

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905362

基于模糊聚类和猫群算法的室内定位算法

李 昂,付敬奇,沈华明,孙泗洲

(上海大学机电工程与自动化学院 上海 200444)

摘 要:针对 RSSI 室内指纹定位算法中参考点误匹配和位置搜寻问题,提出了一种基于模糊聚类和猫群算法的室内定位方法。首先,采用模糊聚类代替传统硬聚类算法,并根据聚类中参考点的隶属度对聚类中心的 RSSI 特征进行合理估算,不但增加了参考点之间的差异性,而且减小了特征匹配的复杂度;其次,利用猫群算法在靠近最优解处收敛速度快的特点,同时在算法中加入投食机制以增加算法局部搜索的能力,实现了稳定快速的区域化位置搜寻。实验结果表明,与传统算法相比,所提算法可以提高 12.5% 的定位精度。

关键词:室内定位系统;接受信号强度指示;位置指纹定位算法;模糊聚类;猫群算法

中图分类号: TN98 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Indoor positioning algorithm based on fuzzy clustering and cat swarm optimization

Li Ang, Fu Jingqi, Shen Huaming, Sun Sizhou

(School of Mechatronic and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

Abstract: The received signal strength indication (RSSI) based indoor fingerprinting positioning algorithm has problems of reference-points error-matching and location discovery. To solve these problems, a fuzzy clustering and regional cat swarm based positioning method is proposed. Firstly, the fuzzy clustering is used to accomplish clustering and estimate RSSI feature of the cluster center instead of the traditional hard clustering algorithm. In this way, the fuzzy clustering based two-level matching can increase the difference between reference points, and reduce the complexity of feature matching. Then, the cat swarm optimization is utilized due to the fast convergence near the optimal solution, which is suitable for the location discovery based on the regions obtained by the two-level matching method. Simultaneously, a feed mechanism is designed to improve the local search capability and the convergence speed of the cat swarm optimization. Compared with traditional algorithms, experimental results show that the proposed algorithm can improve the positioning accuracy by 12.5%.

Keywords: indoor positioning system; received signal strength indication; fingerprinting based positioning algorithm; fuzzy clustering; cat swarm optimization

0 引 言

随着物联网广泛应用于人们的日常生活,室内定位服务的要求日益剧增,如地下停车场、大型多层购物中心、生产车间等,但是,由于墙体阻隔信号传播,采用 GPS 定位难以满足室内定位的要求。目前,研究较多的室内定位方法主要包括:接收信号强度指示(received signal strength indication, RSSI)、射频识别技术、无载波通信技

术、可见光等^[1-5]。其中 RSSI 具有穿越障碍物、提供绝对位置信息,且不需要额外硬件支持等特点,但易受环境噪声、天线朝向、多路径反射等因素的影响,所以基于 RSSI 测距的定位方法精度较低^[6]。而基于 RSSI 位置指纹的定位方法在相对稳定的环境下能保证较高的定位精度,因此,基于 RSSI 的位置指纹定位算法得到了普遍的关注^[7-8]。

文献[9-12]分别提出了基于信道、维度映射特征提取和建立特征分类树的方法,增加了参考点指纹特征的

差异性。文献[13-14]采用机器学习的方法训练参考点指纹和位置的关系,以增加坐标与 RSSI 特征的关联度。因为坐标相似的节点具有相似的信号传播环境,所以文献[15-16]提出用坐标临近的辅助节点的 RSSI 序列相似性补偿环境噪声造成的影响。这些方法通过提高参考点指纹特征之间的差异性减少指纹误匹配问题,但是会增加算法复杂度,影响在线定位的实时性。位置指纹定位算法的参考点数量在理想条件下与定位精度成正比,为了提高室内定位精度,文献[17]提出了一种基于信号传播模型和维诺算法的辅助参考点生成方法,文献[18]提出一种由用户移动终端上传地图信息的被动式地图生成方法,然而辅助参考点生成的位置无法实现自适应优化,随机产生的大量参考点会增加算法的冗余计算量。文献[19]采用改进型粒子群算法实现了位置搜寻优化,文献[20]采用粒子滤波算法结合 RSSI 地图在迭代中自适应调整区间粒子数目,通过减小参与运算的粒子数提高运算效率。这表明启发式搜寻算法的正反馈性和协同性适用于位置搜寻问题,但是会大幅度增加运算量。其中,猫群算法(cat swarm optimization, CSO)作为从猫科动物行为习惯中提炼的启发式优化算法,具有优秀的全局-局部协同搜索的能力,在车间调度问题^[21-23]、图像特征提取^[24]等领域都有较为广泛的应用。

本文针对空间差异的参考点 RSSI 特征相似易导致误匹配的问题,提出了基于模糊聚类的两级定位算法,通过在参考点 RSSI 特征中加入位置信息来提高参考点之间的差异性,从而实现了参考点的准确匹配,并降低了参考点匹配的复杂度。针对基于参考点的位置搜寻问题,提出了基于 CSO 的位置搜寻算法,采用区域化位置搜寻问题进行了合理建模,并增加了投食机制来增加其局部搜索的能力,从而实现了对待定位节点稳定快速的位置搜寻。构建了基于无线传感网络的室内定位验证系统,对提出的定位算法(feed-mechanism fused regional cat swarm optimization, FR-CSO)进行了实验验证。

1 基于模糊聚类的两级定位算法

位置指纹定位算法(fingerprinting-based positioning, FP)是不依赖于 RSSI 测距的室内定位方法,其算法结构如图 1 所示,该方法在离线阶段记录预设参考点坐标和 RSSI 指纹信息建立参考点指纹库,在线阶段接收 RSSI 并与参考点指纹库匹配找到最匹配参考点的坐标作为对待定位节点的位置估计。假设待定位环境内设置 S 个信标节点(beacon point, BP), M 个参考节点(reference point, RP), BP 以一定的周期广播信标, RP 接收来自所有信标节点的 RSSI 值形成指纹。室内 RSSI 的传播遵循 Shadowing Model^[15] 信号衰减模型,则距离信号发送端为

d 的位置接收到的 RSSI 如式(1)所示。

$$R_d = R_0 - 10n_{m,s} \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + x_\sigma \quad (1)$$

式中: R_0 为距离发送端参考距离 d_0 m 处所接收到的 RSSI (一般设置 $d_0 = 1$ m); R_d 为距离信号发送端 d 处所接收到的 RSSI; x_σ 为过程噪声(服从正态分布); $n_{m,s}$ 为参考点 m 对信标节点 s 方向上信号的动态衰减指数(dynamic path attenuation index, DPAI), 表示参考点与某个特定信标节点的信号传播环境。

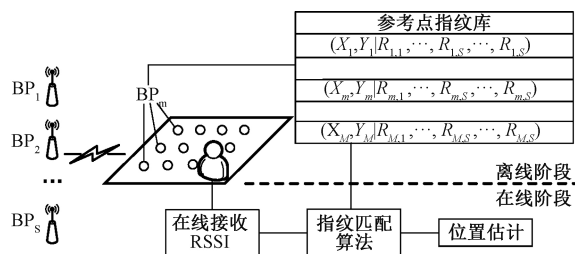


图1 位置指纹定位算法结构

Fig.1 Schematic of the FP algorithm

由于室内定位一般包含复杂的多路径、非视距传播等干扰,如待定位环境采用相同的 DPAI,则会导致指纹匹配所得位置产生较大的偏差,所以参考点指纹库构建中包含 RP 的坐标 $\mathbf{x}_m = (X_m, Y_m)$ 、RSSI 指纹和 DPAI, 如式(2)所示。

$$\{X_m, Y_m | R_{m,1}, \dots, R_{m,s}, \dots, R_{m,S} | n_{m,1}, \dots, n_{m,s}, \dots, n_{m,S}\}, m \in [1, M], s \in [1, S] \quad (2)$$

式中: $\mathbf{Rc}_m = (R_{m,1}, R_{m,2}, \dots, R_{m,s}, \dots, R_{m,S})$ 为第 m 个参考点处接收到的 RSSI 集合, $\mathbf{Nc}_m = (n_{m,1}, n_{m,2}, \dots, n_{m,s}, \dots, n_{m,S})$ 为参考点 m 在对应于 S 个信标节点方向上信号传播的 DPAI 集合,称为环境参数。

然而,参考点的 RSSI 指纹特征在环境噪声的影响下可能会出现差异性较小的问题,相似的 RSSI 指纹将导致在线阶段误匹配的问题,从而影响定位精度。本文基于模糊 C-均值聚类(fuzzy c-means, FCM)提出了一种聚类-匹配两级定位方法(fuzzy c-means based positioning, FCM-P)。FCM-P 首先根据 FCM 算法将参考点分类,得到相应的聚类中心和聚类内参考点对其聚类中心的隶属度,并根据隶属度对聚类中心的 RSSI 特征进行合理估计。在线阶段把接收的 RSSI 先与聚类中心 RSSI 特征进行匹配,然后再与聚类内参考点进行匹配,最终得到对待定位节点的位置估计。

1.1 基于 FCM 的参考点聚类及聚类中心特征估计方法

假设 FCM-P 根据 FCM 算法将 M 个两维参考点位置向量 $\mathbf{x}_m$ 分为 Q 个类,即通过多次迭代更新隶属度以及聚类中心,以最小化目标函数,如式(3)所示。

$$J(\mu, \nu) = \sum_{m=1}^M \sum_{q=1}^Q \mu_{mq}^p d^2(\mathbf{x}_m, \nu_q) \quad (3)$$

约束条件为:

$$\sum_{q=1}^Q \mu_{mq} = 1$$

式中: ν_q 为第 q 个聚类中心的二维坐标; $\mu_{mq} \geq 0$ 表示第 m 个参考点对 ν_q 的隶属度; $p > 1$ 表示模糊加权系数; $d(\mathbf{x}_m, \nu_q)$ 表示 $\mathbf{x}_m$ 与 ν_q 的欧氏距离。即在聚类内隶属度总和为 1 的条件下, 求得 ν_q 和 μ_{mq} 使得式 (3) 达到最小。

$$\min \{ J(\mu, \nu) \} = \min \left\{ \sum_{m=1}^M \sum_{q=1}^Q \mu_{mq}^p d^2(\mathbf{x}_m, \nu_q) \right\} \quad (4)$$

采用拉格朗日乘法构造目标函数式 (5)。

$$F = \sum_{m=1}^M \sum_{q=1}^Q \mu_{mq}^p d^2(\mathbf{x}_m, \nu_q) + \lambda \left(\sum_{q=1}^Q \mu_{mq} - 1 \right) \quad (5)$$

以聚类中心坐标 ν_q , 隶属度 μ_{mq} 和拉格朗日乘子 λ 为未知数, 根据极值条件可得式 (6)。

$$\begin{cases} \frac{\partial F}{\partial \mu_{mq}} = [p(\mu_{mq})^{p-1} d^2(\mathbf{x}_m, \nu_q) + \lambda] = 0 & (a) \end{cases}$$

$$\begin{cases} \frac{\partial F}{\partial \nu_q} = \sum_{m=1}^M \mu_{mq}^p \frac{\partial d^2(\mathbf{x}_m, \nu_q)}{\partial \nu_q} = 0 & (b) \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial F}{\partial \lambda} = \left[\sum_{q=1}^Q \mu_{mq} - 1 \right] = 0 & (c) \end{cases}$$

解式 6(a) 可得式 (7)。

$$\mu_{mq} = \left(\frac{-\lambda}{p d^2(\mathbf{x}_m, \nu_q)} \right)^{1/(p-1)} = \left(\frac{-\lambda}{p} \right)^{1/(p-1)} \times \left(\frac{1}{d^2(\mathbf{x}_m, \nu_q)} \right)^{1/(p-1)} \quad (7)$$

为了求出拉格朗日乘子 λ , 把任意已知 ν'_q 对应的 $\mu_{mq'}$ 代入式 6(c), 可得式 (8)。

$$\sum_{q=1}^Q \mu_{mq'} = \left(\frac{-\lambda}{p} \right)^{1/(p-1)} \sum_{q=1}^Q \left(\frac{1}{d^2(\mathbf{x}_m, \nu_{q'})} \right)^{1/(p-1)} = 1 \quad (8)$$

求式 (8) 可得:

$$\left(\frac{-\lambda}{p} \right)^{1/(p-1)} = \frac{1}{\sum_{q=1}^Q \left(\frac{1}{d^2(\mathbf{x}_m, \nu_{q'})} \right)^{1/(p-1)}} \quad (9)$$

把式 (9) 代入式 (7), 可以得到隶属度 μ_{mq} , 如式 (10) 所示。

$$\mu_{mq} = \frac{1}{\sum_{q=1}^Q \left(\frac{d(\mathbf{x}_m, \nu_{q'})}{d(\mathbf{x}_m, \nu_q)} \right)^{2/(p-1)}} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{x}_m, \nu_q$ 均为二维坐标, 根据式 6(b) 可得式 (11)。

$$\frac{\partial F}{\partial \nu_q} = \sum_{m=1}^M \mu_{mq}^p \frac{\partial d^2(\mathbf{x}_m, \nu_q)}{\partial \nu_q} = \sum_{m=1}^M \mu_{mq}^p \frac{\partial ((\mathbf{x}_m - \nu_q)^2)}{\partial \nu_q} = \sum_{m=1}^M \mu_{mq}^p (\mathbf{x}_m - \nu_q) = 0 \quad (11)$$

通过式 (11) 可以得到聚类中心的位置坐标 ν_q , 如式 (12) 所示。

$$\nu_q = \frac{\sum_{m=1}^M \mu_{mq}^p \mathbf{x}_m}{\sum_{m=1}^M \mu_{mq}^p} \quad (12)$$

由式 (10) 和 (12) 可知, 基于预设参考点的坐标 $\mathbf{x}_m$ 和初始聚类中心 $\nu_{q'}$, 聚类中心 ν_q 和聚类内参考点隶属度 μ_{mq} 可以被推算得出。本文采用隶属度 μ_{mq} 作为参考点 m 对聚类中心 q 的 RSSI 特征贡献度, 对于第 $q, q \in [1, Q]$ 个聚类中心, 假设该聚类中共包含 K 个参考点, 标号分别为 $\{m_1, m_2, \dots, m_k, \dots, m_K\}, m_k \in [1, M], k \in [1, K]$ 。则该聚类中心接收来自第 s 个信标节点的信号强度值 $Ru_{q,s}$ 将由式 (13) 估算得出。

$$Ru_{q,s} = \left\{ \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mu_{m_k q} R_{m_k, s} \right\}, k \in [1, K] \quad (13)$$

式中: $\mu_{m_k q}$ 表示第 q 个聚类中第 m_k 个参考点归属于该聚类的隶属度; $R_{m_k, s}$ 表示第 m_k 个参考点接收到第 s 个信标节点的 RSSI。

由式 (13) 可知, 聚类中心的 RSSI 特征 $\mathbf{Ru}_q = (Ru_{q,1}, Ru_{q,2}, \dots, Ru_{q,s}, \dots, Ru_{q,S})$ 是由聚类中所有参考点根据隶属度估算所决定, 从而避免了硬聚类算法产生的偏差, 不但保证了聚类中心 RSSI 特征估算精度, 而且避免人工测定的繁琐工作。

1.2 聚类-匹配两级定位方法

得到聚类及聚类中心 RSSI 特征后, 待定位节点在线接收的 $\mathbf{R} = (R_1, R_2, \dots, R_s, \dots, R_S)$ 将与 Q 个聚类中心的 $\mathbf{Ru}_q$ 进行匹配, 并采用调整余弦相似度作为特征匹配的依据。调整余弦相似度是通过计算两个向量的夹角余弦值来评估相似度, 如式 (14) 所示。

$$\text{similarity} \langle \tilde{\mathbf{R}}, \tilde{\mathbf{Ru}}_q \rangle = \cos \langle \tilde{\mathbf{R}}, \tilde{\mathbf{Ru}}_q \rangle = \frac{\sum_{n=1}^N (\tilde{\mathbf{R}} \times \tilde{\mathbf{Ru}}_q)}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (\tilde{\mathbf{R}})^2} \times \sqrt{\sum_{n=1}^N (\tilde{\mathbf{Ru}}_q)^2}} \quad (14)$$

其中:

$$\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{R} - R_{\text{mean1}}, \tilde{\mathbf{Ru}}_q = \mathbf{Ru}_q - R_{\text{mean1}}$$

$$R_{\text{mean1}} = \frac{\sum_{s=1}^S R_s + \sum_{s=1}^S Ru_{q,s}}{2S}$$

式中: R_{mean1} 是两个向量所包含元素的总平均值, 相似度 $\text{similarity} \in [-1, 1]$, -1 表示两个向量指向的方向夹角为 180° , 0 表示两个向量的方向夹角为 90° , 且两个向量相互独立, 1 表示两个向量的方向夹角为 0° 。在 $[-1, 0]$ 和 $(0, 1]$ 区间内包含的数值分别表示相异性和相似性, 数值绝对值越大, 其相异性或者相似性越高。

通过调整相似度方法,待定位节点会得到一个相似度最高的聚类中心 q_1 , $q_1 \in [1, Q]$, 满足式(15)。

$$\max(\text{similarity}\langle \tilde{\mathbf{R}}, \tilde{\mathbf{R}}u_{q_1} \rangle) = \text{similarity}\langle \tilde{\mathbf{R}}, \tilde{\mathbf{R}}u_{q_1} \rangle \quad (15)$$

假设聚类 q_1 中包含 K_1 个参考点, 参考点的标号分别表示为 $\{m_1, m_2, m_3, \dots, m_k, \dots, m_{K_1}\}$, $m_k \in [1, M]$, $k \in [1, K_1]$ 。继续采用调整余弦相似度在聚类 q_1 中包含的 K_1 个参考点中选出和 $\mathbf{R}$ 最为相似的参考点, 则存在参考点标号为 m_{k_1} , $k_1 \in [1, K_1]$, 满足式(16)。

$$\max(\text{similarity}\langle \tilde{\mathbf{R}}, \tilde{\mathbf{R}}c_{m_{k_1}} \rangle) = \text{similarity}\langle \tilde{\mathbf{R}}, \tilde{\mathbf{R}}c_{m_{k_1}} \rangle \quad (16)$$

其中:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{R}} &= \mathbf{R} - R_{\text{mean2}}, \tilde{\mathbf{R}}c_{m_{k_1}} = \mathbf{R}c_{m_{k_1}} - R_{\text{mean2}} \\ R_{\text{mean2}} &= \frac{\sum_{s=1}^S R_s + \sum_{s=1}^S R_{m_{k_1}, s}}{2S} \end{aligned}$$

式中: R_{mean2} 是两个向量所包含元素的总平均值; m_{k_1} 为参考点标号, 通过聚类-匹配两级定位后, 参考点 m_{k_1} 的坐标 $x_{m_{k_1}}$ 将作为待定位节点位置的初估计。

FCM-P 两级定位方法将参考点的位置纳入 RSSI 特征中, 在增加参考点之间特征差异性的同时, 以区域匹配方法代替全局匹配, 减小了特征匹配的复杂度。

2 基于 CSO 的位置搜寻方法

对于位置指纹定位算法, 在理想定位环境下, 参考点的数量与定位精度成正比, 考虑到参考点信息采集所耗费的劳动力和时间代价, 本文针对基于参考点的位置搜寻问题, 提出了基于 CSO 算法^[25] 的位置搜寻方法, 在 FCM-P 两级定位得到的匹配参考点周围搜寻与在线接收的 $\mathbf{R}$ 更相似的位置。

2.1 区域化位置搜寻模型建立

区域化位置搜寻问题即在 FCM-P 得到的匹配参考点 m_{k_1} 周围寻找和待定位节点在线接收到的 $\mathbf{R}$ 相似度更高的位置 $\mathbf{X}_e = (X_e, Y_e)$, 如式(17)所示。

$$\max\{\text{similarity}'\langle \mathbf{R}, \mathbf{R}_{\mathbf{X}_e} \rangle\} \quad (17)$$

聚类内的参考点坐标相近, 故 RSSI 平均值差异性较小, 为了简化目标函数及减小计算复杂度从而提高搜索效率, 将采用余弦相似度作为计算相似度的方法, 区域化位置搜寻的目标函数如式(18)所示。

$$\begin{aligned} H &= 1 - \max(\text{similarity}'\langle \mathbf{R}, \mathbf{R}_{\mathbf{X}_e} \rangle) = 1 - \cos\langle \mathbf{R}, \mathbf{R}_{\mathbf{X}_e} \rangle = \\ &= 1 - \frac{\sum_{s=1}^S \mathbf{R} \times \mathbf{R}_{\mathbf{X}_e}}{\sqrt{\sum_{s=1}^S (\mathbf{R})^2} \times \sqrt{\sum_{s=1}^S (\mathbf{R}_{\mathbf{X}_e})^2}} \end{aligned} \quad (18)$$

式中: $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_e}$ 表示坐标 $\mathbf{X}_e$ 处接收的 RSSI 序列, 基于 Shadowing Model 信号传播模型可实现对 $\mathbf{X}_e$ 位置的

RSSI 特征估计。如图 2 所示, 即通过位置 $\mathbf{X}_e$ 与信标节点 s 的欧氏距离和匹配参考点 m_{k_1} 的 RSSI 特征对 $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_e}$ 进行估计。

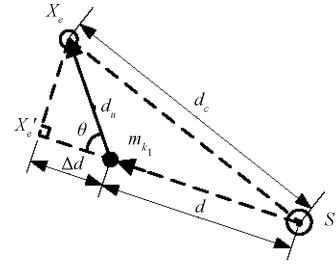


图 2 聚类内任意位置 $\mathbf{X}_e$ 与 m_{k_1} 、BP 的几何关系

Fig.2 Geometric relationship between $\mathbf{X}_e$, m_{k_1} and BP in the clustering

图 2 中 s 表示第 s 个信标节点, d 表示匹配参考点 m_{k_1} 和信标节点 s 之间的欧氏距离, d_c 表示待测位置 $\mathbf{X}_e$ 与信标节点 s 之间的欧氏距离, d_u 表示待测位置 $\mathbf{X}_e$ 和参考点 m_{k_1} 之间欧氏距离。 $\mathbf{X}_e$ 与 m_{k_1} 位置相近, 然而 $Nc_{m_{k_1}}$ 表示 d 传播路径的信号衰减情况, 直接根据 d_c 和环境参数 $Nc_{m_{k_1}}$ 推算待测位置 $\mathbf{X}_e$ 处的 RSSI 特征将会出现偏差, 而 $\mathbf{X}'_e$ 在 d 信号传播路径的延长线上, 且地理位置相近的位置拥有相似的信号传播环境^[26], 故可以根据 m_{k_1} 处的 RSSI 推算 $\mathbf{X}'_e$ 处 RSSI 特征以减少的环境干扰。 d_u 在参考点 m_{k_1} 和信标节点 s 方向上的映射 Δd 可由式(19)表示。

$$\Delta d = d_u \times \cos\theta = d(\mathbf{X}_e, m_{k_1}) \times \cos\langle \overrightarrow{m_{k_1}\mathbf{X}_e}, \overrightarrow{m_{k_1}s} \rangle \quad (19)$$

式中: θ 表示待测位置 $\mathbf{X}_e$ 与参考点 m_{k_1} 连线和参考点 m_{k_1} 与信标节点 s 连线之间的夹角, 由于 d_c 和 $d + \Delta d$ 远远大于 $\mathbf{X}_e$ 和 $\mathbf{X}'_e$ 之间的欧氏距离, 所以待测位置 $\mathbf{X}_e$ 的 RSSI 特征可由 $\mathbf{X}'_e$ 近似得到, 如式(20)所示。

$$\begin{aligned} R_{\mathbf{X}_s} &\approx R_{\mathbf{X}'_s} = R(d) - 10n_{d+\Delta d} \log_{10}\left(\frac{d + \Delta d}{d_0}\right) + x_{\sigma_{d+\Delta d}} + \\ &10n_d \log_{10}\left(\frac{d}{d_0}\right) + x_{\sigma_d} = R(d) - 10\left(n_{d+\Delta d} \log_{10}\left(\frac{d + \Delta d}{d_0}\right) - \right. \\ &\left. n_d \log_{10}\left(\frac{d}{d_0}\right)\right) + (x_{\sigma_{d+\Delta d}} + x_{\sigma_d}) \end{aligned} \quad (20)$$

式中: $n_{d+\Delta d}$ 表示 $\mathbf{X}'_e$ 与信标节点 s 之间信号传播的 DPAI; n_d 表示 m_{k_1} 与信标节点 s 之间信号传播的 DPAI, 因为 $\mathbf{X}'_e$ 与 m_{k_1} 坐标相近且 $\mathbf{X}'_e$ 与 m_{k_1} 同处在一个信道, 故假设 $n_{d+\Delta d} \approx n_d = n_{m_{k_1}}$, 则 $\mathbf{R}_{\mathbf{X}_e}$ 可表示为式(21)。

$$\mathbf{R}_{\mathbf{X}_e} \approx [R_{\mathbf{X}_1}, R_{\mathbf{X}_2}, \dots, R_{\mathbf{X}_s}, \dots, R_{\mathbf{X}_S}] \quad (21)$$

其中:

$$R_{\mathbf{X}_s} \approx R(d) - 10n_{m_{k_1}, s} \log_{10}\left(\frac{d + \Delta d}{d}\right)$$

根据式(21), 参考点 m_{k_1} 所属聚类内任意 $\mathbf{X}_e$ 处的

RSSI 特征都可由参考点 m_{k_i} 处的 RSSI 特征估算得到,经过启发式搜寻算法的反复迭代,最终将得到一个 X_{e1} 使得目标函数 H 最小,满足式(22)。

$$\min\{H\} = 1 - \frac{\sum_{s=1}^S R \times R_{X_{e1}}}{\sqrt{\sum_{s=1}^S (R)^2} \times \sqrt{\sum_{s=1}^S (R_{X_{e1}})^2}} \quad (22)$$

至此,通过优化所建立的区域化位置搜寻目标函数,即可得到与在线接收 RSSI 特征更为相似的位置作为对待定位节点的位置估计。

2.2 基于 FR-CSO 的区域化位置搜寻

CSO 算法包括搜寻模式和跟踪模式,通过协调局部搜索和全局搜索提高了搜索效率,减少了猫粒子的迭代次数。对于区域位置搜寻的问题,需要适当增加局部搜索的能力,本文根据猫科动物在有投食与投食清空两种状态下的行为,在 CSO 算法每次迭代中增加对最优猫粒子的投食,通过提高算法局部搜索的能力,实现更稳定快速的位置搜寻。

基于具有投食机制的猫群算法 (feed-mechanism fused regionalization cat swarm optimization, FR-CSO) 的区域化位置搜寻方法具体步骤如下:

1) 猫群初始化。启发式搜寻算法的初始解空间的质量将影响算法的收敛速度和解的质量,FR-CSO 以两级匹配的参考点 m_{k_i} 所在的聚类 q_1 中包含的所有参考点的坐标 (X_{mk_i}, Y_{mk_i}) 作为初始猫群的位置,并根据式(18)计算每只猫粒子所处位置的适应度,以当前最优猫粒子的位置初始化全局最优位置,同时初始化每一个猫粒子的速度。假设猫群包含 $nPop$ 个猫粒子,设置一个混合参数 (mixture ratio, MR) 用于调节猫群迭代中处于跟踪模式的猫粒子数量占猫群粒子总数的比重,通过协调搜寻模式和跟踪模式最终实现稳定快速的寻优。

2) 猫群迭代。按照参数 MR 选取相应数量的猫粒子进入搜寻模式和跟踪模式。

(1) 搜寻模式

①复制猫粒子的位置信息直至填满记忆池。

②对于每一个复制,按规则进行变异更新。

③计算每个变异后的候选坐标的适应度 (fitness values, FS)。

④如果所有的适应度不相同,则通过式(23)计算每个候选坐标的择选概率;如果相同,则每个候选坐标的择选概率设置为 1。

$$p_i = \frac{|FS_i - FS_b|}{FS_{\max} - FS_{\min}} \quad (23)$$

式中: p_i 表示第 i 个候选坐标的择选概率,如果搜寻使目标函数 H 最小的 X_e , 则 $FS_b = FS_{\max}$, 否则 $FS_b = FS_{\min}$ 。

⑤从候选坐标中按照概率随机择选并替换被复制猫

粒子的坐标。

(2) 跟踪模式:

①根据式(24)更新每一维度的速度,并检查是否超过速度限定范围,若超出则用边界代替。

$$v_k = v_k + r_1 \times c_1 \times (x_{\text{best}} - x_k) \quad (24)$$

式中: x_{best} 是猫群的历史最优位置; x_k 是第 k 个猫粒子的位置; v_k 是第 k 个猫粒子的速度; c_1 是常数; r_1 是 0 ~ 1 之间的随机数值;

②根据式(25)更新当前猫粒子的位置,并计算更新后的位置对于 Q 个聚类中心的隶属度,如果更新后的位置归属于当前 q_1 聚类中心的隶属度并非最大,说明更新后的位置已不隶属于当前搜寻的聚类范围,则停止该猫粒子的位置更新,以实现区域内有效搜寻。

$$x_k = x_k + v_k \quad (25)$$

3) 投食机制。对猫粒子迭代更新的位置进行适应度分析,并重新选取猫粒子进入搜寻模式和跟踪模式。依据投食机制,若本次迭代未对历史最优位置进行更新,则上次迭代产生的最优猫粒子将被投食并再次进入搜寻模式,同时在其他猫粒子中随机选取 ($MR \times nPop$) 个猫粒子进入跟踪模式,余下的 ($nPop - MR \times nPop - 1$) 个猫粒子进入搜寻模式,以保证猫群中处于跟踪模式的猫粒子数量占猫群粒子总数的比重始终保持在 MR; 若本次迭代对历史最优位置进行了更新,则新产生的历史最优猫粒子将在下一次迭代时进入搜寻模式,同时清空对上次迭代产生的最优猫粒子的投食,使该猫粒子与其余猫粒子随机进入两种模式。投食机制通过对历史最优猫的投食增加了算法在历史最优位置周边的局部搜索,增强了算法在局部搜索的能力,使 CSO 算法更适合于室内分布式位置搜索问题。

4) 重复步骤 2) ~ 3), 直到达到预设迭代次数时终止迭代并输出历史最优位置作为对待定位节点的位置估计 X_{e1} 。

FR-CSO 通过投食机制自适应地调整猫群的两种搜索模式,增大了算法局部搜索的能力,实现了更稳定迅速的区域化位置搜寻。

2.3 算法复杂度分析

在基于 FP 算法的室内定位系统中,离线阶段的算法复杂度不会影响在线定位的实时性,本文将主要分析所提出算法的在线阶段时间复杂度。FR-CSO 算法主要包含基于模糊聚类的两级定位和基于 CSO 算法的局部寻优。

对于基于模糊聚类的两级定位,假设定位区域内有 M 个参考节点,模糊聚类算法把参考点聚类成 Q 个聚类,每个聚类中包含 K_q 个参考点,其中 q 表示聚类的标号,基于调整余弦相似度的 RSSI 匹配的时间复杂度为 $O(T_{-q})$, 所以 FCM-P 的时间复杂度为 $O[(Q+K) \times T_{-q}]$ 。

而常用的基于指纹的单级室内定位的时间复杂度为 $O(M \times T_q)$, 在单次定位过程中, 因为 $M > Q + K$, 则所提出的 FCM-P 可以减少指纹匹配的时间复杂度。

基于 CSO 算法的局部寻优的个体更新分为搜寻和跟踪两种模式, 假设种群规模为 $nPop$, 搜寻模式和跟踪模式的个体更新和适应度计算的时间复杂分别为 $O(T_s)$, $O(T_t)$, 投食机制的时间复杂度为 $O(T_{fd})$, 隶属度判断的时间复杂度为 $O(T_r)$ 。则每次迭代时将有 $nPop \times MR$ 个猫粒子进入跟踪模式, 时间复杂度为 $O[(nPop \times MR) \times SMP \times T_s] + O(T_{fd})$, 而余下的 $nPop \times (1 - MR)$ 个猫粒子进入搜寻模式, 时间复杂度为 $O[nPop \times (1 - MR) \times T_t] + O(T_r)$ 。传统的 CSO 算法同样包含搜寻模式和跟踪模式, 算法的复杂度同样和种群状态调整参数 MR 相关, 所以本文算法增加的时间复杂度主要在每次迭代的投食机制和隶属度判断阶段。

综上所述, 假设 FR-CSO 算法共需要迭代 ger 次, 则其时间复杂度为:

$$\begin{aligned} &O[(Q + K) \times T_q] + ger \times [O[(nPop \times MR) \times SMP \times T_s] + O(T_{fd}) + O[nPop \times (1 - MR) \times T_t] + O(T_r)] = \\ &O[(Q + K) \times T_q] + ger \times [O[(nPop \times MR) \times SMP \times T_s] + \\ &O[nPop \times (1 - MR) \times T_t] + [O(T_{fd}) + O(T_r)]] \end{aligned} \tag{26}$$

由式(26)可知, FR-CSO 算法的计算量主要与聚类数量 Q , 聚类包含的参考点数量 K , 种群规模 $nPop$ 、迭代次数 ger 和记忆池大小 SMP 相关。

3 实验及分析

为了验证本文提出的基于改进型 CSO 算法的室内定位算法, 构建了一套无线传感网络室内定位验证系统。该系统主要包含网关、移动测量节点、信标节点(B1, B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B9)、PC 机及处理软件。网关主要负责接收、存储各节点的数据, 并对数据进行初步处理, 再通过以太网将数据传输给 PC 机及处理软件。移动测量节点由测试员携带, 并向网关实时提供 RSSI 信息。信标节点提供自身的物理坐标、其相邻的信标节点的物理坐标以及相互之间通信的 RSSI 信息等, 通过网关传输到 PC 机进行处理。PC 机及处理软件主要功能是接收并存储来自网关的测量数据, 实现本文算法, 最终计算出待定位者的位置信息, 并将位置信息通过地图显示的形式表现出来。网关、移动测量节点和信标节点采用 TI 公司生产的基于 IEEE 802. 15. 4 通信协议的 CC2530 射频芯片, 其工作在 2. 4 GHz 频段, 发射功率配置为 +1 dBm。待定位环境如图 3 所示, 是一个典型的并不开阔的复杂室内环境, 9 个信标节点分别安装于实验区域的四面墙壁和走廊部分。根据 FP 算法,

实验区域共设置 87 个参考点, 并在离线阶段采集生成参考点指纹库。

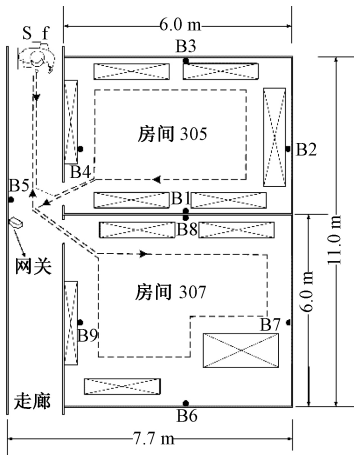


图 3 待定位环境
Fig.3 Schematic diagram of the positioning area

3. 1 基于模糊聚类的两级定位算法实验结果与分析

基于构建的室内定位系统验证 FCM-P 两级定位算法。测试员携带移动测量节点按照图 3 的测试轨迹图从 S_f 点开始, 顺时针经过房间 305 和 307 后回到 S_f 点。分别采用基于调整相似度匹配的位置指纹定位算法(similarity based fingerprinting algorithm, S-FP)、 k 均值聚类(k-means clustering, KMS)、 k 均值加权聚类算法(distance weighted k-means clustering, KMS-W)和 FCM-P 算法进行定位, 以验证参考点聚类对室内定位精度的影响, 定位误差分析如表 1 所示。

表 1 参考点聚类对室内定位误差的影响
Table 1 The influence of the reference-point clustering on the positioning error

算法	最大误差/m	平均误差/m	方差
S-FP	3. 5	0. 53	0. 38
KMS	3. 14	0. 77	0. 47
KMS-W	2. 96	0. 73	0. 48
FCM-P (本文算法)	2. 41	0. 52	0. 24

由表 1 可知, S-FP 算法的最大误差达 3. 50 m, 平均误差为 0. 53 m, 且具有较高的定位误差方差 0. 38。KMS 和 KMS-W 算法的最大定位误差分别降为 3. 14 m 和 2. 96 m。而本文提出的 FCM-P 的最大误差降为 2. 41 m, 定位误差的方差降为 0. 24。

实验结果表明本文提出的 FCM-P 算法可以降低参考点误匹配问题引起的定位偏差, 有效地减小室内定位的最大误差从而为后续的区域化位置搜寻提供更优秀的初始解空间。

3.2 具有投食机制的猫群算法实验结果与分析

为了验证本文提出的 FR-CSO 可以增加算法局部搜索的能力,实验首先在 FCM-P 两级定位得到的最佳匹配参考点周围分别采用粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO),遗传算法 (genetic algorithm, GA) 和 CSO 进行位置搜索。3 种方法单次迭代得到的目标函数 H 的适应度变化如图 4 所示。

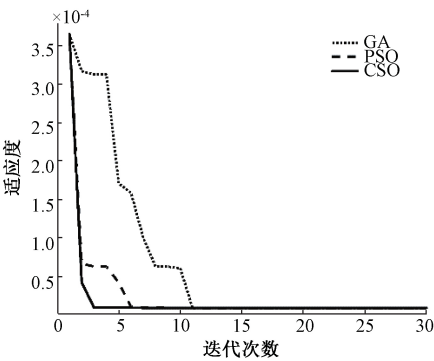


图 4 3 种常用的搜寻方法在位置搜寻问题中的表现
Fig.4 Performance of three optimization methods in the indoor location discovery problem

由图 4 可知,3 种方法均可以实现快速的区域化位置搜寻,但 CSO 可以实现更少的迭代次数,这得益于 CSO 算法本身具有的搜寻模式和跟踪模式,算法可以有效地调节全局搜索和局部搜索,从而实现了更快速的搜寻过程。

其次,针对室内定位问题对实时性的要求,本文在 CSO 中加入了投食机制,为了验证投食机制的有效性,实验分别采用 CSO 和 FR-CSO 进行位置搜索,其目标函数适应度随迭代次数的变化如图 5 所示。

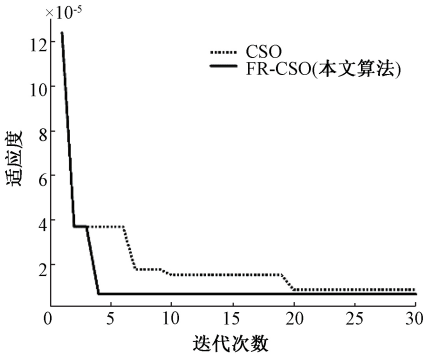


图 5 投食机制在位置搜寻过程中的表现
Fig.5 Performance of feeding-mechanism in indoor location discovery problem

由图 5 可知,FR-CSO 可以提高 CSO 的搜索速度,减少猫粒子的迭代次数。实验结果表明,FR-CSO 更适合区

域化位置搜寻问题。

同时,在图 3 所示的相同硬件条件和定位环境中,分别采用具有相似两级定位结构的 MAPF 算法^[27]和本文提出的 FR-CSO 算法实现单次位置追踪,即对测试轨迹上预设的 40 个测试点进行连续的位置估计,其中,MAPF 算法处理 40 个测试点需要 459.17 s,而本文提出的 FR-CSO 算法仅需要 125.01 s,该实验结果证明,本文提出的 FR-CSO 算法具有更高的运算效率,与同结构的定位算法相比具有更低的时间复杂度。

3.3 FR-CSO 算法实验结果与分析

为了验证 FR-CSO 位置追踪效果,测试员携带移动测试节点按照图 3 所示的轨迹从 S_f 点开始,顺时针通过房间 305 和 307 中所有测试点后回到 S_f 点,形成一次闭合运动,分别采用 S-FP、FP 和 FR-CSO 实现位置追踪,3 种方法在所有测试点处的定位误差如图 6 所示,定位误差分析如表 2 所示。

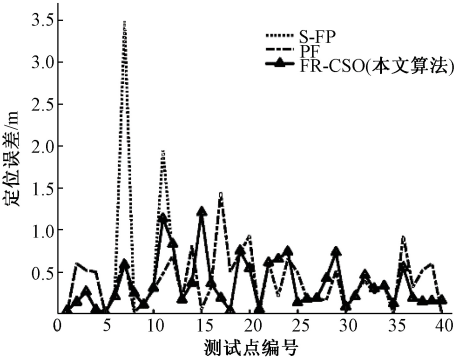


图 6 3 种基于 RSSI 室内定位算法误差对比
Fig.6 Localization error comparison of three positioning algorithms

表 2 3 种室内定位算法的定位效果
Table 2 Localization performance of three indoor positioning algorithms

算法	平均误差/m	最大误差/m	方差
S-FP	0.53	3.5	0.38
FP	0.40	1.46	0.10
FR-CSO(本文算法)	0.35	1.21	0.08

由图 6 和表 2 可知,与表 1 中 FCM-P 的定位效果相比,FR-CSO 的最大误差由 2.41 m 降为 1.21 m,平均误差由 0.52 m 降为 0.35 m,这表明区域化位置搜寻可以提高定位精度。与传统的 S-FP、FP 室内定位算法相比较,FR-CSO 的定位精度比传统的 FP 提高 12.5%,平均误差的方差降为 0.08。

根据测试实验得到的测试点位置估计结果,可以绘

制出测试员的单次位置跟踪示意图,如图 7 所示。

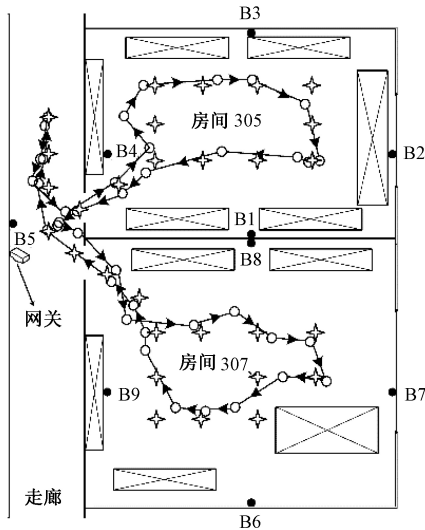


图 7 位置追踪
Fig.7 Location tracking

图 7 中四角星表示测试点实际位置,空心圆表示估计位置追踪,实验结果显示位置追踪轨迹基本符合实验员经过的测试轨迹。在位置追踪实验的基础上,测试员沿着图 3 的测试轨迹分别采用 S-FP、FP 和 FR-CSO 各重复 30 次实验,并记录下每个测试点的定位误差,得到了多次重复位置追踪实验的定位误差的累积分布函数图(cumulative distribution function, CDF),如图 8 所示,同时统计每个算法定位误差在 1.2 m 内的占比,如表 3 所示。

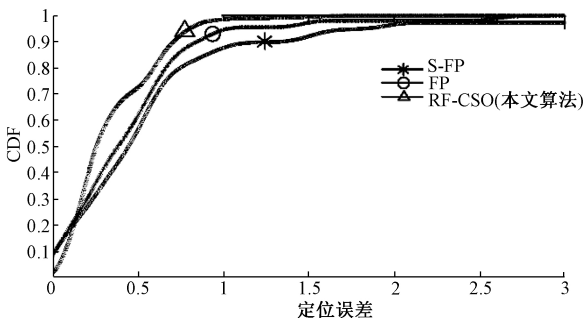


图 8 3 种方法的定位误差 CDF 曲线
Fig.8 The CDF graph of three positioning methods

表 3 3 种定位算法实现 1.2 m 定位误差的概率
Table 3 Probability of realizing positioning error within 1.2 m

算法	概率/%
S-FP	89.93
FP	95.67
FR-CSO(本文算法)	98.92

由图 8 与表 3 可知,本文提出的 FR-CSO 相比于传统的 S-FP 和 FP 具有更大的概率实现 1.2 m 以内的定位误差,其中 S-FP、FP 和 FR-CSO 的概率分别为 89.93%、95.67%、98.92%。

实验结果表明,本文提出的 FR-CSO 室内定位算法可以实现准确快速的室内定位。

4 结 论

本文提出了一种基于模糊聚类 and 区域化猫群算法的室内定位算法。根据模糊聚类算法对参考点进行聚类并根据隶属度对聚类中心的 RSSI 特征进行估计,通过聚类-定位两级匹配定位增加了位置特异参考点之间的 RSSI 特征差异性,有效减小了因环境噪声引起的参考点误匹配问题造成的定位误差。同时,根据聚类内的参考点初始化猫群,通过优化猫群初始解的质量提高算法搜索效率,并在猫群算法中加入投食机制,通过增加算法局部搜索的能力实现了更稳定快速的区域化位置搜寻。在构建的室内定位验证系统中分别对基于模糊聚类的两级定位算法、CSO 算法的投食机制、基于区域化 CSO 算法的室内定位方法及其在室内多房间平层的定位效果进行了实验与分析,与传统的 S-FP 算法相比,FR-CSO 算法将最大定位误差由 3.50 m 降至 1.21 m,平均定位误差由 0.53 m 降为 0.35 m,与传统的 FP 算法相比,可以提升 12.5% 的定位精度。同时,在多次重复位置追踪实验中,传统的 S-FP 和 FP 算法分别具有 89.93%、95.67% 的概率实现 1.2 m 以内的定位误差,而本文提出的 FR-CSO 算法具有 98.92% 的高概率实现定位误差在 1.2 m 以内的精确定位。通过实验验证,本文提出的 FR-CSO 室内定位算法可以实现良好的室内定位效果。

参考文献

[1] YASSIN A, NASSER Y, AWAD M, et al. Recent advances in indoor localization: a survey on theoretical approaches and applications [J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2017, 19(2): 1327-1346.

[2] SADHUKHAN P. Performance analysis of clustering-based fingerprinting localization systems [J]. Wireless Networks, 2019, 25(5): 2497-2510.

[3] 宋苗苗. 一种基于词袋法的地磁指纹室内定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 195-200.

SONG M M. Bag of words based approach for geomagnetic fingerprinting based indoor positioning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(10): 195-200.

- [4] 张俞, 冷璐. 基于图优化的蓝牙信标室内定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(6): 45-50.
ZHANG Y, LENG L. Graph optimization based indoor positioning method using bluetooth low energy beacons [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(6): 45-50.
- [5] 徐小辉, 胡云鹏. 一种实现建筑物内应答器定位跟踪的新方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(4): 111-118.
XU X H, HU Y P. New method for locating and tracing transponder inside buildings [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(4): 111-118.
- [6] XIAO Z L, WEN H K, MARKHAM A, et al. Non-Line-of-Sight identification and mitigation using received signal strength [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(3): 1689-1702.
- [7] SANCHEZ R D, ALONSO G I, LEY B C, et al. A simple indoor localization methodology for fast building classification models based on fingerprints [J]. Electronics, 2019, 8(1): 1-16.
- [8] KIMOTO R, ISHIDA S, YAMAMOTO T, et al. MuCHLoc: Indoor ZigBee localization system utilizing inter-channel characteristics [J]. Sensors, 2019, 19(7): 1-17.
- [9] LI T, WANG H, SHAO Y, et al. Channel state information-based multi-level fingerprinting for indoor localization with deep learning [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2018, 14(10): 1-12.
- [10] 张会清, 牛铮. 基于线性判别分析和梯度提升决策树的WLAN室内定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(12): 136-143.
ZHANG H Q, NIU ZH. WLAN indoor positioning algorithm based on linear discriminant analysis and gradient boosting decision tree [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(12): 136-143.
- [11] SHU Y C, HUANG Y H, ZHANG J Q, et al. Gradient-based fingerprinting for indoor localization and tracking [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(4): 2424-2433.
- [12] 刘安, 李金宝, 黎玲利. 基于子信道信息融合的室内定位方法的研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(03): 242-249.
LIU AN, LI J B, LI L L. Study on indoor positioning method based on subchannel information fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(3): 242-249.
- [13] YAN J, ZHAO L, TANG J, et al. Hybrid kernel based machine learning using received signal strength measurements for indoor localization [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(3): 2824-2829.
- [14] WU Z, JEDARI E, MUSCEDERE R, et al. Improved particle filter based on WLAN RSSI fingerprinting and smart sensors for indoor localization [J]. Computer Communications, 2016, 83(1): 64-71.
- [15] LI Q Y, LI W, SUN W, et al. Fingerprint and assistant nodes based Wi-Fi localization in complex indoor environment [J]. IEEE Access, 2016, 4(1): 2993-3004.
- [16] DONG K, LING Z, XIA X Y, et al. Dealing with insufficient location fingerprints in Wi-Fi based indoor location fingerprinting [J]. Wireless Communications & Mobile Computing, 2017, 1(1): 1-11.
- [17] HE C R, GUO S T, WU Y, et al. A novel radio map construction method to reduce collection effort for indoor localization [J]. Measurement, 2016, 94(1): 423-431.
- [18] WU C S, YANG Z, XIAO C W. Automatic radio map adaptation for indoor localization using smartphones [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(3): 517-528.
- [19] CHEN X, ZOU S N. Improved Wi-Fi indoor positioning based on particle swarm optimization [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(21): 7143-7148.
- [20] 郑学理, 付敬奇. 基于PDR和RSSI的室内定位算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5): 1177-1185.
ZHENG X L, FU J Q. Study on PDR and RSSI based indoor localization algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(5): 1177-1185.
- [21] JIANG T H, ZHANG C. Adaptive discrete cat swarm optimisation algorithm for the flexible job shop problem [J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2019, 13(3): 199-208.
- [22] 姜天华, 邓冠龙, 朱惠琦. 离散猫群优化算法求解带交货期的FJSP问题[J/OL]. 控制与决策, 2020, 35(1): 163-170 [2019-06-21]. <https://doi.org/10.13195/j>

- kzyjc.2018.0631.
- JIANG T H, DENG G L, ZHU H Q. Discrete cat swarm optimization algorithm for solving the FJSP with due date [J/OL]. Control and Decision, 2020, 35 (1): 163-170 [2019-06- 21]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0631>.
- [23] YU Y, LI W G, LI J C, et al. A novel optimised self-learning method for compressive strength prediction of high performance concrete [J]. Construction and Building Materials, 2018, 184(1): 229-247.
- [24] PRABHAKARAN N, RAMAKRISHNAN S S, SHANKER N R. Geospatial analysis of terrain through optimized feature extraction and regression model with preserved convex region [J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(24): 31855-31873.
- [25] CHU S C, TSAI P, PAN J S. Cat swarm optimization [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006, 6: 854-858.
- [26] LI Q Y, LI W, SUN W, et al. Fingerprint and assistant nodes based Wi-Fi localization in complex indoor environment [J]. IEEE Access, 2016, 4 (1): 2993-3004.
- [27] LI A, FU J Q, YANG A L, et al. A new RSS

fingerprinting-based location discovery method under sparse reference point conditions [J]. IEEE Access, 2019, 7(1): 13945-13959.

作者简介



李昂, 2013 年于上海大学获得学士学位, 现为上海大学博士研究生, 主要研究方向包括室内定位系统。

E-mail: shulivia@shu.edu.cn

Li Ang received her B. Sc. degree from Shanghai University in 2013. She is currently a Ph. D. candidate at Shanghai University. Her main research interests include indoor localization system.



付敬奇 (通信作者), 1995 年于南京理工大学获得博士学位, 现为上海大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线传感网络、仪表智能化、网络化等。

E-mail: jqfu@staff.shu.edu.cn

Fu Jingqi (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Nanjing University of Science and Technology in 1995. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Shanghai University. His main research interests include wireless sensor networks, intelligent and network instrument.