

基于分布重叠和特征加权的无线局域网室内定位算法

谢代军 胡捍英 孔范增

(解放军信息工程大学 郑州 450002)

摘要 受复杂室内环境下无线信号时变特性和随机特性的影响,传统的以接收信号强度均值为指纹信息的定位算法定位精度较低。针对该问题,提出了一种基于分布重叠和特征加权的位置指纹匹配定位算法。该方法采用接入点(Access Point, AP)信号包络的概率分布作为位置指纹特征,首先根据终端与 AP 的连通性为指纹特征设定权值,用信号包络概率分布重叠来表征指纹特征的相似度,然后取各特征相似度的加权和为指纹的相似度,最后根据最大指纹相似度原则估计目标位置。实验结果表明,所提算法的定位精度明显高于传统定位算法,具有较高的实用性。

关键词 无线局域网,室内定位,位置指纹,特征加权,分布重叠

中图分类号 TN92 **文献标识码** A

Indoor Positioning Algorithm for WLAN Based on Distribution Overlap and Feature Weighting

XIE Dai-jun HU Han-ying KONG Fan-zeng

(Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract Affected by the time-varying and random characteristics of indoor wireless signal, the traditional positioning method using the received signal strength(RSS)mean as the fingerprint information has poor localization accuracy. This paper proposed a fingerprint matching positioning algorithm based on distribution overlap and feature weighting to resolve the problem. The probability distribution of access point signal's envelope was used as location fingerprint feature. Firstly, fingerprint feature's weight was set by utilizing the connectivity of the terminal and AP, and the similarity of fingerprints feature was indicated by the overlap of the signal envelope's distribution. Secondly, the sum of the weighted features similarity was taken as the fingerprint similarity. Finally, the target's position was estimated according the principle of maximum fingerprint similarity. The experimental results show that the proposed algorithm obtains significant accuracy improvement and higher practical value.

Keywords Wireless local area networks(WLAN), Indoor positioning, Location fingerprint, Feature weighting, Distribution overlap

1 引言

基于位置的服务(Location Based Service, LBS)在医疗健康、展会导航等领域市场前景巨大。传统的 GPS 和蜂窝网定位技术无法满足室内定位的需求。国内外针对室内定位技术开展了大量研究^[1-6],其中基于 WLAN 的位置指纹匹配定位技术具有无视线约束、不需要任何额外的专用设备、易部署等优点,已成为室内定位技术研究的重点。

基于 WLAN 和位置指纹的室内定位技术可分为确定性和概率性两类。典型的确定性方法如 K 最近邻法(k-nearest neighbor, KNN)^[1],以信号强度均值为指纹信息,采用信号空间距离来匹配指纹,方法简单,但定位精度较低。Kushki 等^[2]人提出利用核方法来比较目标指纹和参考指纹中的信号强度,其定位精度相比 KNN 算法有明显提高。文献^[3]则采用结合核直接判别分析和支持向量回归的定位方法,其定位精度进一步提高,但需要迭代运算,复杂度较高。典型概率性方法通过条件概率为位置指纹建模并采用贝叶斯推理机制来

估计用户位置(Bayes 算法^[5-7])。文献^[5,6]采用截断对数高斯分布模型,相比 KNN 算法,定位精度有较大提高。文献^[7]则采用多元高斯混合分布模型,提高了算法的抗干扰能力。文献^[8]提出一种混合生成和判别两种模型的贝叶斯学习法,它可利用少量数据实现定位。上述研究工作还存在对信号强度信息未能充分利用,或者算法在提高定位精度的同时复杂度增加较大、影响运算速度的问题。为此,本文借鉴重叠度在肤色检测识别、地图匹配中的应用,给出了一种基于信号包络分布重叠和特征加权的最大指纹相似度(Maximum Fingerprint Similarity, MFS)室内定位算法。实验结果表明了该方法的有效性。

2 最大指纹相似度定位算法

最大指纹相似度定位算法的基本思想就是将目标指纹与指纹数据库中各个参考指纹进行匹配比较,找出与目标指纹相似度最大的指纹,以该指纹的位置作为目标的估计位置。目前室内定位中应用较多的是基于信号空间距离和基于贝叶

到稿日期:2013-01-17 返修日期:2013-03-26

谢代军(1984—),男,硕士生,主要研究领域为无线定位, E-mail: www_work_ok@163.com(通信作者);胡捍英(1961—),男,教授,博士生导师,主要研究领域为无线通信、无线定位;孔范增(1982—),男,博士生,主要研究领域为无线通信、无线定位。

斯推理的匹配方法。在地图匹配、肤色检测识别的研究中,还有一种基于重叠度的匹配方法。

基于面实体的匹配是地图合并的关键技术之一。Stephan Winter等^[9]、赵宝贵等^[10]在进行面实体匹配时,采用两个实体A,B的重叠度作为衡量实体相似度的指标。实验结果验证了基于重叠度的匹配方法在地图合并中的有效性。肤色检测是视觉交互技术中的重要环节。刘婧等^[11]在研究肤色与非肤色的识别时,采用肤色与非肤色的分布重叠度作为两者的区分指标,重叠度越小,表明二者分离性越强,相似性越小。实验结果验证了分布重叠度的有效性。

位置指纹中包含各个AP的信号强度信息,每个AP信息反映了位置指纹的一个特征。目标指纹与参考指纹的相似度,可以认为是各个指纹特征的相似度之和。杨大成^[12]对无线信号在室内环境下的传播特性进行了分析,指出室内环境下无线信号的小尺度衰落主要是瑞利衰落。因此,借鉴重叠度在地图匹配、肤色检测领域的应用,利用AP信号包络瑞利分布的重叠度来计算指纹特征的相似度。同时,考虑到各个AP在指纹匹配定位中发挥的作用不同,基于终端与AP的连通性对各个指纹特征赋予不同的权值,这样两个指纹的相似度就是各个指纹特征的相似度的加权和。综上所述,本文提出了一种基于分布重叠和特征加权的最大指纹相似度的室内定位算法。该算法没有复杂的迭代运算,实验结果表明所提算法的定位精度明显高于传统定位算法,具有较高的实用性。

2.1 基于瑞利分布的指纹模型

指纹模型是决定概率指纹法中定位参考点和待定位点位置指纹质量好坏的关键,对准确估计目标位置具有重要作用。同其它指纹法相同,MFS算法假定定位区域内共有 n 个定位参考点,构成参考点集 $C_L = \{L_1, L_2, \dots, L_n\}$,其中 $L_i = (x_i, y_i)$ 为第 i 个参考点的二维坐标;相对应存在 n 个训练指纹,构成指纹数据库 $C_F = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}$,其中 $F_i = \{f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{im}\}$ 表示第 i 个参考点的指纹,该指纹有 m 个细节特征,每个特征反映终端扫描到的某个AP的信号信息。

MFS算法中指纹特征包括3个信息,分别是特征身份标志、特征关键信息、特征权值。指纹特征身份标志采用AP的MAC地址,特征关键信息是AP信号包络服从的瑞利分布的参数 α ,特征权值则由终端与AP的连通性来计算。具体如式(1)所示:

$$f = (mac, \alpha, w) \quad (1)$$

式中, mac, α, w 分别是指纹特征的身份标志、参数和权值。

从式(1)可以看出,MFS算法生成指纹的关键就是获取瑞利分布参数 α 和特征权值 w 。

2.1.1 瑞利分布参数 α

实际环境中,样本采样数有限,样本均值容易受样本极端值的影响,因而采用样本中位数来计算分布参数。AP信号的包络服从瑞利分布,包络样本中位数 X_m 满足下式:

$$\begin{aligned} F(X_m) &= \int_{-\infty}^{X_m} f(x) dx = \int_0^{X_m} \frac{x}{\alpha^2} e^{-\frac{x^2}{2\alpha^2}} dx \\ &= 1 - e^{-\frac{X_m^2}{2\alpha^2}} = 0.5 \end{aligned} \quad (2)$$

由式(2)得:

$$\alpha = 0.8496 X_m \quad (3)$$

根据功率与电压的关系,由终端实测的信号强度样本转

换得到信号包络样本;对包络样本序列进行排序之后,处于序列中间位置的样本值即为样本中位数 X_m ,进而由式(3)得到瑞利分布参数 α 。

2.1.2 指纹细节特征权值 w

假设离终端越近的AP,其信号特性在位置特征中的重要性越强,对训练指纹与观测指纹相似性判定作用越大,每个AP特征设置权值 w 。实际环境中,终端对AP进行若干次扫描,离终端较近的AP每次扫描都能被观察到,终端与该AP连通性好;离终端较远或者与终端间有多重墙壁等障碍物遮挡的AP,则很少观察到,终端与该AP连通性较差。因此,将终端与AP的连通性作为评定AP指纹细节特征权值的依据,定义特征权值如下:

$$w = \frac{c}{\sum_{k=1}^n c_k} \quad (4)$$

式中, c 为该AP信号强度样本数, $\sum_{k=1}^n c_k$ 为参考点处观察到的所有AP的强度样本数之和。

2.2 最大指纹相似度估计

指纹相似度反映了指纹间的相似程度,也反映了两位置在空间上的远近,因此取指纹相似度最大的参考点位置作为待定位点的估计位置。

2.2.1 指纹相似度

位置 L_a 和 L_b 的指纹分别为 F_a 和 F_b ,各有若干个特征,特征数据结构为 $f = (mac, \alpha, w)$ 。定义两个指纹的相似度 S 为两个指纹在各个特征上的相似度 s 之和,如式(5)所示:

$$S(F_a, F_b) = \sum_{mac \in A \cup B} s_{mac} \quad (5)$$

式中, A 和 B 分别表示位置 L_a 和 L_b 处扫描到的AP的MAC地址的集合, s_{mac} 表示两个指纹在某个特征上的相似度,定义如(6)式所示。其中 α_a 和 α_b 是该MAC地址对应AP的分别在位置 L_a 和 L_b 处的信号包络瑞利分布参数; w_a 和 w_b 是该MAC地址对应AP指纹细节特征的分别在指纹 F_a 和 F_b 中的权值; $O(\cdot)$ 是两个瑞利分布的重叠度计算函数(简称重叠度函数),反映了同一AP在两个位置处无线电信号统计特性的相似性,如图1所示。

$$s_{mac} = \begin{cases} \frac{1}{2} (w_a + w_b) \times O(\alpha_a, \alpha_b), & mac \in A, mac \in B \\ -w_a, & mac \in A, mac \notin B \\ -w_b, & mac \in B, mac \notin A \end{cases} \quad (6)$$

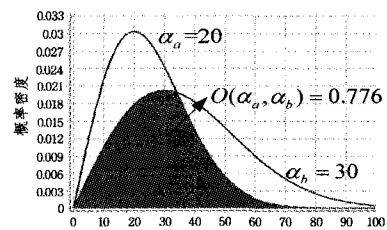


图1 瑞利分布重叠示意图

重叠度函数定义如式(7)所示,其中, I 是两个分布曲线交点的横坐标, α_a 和 α_b 为两个瑞利分布的参数。

$$\begin{aligned} O(\alpha_a, \alpha_b) &= \int_0^I f_b(x) dx + \int_I^\infty f_a(x) dx \\ &= 1 - e^{-\frac{[-2\alpha_a^2 \frac{\ln \alpha_b - \ln \alpha_a}{\alpha_b^2 - \alpha_a^2}]}{2}} + e^{-\frac{[-2\alpha_b^2 \frac{\ln \alpha_b - \ln \alpha_a}{\alpha_b^2 - \alpha_a^2}]}{2}} \end{aligned} \quad (7)$$

2.2.2 位置估计准则

位置指纹相似度反映了两个位置处无线电信号分布的相

似程度,也反映了两个位置空间距离上的接近程度。图2是对9045组位置点的距离与指纹相似度的相关性的统计。可以看出,位置距离与指纹相似度存在明显的负相关性,12米内这种负相关性非常明显,距离越近,指纹相似度越大;超过12米后,指纹相似度总体上随距离的增大而减小,但外界干扰增大,指纹相似度在局部存在不变或增大现象;两点相距为0米时,指纹相似度约为0.77,小于理想值1。

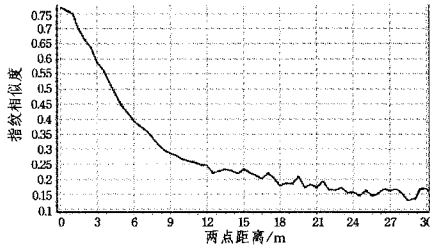


图2 距离与指纹相似度的关系

根据距离与指纹相似度的负相关性,建立指纹相似度与物理位置的映射关系,可知最大指纹相似度位置是未知点真实位置的可能性最高,定位误差最小。因此,将与未知点指纹相似度最大的点的位置作为未知点估计位置,即:

$$\hat{L}_x = \arg \max_{L_i \in C_L} S(F_x, F_i) \quad (8)$$

式中, $C_L = \{L_1, L_2, \dots, L_n\}$ 是参考点集合, F_x 是未知点指纹, F_i 是参考点指纹, $S(F_x, F_i)$ 是未知点与参考点的指纹相似度。

2.3 MFS 算法流程

综上所述,在离线阶段得到指纹数据库之后,按照以下流程确定目标位置:

第1步 对各个 AP 进行若干次扫描,得到各个 AP 的 RSS 采样值及 MAC 地址。

第2步 由 RSS 采样值,得到包络采样值,进而得到包络样本中位数。

第3步 根据式(3)和式(4)得到瑞利分布参数及特征权值,进而生成未知点指纹。

第4步 将未知点指纹与指纹数据库中各参考点指纹进行匹配,由式(5)一式(7)计算各参考点与未知点的指纹相似度。

第5步 根据式(8),得到未知点估计位置,即移动终端的估计位置。

3 实验结果及分析

3.1 实验设置

实验环境具体如图3所示,是一典型的室内办公场所,面积约为 $38\text{m} \times 15\text{m} = 570\text{m}^2$ (暗色区域未能进入)。在整个定位区域内共设置了89个间距为2m的定位参考点;部署了10个AP,均放置在离地面78cm的桌面上;随机选择了46个定位测试点。移动测试终端为华硕 F8H8SN 笔记本,无线网卡采用 Intel(R) Wireless WLAN Link 4965AGN,定位程序在 Microsoft Visual Studio 2008 环境下开发,WLAN 扫描工具采用 Nuts about Nets 公司开发的 NetStumbler。测试终端在每个采样点以5秒间隔对各 AP 扫描20次。

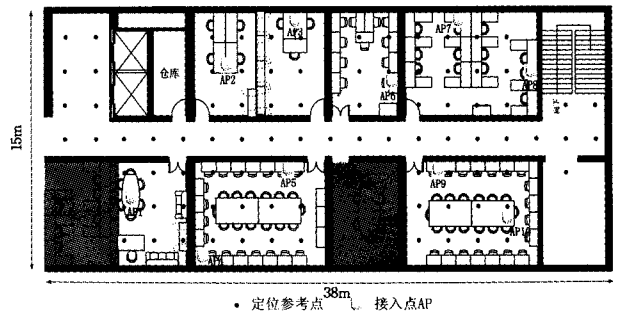


图3 实验环境布局

根据定位区域内的参考点的不同选择(见表1)构建不同密度的指纹数据库,对46个定位测试点进行了定位测试。

表1 定位参考点选择

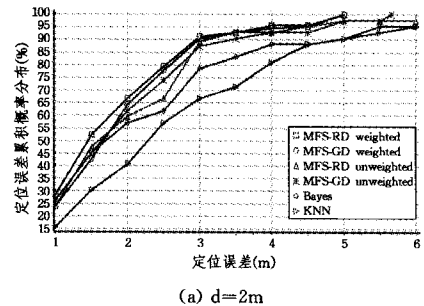
	测试1	测试2	测试3	测试4	测试5
参考点个数(个)	89	47	34	23	15
参考点间距(m)	d=2	d1=4 d2=2	d1=4 d2=4	d=4	d=6
指纹密度等级	高	中上	中	中下	低
备注	d:整个定位区域内的参考点间距 d1:房间内参考点间距;d2:走廊内参考点间距				

利用在实际环境中采集的 WLAN 数据,对 MFS 算法在瑞利分布(MFS based on Rayleigh Distribution, MFS-RD)和高斯分布(MFS based on Gauss Distribution, MFS-GD)、特征加权与未加权下的定位性能与传统定位算法 KNN 和 Bayes 的定位性能进行了比较(“MFS”算法默认为加权和基于瑞利分布)。

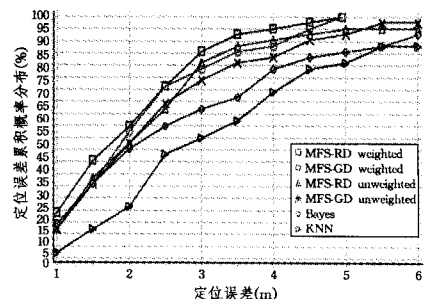
3.2 结果及分析

3.2.1 算法定位准确性

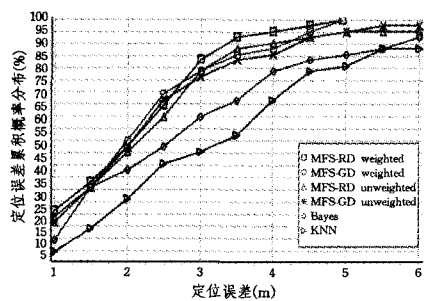
表2、图4为在10个AP、采样样本数为20的不同参考点间距条件下,对46个定位测试点分别采用加权 MFS-RD (MFS-RD weighted)、加权 MFS-GD (MFS-GD weighted)、未加权 MFS-RD (MFS-RD unweighted)、未加权 MFS-GD (MFS-GD unweighted)、Bayes、KNN 算法进行的定位结果统计,其中表2为各算法的平均定位误差,图4为各算法不同定位误差的累积概率分布。



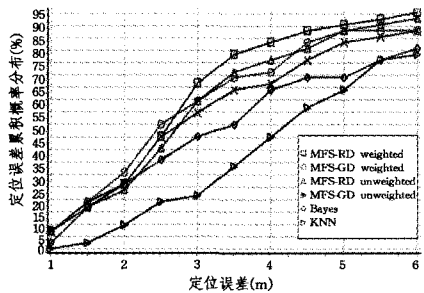
(a) d=2m



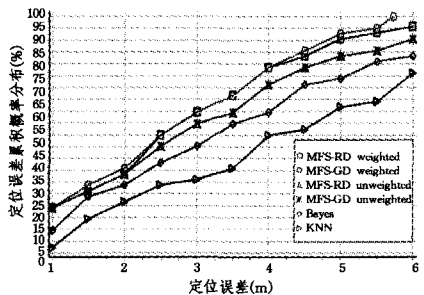
(b) d1=4m, d2=2m



(c) $d_1=4m, d_2=4m$



(d) $d=4m$



(e) $d=6m$

图 4 各个算法累积概率分布(10 个 AP, 不同参考点间距条件下)

表 2 各算法的平均定位误差(单位: m)(10 个 AP, 不同参考点间距条件下)

参考点间距设置	MFS-RD 加权	MFS-GD 加权	MFS-RD 未加权	MFS-GD 未加权	Bayes	KNN
$d=2$	1.78	1.83	2.02	1.92	2.22	2.88
$d_1=4, d_2=2$	1.95	2.18	2.36	2.45	2.83	3.41
$d_1=4, d_2=4$	2.05	2.17	2.33	2.33	2.93	3.43
$d=4$	3.04	4.14	3.27	4.33	4.03	4.96
$d=6$	2.86	2.72	2.87	3.18	3.57	4.48

(1)MFS算法在瑞利分布模型和高斯分布模型下的性能比较

从表 2 中可以看出,第 1 到第四种参考点间距设置下, MFS-RD 算法的平均定位误差小于 MFS-GD 算法的平均定位误差 5cm 到 110cm 不等; 只在第 5 种参考点间距下, 略高于 MFS-GD 算法的平均定位误差。室内环境下, 3m 内定位误差就可为人们的生活带来较大的方便, 3m 定位误差下算法的累积概率是评判算法性能的一个重要指标。从图 4 可以看出, 在各种参考点间距下, MFS-RD 算法的 3m 定位误差累积概率分别为 91%、86%、84%、66%、60%, 小于或等于 MFS-GD 算法的 90%、78%、77%、60%、60%。综上所述, 瑞利分布模型下的 MFS 算法比高斯分布模型下的 MFS 算法性能要好, 说明瑞利分布能更好地反映室内复杂环境下无线信号的随机特性。

(2)加权 MFS 算法与未加权 MFS 算法的性能比较

从表 2 中可以看出, 加权 MFS 算法平均定位误差比未加权 MFS 算法要小, 尤其是在前 4 种参考点设置下, 加权 MFS 算法平均定位误差分别为 1.78m、1.95m、2.05m、3.04m, 明显小于未加权 MFS 算法的 2.02m、2.36m、2.33m、3.27m。从图 4 可以看出, 在同一参考点间距下, 加权 MFS 算法各定位误差下的累积概率都要大于未加权 MFS 算法的累积概率且加权 MFS 算法的最大定位误差远小于未加权 MFS 算法的最大定位误差。综上所述, 加权 MFS 算法定位性能比未加权 MFS 算法更好, 说明 MFS 算法基于终端与 AP 连通性, 对不同特征加权的方法是有效的。

(3)MFS 算法与传统定位算法的性能比较

从表 2 中可以看出, 同一参考点间距下, MFS 算法的平均定位误差比 KNN 和 Bayes 算法分别要小 25%~45%, 55%~75%。从图 4 可以看出, 同一参考点间距下, MFS 算法的定位误差累积概率, 明显高于 KNN 和 Bayes 算法的累积概率。综上所述, 相比于传统定位算法 KNN 和 Bayes, MFS 算法在各种参考点间距下的定位性能更好, 说明采用分布重叠度来表征指纹相似度的方法是有效的。

3.2.2 不同定位参考点选择对各算法定位性能的影响

定位区域内参考点的选择是影响算法定位精度的重要因素。从表 2 和图 4 可以看出, 随着定位区域内参考点的增多、参考点间距的增大, 各算法的定位误差减小。 $d=2m$ 时, 各算法平均定位误差最小, 但要求定位区域内参考点数要很多, 这会增加算法运算复杂度和离线数据采集的工作量。但 $d=4m$ 时各算法的平均定位误差大于 $d=6m$ 时的平均定位误差, 这是因为 $d=4m$ 时, 在走廊内没有设置参考点, 而走廊两侧都是墙壁, 对信号的传播影响很大, 使得各算法对走廊内的定位测试点的定位误差很大, 影响了整体的定位性能。而 $d_1=4m, d_2=4m$ 时, 即在走廊内以 4m 间距添加了定位参考点后, 各算法的定位误差大大减小, 以 MFS 算法为例, 其平均定位误差由 $d=4m$ 时的 3.04m 减小到 $d_1=4m, d_2=4m$ 时的 2.05m, 而相应的定位参考点总数却增加不大, 以较小的运算复杂度代价取得了较好的定位精度。综上所述, 定位区域内参考点设置对算法性能的影响非常大, 走廊区域内必须设置定位参考点, 综合离线采样工作量、算法运算复杂度及定位误差等指标, 房间内和走廊内各按照 4m 的间距设置定位参考点, 算法综合性能最好。

3.2.3 AP 个数对算法定位性能的影响

定位区域内 AP 个数是影响算法定位精度的重要因素, 且直接决定了定位系统的成本, 影响算法的实际定位应用能力。图 5 为 5 种参考点间距下 MFS-RD 算法、MFS-GD 算法、KNN 和 Bayes 算法在不同 AP 个数下的定位性能。

从图 5 可以看出, 在同一参考点间距条件下, KNN 和 Bayes 算法的定位误差随着 AP 个数的增加, 先快速减小, 而后缓慢减小, 再逐渐增大; MFS-RD 算法、MFS-GD 算法的定位误差随着 AP 个数的增加而减小。综合 5 种参考点间距条件下各算法性能比较, 可以看出 MFS-RD 算法定位性能最好; 定位区域内 AP 个数达到 7 个左右(平均每个 AP 的覆盖范围为 80~100m²)时, MFS-RD 算法在定位精度和成本上可取得良好折衷。

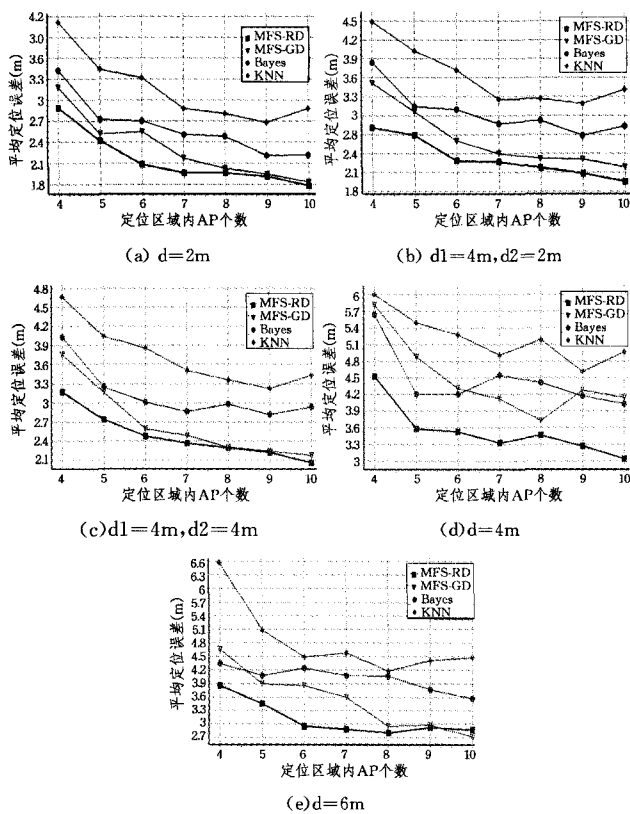


图5 各个算法在不同参考点间距条件下,平均定位误差随着 AP 个数的变化情况

结束语 本文针对室内 RSS 信号的时变随机特性降低定位精度的问题,将重叠度引入到指纹相似度的判别计算中,并根据各 AP 在匹配定位中的不同作用,对各个 AP 赋予不同权值,提出了一种新的基于分布重叠和特征加权的定位算法。该算法采用瑞利分布重叠计算指纹特征相似度,运算简单,较好地反映了无线信号的相似度;特征权重的引入,突出了离 AP 最近的 AP 在匹配定位中的作用。在典型室内办公环境中进行了定位实验,验证了 MFS 算法采用瑞利分布和特征加权的有效性;和传统 KNN 和 Bayes 定位算法性能对比,

MFS 算法定位精度更高,具有较高的实用性。

参考文献

- [1] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: an in-building RF-based location and tracking system[C]//Proc. IEEE INFOCOM. Tel-Aviv, Israel, 2000:775-784
- [2] Kushki A, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. Kernel-based positioning in wireless local area networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2007, 6(6): 689-705
- [3] 徐玉滨, 邓志安, 马琳. 基于核直接判别和支持向量回归的 WLAN 室内定位算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(4): 896-901
- [4] 徐凤燕, 李襟宾, 王宗欣. 一种新的基于区域划分的距离-损耗模型室内 WLAN 定位系统[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(6): 1405-1408
- [5] Luca D, Mazzenga F, Monti, et al. Performance evaluation of indoor localization techniques based on RF power measurements from active or passive devices[J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2006(1): 1-11
- [6] Youssef M, Agrawala A. The horus location determination system [J]. Wireless Networks, 2008, 14(3): 357-374
- [7] 赵方, 罗海勇, 马严, 等. 基于公共信标集的高精度射频指纹定位算法[J]. 计算机研究与发展, 2012, 49(2): 243-252
- [8] Robin W O, Albert K. Indoor location estimation with reduced calibration exploiting unlabeled data via hybrid generative/discriminative learning[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012, 11(11): 1613-1625
- [9] Winter S. Location-based similarity measures of regions[OL]. <http://www.ifp.uni-stuttgart.de/publications/commIV/winter.pdf>
- [10] 赵宝贵, 李大军. 基于重叠度和匹配距离的面实体匹配方法[C]//华东六省一市测绘学会第十次学术交流会. 南昌, 2007: 9-12
- [11] 刘婧, 孙正兴. 面向视觉交互的室内肤色建模研究[J]. 计算机科学, 2008, 35(1): 236-239
- [12] 杨大成. 移动传播环境[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003: 113-115

(上接第 37 页)

参考文献

- [1] Peris-Lopez P, Hernandez-Castro J C, Estevez-Tapiador J M, et al. LMAP: A Real Lightweight Mutual Authentication Protocol for Low-cost RFID tags[C]//Graz, Austria. Proceedings of the 2nd Workshop on RFID Security. New Jersey, USA; IEEE Press, 2006: 137-148
- [2] Chien H Y. SASI: A New Ultra-lightweight RFID Authentication Protocol Providing Strong Authentication and Strong Integrity[J]. IEEE Trans. Dependable and Secure Computing, 2007, 4(4): 337-340
- [3] 吕文纳, 王根英, 刘云. 基于低成本的 RFID 轻量级安全认证协议的研究[J]. 铁道通信信号, 2010, 46(12): 32-35
- [4] Li Tie-yan. Employing Lightweight Primitives on Low-cost RFID Tags for Authentication[C] // Calgary, BC. Vehicular Technology Conference. 2008: 1-5
- [5] Bagheri N, Saffkhani M, Naderi M, et al. Security Analysis of LMAP++, an RFID Authentication Protocol[C]// Abu Dhabi. 6th International Conference on Internet Technology and Secured Transactions. 2011: 689-694
- [6] Phan R C W. Cryptanalysis of a New Ultralightweight RFID Authentication Protocol—SASI [J]. IEEE Trans on Dependable and Secure Computing, 2009, 6(4): 316-320
- [7] Peris-Lopez P, Hernandez-Castro J C, Estevez-Tapiador J M, et al. Advances in Ultra-Lightweight Cryptography for Low-cost RFID Tags: Gossamer Protocol[C] // 9th International Workshop on WISA'08. Jeju Island, Korea, Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2009: 56-68
- [8] 彭朋, 赵一鸣, 韩伟力, 等. 一种超轻量级 RFID 双向认证协议[J]. 计算机工程, 2011, 37(16): 140-142
- [9] 彭勇, 林浒, 卜霄菲. 变焦焦点集遗传算法[J]. 计算机科学, 2010, 37(11): 194-198
- [10] 金丽萍, 顾翔, 纪丽娜. BAN 逻辑及其在认证协议性质分析中的应用研究[J]. 电脑知识与技术, 2008, 2(12): 500-502