



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107360552 B

(45)授权公告日 2020.02.07

(21)申请号 201710648602.1

(22)申请日 2017.08.01

(65)同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 107360552 A

(43)申请公布日 2017.11.17

(73)专利权人 电子科技大学  
地址 611731 四川省成都市高新区(西区)  
西源大道2006号

(72)发明人 郭贤生 李林 朱世林 徐峰  
邹晶 李会勇

(74)专利代理机构 成都弘毅天承知识产权代理  
有限公司 51230  
代理人 徐金琼 刘东

(51)Int.Cl.  
H04W 4/33(2018.01)  
H04W 64/00(2009.01)  
G01S 11/06(2006.01)

(56)对比文件

CN 101695152 A,2010.04.14,  
CN 104039008 A,2014.09.10,  
CN 103702416 A,2014.04.02,  
CN 106131959 A,2016.11.16,  
EP 2528033 A1,2012.11.28,  
US 2016249316 A1,2016.08.25,  
CN 103400391 A,2013.11.20,  
Zengshan Tian.Indoor Device-free  
Passive Localization for Intrusion  
Detection Using Multi-feature PNN\*.《2015  
10th International Conference on  
Communications and Networking in China  
(China Com)》.2015,1-6.  
Shih-Hau Fang等.Dynamic  
Fingerprinting Combination for Improved  
Mobile Localization.《IEEE TRANSACTIONS ON  
WIRELESS COMMUNICATIONS》.2011,第10卷(第12  
期),第1页-第5页.

审查员 胡均秀

权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

一种多分类器全局动态融合的室内定位方法

(57)摘要

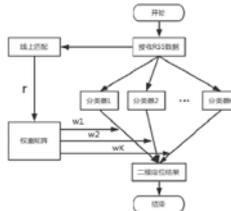
本发明公开了一种多分类器全局动态融合的室内定位方法,属于利用多分类器的全局融合和线上动态匹配方法对复杂室内信号源目标进行定位的技术领域,解决权值求并没有充分挖掘多分类器之间的内在关联特性,以及RSS波动较大的环境中融合精度降低的问题。本发明对划分好的各格点采集信号强度建立RSS指纹库;在RSS指纹库中,把每个格点的信号强度值分为两部分,一部分用于学习得到多个分类器,另一部分输入到分类器进行结果预测,并根据结果预测计算每个格点的全局融合权重储存在权重矩阵中;把未知源的RSS值输入到各分类器进行位置估计并和位置估计在权重矩阵中索引的最优融合权重

确定未知源的坐标位置。本发明用于室内定位。

线下阶段:



线上阶段:



CN 107360552 B

1. 一种多分类器全局动态融合的室内定位方法,其特征在于:如下步骤:

步骤1、对划分好的各格点采集信号强度建立RSS指纹库;

步骤2、在RSS指纹库中,把每个格点的信号强度值分为两部分,一部分用于学习得到多个分类器,另一部分输入到分类器进行结果预测、并根据结果预测计算每个格点的全局融合权重向量储存在权重矩阵中;

步骤2.1、将RSS指纹库中每个格点分成两部分;

步骤2.2、将每个格点等份取出一部分RSS值输入多个机器学习算法中得到对应的分类器;

步骤2.3、将每个格点的另一部分RSS值输入到分类器中,得到预测结果,即得到分类器估计的定位位置;

步骤2.4、根据定义的映射函数和预测结果定义融合误差表达式求解非线性规划问题得到格点上的全局融合权重储存在权重矩阵中;

所述步骤2.4的具体如下:

$$\text{融合误差表达式为: } e(\theta_r(i) | \mathbf{w}) = \left\| \mathbf{w}^T f(\mathbf{h}(\theta_r(i))) - \mathbf{p} \right\|_2 = \left\| \sum_{j=1}^K w_j f(h_j(\theta_r(i))) - \mathbf{p} \right\|_2 ;$$

式中, $e(\theta_r(i) | \mathbf{w})$ 代表RSS值 $\theta_r(i)$ 在权重向量 $\mathbf{w}$ 下的定位误差, $\mathbf{p}$ 是真实格点二维坐标, $K$ 是分类器个数, $\|\cdot\|_2$ 代表二范数, $w_j$ 为第 $j$ 个分类器的融合权重, $\mathbf{w} = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_K]^T$ 是融合权重向量, $\mathbf{w}^T$ 是 $\mathbf{w}$ 的转置, $h_j(\theta_r(i))$ 是第 $j$ 个分类器的映射函数,它对第 $r$ 个格点上的第 $i$ 次RSS值 $\theta_r(i)$ 所对应的空间位置的标签进行预测,

$h(\theta_r(i)) = [h_1(\theta_r(i)) \ h_2(\theta_r(i)) \ \dots \ h_K(\theta_r(i))]^T$ , $f(h_j(\theta_r(i)))$ 描述了从格点位置标签到格点真实二维坐标的映射, $f(h(\theta_r(i))) = [f(h_1(\theta_r(i))) \ f(h_2(\theta_r(i))) \ \dots \ f(h_K(\theta_r(i)))]^T$ ;

求解非线性规划问题得到格点 $r$ 上的全局融合权重如下:

$$\mathbf{w}_r = \arg \min_{\mathbf{w}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e(\theta_r(i) | \mathbf{w})$$

$$\text{s.t. } \sum_{j=1}^K w_j = 1$$

$$w_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, K$$

式中, $\mathbf{w}_r = [w_{r1} \ w_{r2} \ \dots \ w_{rK}]^T$ 表示第 $r$ 个格点上的权值矢量, $w_{rj}$ 为第 $r$ 个格点上的第 $j$ 个分类器的权值, $N$ 为在格点 $r$ 上收集的RSS值样本个数,可以得到大小为 $95 \times K$ 的权重矩阵:

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1 \ \mathbf{w}_2 \ \dots \ \mathbf{w}_{95}]^T = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1K} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{95,1} & w_{95,1} & \dots & w_{95,K} \end{bmatrix};$$

步骤3、把未知源的RSS值输入到各分类器进行位置估计并和位置估计在权重矩阵中索引的最优融合权重向量确定未知源的坐标位置。

2. 根据权利要求1所述的一种多分类器全局动态融合的室内定位方法,其特征在于:所述步骤1的具体步骤如下:

步骤1.1、在需要定位的环境中固定好路由器的位置并将环境划分为等大小的格点；

步骤1.2、搭建好WiFi网络,依次将信号源置于定位环境中的各个格点并记录下此时的信号源位置坐标,然后发射信号,记录各路由器接收到的各格点中信号源发射的RSS值；

步骤1.3、将各路由器RSS值存储下来形成RSS指纹库。

3. 根据权利要求1所述的一种多分类器全局动态融合的室内定位方法,其特征在于:所述步骤3的具体步骤如下:

步骤3.1、把未知源的RSS值输入到各分类器,根据分类器预测结果得到匹配格点,即定位位置:  $r_i = h_i(\tilde{\theta})$ ,  $\tilde{\theta}$  是测试样本;

步骤3.2、根据分类器的匹配格点索引权重矩阵中对应的最优融合权重  $w_{r_i}$ ;

步骤3.3、根据最优融合权重向量以及分类器的定位位置,可得未知源  $\hat{\mathbf{p}} = [x, y]^T$  的坐标位置,公式为:  $\hat{\mathbf{p}} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K w_{r_{ij}}(\tilde{\theta}) f(h_j(\tilde{\theta}))$ 。

## 一种多分类器全局动态融合的室内定位方法

### 技术领域

[0001] 一种多分类器全局动态融合的室内定位方法,用于室内定位,属于利用多分类器的全局融合和线上动态匹配方法对复杂室内信号源目标进行定位的技术领域。

### 背景技术

[0002] 近年来,室内定位技术展现出广阔的发展前景和商业价值。譬如,大型超市对货物的跟踪管理,医院对病人的位置实时监控,博物馆内对馆藏物品的导航和智能家居等不胜枚举。因此在巨大的市场牵引力的作用下,寻找一种适合室内复杂定位环境下的高精度实时定位系统,已经成为业界的重点。

[0003] 文献[1] S. H. Fang, Y. T. Hsu, and W. H. Kuo, "Dynamic fingerprinting combination for improved mobile localization," IEEE Trans. Wirel. Commun., vol. 10, no. 12, pp. 4018-4022, 2011. 是一种局部动态加权融合多个分类器的指纹定位方法。该方法包括以下几个步骤: 1) 在划分好的格点采集信号强度 (Received Signal Strength, RSS) 建立线下指纹库; 2) 利用线下建立的指纹库训练两种分类器进行室内定位分类器设计; 3) 在每个格点上,通过一组额外的线下训练数据通过最小化定位误差准则获取单个分类器权值,并通过权值归一化获取全部分类器的权向量。4) 在线上定位阶段,利用实测数据的RSS和各个格点上的线下RSS指纹库进行欧氏距离匹配选取权向量,通过加权多个分类器的输出获取最终的定位结果。该方法虽然在一定程度上能够提高单分类器的定位精度。但其缺点也较为明显,主要表现在以下两个方面: (1) 其权向量的获取不是所有多分类器联合定位误差最小,而是利用单个分类器下的定位误差最小准则独立获取的,因此,其权值求解策略并没有充分挖掘多分类器之间的内在关联特性,在分类器性能具有较大差异性时其融合性能会有较大下降,属于分类器局部最优加权策略。该问题当室内环境多径传播效应强、环境变化较大时表现尤其明显。(2) 在线阶段时,先利用实测RSS与线下指纹库中RSS之间的欧式距离最小估算出格点,再根据该格点选取对应权值矢量的策略受RSS变化的影响较为严重,错误的加权不仅难以提升融合后的定位精度,反而会进一步降低融合的精度,因此该方法在RSS波动较大的环境中其缺陷会被逐渐放大。因此,该类方法由于上述问题的存在而在复杂的室内环境中很难形成准确、实时、稳定的源位置估计。

### 发明内容

[0004] 本发明的目的在于:解决现有技术中,权值求解并没有充分挖掘多分类器之间的内在关联特性,在分类器性能具有较大差异性时其融合性能会有较大下降;以及RSS波动较大的环境中由实测RSS通过欧式距离匹配选择权值导致的融合精度降低的问题;提供了一种多分类器全局动态融合的室内定位方法。

[0005] 本发明采用的技术方案如下:

[0006] 一种多分类器全局动态融合的室内定位方法,其特征在于:如下步骤:

[0007] 步骤1、对划分好的各格点采集信号强度建立RSS指纹库；

[0008] 步骤2、在RSS指纹库中，把每个格点的信号强度值分为两部分，一部分用于学习得到多个分类器，另一部分输入到分类器进行结果预测、并根据结果预测计算每个格点的全局融合权重向量储存在权重矩阵中；

[0009] 步骤3、把未知源的RSS值输入到各分类器进行位置估计并和位置估计在权重矩阵中索引的最优融合权重向量确定未知源的坐标位置。

[0010] 进一步，所述步骤1的具体步骤如下：

[0011] 步骤1.1、在需要定位的环境中固定好路由器的位置并将环境划分为等大小的格点；

[0012] 步骤1.2、搭建好WiFi网络，依次将信号源置于定位环境中的各个格点并记录下此时的信号源位置坐标，然后发射信号，记录各路由器接收到的各格点中信号源发射的RSS值；

[0013] 步骤1.3、将各路由器RSS值存储下来形成RSS指纹库。

[0014] 进一步，所述步骤2的具体步骤如下：

[0015] 步骤2.1、将RSS指纹库中每个格点分成两部分；

[0016] 步骤2.2、将每个格点等份取出一部分RSS值输入多个机器学习算法中得到对应的分类器；

[0017] 步骤2.3、将每个格点的另一部分RSS值输入到分类器中，得到预测结果，即得到分类器估计的定位位置；

[0018] 步骤2.4、根据定义的映射函数和预测结果定义融合误差表达式求解非线性规划问题得到格点上的全局融合权重储存在权重矩阵中。

[0019] 进一步，所述步骤2.4的具体如下：

[0020] 融合误差表达式为：
$$e(\theta_r(i) | \mathbf{w}) = \left\| \mathbf{w}^T f(\mathbf{h}(\theta_r(i))) - \mathbf{p} \right\|_2 = \left\| \sum_{j=1}^K w_j f(h_j(\theta_r(i))) - \mathbf{p} \right\|_2 ;$$

[0021] 式中， $e(\theta_r(i) | \mathbf{w})$  代表RSS值 $\theta_r(i)$ 在权重向量 $\mathbf{w}$ 下的定位误差， $\mathbf{p}$ 是真实格点二维坐标， $K$ 是分类器个数， $\|\cdot\|_2$ 代表二范数， $w_j$ 为第 $j$ 个分类器的融合权重， $\mathbf{w} = [w_1 \ w_2 \ \cdots \ w_K]^T$ 是融合权重向量， $\mathbf{w}^T$ 是 $\mathbf{w}$ 的转置， $h_j(\theta_r(i))$ 是第 $j$ 个分类器的映射函数，它对第 $r$ 个格点上的第 $i$ 次RSS值 $\theta_r(i)$ 所对应的空间位置的标签进行预测， $\mathbf{h}(\theta_r(i)) = [h_1(\theta_r(i)) \ h_2(\theta_r(i)) \ \cdots \ h_K(\theta_r(i))]^T$ ， $f(h_j(\theta_r(i)))$ 描述了从格点位置标签到格点真实二维坐标的映射， $f(\mathbf{h}(\theta_r(i))) = [f(h_1(\theta_r(i))) \ f(h_2(\theta_r(i))) \ \cdots \ f(h_K(\theta_r(i)))]^T$ ；

[0022] 求解非线性规划问题得到格点 $r$ 上的全局融合权重如下：

$$\mathbf{w}_r = \arg \min_{\mathbf{w}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e(\theta_r(i) | \mathbf{w})$$

[0023] s.t.  $\sum_{j=1}^K w_{rj} = 1$

$$w_{rj} \geq 0, j = 1, 2, \dots, K$$

[0024] 式中， $\mathbf{w}_r = [w_{r1} \ w_{r2} \ \cdots \ w_{rK}]^T$ 表示第 $r$ 个格点上的权值矢量， $w_{rj}$ 为第 $r$ 个格点上的第 $j$ 个分类器的权值， $N$ 为在格点 $r$ 上收集的RSS值样本个数，可以得到大小为 $95 \times K$ 的权重矩

阵：

$$[0025] \quad \mathbf{W} = [\mathbf{w}_1 \ \mathbf{w}_2 \ \cdots \ \mathbf{w}_{95}]^T = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1K} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{95,1} & w_{95,1} & \cdots & w_{95,K} \end{bmatrix}。$$

[0026] 进一步,所述步骤3的具体步骤如下:

[0027] 步骤3.1、把未知源的RSS值输入到各分类器,根据分类器预测结果得到匹配格点,即定位位置:  $r_i = h_i(\tilde{\theta})$ ,  $\tilde{\theta}$  是测试样本;

[0028] 步骤3.2、根据分类器的匹配格点索引权重矩阵中对应的最优融合权重  $w_{r_i}$ ;

[0029] 步骤3.3、根据最优融合权重向量以及分类器的定位位置,可得未知源  $\hat{\mathbf{p}} = [x, y]^T$  的坐标位置,公式为:  $\hat{\mathbf{p}} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K w_{r_{i,j}}(\tilde{\theta}) f(h_j(\tilde{\theta}))$ 。

[0030] 综上所述,由于采用了上述技术方案,本发明的有益效果是:

[0031] 1、本发明利用多分类器的全局动态融合,充分利用了分类器间的性能互补优势,提高了定位的准确性;

[0032] 2、本发明中全局融合方法克服了背景技术中方法融合权重不能正确反映分类器性能的问题,可使低于平均性能的分类器有助于最终的位置估计;

[0033] 3、本发明中匹配时充分利用所有分类器的结果的平均代替直接利用RSS的欧氏距离匹配,提高了匹配准确率;

[0034] 4、本发明根据匹配结果动态的融合各个分类器得到的定位位置,得到所述定位终端最终的定位位置,因此本发明提出的多分类器全局动态融合方法是一种定位精度高、稳健性好的实时定位新方法。

## 附图说明

[0035] 图1为本发明的流程图;

[0036] 图2为本发明与背景技术中的融合定位方法的定位误差性能比较示意图;

[0037] 图3为本发明与背景技术中的融合定位方法的定位误差累积百分比示意图。

## 具体实施方式

[0038] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0039] 步骤1、对划分好的格点采集信号强度建立RSS指纹库,具体如下:

[0040] 步骤1.1、实验场地布置:

[0041] 实验环境为12.6m×10.8m的教室环境,位于电子科技大学立人楼411,室内有座椅板凳及立柜等,先将场地划分为95个格点,每个格点为0.6m×0.9m。使用安装了Intel-5300网卡的4台电脑作为无线路由器,其平面坐标分别为 $[0, 0]^T$ ,  $[12, 0]^T$ ,  $[12, 10]^T$ 及 $[0, 10]^T$ 。

[0042] 步骤1.2、获取数据并形成RSS指纹库：

[0043] 步骤1.21、搭建好WiFi定位环境，将手机置于教室中的任意格点，记录下此时的格点编号和二维坐标，然后发射信号，记录各路由器接收到的手机的信号强度，设n时刻第k个路由器接收到来自m格点的手机发射的RSS测量值为 $\theta_r^k(n)$ ，为了不赘述，在此给出时刻n在第一个格点一次测量中四个路由器收到的数据（单位为dBm）为：

$$[0044] \quad \theta_1(n) = [\theta_1^1(n), \theta_1^2(n), \theta_1^3(n), \theta_1^4(n)]^T = [-48.42, -55.39, -39.51, -57.53]^T ;$$

[0045] 步骤1.22、将步骤1.21中得到的不同格点的各路由器的RSS值存储下来，得到大小为 $95 \times 4 \times N$ 大小的RSS指纹库 $\Theta$ ：

$$[0046] \quad \Theta = \begin{bmatrix} \theta_1(1) & \theta_1(2) & \cdots & \theta_1(N) \\ \theta_2(1) & \theta_2(2) & \cdots & \theta_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \theta_{95}(1) & \theta_{95}(2) & \cdots & \theta_{95}(N) \end{bmatrix} \quad (1)$$

[0047] 其中，下标代表格点位置，N是在每个格点收集的RSS值样本的个数。

[0048] 步骤2、获取全局融合权重向量：

[0049] 步骤2.1、取出步骤1.2得到的RSS指纹库 $\Theta$ 中每个格点60%的数据得到训练指纹库。

[0050] 步骤2.2、将步骤2.1得到的训练指纹库输入到多种机器学习算法中（一对多的方式输入到多分类器，即将训练指纹库输入到一机器学习算法中，再输入到另一机器学习算法中），这里选用随机森林(Random Forest, RF)、逻辑回归(Logistic Regression, LR)和Adaboost三种机器学习算法，从而得到三个分类器 $h_i$  ( $i=1, 2, 3$ )。

[0051] 步骤2.3、取出RSS指纹库 $\Theta$ 中剩余40%数据得到 $\Theta_1$ 输入到分类器 $h_i$ 中，得到预测结果 $h_i(\Theta_1)$ ，即预测的定位位置，具体如下：

$$[0052] \quad h_i(\Theta_1) = \begin{bmatrix} h_i(\theta_1(1)) & h_i(\theta_1(2)) & \cdots & h_i(\theta_1(N_1)) \\ h_i(\theta_2(1)) & h_i(\theta_2(2)) & \cdots & h_i(\theta_2(N_1)) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_i(\theta_{95}(1)) & h_i(\theta_{95}(2)) & \cdots & h_i(\theta_{95}(N_1)) \end{bmatrix} \quad (2)$$

[0053] 其中 $h_i(\cdot): \mathfrak{R}^4 \rightarrow \mathfrak{R}$ 是第i个分类器的映射函数，描述从RSS值到其格点位置的映射，其中 $N_1 = 0.4 \times N$ 。

[0054] 步骤2.4、定义映射函数 $f(\cdot): \mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R}^2$ ，描述从格点序号到格点真实二维坐标的映射，然后根据步骤2.3得到的预测结果，定义融合误差表达式：

$$[0055] \quad e(\theta_r(i) | \mathbf{w}) = \left\| \mathbf{w}^T f(\mathbf{h}(\theta_r(i))) - \mathbf{p} \right\|_2 = \left\| \sum_{j=1}^K w_j f(h_j(\theta_r(i))) - \mathbf{p} \right\|_2 \quad (3)$$

[0056] 其中， $e(\theta_r(i) | \mathbf{w})$ 代表RSS数据 $\theta_r(i)$ 在权重向量 $\mathbf{w}$ 下的定位误差， $\mathbf{p}$ 是真实格点二维坐标， $K$ 是分类器个数， $\|\cdot\|_2$ 代表二范数， $w_j$ 为第j个分类器的融合权重， $\mathbf{w} = [w_1 \ w_2 \ \cdots \ w_K]^T$ 是融合权重向量， $\mathbf{w}^T$ 是 $\mathbf{w}$ 的转置。 $h_j(\theta_r(i))$ 是第j个分类器的映射函数，它对第r个格点上的第i次RSS值 $\theta_r(i)$ 所对应的空间位置的标签进行预测， $\mathbf{h}(\theta_r(i)) = [h_1(\theta_r(i)) \ h_2(\theta_r(i)) \ \cdots$

$h_K(\theta_r(i))\}^T, f(h_j(\theta_r(i)))$  描述了从格点位置标签到格点真实二维坐标的映射,  $f(h(\theta_r(i))) = [f(h_1(\theta_r(i))) \ f(h_2(\theta_r(i))) \ \cdots \ f(h_K(\theta_r(i)))]^T$ 。然后求解下面的非线性规划问题, 即可得到格点 $r$ 上的全局融合权重:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{w}_r &= \arg \min_{\mathbf{w}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e(\theta_r(i) | \mathbf{w}) \\
 \text{s.t.} \quad & \sum_{j=1}^K w_{rj} = 1 \\
 & w_{rj} \geq 0, j = 1, 2, \dots, K
 \end{aligned} \tag{4}$$

其中  $\mathbf{w}_r = [w_{r1} \ w_{r2} \ \cdots \ w_{rK}]^T$ ,  $N$  为在格点 $r$ 上收集的RSS值样本个数,  $w_{rj}$  为第 $r$ 个格点上的第 $j$ 个分类器的权值, 可以得到大小为  $95 \times K$  的权重矩阵:

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1 \ \mathbf{w}_2 \ \cdots \ \mathbf{w}_{95}]^T = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1K} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{95,1} & w_{95,1} & \cdots & w_{95,K} \end{bmatrix} \tag{5}$$

步骤3、确定未知源的坐标位置  $\hat{\mathbf{p}} = [x, y]^T$ :

步骤3.1、线上匹配, 为了提高匹配准确率, 我们充分利用每个分类器的匹配结果, 首先把未知源的RSS值输入到各分类器, 根据分类器预测结果得到匹配格点:

$$r_i = h_i(\tilde{\theta}) \tag{6}$$

其中,  $\tilde{\theta}$  是测试样本。

步骤3.2、根据分类器匹配结果索引权重矩阵中对应的最优融合权重  $w_{r_i}$ 。

步骤3.3、利用步骤3.2中匹配得到的最优融合权值向量以及分类器的定位位置, 可得未知源  $\hat{\mathbf{p}} = [x, y]^T$  的估计:

$$\hat{\mathbf{p}} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K w_{r_i j}(\tilde{\theta}) f(h_j(\tilde{\theta})) \tag{7}$$

现针对坐标为  $[0.3, 0.45]^T$  的格点进行算法实测验证, 某时刻该点实测RSS数据矢量为  $\tilde{\theta} = [-55.41, -55.59, -44.41, -54.22]^T$ , 经线上匹配, 得到:

$$[h_1(\tilde{\theta}), h_2(\tilde{\theta}), h_3(\tilde{\theta})]^T = [r_1, r_2, r_3]^T = [1, 41, 1]^T,$$

即三个分类器的匹配结果分别为第1、41和1格点, 然后分别从权重矩阵 $\mathbf{W}$ 中取出对应的最优权重为:

$$\mathbf{w} = [\mathbf{w}_1 \ \mathbf{w}_{41} \ \mathbf{w}_1]^T = \begin{bmatrix} 0.77 & 0.14 & 0.09 \\ 0.5 & 0.44 & 0.06 \\ 0.77 & 0.14 & 0.09 \end{bmatrix},$$

三个分类器预测的二维坐标矩阵为:

$$[0072] \quad \mathbf{P} = \left[ f(h_1(\tilde{\theta})), f(h_2(\tilde{\theta})), f(h_3(\tilde{\theta})) \right]^T = \begin{bmatrix} 0.3 & 0.45 \\ 0.3 & 4.05 \\ 0.3 & 0.45 \end{bmatrix},$$

[0073] 则未知源位置的二维坐标估计值为  $\hat{\mathbf{p}} = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 w_{r,j}(\tilde{\theta}) f(h_j(\tilde{\theta})) = [0.3, 1.32]^T$ , 则最

终定位误差为  $e = \sqrt{(0.3 - 0.3)^2 + (1.32 - 0.45)^2} = 0.87$  米。

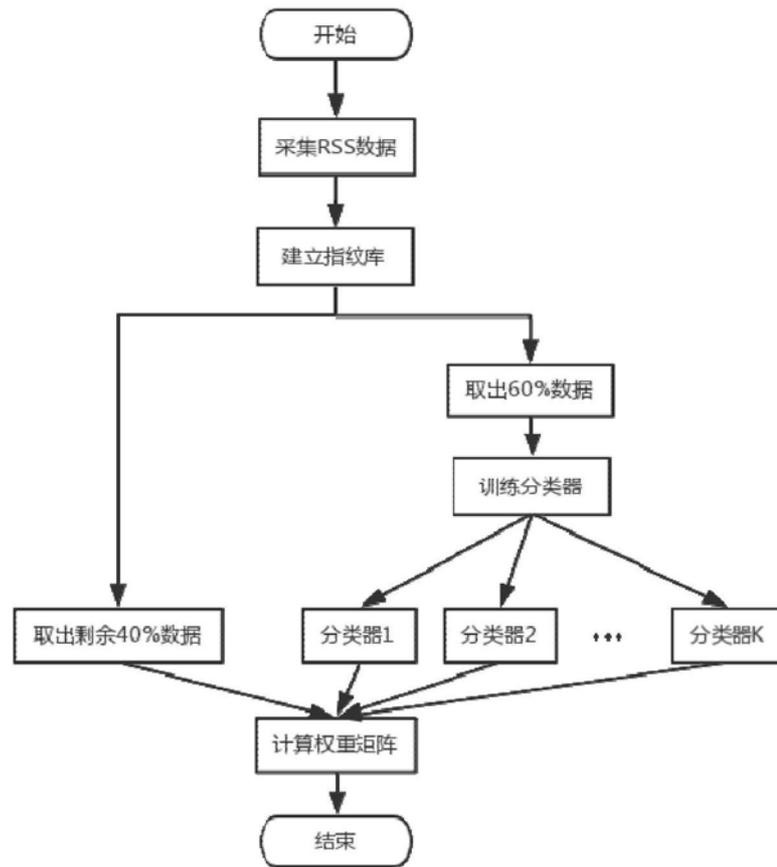
[0074] 本发明经对实验场地中19000个测试样本(即每个格点200个样本)进行实测定位, 其结果为: 平均定位误差为2.3米, 定位误差小于1米的占55%。图2为背景技术中采用的融合定位方法和本发明方法的定位误差性能比较图, 其中背景技术中的方法在融合后定位效果要差于最优的个体分类器, 这是因为该方法的权值求解策略并没有充分挖掘多分类器之间的内在关联特性, 在分类器性能具有较大差异性时, 融合权重不能正确反映不同分类器的重要性, 使得融合性能会有较大下降。而本发明提出的方法能充分利用分类器间的互补优势, 即使定位性能较差的个体分类器仍然有助于最终的位置估计。本发明与背景技术中的融合方法的性能比较如下表所示:

性能比较 方法比较	背景专利中定位方法	本发明中提出的方法
[0075] 分类器融合方式	局部	全局
权值匹配方式	RSS 直接匹配	多分类器联合匹配
匹配准确率	低	高
定位时间	一次定位需 0.33 秒	一次定位需 1.4 毫秒
定位误差	平均 2.5 米, 43% 小于 1 米	平均 2.3 米, 55% 小于 1 米

[0076] 表1

[0077] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已, 并不用以限制本发明, 凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等, 均应包含在本发明的保护范围之内。

线下阶段：



线上阶段：

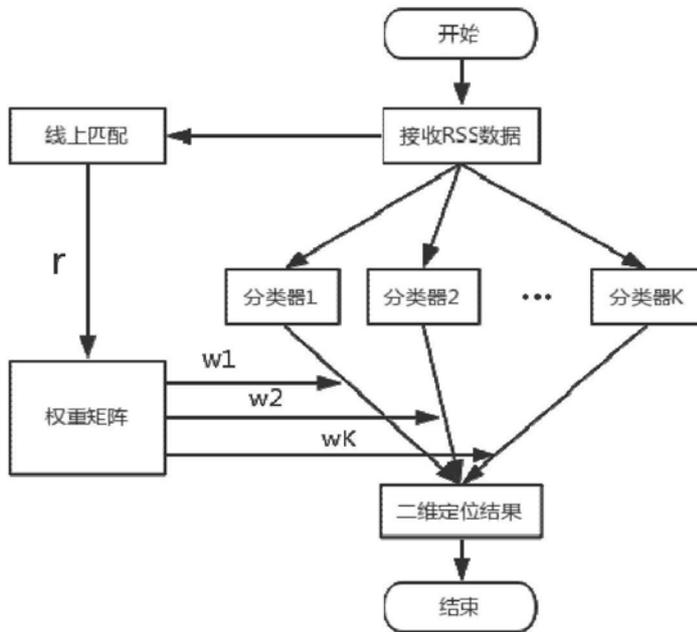


图1

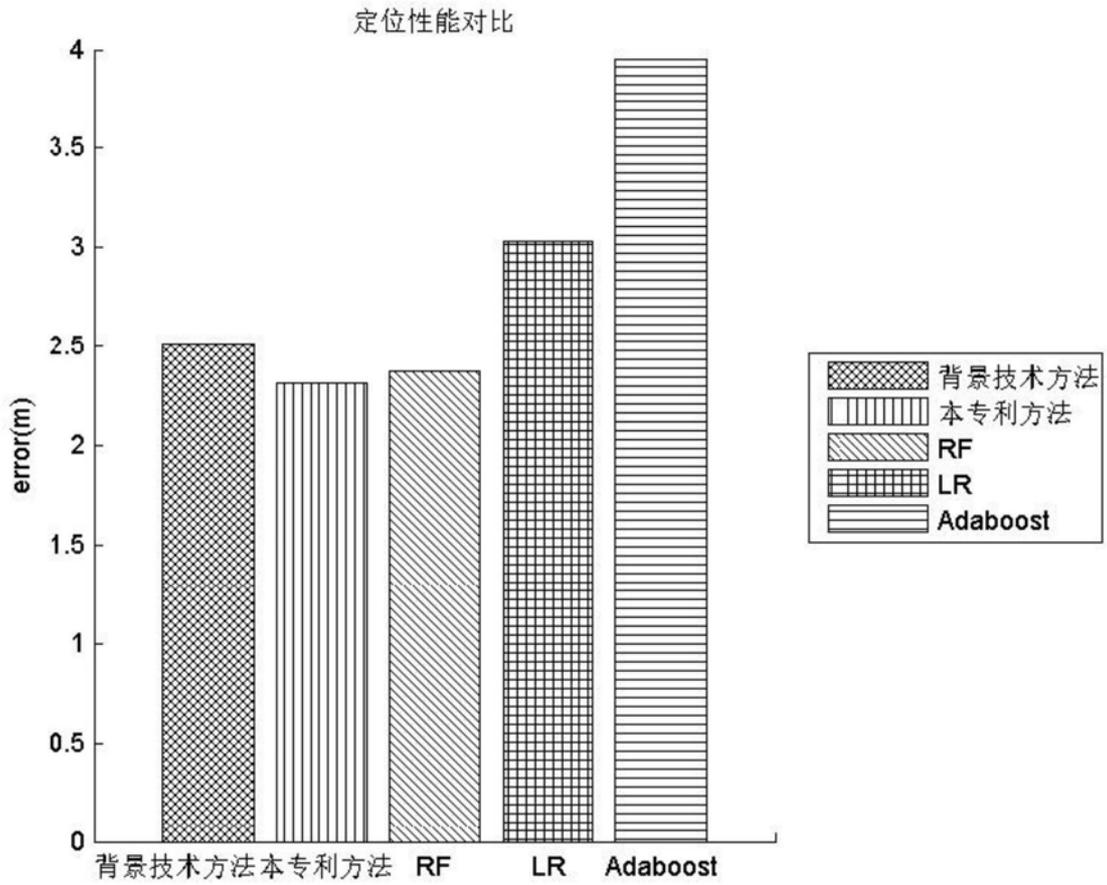


图2

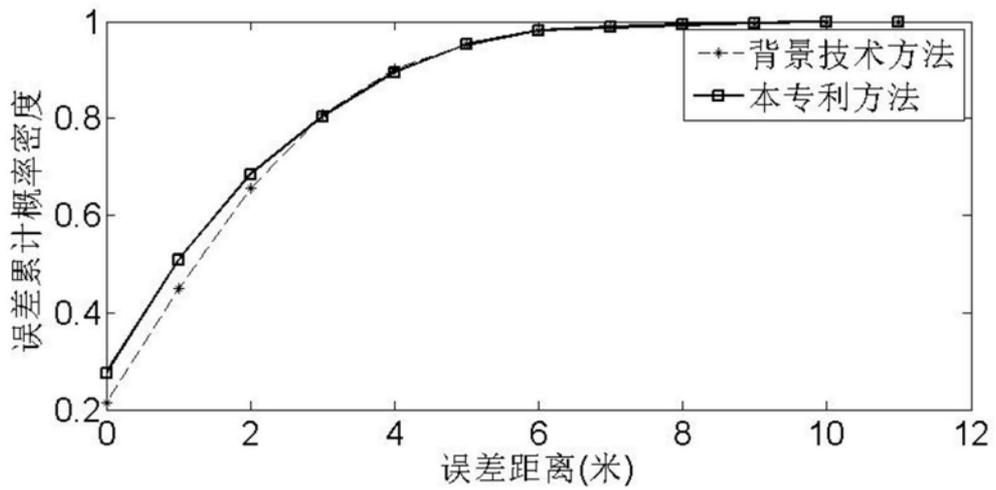


图3