

## 基于支持向量机的混合相似度室内指纹定位算法

施涛涛<sup>a,b</sup>, 卢先领<sup>a,b</sup>, 于丹石<sup>b</sup>

(江南大学 a. 轻工过程先进控制教育部重点实验室; b. 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

**摘 要:** 传统室内指纹定位算法因参考点匹配精度低, 导致定位误差大。为此, 提出基于支持向量机(SVM)的混合相似度加权 K 近邻算法 SVM-MWKNN。在离线阶段, 将已采集的接收信号强度值进行去干扰处理后, 对指纹库作网格划分, 然后使用 SVM 实现网格学习; 在定位阶段, 使用 SVM 进行网格寻找, 确定待定位点指纹所属网格, 然后求出  $k$  个最大相似度值作为权值以实现定位。实验结果表明, 与已有的位置指纹定位算法相比, 该算法通过建立多相似度指标, 可以有效提高数据利用率, 减少定位误差, 定位精度提高达 45%。

**关键词:** 指纹定位; 支持向量机; 网格法; 局部相似度; 整体相似度

**中文引用格式:** 施涛涛, 卢先领, 于丹石. 基于支持向量机的混合相似度室内指纹定位算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(7): 109-113, 120.

**英文引用格式:** SHI Taotao, LU Xianling, YU Danshi. Mixed similarity indoor fingerprint location algorithm based on support vector machine[J]. Computer Engineering, 2018, 44(7): 109-113, 120.

## Mixed Similarity Indoor Fingerprint Location Algorithm Based on Support Vector Machine

SHI Taotao<sup>a,b</sup>, LU Xianling<sup>a,b</sup>, YU Danshi<sup>b</sup>

(a. Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry, Ministry of Education;

b. School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China)

**[Abstract]** The location error of traditional indoor fingerprint location algorithm is high because of the low precision of reference point matching. Therefore, a mixed similarity weighted K nearest neighbor algorithm based on Support Vector Machine(SVM) is proposed. In the off-line phase, after the received signal strength values are processed, the fingerprint library is meshed, and then SVM is used to study the grid. In the positioning stage, the grid is searched by SVM to determine the grid of the pending point fingerprint, and then the maximum  $k$  similarity value is obtained as the weight value to realize the positioning. Experimental results show that, compared with the existing fingerprint location algorithm, the proposed algorithm can effectively improve the data utilization, reduce the location error and improve the positioning accuracy by 45%.

**[Key words]** fingerprint location; Support Vector Machine(SVM); grid method; local similarity; overall similarity

**DOI:** 10. 19678/j. issn. 1000-3428. 0046940

## 0 概述

全球定位系统(Global Positioning System, GPS)<sup>[1]</sup>和北斗系统<sup>[2]</sup>在室外活动中得到广泛应用并取得了良好效果, 但是, 在复杂多变的室内环境中, GPS 和北斗系统的性能大幅降低。在一些特殊或特定场合, 如综合体商业服务、地下作业中, 室内定位技术的重要性日趋凸显。因此, 对室内定位服务技术进行研究, 具有广阔的应用前景和重要的实际意义<sup>[3]</sup>。

目前, 研究者主要利用无线局域网(Wireless

Local Area Network, WLAN)<sup>[4-5]</sup>与无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)<sup>[6-7]</sup>为室内用户提供较精准的位置定位服务。基于无线网络的定位方法可以分成 3 类: 三角测量定位法<sup>[8-10]</sup>, 邻近测量定位法<sup>[11-13]</sup>和位置指纹定位法<sup>[14-16]</sup>。在可视距(Line of Sight, LOS)情况下, 三角测量定位法与邻近测量定位法具有较高的定位精度, 但是这 2 种方法对硬件的异构性和同步性较敏感, 安装过程复杂, 易受现场条件的限制, 且定位精度与设备的位置和数量有关。

针对三角测量定位法与邻近测量定位法的不足,

**基金项目:** 江苏省产学研联合创新资金前瞻性联合研究项目(BY2014023-31); 江苏省“六大人才高峰”项目(WLW\_007)。

**作者简介:** 施涛涛(1992—), 男, 硕士研究生, 主研方向为无线传感网络、室内定位技术; 卢先领, 教授、博士; 于丹石, 工程师。

**收稿日期:** 2017-04-24 **修回日期:** 2017-06-23 **E-mail:** 6151913027@vip.jiangnan.edu.cn

研究人员从技术和应用角度考虑,提出了价格低廉、精度较高的位置指纹定位法。该方法通过使用手持终端设备在定位区域参考点(Reference Point, RP)直接采集可接收点(Access Point, AP)的信号强度值,利用不同区域的非视距(Non-Line of Sight, NLOS)、多径、反射等因素差异,得到具有特征性的接收信号强度(Receiving Signal Strength, RSS)信息,以此来代表不同位置并建立 RSS 信号特征向量和位置关系的数据库。文献[15]提出的主成分分析算法通过寻找指纹的主成分来提高定位精度,但该算法主要针对一些整体相似度且增加了离线工作量。文献[16]建立 Sectjunction 模型,该模型通过余弦值进行分类,忽略了整体相似度,易造成较大的误差。文献[17]提出的算法有利于解决异构问题,但是其离线工作量大,且未处理待定位点而直接使用整体匹配算法,会对定位结果造成严重影响。文献[18]提出的 SVM-KNN 定位算法能有效减少在线匹配次数,但是在线匹配时,其数据利用率低,导致定位精度差。

针对以上指纹定位算法的不足,本文提出基于支持向量机的混合相似度加权 K 近邻(Support Vector Machine based Mixed Similarity Weighted K Nearest Neighbors, SVM-MWKNN)算法。该算法首先确定待定位点所属的网格,然后将整体相似度系数和局部相似度系数融合成一个新的相似度系数,并建立离线 RSS 信号值和在线 RSS 信号值之间新的特征匹配关系,以增加 RP 之间的可区分度并提升定位精度。

## 1 相似度系数模型

相似度系数用来评价每个待定位点与 RP 之间所接收到的 AP 的特征相似程度。已有研究将相似度系数模型分为 2 类:基于整体的相似度系数模型和基于局部的相似度系数模型。

### 1.1 基于整体的相似度系数模型

假设来自 RP 的 RSS 向量  $A = [RSS_{a1}, RSS_{a2}, \dots, RSS_{am}]$ , 来自待定位点的 RSS 向量  $B = [RSS_{b1}, RSS_{b2}, \dots, RSS_{bm}]$ , 其中,  $m$  为 AP 的总数量。基于整体的相似度系数为:

$$D^c(A, B) = \left( \sum_{i=1}^m |RSS_{ai} - RSS_{bi}|^c \right)^{1/c} \quad (1)$$

其中,  $c=1$  为曼哈顿相似度公式,  $c=2$  为欧几里得相似度公式。

选取  $k$  个相似度最高的 RP 进行位置估计:

$$p_B = \frac{\sum_{n=1}^k (D_{p_{n,rss}, p_{B,rss}}^c)^{-1} \times p_n}{\sum_{n=1}^k (D_{p_{n,rss}, p_{B,rss}}^c)^{-1}} \quad (2)$$

其中,  $p_B$  为待定位点  $B$  的估计位置,  $p_n$  为指纹数据库中 RP 的坐标,  $p_{n,rss}$  为 RP 的接收信号强度,  $p_{B,rss}$  为待定位点  $B$  的接收信号强度。

### 1.2 基于局部的相似度系数模型

基于余弦的相似度系数为:

$$CS(A, B) = \frac{\langle A, B \rangle}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^m RSS_{ai} \times RSS_{bi}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m RSS_{ai}^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^m RSS_{bi}^2}} \quad (3)$$

选取  $k$  个相似度最高的 RP 进行位置估计:

$$p_B = \frac{\sum_{n=1}^k (CS_{p_{n,rss}, p_{B,rss}}) \times p_n}{\sum_{n=1}^k (CS_{p_{n,rss}, p_{B,rss}})} \quad (4)$$

### 1.3 基于混合的相似度系数模型

本文对上述 2 个模型进行结合, 提出混合相似度系数模型:

$$sim(A, B) = \frac{\beta}{D^c} = \frac{e^{(1-CS(A,B)+0.01)^{-1}}}{\left( \sum_{i=1}^m |RSS_{ai} - RSS_{bi}|^c \right)^{1/c}}, c=1, 2 \quad (5)$$

选取  $k$  个相似度最高的 RP 进行位置估计:

$$p_B = \frac{\sum_{n=1}^k sim(p_{n,rss}, p_{B,rss}) \times p_n}{\sum_{n=1}^k sim(p_{n,rss}, p_{B,rss})} \quad (6)$$

## 2 SVM-MWKNN 算法

位置指纹算法<sup>[19]</sup>分成 2 个阶段:离线阶段和定位阶段。在离线阶段, SVM-MWKNN 算法先对数据库进行分块, 然后使用 SVM 进行训练; 在定位阶段, 先使用 SVM 确定待定位点所属网格, 然后将待定位点的指纹与之前建立的位置指纹库进行特征匹配, 最后估计位置。

### 2.1 预处理阶段

第  $i$  个 RP 点对每个 AP 采集  $p(p>1)$  次, 得到第  $i$  个 RP 的 RSS 信息矩阵:

$$RSS_i = \begin{bmatrix} RSS_{i,1}^1 & RSS_{i,2}^1 & \cdots & RSS_{i,m}^1 \\ RSS_{i,1}^2 & RSS_{i,2}^2 & \cdots & RSS_{i,m}^2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ RSS_{i,1}^p & RSS_{i,2}^p & \cdots & RSS_{i,m}^p \end{bmatrix} \quad (7)$$

在数据采集时, 第  $i$  个 RP 点采集到一个  $m \times p$  维的 RSS 矩阵, 其中,  $m$  为 AP 的个数,  $p$  为对每个 AP 点的采集次数。  $RSS_{i,j}^q$  为第  $i$  个 RP 点在第  $q$  次接收到第  $j$  个 AP 的 RSS 值 ( $1 \leq q \leq p$ )。为减少人为和非人为因素造成的影响, 对采集到的 RSS 信息取平均值:

$$RSS_i = [\bar{RSS}_{i,1} \quad \bar{RSS}_{i,2} \quad \cdots \quad \bar{RSS}_{i,m}] \quad (8)$$

$$\bar{RSS}_{i,j} = \frac{\sum_{q=1}^p RSS_{i,j}^q}{p}, 1 \leq j \leq p \quad (9)$$

利用  $n$  个 RP 点的 RSS 信号特征建立离线数据库如下:

$$\mathbf{RSS}_{\text{map}} = \begin{bmatrix} \mathbf{RSS}_1 \\ \mathbf{RSS}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{RSS}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{RSS}_{11} & \mathbf{RSS}_{12} & \cdots & \mathbf{RSS}_{1m} \\ \mathbf{RSS}_{21} & \mathbf{RSS}_{22} & \cdots & \mathbf{RSS}_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{RSS}_{n1} & \mathbf{RSS}_{n2} & \cdots & \mathbf{RSS}_{nm} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{RSS}_{\text{map}}$  矩阵中每个行向量为一个 RP 点的 RSS 信号特征, 所有 RP 的 RSS 信号组成离线 RSS 指纹特征库。

利用定位区域布局将  $\mathbf{RSS}_{\text{map}}$  分成  $w$  个子区域, 每个子区域的参考点可以表示为  $\mathbf{RSS}_{ai}$ , 即有:

$$\mathbf{RSS}_{\text{map}} = [\mathbf{RSS}_{a1} \ \mathbf{RSS}_{a2} \ \cdots \ \mathbf{RSS}_{aw}] \quad (11)$$

## 2.2 支持向量机的回归算法

设训练样本为  $\{(\mathbf{RSS}_i, d_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ ,  $n$  为训练样本数,  $\mathbf{RSS}_i = [\mathbf{RSS}_{i1} \ \mathbf{RSS}_{i2} \ \cdots \ \mathbf{RSS}_{im}]$  为输出向量,  $d_i = (1, 2, \dots, k)$  为对应的输出。在非线性预测问题中, 需要把原始数据映射到一个新的特征空间, 因此, 引入一个映射函数  $\varphi$ 。此时, 支持向量机的回归函数为:

$$f(\mathbf{RSS}_i) = w \times \varphi(\mathbf{RSS}_i) + b \quad (12)$$

其中,  $w$  为权重值,  $b$  为偏置项。

将目标函数转化为:

$$\begin{aligned} \max &= \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) \cdot d_i - \varepsilon \cdot \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) - \\ &\quad \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i - a_i^*)(a_j - a_j^*) \cdot \\ &\quad k(\varphi(\mathbf{RSS}_i), \varphi(\mathbf{RSS}_j)) \end{aligned} \quad (13)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (a_i - a_i^*) = 0 \\ 0 \leq a_i, a_i^* \leq c \end{cases} \quad (14)$$

求解此二次优化, 得到  $a_i$  和  $a_i^*$ 。

本文选择径向基核函数作为支持向量机的核函数, 即支持向量机的回归函数为:

$$f(\mathbf{RSS}) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) \cdot \exp\left(-\frac{\|\mathbf{RSS}_i - \mathbf{RSS}_j\|^2}{\sigma^2}\right) + b \quad (15)$$

其中,  $\sigma$  为核函数宽度。

## 2.3 定位阶段

在线定位阶段主要通过特征匹配算法进行待定位点的位置估计。传统匹配算法只考虑理想情况, 特征向量整体或局部相似度系数越大时, 2 个位置点越近。然而, 在实际的目标定位环境中, 传统匹配算法的效果并不理想, 原因是复杂的室内环境会影响 2 个位置点的 RSS 向量整体相似度, 导致算法区分度低、定位精度差。本文提出的改进匹配算法为:

$$CS(\mathbf{A}_j, \mathbf{B}) = \frac{\sum_{i=1}^m (\mathbf{RSS}_{ai}^j \times \mathbf{RSS}_{bi})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \mathbf{RSS}_{ai}^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^m \mathbf{RSS}_{bi}^2}} \quad (16)$$

$$t = (1 - CS(\mathbf{A}_j, \mathbf{B}) + 0.01)^{-1} \quad (17)$$

$$\beta = e^t = e^{(1 - CS(\mathbf{A}_j, \mathbf{B}) + 0.01)^{-1}} \quad (18)$$

其中,  $\mathbf{A}_j$  为数据库中第  $j$  个 RP 点接收到的 AP 的信号强度值向量,  $\mathbf{RSS}_{bi}$  为在线待定位点  $\mathbf{B}$  接收到的第  $i$  个 AP 的信号强度值。由于  $CS(\mathbf{A}_j, \mathbf{B})$  的取值范围为  $[-1, 1]$ , 为增加局部相似度对匹配算法的影响, 将式(16)改为如式(17)和式(18)所示,  $t$  越大表明该 RP 点与待定位点局部相似度越高。其中, 0.01 是为避免分母出现 0 而设置的数值。

经过本文改进后, 曼哈顿相似度系数为:

$$D(\mathbf{A}_j, \mathbf{B}) = \sum_{i=1}^m (|\mathbf{RSS}_{ai}^j - \mathbf{RSS}_{bi}|) \quad (19)$$

欧几里得相似度系数为:

$$D^2(\mathbf{A}_j, \mathbf{B}) = \left[ \sum_{i=1}^m (|\mathbf{RSS}_{ai}^j - \mathbf{RSS}_{bi}|^2) \right]^{1/2} \quad (20)$$

为便于应用, 将式(19)和式(20)组合成式(21), 其中,  $c = 1$  时为曼哈顿相似度系数,  $c = 2$  时为欧几里得相似度系数。

$$D^c(\mathbf{A}_j, \mathbf{B}) = \left[ \sum_{i=1}^m (|\mathbf{RSS}_{ai}^j - \mathbf{RSS}_{bi}|^c) \right]^{1/c}, c = 1, 2 \quad (21)$$

此时, 参考节点  $\mathbf{A}_j$  与待定位点  $\mathbf{B}$  的相似度值为:

$$\text{sim}(\mathbf{A}_j, \mathbf{B}) = \frac{\beta}{D^c} = \frac{e^{(1 - CS(\mathbf{A}_j, \mathbf{B}) + 0.01)^{-1}}}{\left[ \sum_{i=1}^m (|\mathbf{RSS}_{ai}^j - \mathbf{RSS}_{bi}|^c) \right]^{1/c}}, c = 1, 2 \quad (22)$$

其中,  $c = 1$  时为曼哈顿-余弦相似度,  $c = 2$  时为欧几里得-余弦相似度。 $\text{sim}(\mathbf{A}_j, \mathbf{B})$  值越大, 说明 2 个节点距离越接近。

运用式(22)计算出待定位点  $\mathbf{B}$  与数据库中所有 RP 点之间的相似度值, 并选择出其中相似度值最大的  $k$  个 RP 点进行位置估计:

$$\mathbf{p}_B = \frac{\sum_{i=1}^k [\text{sim}(\mathbf{A}_i, \mathbf{B}) \times (x_{A_i}, y_{A_i})]}{\sum_{i=1}^k \text{sim}(\mathbf{A}_i, \mathbf{B})} \quad (23)$$

其中,  $(x_{A_i}, y_{A_i})$  为  $\mathbf{A}_i$  的坐标,  $\mathbf{p}_B$  为待定位点  $\mathbf{B}$  的估计坐标。

综上, SVM-MWKNN 室内指纹定位算法流程图如图 1 所示。

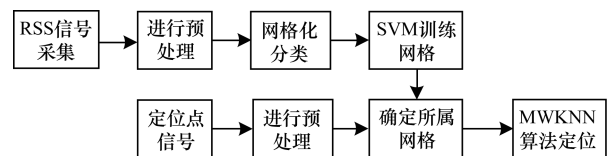


图1 SVM-MWKNN 算法流程

## 3 实验结果与分析

为验证 SVM-MWKNN 算法的可行性, 本文利用 MATLAB 调用 libSVM 工具箱进行仿真分析, 使

用 GA 得到核函数参数、惩罚参数分别为 5.2 和 0.5。本次实验数据来自分布在 6 个 AP、面积为 20 m×15 m 的实验场地,共采集了 100 个测试点的 RSS 数据组和其对应的真实位置坐标。在仿真中,选取 25 个测试点数据作为测试数据,其余 75 个测试点数据作为指纹数据库。与本文算法进行对比的是 4 个最近邻算法:KNN 算法,WKNN 算法,MWKNN 算法,SVM-KNN 算法。这 4 个算法的主要区别是它们使用了不同的相似度特征来判断定位点与待定位点的相似程度。实验结果如图 2~图 6 及表 1 所示。(数据来源于 <http://download.csdn.net/download/jiang qideng/8753891>)

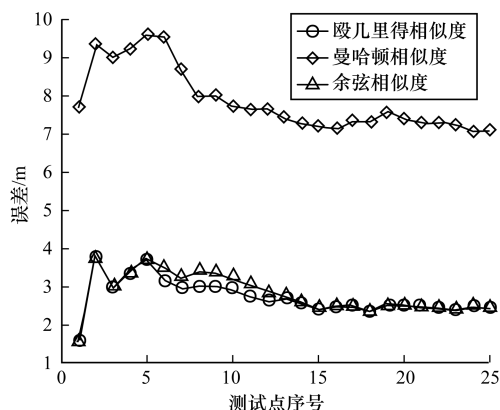


图 2 KNN 算法误差分布

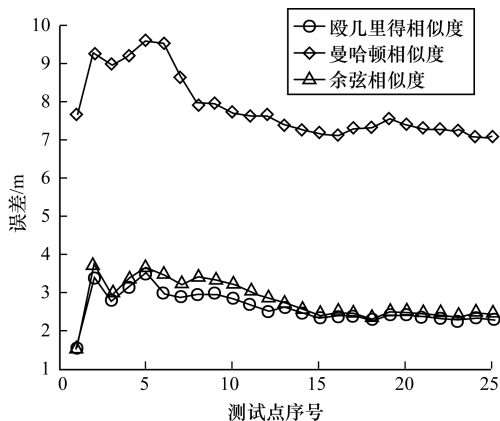


图 3 WKNN 算法误差分布

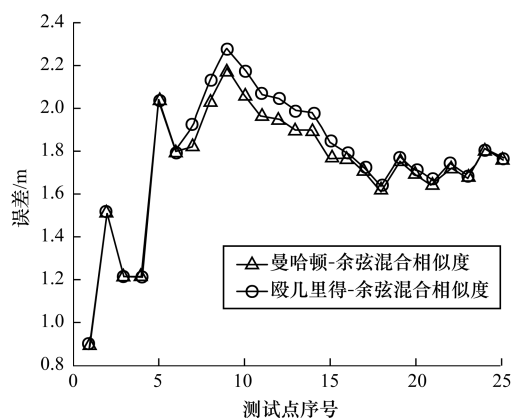


图 4 MWKNN 算法误差分布

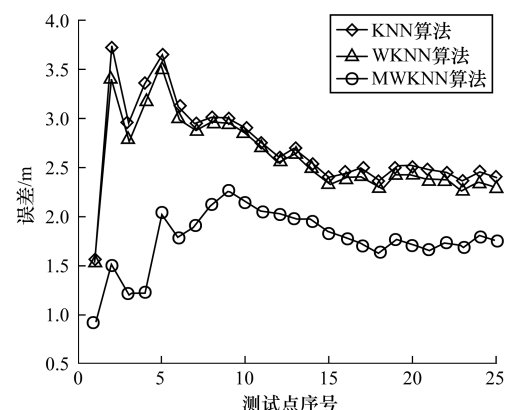


图 5 KNN、WKNN、MWKNN 误差分布对比

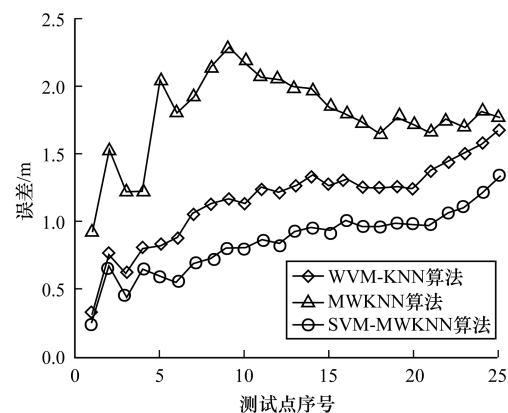


图 6 SVM-KNN、MWKNN、SVM-MWKNN 误差分布对比

表 1 不同  $k$  值下 3 种算法的平均误差比较

算法	$k$	第 1~第 5 个 测试点	第 6~第 10 个 测试点	第 11~第 15 个 测试点	第 16~第 20 个 测试点	第 21~第 25 个 测试点	第 1~第 25 个 测试点
KNN 算法	3	3.673 6	2.168 6	1.375 6	2.872 7	1.933 8	2.404 8
	4	3.286 3	2.593 5	1.435 6	2.892 9	1.856 9	2.413 1
	5	3.060 2	2.012 1	1.465 6	2.989 8	2.010 3	2.507 6
WKNN 算法	3	3.533 2	2.200 8	1.277 7	2.735 7	1.767 0	2.302 9
	4	3.217 1	2.506 0	1.253 2	2.765 4	1.717 6	2.291 9
	5	3.052 2	2.860 3	1.177 5	2.848 8	1.877 4	2.363 2
MWKNN 算法	3	2.031 9	2.303 1	1.182 9	1.327 6	1.977 0	1.764 5
	4	2.032 1	2.304 3	1.182 4	1.327 6	1.960 1	1.761 3
	5	2.032 1	2.304 6	1.182 5	1.327 6	1.960 6	1.761 5

图2所示为KNN算法使用不同相似度系数得到的平均误差分布情况,其中,对每个相似度匹配系数选用相同的 $k$ 值。从图2中可以看出,使用欧几里得相似度系数和余弦相似度系数得到的平均定位误差比较接近,而使用曼哈顿相似度系数得到的平均定位误差较大。在第5个~第12个测试点中,使用欧几里得相似度系数得到的平均误差最小。原因是欧几里得相似度系数相比余弦相似度系数的取值范围大,其区分度较高。在表1中,KNN算法使用欧几里得作为相似度系数,在 $k$ 取不同值时,得到的局部平均误差和全局平均误差相差不大,但是 $k=3$ 时计算量最小。因此,在图2中,KNN算法使用 $k=3$ 和欧几里得相似度系数时,能取得较高的匹配精度。

图3所示为WKNN算法使用不同相似度系数得到的平均误差分布情况,其中,对每个相似度匹配系数选用相同的 $k$ 值。从图3中可以看出,使用欧几里得相似度系数时,WKNN算法的平均误差相对较小,而使用曼哈顿相似度系数时,平均误差相对较大。原因是欧几里得相似度系数取值范围比曼哈顿相似度系数大,由欧几里得相似度系数得到的平均误差较小。在表1中,WKNN算法使用欧几里得相似度系数, $k=4$ 时计算量最小,但是考虑定位精度和定位时间的平衡,最终选择 $k=3$ 。因此,在图3中,WKNN算法使用 $k=3$ 和欧几里得相似度系数时,具有较高的匹配效果。

图4所示为MWKNN算法使用欧几里得-余弦混合相似度系数和曼哈顿-余弦混合相似度系数时的平均误差分布情况,其中,对每个相似度匹配系数选用相同的 $k(k=3)$ 值。从图4中可以看出,在整个误差分布中,使用曼哈顿-余弦相似度系数得到的平均误差相对较小,其定位精度高于欧几里得-余弦混合相似度。原因是余弦相似度系数与曼哈顿相似度系数的比值相对较大,导致曼哈顿-余弦相似度系数区分度较大。在表1中,MWKNN算法使用曼哈顿-余弦混合相似度系数,在 $k=4$ 时计算量最小,但是综合考虑定位时间和定位精度,最终选择 $k=3$ 。因此,MWKNN算法使用 $k=3$ 和曼哈顿-余弦混合相似度系数时,具有较高的匹配效果。

图5所示为使用KNN算法、WKNN算法和MWKNN算法时的平均定位误差分布图。其中,KNN算法和WKNN算法使用欧几里得相似度系数,MWKNN算法使用曼哈顿-余弦相似度系数。从图5中可以看出,本文提出的改进匹配算法由于综合考虑了整体和局部相似度系数,在不同的位置均具有较高的区分度,使得MWKNN算法具有较高的匹配精度和较小的定位误差。

图6所示为使用SVM-KNN算法、MWKNN算法和SVM-MWKNN算法时的定位误差分布对比。从图6中可以看出,SVM-KNN算法和SVM-MWKNN算法的定位精度比MWKNN算法高,平均定位误差降低了20%,该结果说明增加的网格法能够缩小定位区域、提高定位精度。此外,相比SVM-KNN算法,本文SVM-MWKNN算法的定位精度较高,原因是在定位阶段,SVM-MWKNN算法使用融合了整体相似度和局部相似度特征的新匹配算法,解决了仅考虑整体或局部相似度时的局限性问题,提高了数据的利用率。

#### 4 结束语

针对已有指纹定位算法对数据利用率较低的问题,本文提出基于支持向量机的混合相似度室内指纹定位算法。该算法使用网格法有效减少了匹配范围,缩短了匹配时间,使用MWKNN算法提高了数据利用率。今后将引入AP选择方法,以进一步减少算法匹配时间。

#### 参考文献

- [1] RYCROFT M J. Understanding GPS: principles and applications[J]. Artech House Mobile Communications, 2005, 59(5): 598-599.
- [2] 肖国锐,隋立芬,刘长建,等.北斗导航定位系统单点定位中的一种定权方法[J].测绘学报,2014,43(9): 902-907.
- [3] RIDA M E, LIU F, MERABETE J E, et al. Hybrid indoor location system (HILS) [C]//Proceedings of International Conference on Computer, Communications, and Control Technology. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 137-141.
- [4] ATIA M M, NOURELDIN A. Dynamic online-calibrated radio maps for indoor positioning in wireless local area networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013, 12(9): 1774-1787.
- [5] LAITINEN E, LOHAN E S. On the choice of access point selection criterion and other position estimation characteristics for WLAN-based indoor positioning[J]. Sensors, 2016, 16(5): 737-751.
- [6] XIONG Z, SONG Z, SCALERA A, et al. Hybrid WSN and RFID indoor positioning and tracking system[J]. EURASIP Journal on Embedded Systems, 2013(6): 1-15.
- [7] BOAVENTURA A S, CARVALHO N B. A low-power wakeup radio for application in WSN-based indoor location systems[J]. International Journal of Wireless Information Networks, 2013, 20(1): 67-73.
- [8] GENG Y, HE J, PAHLAVAN K. Modeling the effect of human body on TOA based indoor human tracking[J]. International Journal of Wireless Information Networks, 2013, 20(4): 306-317.

(下转第120页)

- [3] 杨 铮, 吴陈沐, 刘云浩. 位置计算: 无线网络定位与可定位性[M]. 北京: 清华大学出版社, 2014.
- [4] QIAN Kun, WU Chenshu, YANG Zheng, et al. Decimeter level passive tracking with WiFi[C]//Proceedings of the 3rd Workshop on Hot Topics in Wireless. New York, USA: ACM Press, 2016: 44-48.
- [5] 彭玉旭, 杨艳红. 一种基于 RSSI 的贝叶斯室内定位算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(10): 237-240.
- [6] 王 琦. 基于 RSSI 测距的室内定位技术[J]. 电子科技, 2012, 25(6): 64-66.
- [7] 石 欣, 印爱民, 陈 曦. 基于 RSSI 的多维标度室内定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(2): 261-268.
- [8] 张 勇, 黄 杰, 徐科宇. 基于 PCA-LSSVR 算法的 WLAN 室内定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(2): 408-414.
- [9] WANG Xuyu, GAO Lingjun, MAO Shiwen, et al. CSI-based fingerprinting for indoor localization: a deep learning approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(1): 763-776.
- [10] XIAO Jiang, WU Kaishun, YI Youwen, et al. FIFS: fine-grained indoor fingerprinting system[C]//Proceedings of International Conference on Computer Communications and Networks. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012: 1-7.
- [11] WU Zhefu, XU Qiang, LI Jianan, et al. Passive indoor localization based on CSI and naive bayes classification[EB/OL]. [2017-04-27]. <http://xuanqi-net.com/Papers/SMC2017.pdf>.
- [12] 吴哲夫, 周 言. 基于信道状态信息的无源被动定位[J]. 传感技术学报, 2015(5): 677-683.
- [13] SHI Shuyu, SIGG S, JI Yusheng. Probabilistic fingerprinting based passive device-free localization from channel state information[C]//Proceedings of the 83rd Vehicular Technology Conference. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016: 1-5.
- [14] YANG Zheng, ZHOU Zimu, LIU Yunhao. From RSSI to CSI: indoor localization via channel response[J]. ACM Computing Surveys, 2013, 46(2): 1-32.
- [15] XIAO Jiang, WU Kaishun, YI Youwen, et al. Pilot: passive device-free indoor localization using channel state information[C]//Proceedings of the 33rd International Conference on Distributed Computing Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 236-245.
- [16] FANG S H, LIN T. Principal component localization in indoor WLAN environments[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012, 11(1): 100-110.
- [17] LUO X, O' BRIEN W J, JULIEN C L. Comparative evaluation of received signal-strength index based indoor localization techniques for construction jobsites[J]. Advanced Engineering Informatics, 2011, 25(2): 355-363.
- [18] KOTSIANTIS S B. Supervised machine learning: a review of classification techniques[J]. Informatica, 2007, 31(3): 249-268.
- [19] WANG Xuyu, GAO Lingjun, MAO Shiwen. BiLoc: bi-modal deep learning for indoor localization with commodity 5 GHz WiFi[J]. IEEE Access, 2017, 5: 4209-4220.

编辑 顾逸斐

(上接第 113 页)

- [9] DO T H, YOO M. TDOA-based indoor positioning using visible light[J]. Photonic Network Communications, 2014, 27(2): 80-88.
- [10] SU S, ZHAO F, JIA H W. Improved indoor ultrasonic positioning for smartphones using TDOA[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 614: 484-489.
- [11] ALLEGRETTI M, BERTOLDO S. The study on using passive RFID tags for indoor positioning[J]. Wireless Sensor Network, 2015, 7(2): 13-19.
- [12] 苏 松, 胡引翠, 卢光耀, 等. 低功耗蓝牙手机终端室内定位方法[J]. 测绘通报, 2015(12): 81-84.
- [13] 刘 磊, 张建军, 陆 阳, 等. 仅依赖连通度的压缩感知多目标定位方法[J]. 通信学报, 2016, 37(5): 152-164.
- [14] SHARMA C, WONGY F, SOH W S, et al. Access point placement for fingerprint-based localization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Communication Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 238-243.
- [15] RUDLAND P A, MAY P S. Location detection system and method with fingerprinting[J]. Plant Molecular Biology, 2016, 22(5): 861-872.
- [16] HE S, CHAN S H G. Sectjunction: Wi-Fi indoor localization based on junction of signal sectors[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Communications. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 2605-2610.
- [17] GHOLLOBI A, STAVROU S. RSS based localization using a new WKNN approach[C]//Proceedings of International Conference on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 27-30.
- [18] 唐承佩, 张 明, 李海良, 等. 一种基于 SVM-KNN 的室内定位方法: CN104619014A[P]. 2015-05-13.
- [19] XING Y L, KE H, MIN Y. Research on improvement to WiFi fingerprint location algorithm[C]//Proceedings of International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 648-652.

编辑 吴云芳