

# 基于最邻近相关系数的指纹室内定位新算法

杨军华, 李勇, 程伟

(西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710129)

**摘要:**室内定位技术可提供准确的位置信息的服务,因而在多种领域中得到广泛应用。在 Wi-Fi 网络环境下,相关系数法和 KNN 算法是基于指纹数据库的 2 种常用定位算法,但两者的定位精度都十分有限,不能满足室内精确定位的要求。为此提出一种最邻近相关系数算法,该算法结合了均值的相关系数与 KNN 算法,在一定的室内环境下共同发挥了两者的定位优势,并且较好解决了斯皮尔曼等级相关系数和皮尔逊相关系数的异值点问题。在实际物理空间建立起指纹数据库,选择多个测试点对新算法进行了性能测试,测试结果表明,文中提出的最邻近相关系数法在定位精度上有所提升,分别比相关系数法和 KNN 法的定位精度提升了 38.86% 和 23.35%,同时在数据运算量上并没有增加,可以在室内定位中广泛运用。

**关键词:**室内定位;最邻近相关系数;指纹数据库;KNN;Wi-Fi

**中图分类号:** TN911.7

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-2758(2017)04-0676-07

随着对位置服务的需要,基于个人或是物体的定位技术不断涌现,GNSS(global navigation satellite system)在室外已经可以较为精确地解决这个问题,例如 GPS(global positioning system)、北斗导航系统和伽利略(Galileo)定位系统等。而在人们活动时间更为长久的室内环境中,GNSS 信号却受到建筑物等影响,定位精度被大大削弱,因此适合室内定位的技术急需得到认识与发展。

最近几年,基于无线电的定位技术得到很大发展,提出了 3 种常见的位置估计方法:三边测量法、三角测量法和指纹定位法。三边测量法根据三角形的几何原理实现定位,对于一个目标,至少需要 3 个访问接入点(APs)来实现三边定位<sup>[1]</sup>;三角定位法需要待定位节点和 2 个 APs,根据三者之间的角度大小来实现定位<sup>[2]</sup>;指纹定位是建立一个射频指纹数据库,这个数据库包含定位参考点(RPs)在某位置接收到的来自所有 APs 的  $R_{\text{SSI}}$  信息,在需要定位时,测量待定位节点对于 APs 的  $R_{\text{SSI}}$  信息之后,与之前存储数据进行拟合判断来估计待测量节点位置。由于固有的简便方式和较低的发射接收成本,以  $R_{\text{SSI}}$  为核心的指纹室内定位方法被更广泛运

用<sup>[3-4]</sup>。一般来说, $R_{\text{SSI}}$  随着距离增加而减小,在一个充满隔墙、家居和人类的建筑室内,当 2 个节点间没有障碍物并且距离最短时, $R_{\text{SSI}}$  达到最大值。 $R_{\text{SSI}}$  可以适用于很多短距离通信系统,例如无线局域网技术(WLAN)<sup>[5-6]</sup>,蓝牙技术(blueetooth)<sup>[7]</sup>,超宽带技术(UWB)<sup>[8]</sup>和无线传感器网络(WSN)<sup>[9]</sup>等。因为在目前的室内环境下,大部分已经存在 Wi-Fi 信号,不需要再额外的建设硬件网络,就可以提供最大的局域覆盖,因此 Wi-Fi 在配合  $R_{\text{SSI}}$  方法上有着突出优势。

不同于其他定位方法,指纹定位法不需要实时测量复杂环境下的传播信号,在提前测量好的信道模型下,通过 Wi-Fi 覆盖的  $R_{\text{SSI}}$  匹配来实现定位,整个定位过程分为在线阶段与离线阶段 2 个阶段。离线阶段中,需要相应的匹配算法来进行支持,例如最临近算法(K-nearest neighbor, KNN)和相关系数法<sup>[10]</sup>等。本文中,我们在基于相关系数的匹配算法基础上,添加最邻近算法来完成定位,并与只采用相关系数算法,或者只采用 KNN 算法的定位结果进行对比,验证了所改进算法的可靠性与准确性。

## 1 算法描述

### 1.1 基于 Wi-Fi 的指纹定位法

通过  $R_{\text{SSI}}$  匹配来实现室内定位的方法,可以在复杂多变的室内环境下实现较为准确的定位结果,其主要流程如图 1 所示。



图 1 指纹匹配室内定位流程

从图 1 可以看到,指纹定位法可分为 6 个步骤,而前 3 步通常被称为“离线”阶段,后 3 步则被称为“在线”阶段。

### 1.2 最近邻的相关系数算法

相关系数可以用来反映变量之间相关关系密切程度,2 个变量  $X$  和  $Y$  的总体线性相关系数公式为<sup>[11]</sup>

$$\rho = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{Var}(X) \text{Var}(Y)}} \quad (1)$$

式中,  $\text{Var}(X)$  和  $\text{Var}(Y)$  表示  $X$  和  $Y$  的方差,  $\text{Cov}(X, Y)$  表示  $X$  与  $Y$  的协方差,皮尔逊相关系数是在协方差的基础上除以 2 个标准差之积得出的,表达式为

$$\rho_{X, Y} = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X_i - \bar{X})^2 (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (2)$$

$\rho_{X, Y}$  的取值在  $-1$  和  $+1$  之间,  $|\rho_{X, Y}|$  越大表示  $X$  与  $Y$  的相关性越强,根据这一点,我们可以用来判断待定位目标与不同参考目标之间信号强度的相关性,再通过已知的参考节点坐标,来确定待定位目标的位置。

在要建立指纹模型时,指纹数据库定义为  $(x, y, \mathbf{R})$ ,其中  $(x, y)$  是指纹的空间坐标; $\mathbf{R}$  是参考指纹;定义  $N_{\text{FP}}$  是指纹库中所有指纹参考点的个数,  $N_{\text{FP}} = x \times y$ ,  $\mathbf{R}$  由  $N_{\text{AP}} \times 2$  的矩阵构成,  $N_{\text{AP}}$  是所有参考节点 APs 的个数,在坐标  $(x, y)$  上  $\mathbf{R}$  定义为

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} ID_{x, y, 1} & \mathbf{R}_{x, y, 1} \\ \vdots & \vdots \\ ID_{x, y, N_{\text{AP}}} & \mathbf{R}_{x, y, N_{\text{AP}}} \end{bmatrix} \quad (3)$$

公式(3)的第 1 列表示待定位空间内所有 AP 的 MAC 地址 ID,第 2 列表示在  $(x, y)$  指纹参考点从 APs 所接收的  $N_{\text{AP}}$  个  $R_{\text{SSI}}$  值,按照 AP 的 MAC 地址对应排列,检测不到的 APs 设为  $-100$  dBm。在定位过程中,目标指纹也是用一个  $N_{\text{AP}} \times 2$  矩阵来表示

$$\mathbf{R}' = \begin{bmatrix} ID_1 & R_1 \\ \vdots & \vdots \\ ID_{N_{\text{AP}}} & R_{N_{\text{AP}}} \end{bmatrix} \quad (4)$$

公式(4)的表达方式与公式(3)类似,便于目标指纹与参考指纹后续的匹配处理。

得到了参考指纹和目标指纹的模型后,我们就可以采用矢量匹配法来确定两者的相关性,本设计中采用的是皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficient)和斯皮尔曼等级相关系数(Spearman rank correlation coefficient)。皮尔逊相关系数由  $\rho$  表示,  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{R}'$  的相关性可以使用单调函数来描述,它们取值的 2 个集合中均不存在相同的 2 个元素,因此皮尔逊相关系数可以用来估计矩阵  $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{R}'$  之间的相关性,在坐标  $(x, y)$  上,参考指纹和目标指纹的皮尔逊相关系数可以表示为

$$\rho_{\mathbf{R}, \mathbf{R}'}^p = \frac{\sum_{n=1}^{N_{\text{AP}}} [(R(n, 2) - \bar{R})(R'(n, 2) - \bar{R}')] }{\sqrt{\sum_{n=1}^{N_{\text{AP}}} [(R(n, 2) - \bar{R})^2 (R'(n, 2) - \bar{R}')^2]}} \quad (5)$$

式中,  $\bar{R}$  和  $\bar{R}'$  为

$$\bar{R} = \frac{1}{N_{\text{AP}}} \sum_{n=1}^{N_{\text{AP}}} R(n, 2) \quad (6)$$

$$\bar{R}' = \frac{1}{N_{\text{AP}}} \sum_{n=1}^{N_{\text{AP}}} R'(n, 2) \quad (7)$$

为了保证定位的精确性,在皮尔逊相关系数的基础上,结合斯皮尔曼等级相关系数来完成相关性的计算,斯皮尔曼等级相关系数由  $\rho^s$  表示,将  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{R}'$  第 2 列的  $R_{\text{SSI}}$  值做差值可以得到一个排行差分集合  $\mathbf{d}$ ,即

$$\mathbf{d}_n = \mathbf{R}(n, 2) - \mathbf{R}'(n, 2) \quad (8)$$

式中,  $n \in [1, N_{\text{AP}}]$ 。在坐标  $(x, y)$  上,参考指纹和目标指纹的斯皮尔曼等级相关系数可以表示为

$$\rho_{R,R'}^S = 1 - \frac{6 \sum_{n=1}^{N_{AP}} d_n^2}{N_{AP}(N_{AP}^2 - 1)} \quad (9)$$

在  $R$  或者  $R'$  各自元素不同时,  $\rho_{R,R'}^P$  和  $\rho_{R,R'}^S$  是相等的, 但当皮尔逊相关系数和斯皮尔曼等级相关系数的各自  $R_{SSi}$  值有相同的情况时,  $\rho_{R,R'}^P$  和  $\rho_{R,R'}^S$  的大小会有偏差, 因此在采用基于上述 2 种统计相关系数中的一种算法进行室内定位时, 会存在误差, 本文的均值相关系数方法, 结合 2 种算法值进行误差消除, 均值相关系数的获得方法为

$$\rho_{R,R'} = \frac{\rho_{R,R'}^P + \rho_{R,R'}^S}{2} \quad (10)$$

在得到待定位目标与所有参考点的  $N_{FP}$  个  $\rho_{R,R'}$  的值以后, 选择  $L$  个最大的值作为对应的参考点, 将这  $L$  个参考点围成的区域作为定位区域  $E_L$ , 计算  $E_L$  平均坐标值作为待定位目标的位置

$$(x, y) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (x_i, y_i) \quad (11)$$

计算实时测量的  $R_{SSi}$  样本与指纹数据库中各个指纹对应的  $R_{SSi}$  值之间的欧式距离<sup>[12]</sup>:

$$D_i = \left[ \sum_{j=1}^{N_{AP}} |r_{ssij} - R_{SSi,j}|^2 \right]^{1/2}, i = 1, 2, \dots, N_{FP} \quad (12)$$

式中,  $N_{AP}$  和  $N_{FP}$  分别表示指纹系统中所布置的 AP 的数量和参考点的数量;  $(r_{ss1}, r_{ss2}, \dots, r_{ssN_{AP}})$  表示在线测量的来自  $N_{AP}$  个 AP 的  $R_{SSi}$  均值样本;  $(R_{SSi,1}, R_{SSi,2}, \dots, R_{SSi,N_{AP}})$  表示位置指纹中第  $i$  个参考点的  $R_{SSi}$  均值样本, 计算  $E_k$  平均坐标值作为待定位目标的位置

$$(x, y)_k = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (x_i, y_i) \quad (13)$$

在获得了相关系数法和 KNN 算法得到待定位目标区域后, 结合以上 2 种方法, 取 2 者的交集作为最终定位区域, 这样从而实现了一种最近邻的相关系数算法

$$E_{LK} = E_L \cap E_K \quad (14)$$

式中,  $E_{LK}$  就是最后的定位目标区域,  $LK$  是此区域所包含的参考点个数, 则最终的定位目标位置为

$$(x, y)_{LK} = \frac{1}{LK} \sum_{i=1}^{LK} (x_i, y_i) \quad (15)$$

## 2 指纹数据库的建立

验证实验是在西北工业大学长安校区进行的, 测试楼层位于电子信息学院 4 层的副楼, 整个平面布局如图 2 所示, 黑色圆点所示即为 6 个 APs, 主要测试房间 404, 刚好在 APs 的环绕下, 能较好实现数据采集。

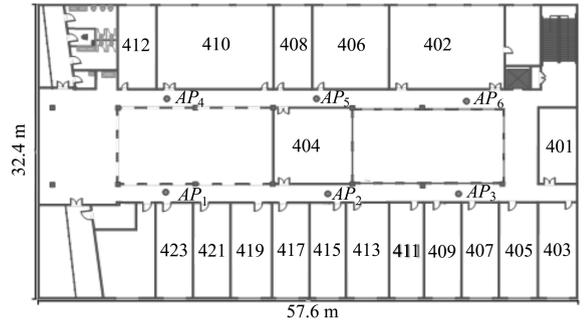


图 2 测试楼层平面及 AP 的分布

测试所需的每个 AP 型号相同, 都是 H3C 公司的 EWP-WA2620i-AGN 无线 AP, 其支持 802.11a/n 和 802.11b/g/n 双频段工作模式, 最大发射功率为 20 dBm。待定位节点用雷神 G150T 笔记本电脑来收集  $R_{SSi}$ , 它内置支持 802.11ac/a/b/g/n 无线协议的无线网卡, 在 G150T 上使用软件 Acrylic Wi-Fi Home V3.0, 来扫描捕获可接受范围内的 AP 信息。在实际的指纹数据库建立过程中, 不是每一个 AP 的信号都可以覆盖每一个数据采集点, 在某一数据采集点的某个  $R_{SSi}$  值可能检测不到, 因此采用 (16) 式的方法来进行数据采集

$$R_{SSi} = \begin{cases} \bar{R}_{SSi} & R_{SSi} \geq 90 \text{ dBm} \\ -100 \text{ dBm} & R_{SSi} \leq -90 \text{ dBm} \end{cases} \quad (16)$$

式中

$$\bar{R}_{SSi} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n R_{SSi,j} \quad (17)$$

$\bar{R}_{SSi}$  是一段时间内某一点  $R_{SSi}$  的均值, 由于室内环境的易变性很强,  $R_{SSi}$  值可能会在某个时刻变得很大或是很小, 可以用箱线图 (box-and-whisker) 来表现这些异常点, 若是对每个 AP 只进行少量采样 (11 次), 则从图 3 中看到  $R_{SSi}$  的值在一定范围内浮动, 最大的浮动范围超过 10 dBm, 因此采集参考点的  $R_{SSi}$  值的采集次数不能太少, 可以采用一段时

间内连续采集再取平均值的方法来解决这个问题。

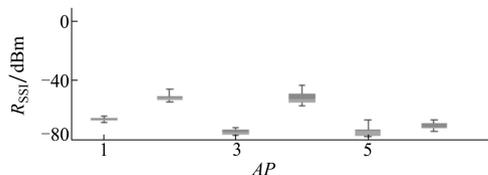
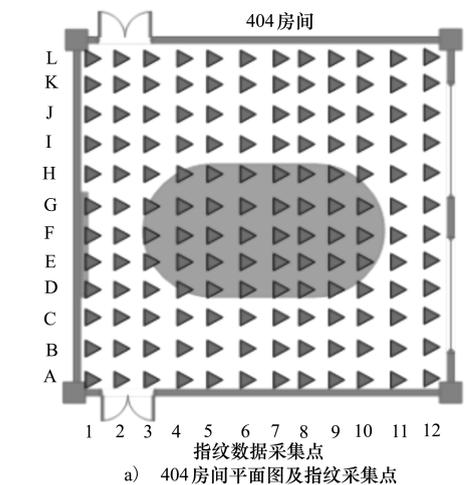
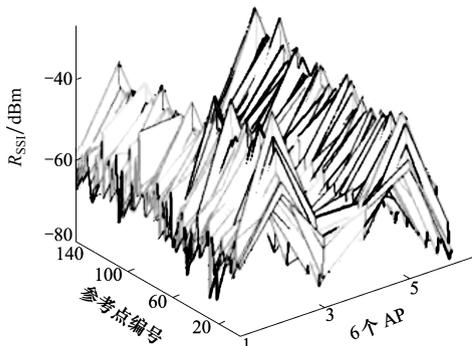


图 3 在一个固定地点对 6 个 APs 所获取的多次  $R_{SSI}$  值的箱线图

测试房间 404 是一个 8.4 m×8.4 m 的正方形区域,留出靠近墙壁的边沿区域,将内部划分为 12×12 的 144 个格点,每个格点之间的距离为 0.6m,笔记本电脑被放在一个有轮小车上,在房间内平滑移动,测试收集一系列参考指纹信息,主要包括位置坐标信息和从各个 APs 获得  $R_{SSI}$  值,软件设定每秒采集 1 次,我们在每点指纹采集 60 s,房间内每个指纹数据的分布如图 4a) 所示。在 144 个位置格点中,将 A1 编为 1 号指纹,以此类推 L12 为 144 号指纹,每个格点有 6 个不同 APs 的  $R_{SSI}$  均值,可以得到如图 4b) 所示的指纹数据库三维图形。



a) 404 房间平面图及指纹采集点



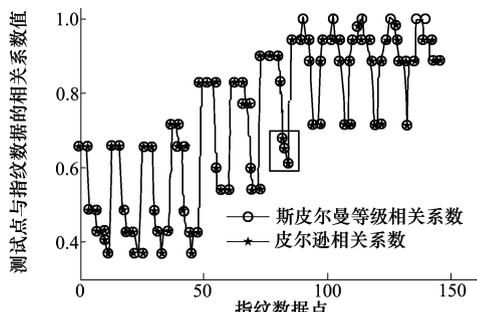
b) 404 房间内 144 个位置 \*6 个 APs 平的指纹数据三维展示

图 4 指纹数据库的建立

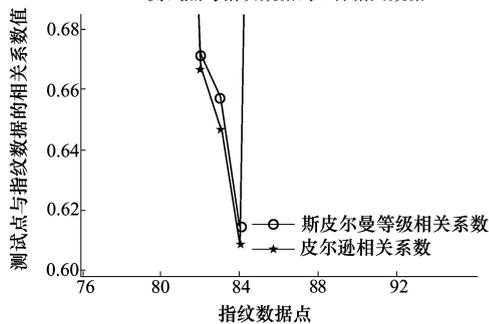
### 3 仿真和结果

#### 3.1 均值相关系数的获得

在数据采集完成后,我们在 404 房间选定了 4 个测试节点 (test point, TP), 分别为 C4、C10、J4 和 J10, 每个测试点的数据采集与指纹数据库参考点的采集过程一致,在进行最邻近算法与相关系数算法结合实现定位之前,我们首先验证皮尔逊和斯皮尔曼等级相关系数不相等问题的出现,并消除  $\rho_{x,y}^P$  和  $\rho_{x,y}^S$  在误差点对定位精度的影响,



a) 测试点与指纹数据的 2 种相关数据



b) 2 种相关系数的差异点

图 5 相关系数  $\rho_{x,y}^P$  和  $\rho_{x,y}^S$  的差异点

在指纹数据库中,我们寻找到 J5 点,其指纹数据为  $[-63.4 \quad -46.2 \quad -67.8 \quad -54.2 \quad -36.8 \quad -63.4]$ ,单位是 dBm,6 个数据依次对应 6 个 APs,其中第 1 个 AP 与第 6 个 AP 的  $R_{SSI}$  值相等,从而满足 (11) 式的条件,  $\rho_{x,y}^P$  和  $\rho_{x,y}^S$  的值不再相等,如图 5 所示,将图 5a) 中的黑色方框中相异点局部放大后可以得到图 5b) 的结果,斯皮尔曼等级相关系数与皮尔逊相关系数明显不再相等,针对这一问题,我们取两者的均值,得到一个统一标准的结果,如图 6 所示,从而弥补了  $\rho_{x,y}^P$  和  $\rho_{x,y}^S$  的差异带来的定位误差的影响。

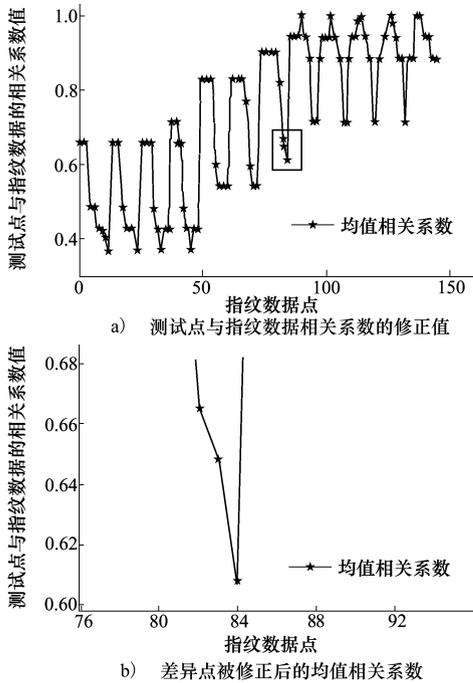


图 6 修正过后的均值相关系数

### 3.2 定位测试点的仿真

在 404 房间我们选取的 4 个 TP<sub>s</sub>, 具体位置如图 7 所示, 获得其  $R_{SS1}$  值时与建立指纹数据库的方法一致, 其  $R_{SS1}$  值如表 1 所示:

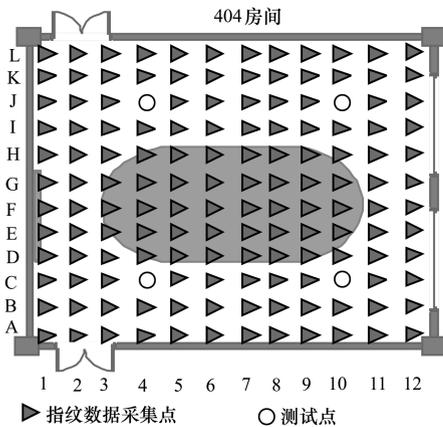


图 7 测试点在 404 房间位置

表 1 4 个测试点的  $R_{SS1}$  值

TP	$R_{SS1}/(-dBm)$					
C4	60.5	45.8	66.4	64	52.8	73.6
C10	68.6	42.5	61.9	70.5	50.7	67.7
J4	64.4	49.8	71.2	55.2	40.2	66.6
J10	70	45	62	62	39.2	57.8

获取 TP 的  $R_{SS1}$  值后, 首先与指纹数据进行均值相关系数的计算, 然后 TP 再与指纹数据进行 KNN 算法的比较, TP1 的 2 个计算仿真结果如图 8 所示。

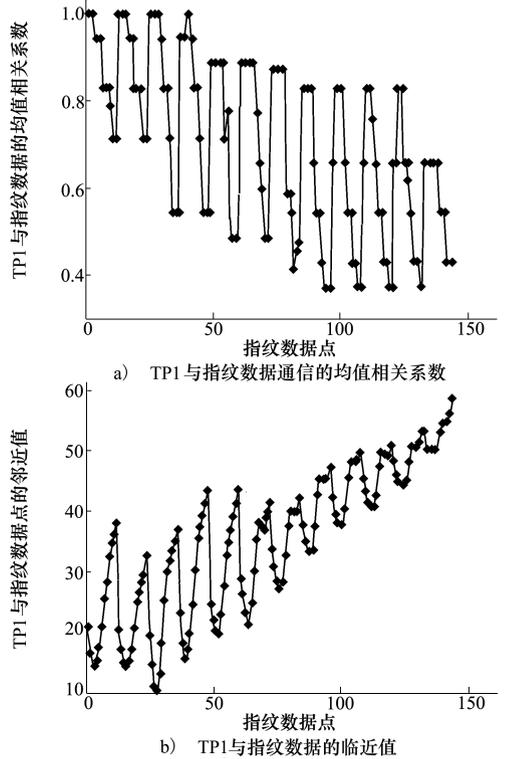


图 8 TP1 与指纹数据库进行对比

为了确保计算的定位区域包含待定位测试点, 在选取相关系数最大值的点的个数、KNN 中  $K$  值时, 我们将其控制在 10 个以上, 并且每个测试点采集  $R_{SS1}$  值 3 次进行均值, 既避免了某一次采集数据的突变, 也避免了过度采集带来的测试点  $R_{SS1}$  均值与指纹库数据一致的情况。选取包含均值相关系数最大区域  $E_L$  (TP1), 测试点与指纹参考点最邻近的区域  $E_K$  (TP1), 在 404 房间内如图 9a) 和图 9b) 所示, 图 9c) 则显示了本文所提算法的定位区域。

中心到达 C4 的距离为 35.36 cm, 从 TP1 测试点上看, 本文所研究的算法相比于单独使用相关系数法, 或是 KNN 法, 在定位精度上都有所提升。

另外 3 个测试点 TP2、TP3 和 TP4 的定位区域可以得到与 TP1 相同的结果。图 10 显示了采用最邻近相关系数法, 与另外的 2 种方法相比, 每一个测试点在定位精度上的改变, 其所形成的误差曲线明显在另外两者之下, 定位误差数值减小。

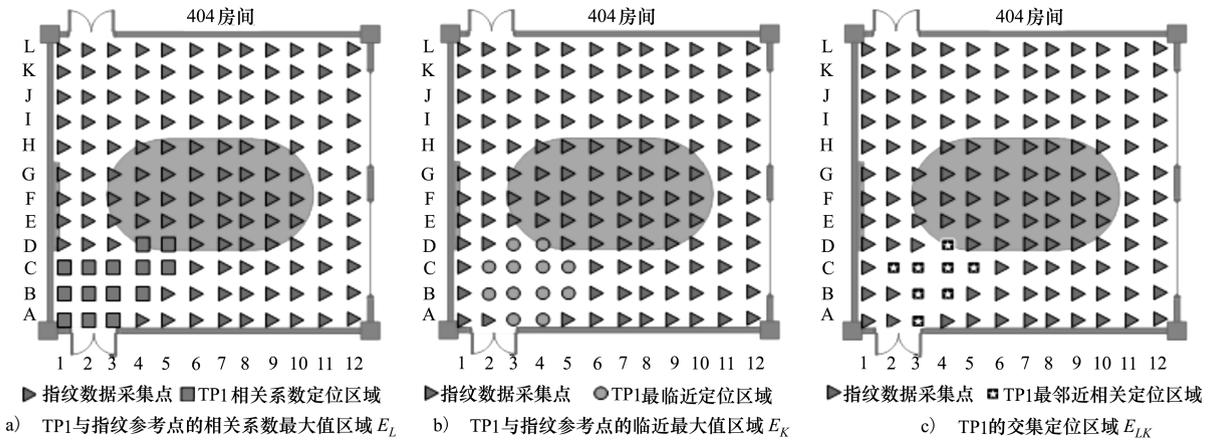


图 9 3 种算法的定位区域对比

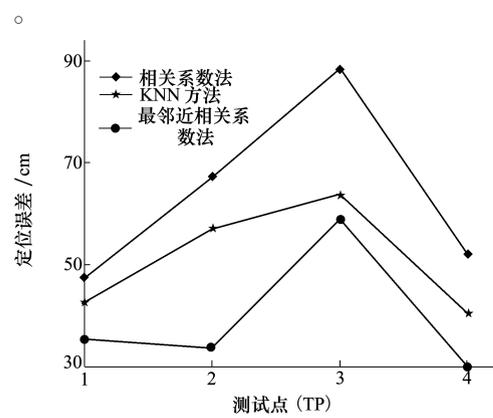


图 10 定位误差的比较

表 2 详细列出了 3 种定位方法在定位误差上的比较,从平均值而言,本文提出的最邻近相关系数定位误差为 39 cm,分别比相关系数法和 KNN 法的定

表 2 3 种方法定位误差值(单位:cm)

测试点	相关系数	KNN	最邻近相关系数法
TP <sub>1</sub>	47.43	42.43	35.36
TP <sub>2</sub>	67.08	57.01	33.54
TP <sub>3</sub>	88.58	63.64	59.1
TP <sub>4</sub>	52.07	40.44	30

位精度提升了 38.86% 和 23.35%,证明了本方法在室内定位上的优越性,同时此算法只是取相关系数法和 KNN 法交集点,在数据量运算上并没有增加额外的算法,因此在不增加其他定位装置的前提下,可以广泛运用于室内定位中。

## 4 结 论

复杂条件下的室内定位越来越受到大家的关注,不仅因为基于位置服务的需求在增加,而研究人员面对定位技术的创新与融合的挑战也是原因之一,本文融合了斯皮尔曼等级相关系数和皮尔逊相关系数,并结合 KNN 算法,生成一种最邻近的相关系数法,实现了定位精度的提升。整个设计是在基于  $R_{ss1}$  值的指纹定位基础上展开的,我们在具体的测试房间,收集了指纹数据,建立起了指纹数据库,之后在此房间内选择了 4 个点进行测试,并分别采用了 3 种方法完成了测试点位置的定位,经过定位误差的比较,证明了最邻近相关系数法在提升定位精度上发挥的作用,并且没有增加相应的运算量。在下一步的研究中,我们将会针对不同的房间、更加复杂的室内环境下进行测试比较,并对所提方法进行优化,以获得适应性更强的定位方法。

## 参考文献:

[1] Juan Pomárico-Franquiz, Sanowar H Khan, Yuriy S Shmaliy. Combined Extended FIR/Kalman Filtering for Indoor Robot Localization via Triangulation[J]. Measurement, 2014, 50: 236-243

- [2] Spirito M A. On the Accuracy of Cellular Mobile Station Location Estimation[J]. IEEE Trans on Veh Tech, 2001, 50(3): 674-685
- [3] Gonzalez M A, Gomez J, Garcia F, Rangel V. PhyCon: Discovering Physical Connectivity for Indoor WLAN Using Mobility[J]. Wireless Personal Communications, 2014, 77(3): 2037-2060
- [4] Stefano Maddio, Marco Passafiume, Alessandro Cidronali, Gianfranco Manes. A Distributed Positioning System Based on a Predictive Fingerprinting Method Enabling Sub-Metric Precision in IEEE 802.11 Networks[J]. IEEE Trans on Microwave Theory and Techniques, 2015, 63(12): 4567-4580
- [5] Honkavirta V, Perala T, Ali-Loytty S, Piche R. A Comparative Survey of WLAN Location Fingerprinting Methods[C]//6<sup>th</sup> Workshop Positioning, Navig Commun. Hannover, Germany, 2009: 243-251
- [6] Koweerawong C, Wipusitwarakun K, Kaemarungsi K. Indoor Localization Improvement via Adaptive RSS Fingerprinting Database[C]//Proc Int Conf Inf Netw. Bangkok, Thailand, 2013: 412-416
- [7] Liang C, Kuuseiemi H, Chen Y, Pei L. Information Filter with Speed Detection for Indoor Bluetooth Positioning[C]//Proc Int Conf Localization GNSS. Tampere, Finland, 2011: 47v52
- [8] Larry J Greenstein, Saeed S Ghassemzadeh, Hong Seungchul, Vahid Tarokh. Comparison Study of UWB Indoor Channel Models[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2007, 6(1): 128-135
- [9] Achintha Maddumabandara, Henry Leung, Liu Minxiang. Experimental Evaluation of Indoor Localization Using Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(9): 5228-5237
- [10] Xie Yaqin, Wang Yan, Nallanathan Arumugam, Wang Lina. An Improved K-Nearest-Neighbor Indoor Localization Method Based on Spearman Distance[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(3): 351-355
- [11] Xu Weichao, Huo Yunhe, Hung Y S, Zou Yuexian. A Comparative Analysis of Spearman's Rho and Kendall's Tau in Normal and Contaminated Normal Models[J]. Signal Processing, 2013, 93(1): 261-276
- [12] Torteeka P, Chundi X. Indoor Positioning Based on Wi-Fi Fingerprint Technique Using Fuzzy K-Nearest Neighbor[C]//Proc 11th Int Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology, 2014: 461-465

## A Novel Algorithm for Fingerprinting Indoor Localization Based on K-Correlation Coefficient

Yang Junhua, Li Yong, Cheng Wei

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

**Abstract:** Indoor localization can render a service of accurate position information, thus there is a widespread use in many fields. Correlation coefficient method and KNN(K-Nearest Neighbor) are two kinds of common localization algorithms based on fingerprinting database in Wi-Fi environment. But the positional accuracy of them is very finite and can't meet the requirement of accurate indoor localization. In this paper, we propose a K-Correlation Coefficient algorithm which combines the mean value correlation coefficient and KNN. Their localization advantages can be developed in a certain indoor environment by K-Correlation Coefficient, and the point of different values between Spearman Rank Correlation Coefficient and Pearson Correlation Coefficient is also solved satisfactorily. A fingerprinting database is established in the physical space. We choose multiple test points to detect the novel algorithm and the result shows localization accuracy of K-Correlation Coefficient is improved, 38.86% improved comparing with correlation coefficient method and 23.35% with KNN. Meanwhile the computing workload isn't increased and it can be used widely in indoor localization.

**Keywords:** indoor localization; K-correlation coefficient; fingerprinting database; KNN; Wi-Fi