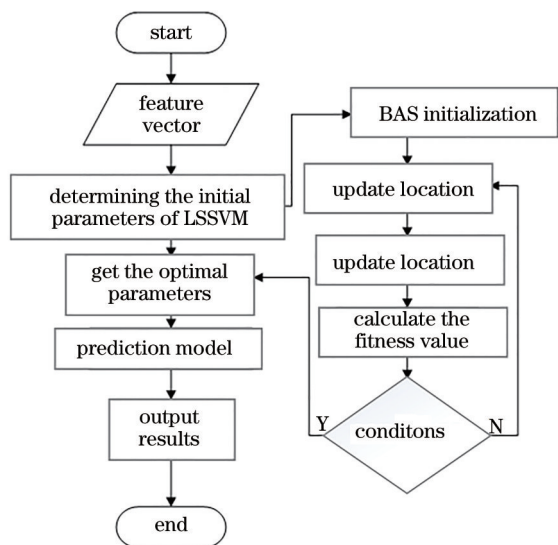


图 2 BAS-LSSVM 指纹定位模型的建立流程

Fig. 2 Establishment process of BAS-LSSVM fingerprint location model

4 实验结果

4.1 实验平台

为了验证所提出定位方法的有效性,本文设计了相关的实验。为了模拟真实环境中的灯光,实验中选择了欧普照明股份有限公司的 LED,参数如表 1 所示。接收端采用的光强度传感器模块型号是 GY-39,技术参数如表 2 所示。图 3 为本文搭建的实验平台,四盏固定在高度为 1 m 处垂直放置的 LED 灯, A、B、C、D 四个灯的位置坐标分别为(0, 1, 1)、

表 1 LED 灯参数

Table 1 LED lamp parameters

Parameter	Value
Voltage /V	220
Power /W	3
Luminous flux /lm	250
Initial light efficiency /($\text{lm}\cdot\text{W}^{-1}$)	70
Half power half angle /($^{\circ}$)	37.5

表 2 GY-39 技术参数

Table 2 Technical parameters of GY-39

GY-39	Parameter
Light intensity measurement range /lx	0.045-188000
Response frequency /Hz	10
Working voltage /V	3-5
Working current /mA	5

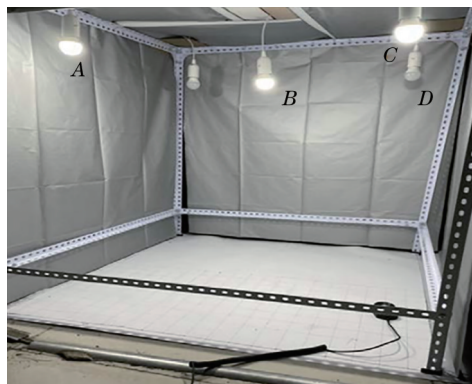


图 3 实验平台

Fig. 3 Experimental platform

(0.5, 0.5, 1)、(1, 1, 1)、(1, 0, 1),接收端作为信号接收器被水平放置于定位区域内的任意位置。将定位区域划分为 21×21 个小区域,每个小区域面积为 $5\text{ cm}\times 5\text{ cm}$ 。在每个小区域中选择一个点作为参考指纹点,共得到 441 组数据,用于构建指纹库。

为评估定位模型的性能,定义误差函数为

$$E_{\text{err}} = \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2}, \quad (20)$$

式中: (x, y) 为定位点的真实坐标; (\hat{x}, \hat{y}) 为通过 BAS-LSSVM 定位模型得到的定位点的估计坐标。不考虑定位点高度,在二维平面内对定位算法进行误差分析。

4.2 实验结果

为了分析光源布局对本文算法性能的影响,实验平台中设置有四个 LED 灯,实验时从四个 LED 灯中分别选择三个 LED 灯形成不同的布局方式进行对比实验。将采用 A、B、C 三灯组合布局命名为方案一;将采用 A、B、D 三灯组合布局命名为方案二;将采用 A、C、D 三灯组合布局命名为方案三;将采用 A、B、C、D 四灯组合布局命名为方案四。对文中选取的四种方案分别进行实验,每个方案得到 441 组数据。再分别将 341 组数据用作训练集,剩余 100 组数据用于测试集。BAS 算法参数设置:迭代次数为 80 次,步长因子 $c_1=3$ 和 $c_2=11$ 。如图 4 所示,经过 23 次迭代,BAS 算法优化的 LSSVM 超参数达到最优值。

将训练集参考指纹点的接收光功率值和坐标代入 BAS-LSSVM 中训练模型,并将测试集参考指纹点的接收光功率值代入训练得到的 BAS-LSSVM 定位模型中得到其对应的估计坐标。通过测量每个测试指纹点估计坐标和真实坐标之间的

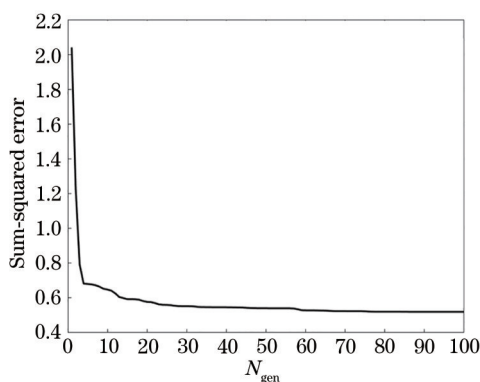


图 4 迭代BAS算法优化的LSSVM超参数达到最优值
Fig. 4 LSSVM hyperparameter optimized by iterative BAS algorithm reaches the optimal value

差值,得到基于BAS-LSSVM定位算法的误差分布。图5为四种不同LED布局方案下定位误差的累计分布图,可以看出,四个LED灯组成的四种不同布局中,方案一采用的A、B、C三灯布局方式的定位误差累积分布明显优于另外三种LED布局方式,方案一的布局方式在本文定位方法上性能最佳,在接下来的实验中采用方案一A、B、C三灯的布局方式继续进行。图6为A、B、C三灯布局下的定位误差直方图,可以看出定位误差在0.00~0.02 m之间的定位点所占百分比最多,97.0%的定位点误差不大于0.10 m,所有测试点平均定位误差为0.031 m。在1 m×1 m×1 m的空间环境下,该定位误差完全可以满足定位需求,验证了本文算法的可行性。

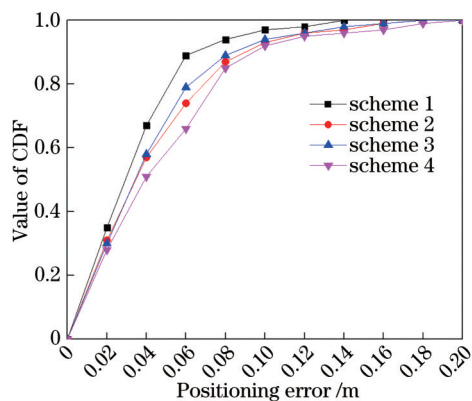


图 5 定位误差的累计分布
Fig. 5 Cumulative distributions of the positioning errors

4.3 算法对比

为了验证本文算法性能的优越性,针对人们在可见光指纹定位中常用的优化算法(遗传算法^[18]和粒子群算法^[19])在本文的数据及背景下进行了相关研究,并将本文算法与两种优化算法的结果进行比

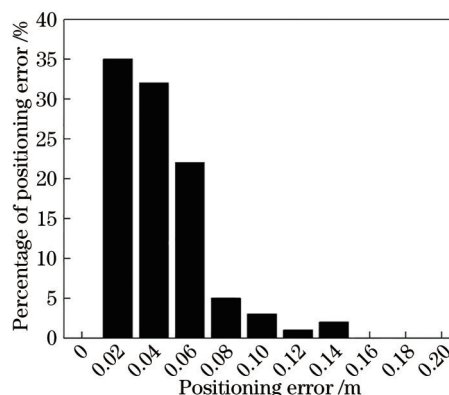


图 6 定位误差概率直方图
Fig. 6 Positioning error probability histogram

较。离线阶段,将指纹库中的数据分别通过遗传算法和粒子群算法进行训练,其中随机选取指纹库中的数据取100组作为测试数据,评估并对比这三种算法的模型准确性。首先对遗传算法和粒子群算法的参数进行设置。GA算法设置遗传代数为80次,种群规模设置为50,遗传代沟设置为0.95,交叉概率设置为0.7,变异概率设置为0.01。PSO算法设置遗传代数为80次, $c_1=1.5$, $c_2=1.7$,设置种群数量为20。

对所有优化结果均实验15次取最优的结果。从图7中可以看出,三种优化算法的收敛性都很好。GA迭代了36次,PSO迭代了47次,而BAS只迭代了23次,时间开销为三者最小。PSO算法下的定位误差集中在0.00~0.10 m之间,并且误差在0.06~0.08 m之间的点所占百分比最多;GA算法下的定位误差集中在0.00~0.10 m之间,并且误差在0.04~0.06 m之间的点所占百分比最多;本文算法下的定位误差集中在0.00~0.06 m之间,并且误差在0.00~0.02 m之间的点所占百分比最多。本文

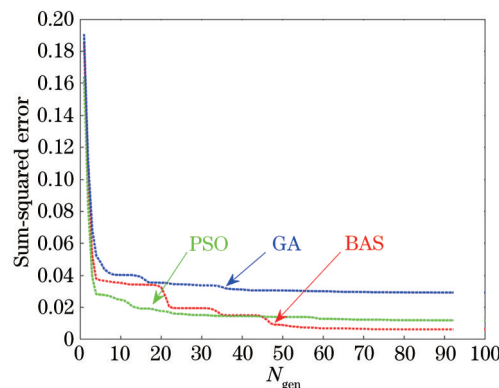


图 7 3种算法性能对比
Fig. 7 Performance comparison of three algorithms

定位算法在本文的数据及背景下的定位误差分布明显优于 PSO 算法与 GA 算法。不论是定位精度, 还是定位时间开销, 本文定位方法为三者中最优。

为了进一步证明本文算法定位的有效性, 在实验场景内随机选取 100 测试点来验证算法的性能。表 3 给出了 3 种不同定位方法的定位误差及定位时间开销, 从表 3 可以看出, 本文算法的最大定位误差、平均定位误差、定位时间开销均小于其他两种定位算法, 与 PSO-LSSVM 和 GA-LSSVM 相比, 本文提出的 BAS-LSSVM 定位算法最大定位误差分别减少了 35.48%、27.46%, 平均定位误差分别减少了 58.11%、49.18%, 定位迭代次数分别减少了 51.06%、36.11%, 充分说明本文所提算法性能

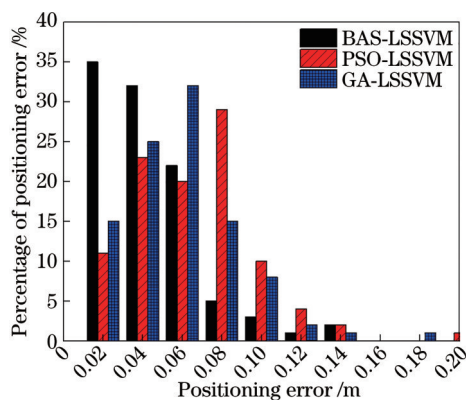


图 8 定位误差概率直方图

Fig. 8 Positioning error probability histogram

更好。

表 3 不同定位算法的定位误差及迭代次数

Table 3 Positioning error and number of iterations of different location algorithms

Location algorithm	Maximum positioning error / m	Average positioning error / m	Number of iterations
BAS-LSSVM	0.140	0.031	23
PSO-LSSVM	0.217	0.074	47
GA-LSSVM	0.193	0.061	36

5 结 论

本文提出室内可见光指纹定位方法, 首先利用 LED 的光强信号强度特征构建指纹库, 然后用天牛须搜索算法对最小二乘支持向量机的超参数进行优化以实现提高精度和减少时间开销, 最后建立位置坐标和信号强度特征的映射关系实现定位。在室内搭建 $1\text{ m} \times 1\text{ m} \times 1\text{ m}$ 的实验环境中进行测试, 实验结果表明, 本文所提定位方法的平均定位误差为 0.031 m, 97.0% 的测试点定位误差不大于 0.10 m, 验证了本文方法的可行性, 与其他定位算法相比, 本文所提定位方法可以实现更精确的定位精度以及更少的算法迭代次数。

参 考 文 献

- [1] 丁德强, 柯熙政. 可见光通信及其关键技术研究[J]. 半导体光电, 2006, 27(2): 114-117.
Ding D Q, Ke X Z. Visible light communication and research on its key techniques[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2006, 27(2): 114-117.
- [2] 邓中亮, 余彦培, 袁协, 等. 室内定位现状与发展趋势研究[J]. 中国通信, 2013, 10(3): 42-55.
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] 宁静. 采用红外织网的室内定位技术[J]. 激光与红外, 2011, 41(7): 774-778.
Ning J. Indoor object location technology using infrared weaving[J]. Laser & Infrared, 2011, 41(7): 774-778.
- [4] 韩霜, 罗海勇, 陈颖, 等. 基于 TDOA 的超声波室内定位系统的设计与实现[J]. 传感技术学报, 2010, 23(3): 347-353.
Han S, Luo H Y, Chen Y, et al. The design and implementation of a TDOA-based ultrasonic indoor localizing system[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2010, 23(3): 347-353.
- [5] 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.
- [6] 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.
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.
- [7] 高燕龙, 施安存, 张运方, 等. 基于白光 LED 的室内高精度定位算法的实现[J]. 半导体光电, 2015, 36(1): 141-144, 149.
Gao Y L, Shi A C, Zhang Y F, et al.

- Implementation of indoor localization algorithm with high accuracy based on white LEDs[J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2015, 36(1): 141-144, 149.
- [8] 贾兰芳, 周小芳, 吕丽君. 基于光信号强度检测法的可见光通信定位方法研究[J]. *激光杂志*, 2021, 42(5): 97-101.
Jia L F, Zhou X F, Lü L J. Research on visible light communication location method based on optical signal intensity detection[J]. *Laser Journal*, 2021, 42(5): 97-101.
- [9] 徐世武, 吴怡, 王徐芳. 基于粒子群优化压缩感知的可见光定位算法[J]. *中国激光*, 2021, 48(3): 0306004.
Xu S W, Wu Y, Wang X F. Visible light positioning algorithm based on particle swarm optimization compressed sensing[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(3): 0306004.
- [10] 曹燕平, 李晓记, 胡云云. 基于可见光指纹的室内高精度定位方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(16): 160601.
Cao Y P, Li X J, Hu Y Y. Visible light fingerprint-based high-accuracy indoor positioning method[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(16): 160601.
- [11] Glass T, Alam F, Legg M, et al. Autonomous fingerprinting and large experimental data set for visible light positioning[J]. *Sensors*, 2021, 21(9): 3256.
- [12] 陈勇, 李逸超, 刘焕淋. 基于可见光通信的时分复用组网下移动目标定位方法[J]. *中国激光*, 2017, 44(10): 1006003.
Chen Y, Li Y C, Liu H L. Moving target positioning method based on visible light communication in time division multiplexing network[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(10): 1006003.
- [13] Shen H J, Shao J H, Zuo X, et al. Indoor visible light localization based on compressed sensing under matrix filling recovery[J]. *Optical and Quantum Electronics*, 2020, 52(4): 1-20.
- [14] 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.
Zhao C H, Zhang H M, Song J. Fingerprint based visible light indoor localization method[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(8): 0806002.
- [15] Zhang Z, Zhu Y G, Zhu W T, et al. Iterative point-wise reinforcement learning for highly accurate indoor visible light positioning[J]. *Optics Express*, 2019, 27(16): 22161-22172.
- [16] Komine T, Nakagawa M. Fundamental analysis for visible-light communication system using LED lights [J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2004, 50(1): 100-107.
- [17] Kahn J M, Barry J R. Wireless infrared communications[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1997, 85(2): 265-298.
- [18] 李巧茹, 郝恩强, 陈亮, 等. 遗传算法优化支持向量机的城市交通状态识别[J]. *重庆交通大学学报(自然科学版)*, 2020, 39(8): 1-5, 13.
Li Q R, Hao E Q, Chen L, et al. Urban traffic state recognition based on genetic algorithm optimized support vector machine[J]. *Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science)*, 2020, 39(8): 1-5, 13.
- [19] 邵信光, 杨慧中, 陈刚. 基于粒子群优化算法的支持向量机参数选择及其应用[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(5): 740-743, 748.
Shao X G, Yang H Z, Chen G. Parameters selection and application of support vector machines based on particle swarm optimization algorithm[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(5): 740-743, 748.