

[19] 中华人民共和国国家知识产权局



[12] 发明专利申请公布说明书

[21] 申请号 200910072787.1

[51] Int. Cl.

G01S 5/02 (2009. 01)

H04W 4/00 (2009. 01)

[43] 公开日 2010 年 2 月 3 日

[11] 公开号 CN 101639527A

[22] 申请日 2009. 9. 3

[21] 申请号 200910072787.1

[71] 申请人 哈尔滨工业大学

地址 150001 黑龙江省哈尔滨市南岗区西大直街 92 号

[72] 发明人 徐玉滨 孙永亮 马 琳 沙学军
周 牧

[74] 专利代理机构 哈尔滨市松花江专利商标事务所

代理人 牟永林

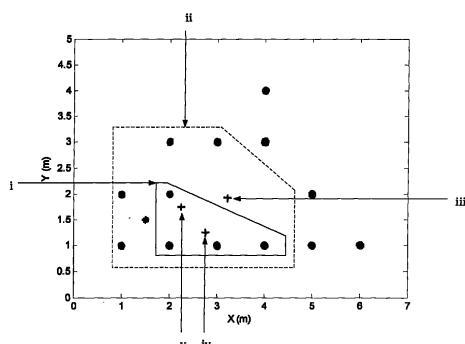
权利要求书 1 页 说明书 7 页 附图 1 页

[54] 发明名称

基于 RSS - P 的 K 近邻模糊聚类 WLAN 室内定位方法

[57] 摘要

基于 RSS - P 的 K 近邻模糊聚类 WLAN 室内定位方法，它涉及辨识领域中的室内定位方法。它有下述步骤：一、在欲定位点测量并记录用户终端所接收到的 RSS 信号；二、利用 K 近邻法确定与欲定位点信号特征最相似的 K 个参考点；三、利用模糊聚类算法对所选的参考点的 RSS 值进行分类，计算每个聚类中心向量中分量与来自相应 AP 的 RSS 值之差的平方，在类内将这些值累加，选择和最小的一类；四、再次利用模糊聚类算法，对所有参考点的位置进行分类，选出与步骤三选出类相同参考点最多的参考点；五、取步骤三和四所取得参考点的并集；将这些参考点的平均坐标，作为欲定位点的位置。它解决了 K 近邻法一些参考点会造成定位误差的问题，用于位置辨识。



1、基于 RSS-P 的 K 近邻模糊聚类 WLAN 室内定位方法，其特征在于它通过下述步骤实现：一、在欲定位点测量并记录用户终端所接收到的 RSS 信号；二、利用 K 近邻法确定与欲定位点信号特征最相似的 K 个参考点；三、利用模糊聚类算法对所选的参考点的 RSS 值进行分类，计算每个聚类中心向量中分量与来自相应 AP 的 RSS 值之差的平方，在类内将这些值累加，选择和最小的一类；四、对于步骤二中 K 近邻法所确定的参考点，再次利用模糊聚类算法，对所有参考点的位置进行分类，选出与根据步骤三所选出类相同参考点最多的一类参考点；五、取步骤三和步骤四所取得参考点的并集；六、计算步骤五选出的参考点的平均坐标，作为欲定位点的位置。

2、根据权利要求 1 所述的基于 RSS-P 的 K 近邻模糊聚类 WLAN 室内定位方法，其特征在于模糊聚类算法采用模糊 c 均值聚类算法。

基于 RSS-P 的 K 近邻模糊聚类 WLAN 室内定位方法

技术领域

本发明涉及一种复杂系统辨识领域中的室内定位方法，具体涉及到基于 RSS-P (Received Signal Strength and Position) 的 K 近邻模糊聚类 WLAN 室内定位方法。

背景技术

自从 IEEE 802.11 无线局域网标准问世以来，无线通信市场一直增长迅猛，室内环境下 WLAN 的部署也越来越广泛，因此在现有高速无线局域网条件下，用户凭借轻量级可移动的计算设备，就能随时随地接入互联网，这就给室内 WLAN 环境下的定位提供了广泛的发展前景。而基于位置指纹的定位算法以其定位精度比较高，可以充分利用现有的设施，不需要改变移动设备的硬件，系统无需或仅增加极少的额外设备，升级和维护对用户影响小等优点得到了广泛的应用。

位置指纹定位算法主要有两个步骤：离线测量阶段和在线定位阶段。离线测量阶段的主要任务是建立一个位置指纹数据库，要建立合适的指纹数据库，必须首先选择参考节点的位置，然后将在每个参考节点处测量的来自各个接入点的信号特征参数记录在数据库中，这个数据库也可以称为位置指纹地图。在线定位阶段就是利用移动站测得的在某一位置处的信号特征参数，一般是 RSS 均值，通过相应的搜索匹配算法，根据实测数据与指纹地图中存储数据的比较分析，搜索出和测量点相匹配的存储数据，进而估计用户的实际位置。常用的搜索匹配算法主要包括：最近邻法、K 近邻法、概率法和神经网络法。

相比较而言，K 近邻法在算法复杂度和定位精度上，都具有一定的优势。它是利用计算测试点的 RSS 信号样本与不同参考点对应的 RSS 信号样本均值之间的距离（通常选欧氏距离），从最小距离所对应的参考点开始，选取 K 个参考点，再计算它们的平均坐标作为待测目标的位置输出，从而估计测试点的实际位置。这种方法充分利用了与测试点邻近且相关性较强的参考点位置信息，具有严谨的推导过程。在环境变化不明显，室内信号分布较单一的条件下，K 近邻法能够得到较高的定位精度。但是，K 近邻法是一种利用单一信号特征，且环境适应性

较差的定位方法，它不能综合考虑全局信号分布信息来对所选参考点集进行调整或修正，该方法受室内多径效应、环境噪声等外界因素的影响较大。

发明内容

本发明的目的是提供一种基于 RSS-P 的 K 近邻模糊聚类 WLAN 室内定位方法，以解决 K 近邻法环境适应性较差、不能综合考虑全局信号分布信息来对所选参考点集进行调整或修正，因而一些参考点会造成较大定位误差的问题。

本方法通过下述步骤实现：一、在欲定位点测量并记录用户终端所接收到的 RSS 信号；二、利用 K 近邻法确定与欲定位点信号特征最相似的 K 个参考点；三、利用模糊聚类算法对所选的参考点的 RSS 值进行分类，计算每个聚类中心向量中分量与来自相应 AP 的 RSS 值之差的平方，在类内将这些值累加，选择和最小的一类；四、对于步骤二中 K 近邻法所确定的参考点，再次利用模糊聚类算法，对所有参考点的位置进行分类，选出与根据步骤三所选出类相同参考点最多的一类参考点；五、取步骤三和步骤四所取得参考点的并集；六、计算步骤五选出的参考点的平均坐标，作为欲定位点的位置。

本发明提出了一种基于 RSS-P 的 K 近邻模糊聚类 WLAN 室内定位方法。本发明不仅能够消除 K 近邻法参考点数不同对定位精度的影响，而且也能够消除与欲定位点 RSS 信号特征接近但实际位置较远的点对定位精度的影响。所以该方法可以有效对 K 近邻法所选出的 K 个参考点进行筛选，滤除造成定位误差大的参考点，只计算与欲定位点比较近的几个参考点的平均坐标，从而提高系统的定位精度。

附图说明

图 1 是本发明实施方式三中在离线阶段构建位置指纹地图时参考点和测试点的位置示意图。图 2 是本发明实施方式三中在线阶段，对于欲定位点（1.5, 1.5）所求得的定位值与仅基于 RSS 的 K 近邻模糊聚类结果、K 近邻的结果的对比示意图。

具体实施方式

具体实施方式一：本实施方式通过下述步骤实现：一、在欲定位点测量并记录用户终端所接收到的 RSS 信号；二、利用 K 近邻法确定与欲定位点信号特征最相似的 K 个参考点；三、利用模糊聚类算法对所选的参考点的 RSS 值进行

分类，计算每个聚类中心向量中分量与来自相应 AP 的 RSS 值之差的平方，在类内将这些值累加，选择和最小的一类；四、对于步骤二中 K 近邻法所确定的参考点，再次利用模糊聚类算法，对所有参考点的位置进行分类，选出与根据 RSS 分类所选出类相同参考点最多的一类参考点；五、取步骤三和步骤四所取得参考点的并集；即 RSS 信号特征与位置更接近的参考点作为新的定位参考点集合，这样既在 RSS 信号特征上筛选参考点，选择了更有利于提高定位精度的参考点，同时也消除了仅 RSS 值接近但实际位置较远造成的负面影响；六、计算步骤五选出的参考点的平均坐标，作为欲定位点的位置。

步骤二中的 K 近邻法是基于在离线阶段建立的 WLAN 定位指纹数据库实现的，是在 WLAN 定位指纹数据库选出了与欲定位点信号特征最相似的 K 个参考点。本发明的室内定位方法在线定位之前，先要在欲定位的地域实现 WLAN 室内网络布置、参考点的选择和参考点处的信号样本采集，并建立 WLAN 定位指纹数据库；然后在线阶段，根据欲定位点处采集的信号样本，与 WLAN 定位指纹数据库中的信号样本进行分析比较，利用 K 近邻模糊聚类法定位。

具体实施方式二：本实施方式与实施方式一的不同点是：模糊聚类算法采用模糊 c 均值(Fuzzy c mean)聚类算法，即 FCM 算法。该算法如下：

聚类准则是寻求最佳组合对 (U, P) ，以使得在满足约束 $\mu_{ik} \in M_{hc}$ 时，使目标函数 $J_m(U, P)$ 最小。目标函数的一般描述为：

$$\left\{ \begin{array}{l} J_m(U, P) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2 \\ s.t. \quad U \in M_{fc} \end{array} \right. \quad (1)$$

其中， $U^{(b)} = [\mu_{ik}]_{c \times n}$ ， μ_{ik} 为隶属度函数； P 为聚类原型矩阵； M_{hc} 为数据集的模糊 c 划分空间； d_{ik} 表示第类中的样本 x_k 与原始模型矢量 p_i 之间的失真度。这类问题可以用迭代算法求解。

初始化：给定聚类类别数 c ， $2 \leq c \leq n$ ， n 是数据个数，设定迭代停止阈值 ε ，初始化聚类原型模式 $P^{(0)}$ ，设置迭代计数器 $b = 0$ ；

步骤一：用式(2)计算或更新划分矩阵 $U^{(b)}$ ：

对于 $\forall i, k$, 如果 $\exists d_{ik}^{(b)} > 0$, 则有

$$\mu_{ik}^{(b)} = \left\{ \sum_{j=1}^c \left[\left(\frac{d_{ik}^{(b)}}{d_{jk}^{(b)}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \right\} \frac{d_{ik}^{(b)}}{d_{jk}^{(b)}} d_{ik} \quad (2)$$

如果 $\exists i, r$, 使得 $d_{ir}^{(b)} = 0$, 则有 $\mu_{ir}^{(b)} = 1$, 且对 $j \neq r$, $\mu_{jr}^{(b)} = 0$ 。

步骤二: 用式 (3) 更新聚类原型模式矩阵 $P^{(b+1)}$:

$$p_i^{(b+1)} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik}^{(b+1)})^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik}^{(b+1)})^m}, i = 1, 2, \dots, c \quad (3)$$

步骤三: 如果 $\|P^{(b)} - P^{(b+1)}\| < \varepsilon$, 则算法停止并输出划分矩阵 U 和聚类原型 P , 否则令 $b = b + 1$, 转向步骤一。其中 $\|\cdot\|$ 为某种合适的矩阵范数。

同样, 该算法也有另一种形式, 即从初始化模糊划分矩阵开始, 先用公式 (3) 计算聚类原型(中心矩阵), 然后用公式 (2) 更新模糊分类矩阵, 直到满足停止准则为止。

具体实施方式三: 本实施方式通过下述步骤实现:

离线阶段:

步骤一、WLAN 室内定位网络规划与布置。接入点 (AP) 的放置位置, 首先要满足 WLAN 通信的要求, 保证 WLAN 信号的均匀无缝覆盖。在此基础上, 尽量使每个欲定位点能接收到超过三个接入点的信号。

步骤二、选定参考点与测试点。均匀选取参考点, 让参考点排列成均匀的网格状分布, 记录参考点所对应的位置坐标。

步骤三、测量并记录每个参考点处可接收到接入点的 RSS 信号, 构建位置指纹地图。

在线阶段:

步骤一、测量并记录用户终端所接收到的 RSS 信号。

步骤二、应用 K 近邻算法选择 K 个参考点。

步骤三、将这 K 个参考点的 RSS 均值作为 FCM 算法的输入数据集, 应用该算法将其分类。择类的基本原则是: 计算每个聚类中心向量中分量与来自相应 AP 的 RSS 值之差的平方, 在类内将这些值累加, 选择和最小的一类, 即被认为 RSS 信号特征与测试点更为接近的一类。

步骤四、将 K 个参考点的位置坐标作为 FCM 算法的输入数据集，应用该算法将其分类。选择与步骤三所选参考点相同元素多的一类，取两类的并集，以消除号特征相近但实际位置却相距较远的点对定位精度的影响。最后计算所选参考点的平均坐标作为欲定位点的坐标。

实验结果：如图 2 所示。

图 1 所示为一个房间的俯视示意图，选择它作为定位测试区域，一共布置了 9 个 AP，测试区域中能检测到来自 AP1, AP2, AP3, AP8 和 AP9 共五个 AP 的 RSS 信号。房间的轮廓以及参考点和测试点的位置关系如图 1 所示，其中实线为房间的轮廓，整数坐标点为参考点，共 72 个；测试点位于四个相邻的参考点中间，共 56 个。

以左下角欲定位点，坐标为(1.5, 1.5)为例，应用 K 近邻法， $q=1$ (曼哈顿距离)， $k=13$ ，被选中的参考点的坐标为：

X:	2	2	3	4	5	1	4	6	5	4	3	1	2
Y:	2	1	1	1	2	2	3	1	1	4	3	1	3

根据上述点所估计的欲定位点的坐标为 $x=43/13= 3.2308$,

$$y=25/13= 1.9231$$

$$\text{定位误差为 } e = \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2} = 1.7818$$

接着对 K 近邻法所选出的参考点进行基于 RSS 的 FCM 分类，分类结果是共得到两类点，如下：

X: 2 2 3 4

X: 5 1 4 6 5 4 3 1 2

Y: 2 1 1 1

Y: 2 2 3 1 1 4 3 1 3

按照下面的择类规则：

利用公式(3)，得出两个聚类中心向量分别为(12.7857 30.7146 31.0522 0 0 0 0 0.1206 14.1231) 和 (11.8094 26.0359 26.9324 0 0 0 0 0.9104 18.9004) 而在欲定位点处收到的来自各个 AP 的 RSS 均值分别为 B=(16.7627 34.2833 32.6500 0 0 0 0 16.2000)，应用如下公式：

$sum = \sum_j (center(j) - B(j))^2$, j=1, 2, 3, ..., 9, 选择 sum 最小的。

sum 分别为

35.5710

124.9021

所以选下面一类为参考点:

X: 2 2 3 4

Y: 2 1 1 1

根据此类参考点所估计的欲定位点的坐标为 x=11/4= 2.7500,

$$y=5/4= 1.2500$$

定位误差为 $e = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} = 1.2748$

接着对 K 近邻法所选出的参考点进行基于位置坐标的 FCM 分类, K 个参考点的坐标作为 FCM 的数据样本, 即 [2 2 3 4 5 1 4 6 5 4 3 1 2; 2 1 1 1 2 2 3 1 1 4 3 1 3]', 根据实施方式二所述 FCM 迭代算法, 得到两个聚类中心 (4.6788, 1.7571)、(1.9534, 1.9116), 和隶属度函数矩阵:

1 到 8 列

0.0014 0.0971 0.3622 0.8292 0.9828 0.0632 0.7282 0.8812

0.9986 0.9029 0.6378 0.1708 0.0172 0.9368 0.2718 0.1188

9 到 13 列

0.9373 0.6089 0.3432 0.1098 0.1198

0.0627 0.3911 0.6568 0.8902 0.8802

行代表聚类中心, 列代表数据样本, 每一列最大值所在的行数即为该点所在的类别。

分类结果如下:

X: 4 5 4 6 5 4

X: 2 2 3 1 3 1 2

Y: 1 2 3 1 1 4

Y: 2 1 1 2 3 1 3

第二类与基于 RSS 的 FCM 分类所选类相同元素多，所以选

X: 2 2 3 1 3 1 2

Y: 2 1 1 2 3 1 3

两次分类的并集为

X: 2 2 3 4 1 3 1 2

Y: 2 1 1 1 2 3 1 3

此时所估计的坐标为 $x=18/8= 2.25$ $y=14/8= 1.75$

定位误差为 $e=\sqrt{(x_i-x)^2+(y_i-y)^2} = 0.7906$

可以得出下述结论，运用本发明方法进行定位，定位误差为 0.7906，小于用 K 近邻法的定位误差（1.7818）和单纯用基于 RSS 的 FCM 分类的定位误差（1.2748）。定位结果如下图 2 所示，十字代表定位结果，圆点代表 K 近邻选择的 13 个参考点（K 选择 13）其中位于图中左方的 7 个圆点和位于图中右方的 6 个圆点分别为基于位置坐标的 FCM 分类所分出的两类点。图 2 中 i 的区域代表基于 RSS 所选出的参考点， ii 的区域代表基于 RSS-P 所选出的所有参考点， iii 所指示的点代表 K 近邻的定位结果， iv 所指示的点代表仅基于 RSS 分类得出的定位结果， v 所指示的点代表基于本发明得到的定位结果。

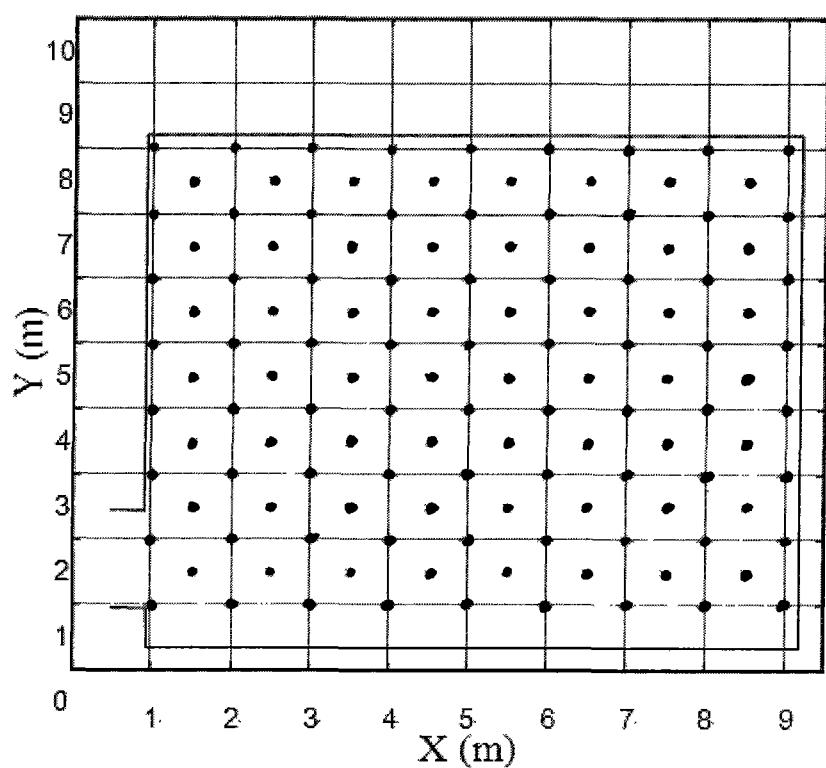


图 1

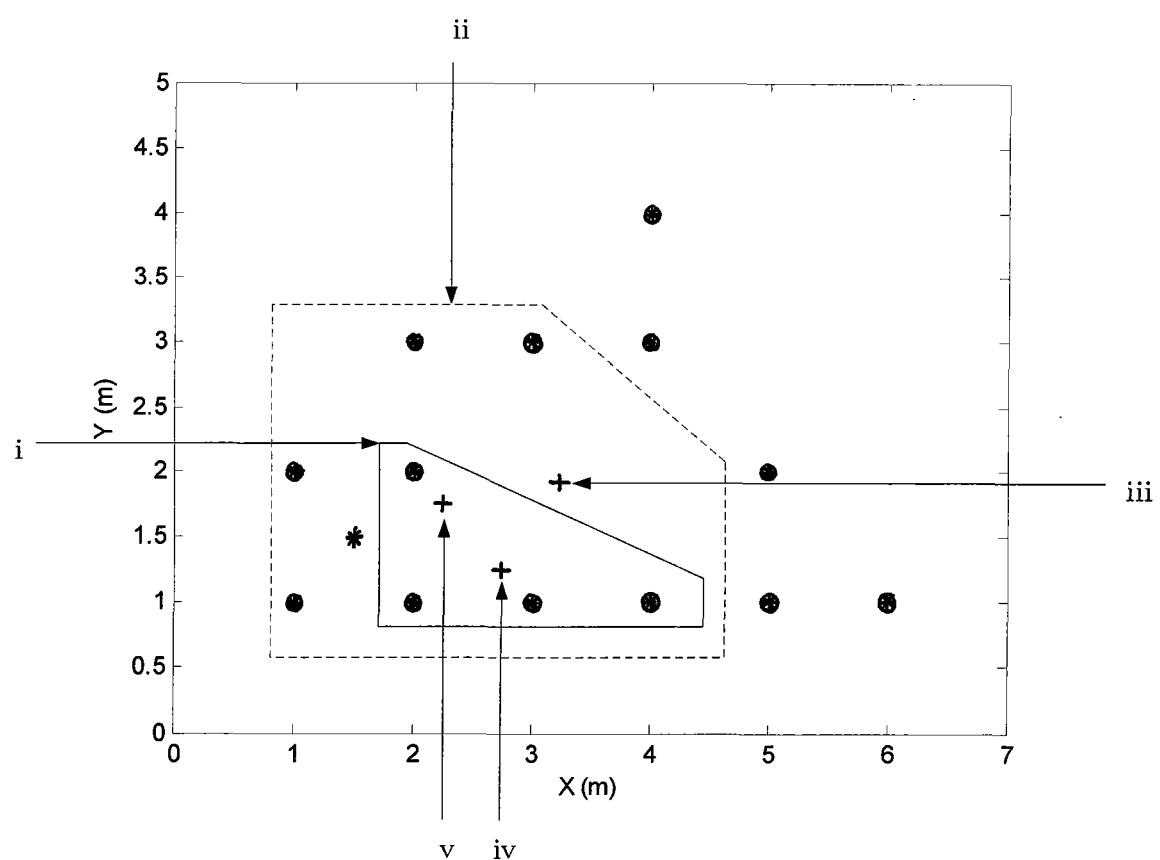


图 2