

# 一种顾及用户朝向的 PSO-LSSVM 指纹定位算法

沈栋林, 杨 明

(石家庄铁道大学 电气与电子工程学院, 河北 石家庄 050043)

**摘要:**为了解决人体对 WiFi 信号遮蔽和最小二乘支持向量机参数优化的问题,提出了一种顾及用户朝向的粒子群优化最小二乘支持向量机指纹定位方法。建立全向指纹库,采用粒子群优化算法求出最小二乘支持向量机最优参数,通过最小二乘支持向量机训练出定位模型,将待测点指纹信息输入定位模型中,最终估算出待测点位置坐标。仿真实验结果表明所提算法在定位误差上达到 0.72 m,普通的粒子群优化最小二乘支持向量机算法定位误差为 0.84 m,提高了室内定位精度,具有实际的应用价值。

**关键词:**用户朝向;粒子群;最优参数;定位模型

**中图分类号:**P228 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-0373(2020)01-0122-05

## 0 引言

随着互联网技术和计算机应用的快速发展,对室内定位技术的需求越来越高<sup>[1]</sup>。近年来各大研究机构引入了无线局域网(wireless fidelity, WiFi)<sup>[2]</sup>、蓝牙(Bluetooth)<sup>[3]</sup>、红外线(infrared)和超宽带(ultra wide band, UWB)<sup>[4]</sup>等室内定位技术。综合多方面因素, WiFi 具有无需布线、覆盖范围广、传输速率快、安全性高和辐射低的优点<sup>[5]</sup>,广泛用于各大型室内场所的定位。目前,研究人员对 WiFi 指纹定位法展开了深入的研究。黄震等<sup>[6]</sup>对位置指纹采用主成分分析提取指纹库主要特征向量,对特征指纹库构建最小二乘支持向量机定位模型。李华亮等<sup>[7]</sup>采用核函数特征提取的室内定位算法,首先将原始位置指纹空间扩展到高维再进行主特征提取,对新构成的特征指纹库,使用 WKNN 算法估计位置坐标。这些算法虽然在定位精度上有一定的改善,但是在构建数据指纹库时,都未考虑到人体不同朝向对信号采集的影响。陈斌涛等<sup>[8]</sup>虽然在指纹库建立阶段引入了用户朝向的影响因素,但是采用的是 360°旋转实时采集的过程,很大程度上增大了指纹采集工作量。实现定位,在离线阶段分别采集 4 个方向上无线接入点(access point, AP)、接收信号强度值(received signal strength indication, RSSI)与用户朝向数据,构建 WiFi 方向指纹库,采用粒子群(particle swarm optimization algorithm, PSO)优化最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)算法,根据不同方向指纹库,分别训练机器  $M$  得到无线信号向量  $X$  与物理位置  $Y$  之间的映射关系,提交到在线阶段,通过在线数据选择对应方向上的映射关系,估计待测点坐标。

## 1 用户朝向对 RSSI 值的影响

水的共振频率是 2.4 GHz<sup>[9]</sup>,人体成分的 70%是由水组成,会吸收 2.4 GHz 的无线信号能量,导致移动终端在不同方向接收到 RSSI 值具有差异性。在实际环境中选定一个 AP 进行试验,研究人体对无线信号的影响程度。试验人员手持移动终端距离 AP 3 m 位置,由面对 AP 方向顺时针旋转分别设为 1、2、3、4 方向,每个方向采集 3 min,采集频率 1 Hz,求均值,由图 1 可知,用户朝向不同,接收到的 RSSI 会产

收稿日期:2018-06-19 责任编辑:车轩玉 DOI:10.13319/j.cnki.sjztdxxb.20180619001

基金项目:研究生教学改革与创新项目(Z672201301)

作者简介:沈栋林(1992—),男,硕士研究生,主要从事室内定位方面研究。E-mail:356556558@qq.com

沈栋林,杨明.一种顾及用户朝向的 PSO-LSSVM 指纹定位算法[J].石家庄铁道大学学报:自然科学版,2020,33(1):122-126.

生较大的波动。

## 2 一种顾及用户朝向的 PSO-LSSVM 指纹定位算法

### 2.1 构建顾及用户朝向的位置指纹数据库

在传统的定位指纹库中添加方向信息构成新的指纹库,在选定的实验场景中布置  $M$  个参考点和  $N$  个 AP,每个参考点物理位置坐标为  $l_i = (x_i, y_i), i \in (1, M)$ ,  $M$  个参考点构成位置空间  $L = (l_1, l_2, \dots, l_M)^T$ ,东、西、南、北 4 个方向表示为  $O_t (t=1, 2, 3, 4)$ ,在每个参考点均可采集到每个 AP 的 RSSI 值及 MAC 地址,分别在每个参考点处 4 个方向上进行  $p$  次采集 RSSI,取平均值得

RS-SI $_{t,i,n}$ , ( $t \in (1, 4), i \in (1, M), n \in (1, N)$ ), RSSI $_{t,i,n}$  代表在  $t$  方向上第  $i$  个参考点处采集到第  $n$  个 AP 的 RSSI 均值,可得出第 1 方向 RSSI 信息为  $R_1 = (\text{RSSI}_{1,i,1}, \text{RSSI}_{1,i,2}, \dots, \text{RSSI}_{1,i,N})^T, i \in (1, M)$ ,则第一方向指纹库表示为  $F_1 = (L, R_1^T)$ ,同理其他 3 个方向指纹库为:  $F_2 = (L, R_2^T), F_3 = (L, R_3^T), F_4 = (L, R_4^T)$ ,合并以上指纹库,生成含有方向信息的指纹数据库表示为  $F = [F_1, F_2, F_3, F_4]$ 。

### 2.2 最小二乘支持向量机 (LSSVM)

最小二乘支持向量机 (LSSVM) 是一种新型的支持向量机算法<sup>[10]</sup>,将最小二乘线性系统引入支持向量机,代替传统所采用的二次规划方法,通过一个非线性映射函数  $\varphi(\cdot)$  将样本映射到高维特征空间,原样本空间的非线性函数估计问题转化为高维特征函数估计问题。设训练样本集  $T = \{(x_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, l\}$ ,其中,  $x_i \in R_n$  为输入数据;  $y_i \in R$  为输出数据。在特征空间中, LSSVM 分类模型为

$$y(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

式中,  $w$  为权值向量;  $b$  为偏置量。

作为分类 LSSVM 的优化问题为

$$\begin{cases} \min_{w,b,e} J(w, e) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2 \\ s. t. \\ y_i = w^T \varphi(x_i) + b + e_i, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $\varphi(\cdot)$  为核空间的映射函数;  $e_i$  为拟合误差;  $C$  为正则化参数。

建立拉格朗日函数,将式(2)中的约束化问题转化为无约束优化问题

$$L(w, b, e, a) = J(w, e) - \sum_{i=1}^l a_i [w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i] \quad (3)$$

式中,  $a_i$  为拉格朗日乘子。对式(3)各个变量求偏导等于 0 并整理线性方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & I_l^T \\ I_l & \Omega + C^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中,  $I_l = [1, 1, \dots, 1]^T$ ,  $I$  为  $l \times l$  的单位阵;  $y = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$ ;  $\Omega = \{\Omega_{ij}\}_{l \times l}, \Omega_{ij} = K(x_i, y_i) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j), (i, j = 1, 2, \dots, l)$ ;  $a = [a_1, a_2, \dots, a_l]^T$ 。

核函数为  $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ ,可以得到

$$y(x) = \sum_{i=1}^l a_i K(x_i, x_j) + b \quad (5)$$

高斯径向基函数(radial basis function, RBF)具有良好的局部特征提取能力和平滑特性,选用 RBF 构建 LSSVM,核函数为

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中,  $\sigma$  为核参数。

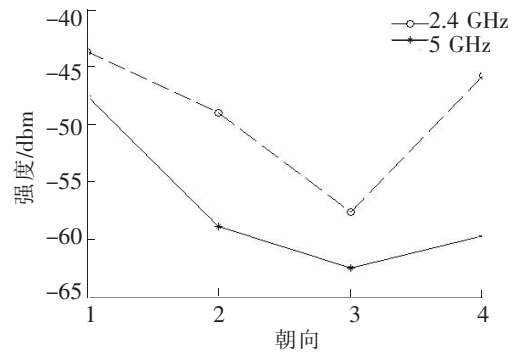


图 1 用户不同朝向对接收信号强度影响

LSSVM 回归函数为

$$y(x) = \sum_{i=1}^l a_i \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right) + b \quad (7)$$

### 2.3 LSSVM 参数的 PSO 优化算法

正则化参数  $C$  和核参数  $\sigma$  为基于 RBF 核函数的 LSSVM 模型中的待定参数<sup>[11]</sup>, 参数  $C$  和  $\sigma$  决定了 LSSVM 的学习性能。相对于遗传算法, 粒子群算法具有全局搜索能力的特点, 采用 PSO 算法对参数  $C$  和  $\sigma$  进行寻优。首先在可行解空间中随机初始化  $m$  粒子组成的种群  $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_m\}$ , 其中每个粒子所处的位置  $x_i$  都代表一组参数向量  $(C, \sigma)$ , 初始化粒子位置  $x_i$  和速度  $v_i$ , 将每个粒子的初始位置设为当前最优位置, 然后每个粒子都将在解空间中迭代搜索, 不断调整自己的位置找到最优解。一个是粒子本身搜索到的最优解  $p_{i,best}$ , 即个体极值; 另一个是整个种群目前搜索到的最优解  $g_{i,best}$ , 即全局极值。粒子  $i$  根据式(8)和式(9)不断更新自己的速度和位置, 使整个种群向最优解的方向进化。

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 \text{rand}() [p_{i,best}(t) - x_i(t)] + c_2 \text{rand}() [g_{i,best}(t) - x_i(t)] \quad (8)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (9)$$

式中,  $i=1, 2, \dots, m$ ;  $c_1, c_2$  为加速常数;  $\text{rand}()$  为  $0 \sim 1$  之间的随机数;  $t$  为迭代次数;  $\omega$  为惯性权重。

### 2.4 实现步骤

(1) 建立方向指纹库。

(2) 根据指纹库中定位特征即 RSSI 值, 作为输入向量和位置信息输出构建 LSSVM 的训练样本集, 采用 PSO 寻优算法确定 LSSVM 的最优参数  $C$  和  $\sigma$ , 建立拟合特征和位置关系的定位模型。

(3) 根据测试样本选择对应方向的定位模型估计其位置。

算法框架如图 2 所示。

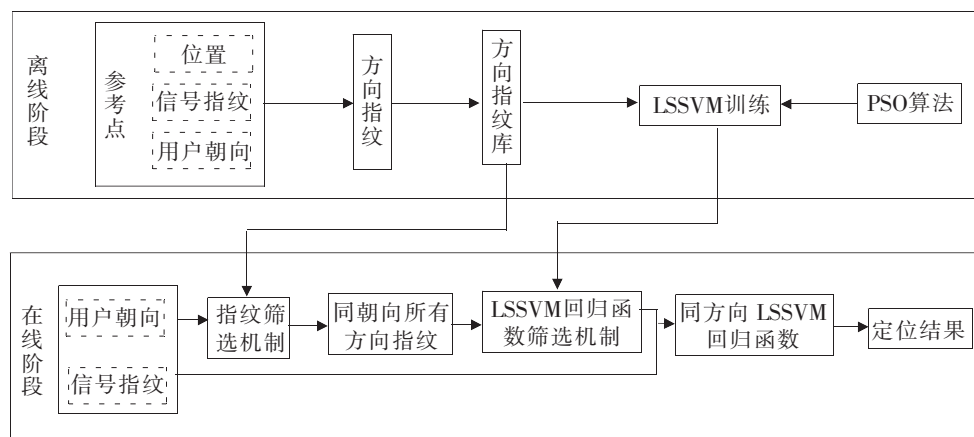


图 2 算法流程图

## 3 实验仿真与分析

### 3.1 实验场景布置

为了验证顾及朝向 (consider orientation, CO) 的 PSO-LSSVM 算法 (简称为: CO-PSO-LSSVM) 对定位的有效性, 在实验环境选择上, 为了更加有针对性的验证用户自身朝向对 WiFi 信号遮蔽的影响, 排除外界其他行人对信号的干扰, 环境中尽可能多地存在现有稳定的 WiFi 发射器和电源接入点来减小成本投入, 以及实验场所面积较大的需求, 最终选择石家庄铁道大学第九实验楼 309 物联网实验室, 结合现有的基础设施和实验所布置设备共 13 个 AP, 由于环境中实验台的影响, 综合考虑选取  $6 \times 9$  共 54 个离线采样点 (参考点) 和 10 个随机测试点, 采样间隔为 1.92 m, 每个采样点每个方向采集 1 min, 采样频率 1 Hz, 对采样结果采取均值滤波处理, 存入数据库。见图 3、图 4。



图 3 实验场景

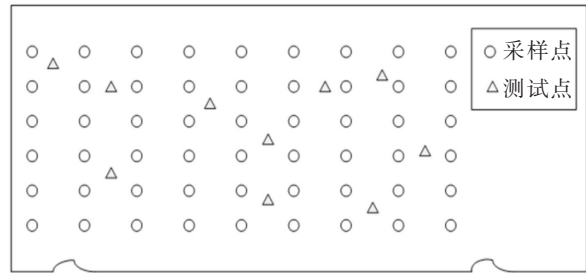


图 4 场景示意图

### 3.2 实验结果

在 Win7 操作系统, Matlab R2014a 的测试平台上对 CO-PSO-LSSVM、PSO-LSSVM、CO-ACO-LSSVM(蚁群算法优化 LSSVM 参数)和 ACO-LSSVM 的定位性能进行对比测试,采用平均误差对定位结果进行评价分析,公式如下

$$avgerr = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_i - x_i')^2 + (y_i - y_i')^2} \quad (10)$$

式中,  $n$  表示测试点个数。

下面就不同 AP 数量和参考点个数对定位结果的影响进行仿真分析。

### 3.3 性能分析

根据图 5、图 6、图 7 结果显示,定位平均误差随参考点个数和 AP 个数增加而降低,定位耗时随着参考点个数增加而增加,所提算法定位平均误差最小,在精度最高点处,CO-PSO-LSSVM 平均误差为 0.72 m 较 PSO-LSSVM 的 0.84 m、CO-ACO-LSSVM 的 0.99 m 和 ACO-LSSVM 的 1.11 m 分别降低了 13.87%、26.87%、和 34.46%,CO-PSO-LSSVM 定位耗时为 145.93 s,较 CO-ACO-LSSVM 的 210.48 s、ACO-LSSVM 的 207.92 s 和 PSO-LSSVM 的 142.08 s 分别少 30.67%、29.81%和多 2.64%,根据以上结果分析可得,CO-PSO-LSSVM 较 PSO-LSSVM 定位误差降低了 13.87%,定位效率降低了 2.64%,相对而言,定位效率的降低可以忽略不计,定位性能得到了一定程度的改善。

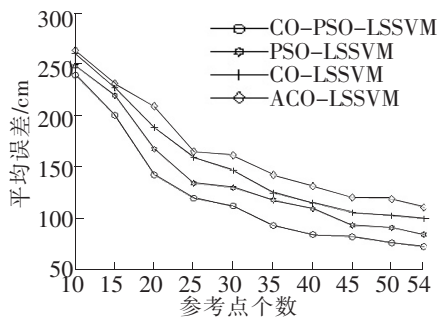


图 5 平均误差随参考点个数增加的变化情况

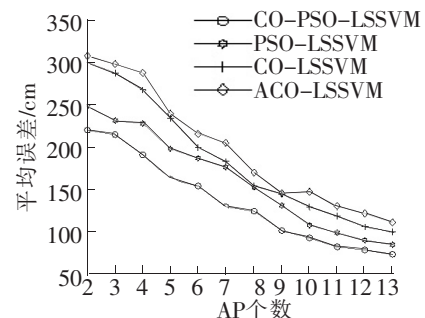


图 6 平均误差随 AP 个数增加的变化情况

## 4 结论

针对室内定位提出的离线阶段建立方向指纹库和在线阶段的指纹筛选机制,一定程度上消除了由于人体对信号干扰的影响,对于训练数据的选择更具有针对性,运用粒子群优化最小二乘支持向量机算法相对其他算法具有更强的全局搜索能力和较快的收敛速度,因此从整体判断,CO-PSO-LSSVM 算法的定位精度更优,实时性更强,给用户带来了更好的定位效果。

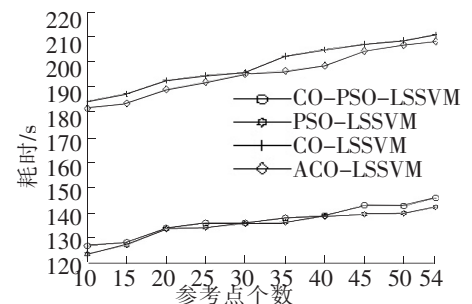


图 7 所耗时间随参考点个数增加的变化情况

## 参 考 文 献

- [1]李成勇. LED 室内光通信系统研究[J]. 光通信研究, 2018(3):73-76.
- [2]赵文晔,高井祥,李增科,姚一飞. 地图匹配辅助的 KF-PF 室内定位算法模型[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2018, 43(5):806-812.
- [3]张萌,吕艳,倪益华,钱小鸿,杨明. 基于密度峰值聚类的随机森林室内定位[J]. 计算机工程与设计, 2018(5):1490-1496.
- [4]苗云龙,陆彦辉,尹峰,杨守义. 基于 MD5-KNN 的 WiFi 室内定位算法研究[J]. 计算机应用研究, 2019(9):1-7.
- [5]李春跃. 基于机器学习的 WiFi 室内定位技术研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2017.
- [6]黄震,罗中良,陈治明. 基于优化最小二乘支持向量机的室内定位算法[J]. 中山大学学报:自然科学版, 2016, 55(2):48-51.
- [7]李华亮,钱志鸿,田洪亮. 基于核函数特征提取的室内定位算法研究[J]. 通信学报, 2017, 38(1):158-167.
- [8]陈斌涛,刘任任,陈益强,刘军发,蒋鑫龙,刘定俊. 动态环境中的 WiFi 指纹自适应室内定位方法[J]. 传感技术学报, 2015, 28(5):729-738.
- [9]曹鸿基,汪云甲,毕京学,王永康,周家鹏. 一种顾及用户朝向的加权贝叶斯指纹定位方法[J]. 测绘科学, 2018(9):1-8.
- [10]Zhang Wenli, Tian Fengchun, Song An, Hu Youwen. Research on an optical e-nose denoising method based on LSS-VM[J]. Optick, 2018, 168:118-126.
- [11]毕艳兰,任小娜,彭丹,杨国龙,张林尚,汪学德. 粒子群最小二乘支持向量机结合偏最小二乘法用于芝麻油质量的鉴别[J]. 分析化学, 2013, 41(9):1366-1372.

## A PSO-LSSVM Fingerprint Localization Algorithm Considering User's Orientation

Shen Donglin, Yang Ming

(School of Electrical and Electronic Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of the human body's occlusion of WiFi signal and the parameter optimization of least squares support vector machine, a fingerprint localization method based on the particle swarm optimization algorithm for optimizing the parameters of least squares support vector machine which takes into account user's orientation is proposed. The omnidirectional fingerprint database is established and particle swarm optimization algorithm is used to find the optimal parameters of the least squares support vector machine. Through particle swarm optimization and least squares support vector machine algorithm, the localization model is trained. The fingerprint information of the point to be measured is input into the localization model, and the localization coordinates of the pending point are estimated finally. The simulation results show that the proposed algorithm can reach 0.72 meters in localization error. The localization error of the ordinary particle swarm optimization combining with least squares support vector machine algorithm is 0.84 meters. The localization accuracy is improved, and it has practical value.

**Key words:** user's orientation; particle swarm optimization; optimal parameters; localization model