

# RFID 系统中基于不精确锚点的移动用户定位方案

任 莉<sup>1</sup> 黄 清<sup>2</sup>

(南京工程高等职业学校信息工程系 南京 211135)<sup>1</sup>

(江苏海事职业技术学院信息工程学院 南京 211100)<sup>2</sup>

**摘 要** 目前大多数基于 RFID 的移动用户定位算法使用锚点信息来实现精确定位,然而许多情况下很难发现或部署足够多的锚点。为此,提出一种基于不精确锚点的移动用户定位方案。首先,使用大量带有粗略位置信息的标签作为锚点来计算用户的位置,此时不需要任何其他准确的锚点信息,有效避免了昂贵的锚点部署成本;然后,提出两种高效算法来准确跟踪移动用户,即基于类别基数的协议和基于 RSSI 的协议。实验结果表明,改进的方法可实现移动用户的准确实时定位,该算法的精度比基准算法高 30% 以上。

**关键词** RFID, 定位, 锚点, 标签, 精度

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

## Location Scheme of Mobile Users Based on Imprecise Anchors in RFID Systems

REN Li<sup>1</sup> HUANG Qing<sup>2</sup>

(Department of Information Engineering, Nanjing Engineering Vocational College, Nanjing 211135, China)<sup>1</sup>

(School of Information Engineering, Jiangsu Maritime Institute, Nanjing 211100, China)<sup>2</sup>

**Abstract** In order to accurately position the mobile user, most current localization algorithms based on RFID need anchor assist. It is usually difficult to find or deploy enough anchor nodes for accurate localization. To solve this problem, a location scheme of mobile users based on imprecise anchors was proposed. Firstly, a large number of tags with approximate locations are used as anchor nodes to compute the users' locations. It does not require any additional precise anchor nodes, thus effectively avoiding the significant deployment cost. Then, two time-efficient algorithms were proposed to accurately locate the moving user, i. e., the category cardinality based protocol and the RSSI based protocol. Experimental results indicate that the solutions can accurately locate the mobile users in a real-time approach. The accuracy of the improved method improves over 30% than the base solution.

**Keywords** RFID, Location, Anchor, Tags, Accuracy

## 1 引言

随着移动和无线设备的不断普及,大量应用需要上下文感知或基于位置的服务<sup>[1,2]</sup>。例如,如果用户在超市中购物,当他走向装着他想要物品的架子时相应广告能够实时弹出。对这些应用来说,位置是最重要的因素之一。传统的定位算法主要利用准确的锚结点来计算用户的位置<sup>[3,4]</sup>。这些锚结点是为了定位而专门部署的,部署成本过高。

随着基于 RFID 的应用不断普及,大量 RFID 标签被部署到生活的方方面面,比如图书馆或超市,其架子上总是放满了带有标签的物品,这为我们进行定位提供了可能。因为相同类型的物品往往放在一定范围内,所以可以根据物品的布局粗略计算这些物品的位置。根据以上思路,本文提出一种可实现移动用户持续跟踪的高时效定位算法。实验结果表明,本文方法可以实现用户的准确实时跟踪。本文主要工作总结如下:提出一种高效的定位算法,该算法基于 RFID 阅读器扫描大量标签,不需要任何其他准确的锚点信息,因此可有效避免昂贵的锚点部署成本。为了持续跟踪移动用户,提出两种高效算法来准确跟踪移动用户,即基于类别基数的协议和

基于 RSSI 的协议。通过妥善调节阅读器的功率,可在指定时间延时内实现实时定位。

## 2 相关工作

近年来人们已经对基于 RFID 的室内定位问题进行了大量研究。文献[5]提出了一种利用无源 RFID 技术定位目标物体的算法。该算法使用双层对称分布的参考标签和空间连续分割的方法提高了室内定位的精度。实际测试结果表明,该算法可较好地实现目标的三维空间定位,适合于室内人员、物资等定位。文献[6]提出使用标签位置分布统计特性作为先验信息来提高定位精度,将基于到达时间(TOA)的二步加权最小二乘法从极大似然估计扩展到最小均方误差估计,并推导了基于最小均方误差估计的 TOA 定位方法的克拉美罗下界(CRLB)和理论方差。理论分析和仿真结果都表明该算法优于极大似然估计定位算法。文献[7]针对室内环境对信号传播影响的复杂性,提出了流水线型局部加权回归定位算法,将室内环境对信号传播到各位置的影响融合至算法中,以实现精确定位。

另外,Liu 等人<sup>[8]</sup>提出基于 RSSI 的定位算法(ARSS),该

任 莉(1979—),女,硕士,讲师,主要研究方向为 RFID 技术、物联网技术;黄 清(1981—),男,硕士,实验师,主要研究方向为物联网、移动计算。

算法可确定未知结点和锚结点间的分布关系。Babic 等人<sup>[9]</sup>提出一种基于被动 RFID 标签集成和场景分析技术的移动对象定位方法。高锐等<sup>[10]</sup>提出了一种在三维空间内利用 RFID 技术定位目标物体的算法。该算法通过接收信号强度获得天线和目标标签之间的距离,然后采用梯度下降法计算得到目标电子标签的位置。仓库定位网络实验结果显示,所建立的算法可以逐步逼近目标标签的真实位置,有效提高了三维空间内目标的定位精度。然而总的来说,以上的室内定位方案还存在如下问题:1)往往需要利用精确的锚点来帮助计算对象的位置,实际上,许多情况下发现或部署足够多的锚结点的难度很大;2)无线电环境不够理想,阅读器可能会丢失附近的部分 RFID 标签;3)当 RFID 密度较大时,大多数 RFID 阅读器需要较长的时间才能扫描周围 RFID 标签,延时较大。为了解决以上问题,本文提出了一种改进的室内定位方案,该方案只需要利用一些准确度较低的锚点就可以实现对象的精确定位,最后的仿真实验也验证了本文方案的有效性。

### 3 问题描述

超市、仓库和公共图书馆里可能部署了大量 RFID 标签(架子上可能有大量带有标签的对象或书籍)。本文的目的是使用这些标签来定位携带了 RFID 阅读器的移动用户,比如阅读器安装于购物车上。当用户在这些环境下携带阅读器移动时,阅读器可以询问扫描范围内的标签,获取它们的身份进而实现定位。

如图 1 所示,定位环境中有许多架子,五角星表示需要被定位的目标。因为架子的位置是固定的,所以可以使用一维坐标系来描述目标的位置。在图 1 中, $y_0$  是已知的,通过估计通道内的位置  $x$ ,就可以最终获得目标的准确位置。

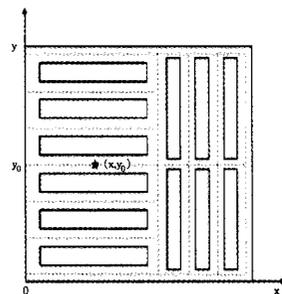


图 1 定位过程

如图 2 所示,架子分为多个区段,每个区段包括用小型立方体表示的多个对象。图中区段用颜色进行区分,一种区段内的对象属于同一类别,用标签 ID 表示,不同区段的宽度可以不同。区段描述为  $[x_{i,s}, x_{i,e}, l_i]$ , 其中  $x_{i,s}, x_{i,e}$  表示区段的起点和终点,  $l_i$  表示架子的层数,每个架子的高度为  $h$ 。区段中每个对象的具体位置未知,但是每个区段的位置已知。

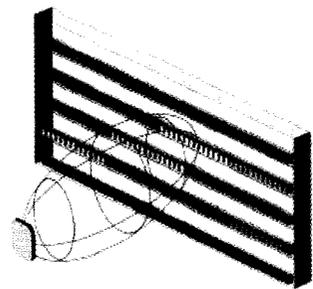


图 2 架子上的标签

### 4 定位精度分析

因为路径损失、能量吸收和相互干扰等因素的存在,精确的室内定位容易受到标签密度、扫描时间和 RSSI 分布等因素的影响,为了获得真实环境中的这些信息,本文首先对其进行了精度分析。实验中使用 Alien-9900 阅读器和定向增益为 6dB 的 Alien-9611 线性天线,3dB 波束宽度为 65 度,使用的 RFID 标签为支持 EPC C1G2 标准的 Alien 9640 通用型标签。标签置于分有 5 行的架子上,每两行间距 60cm。在下面实验中将标签密度从每米 2 个调整为每米 10 个,阅读器的功率调节范围为 15.7~30.7dBm。除非另外指明,默认情况下阅读器对准货架中心,扫描标签 50 个查询周期。天线和架子间的距离为 1.5m。

(1)标签密度效应:对同一扫描范围,标签的密度  $\rho$  是主要影响因素,密度  $\rho$  越大,范围内被识别的标签越多。同时,当标签密度增加时,主要检测区域的半径逐渐下降。图 3 给出了标签区域、阅读器功率和标签密度的关系。可以发现,当功率固定时,标签区域的宽度随着标签密度的增大而减小。图 4 给出了被检测出来的标签数量、阅读器功率和标签密度的关系。以这关系为基础,在实验中生成两个训练数据集  $T_a$  和  $T_b$ (见表 1)。在阅读器功率已知时利用线性插值方法,可以计算出标签密度和主要区域的半径。

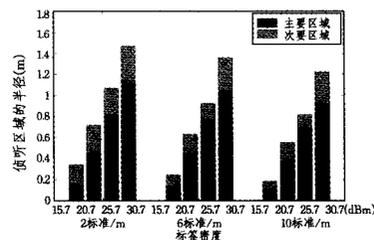


图 3 检测区域的半径

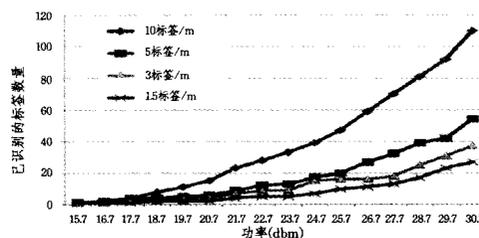


图 4 标签规模、功率和标签密度间的关系

表 1 训练数据集

| 表名    | 描述                       |
|-------|--------------------------|
| $T_a$ | 不同标签密度和功率条件下的检测区域半径      |
| $T_b$ | 标签规模、功率和标签密度间的关系         |
| $T_c$ | 被检测标签规模和扫描时间之间的关系        |
| $T_d$ | RSSI 值与到达检测区域中点间的距离之间的关系 |

(2)扫描时间:当标签数量较大时,识别时间将会上升,如图 5 所示。如果希望通过阅读标签在短时间内实现对象定位,则应该限制检测区域内的标签数量。例如,当标签数量为 120 时,阅读时间约为 1.5s,这对于实时定位系统来说无法接受。因此,需要降低检测区域内被检测的标签数量(比如降至 90)以降低阅读时间(比如降至 1s),而通过降低扫描功率即可实现。训练数据集  $T_c$  给出了被检测的标签规模和扫描时间之间的关系。

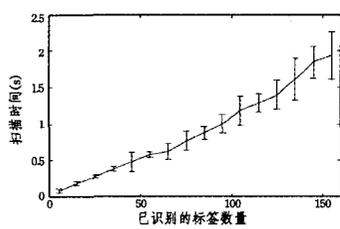


图5 扫描时间

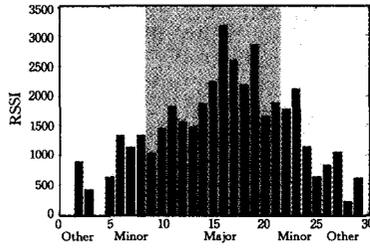


图6 RSSI分布(28.7dBm)

(3)RSSI分布:对于同一检测区域内的标签,其RSSI值互不相同。图6给出了某一行中标签RSSI值的分布。可以发现,主要检测区域内标签的RSSI值较高,而次要检测区域内的标签RSSI值较低。实际上,RSSI值主要受到标签表面与天线相对阅读器的辐射方向之间的距离和角度影响。与检测区域中心的距离越短,RSSI值越低。因此,本文获得的训练数据集 $T_d$ 给出了RSSI与到达检测区域中心距离之间的关系。

## 5 基准方法

依据第4节的分析,下面提出了两种基准方法用于室内定位。

### 5.1 基于类别基数的协议(CCP)

在该基准方法中,将阅读器功率设置为默认值(30.7dbm)。然后,阅读器扫描标签以获得被检测标签的类别。对被检测类别的位置取均值以获得位置估计。本文使用被检测的标签数量来计算权重。因为类别范围的起始点 $x_{i,s}$ 和终点 $x_{i,e}$ 已知,所以估计算法可表示如下:

$$\hat{x} = \sum_{i=1}^k w_i \cdot \frac{x_{i,s} + x_{i,e}}{2}, w_i = \frac{n_i}{\sum_{i=1}^k n_i}$$

其中, $k$ 表示被检测标签的类别数量。 $w_i$ 表示类别 $c_i$ 的加权因子,即类别 $c_i$ 被检测标签的数量与扫描区域内所有被检测标签的数量之比。在该方法中,使用类别范围中点 $\frac{x_{i,s} + x_{i,e}}{2}$

来表示类别位置。最后, $\hat{x}$ 表示计算出来的目标位置。

### 5.2 RSSI协议(RP)

上述基准方法只是使用了每个类别的被检测标签数量。然而,RSSI对测量标签分布具有非常重要的作用。如第4节所述,RSSI越高,标签与检测区域中点距离越近。基于这一结论,可以使用多种基于RSSI的算法来计算阅读器的真实位置。基本方法与先前算法类似,只是在每个被检测类别中用总RSSI $s_i$ 代替标签规模 $n_i$ ,然后计算X方向上被检测类别位置的加权均值 $\frac{x_{i,s} + x_{i,e}}{2}$ 。该估计方法可表示如下:

$$\hat{x} = \sum_{i=1}^k w_i \cdot \frac{x_{i,s} + x_{i,e}}{2}, w_i = \frac{s_i}{\sum_{i=1}^k s_i}$$

这些基本方法使用默认功率来阅读尽可能多的不同类别标签。功率越大,扫描范围内标签数量越大,因此阅读器需要更多时间才能完成扫描过程。此外,在基于标签规模的基准方法中,因为标签分布存在差异,所以权重并不可靠。例如,可能有一个类别只包含少量标签,因此即使类别中的所有标签均被检测,但是它在计算过程中的权重始终较小。标签数量的不平衡现象将会使权重出现偏差,导致位置估计存在较大误差。因此,这些缺点导致基准算法的效率较低。为了弥补基准算法的不足,下面从3种不同角度分别提出了一种改进的定位算法。

## 6 基于不精确锚点的定位算法

### 6.1 计算最优功率值

本文算法需要妥善调节阅读器的功率,同时保持其在合理水平以保证延时满足约束 $t_i$ 。如算法1所示,它通过4个步骤来计算最优功率。首先,使用预扫描过程来获得被检测的标签规模。通过将预扫描的功率设置为经验值 $p_0$ ,可获得被检测的标签规模 $n_0$ 。其次,根据训练数据集 $T_b$ ,通过插值方法便可计算标签密度 $\rho$ 。例如,当功率为26.7dBm且被检测标签数量为50时,交点在5tags/m和10tags/m之间,且与10tags/m更近,因此将其设置为8tags/m。第三,假设在预扫描步骤耗时为 $t_0$ ,于是还剩余时间 $t_i - t_0$ 。如第4节所述,图5给出了被检测标签规模和扫描时间之间的关系。因此,利用训练数据集 $T_c$ 及插值法即可获得标签规模目标约束 $n'$ 与剩余时间 $t_i - t_0$ 的关系。最后,根据图4中的关系,通过使用 $\rho$ 和 $n'$ 即可计算出最优功率 $\hat{p}$ 。

#### 算法1 计算最优功率值

1. 输入:延时约束 $t_i$
2.  $p_0$ :预扫描的功率
3. 将阅读器的功率设置为 $p_0$ ,获得被检测的标签规模 $n_0$
4. 利用训练数据集 $T_b$ 中给出的不同密度条件下被检测标签规模 $n_0$ 和功率 $p_0$ 间的关系,采用插值法计算出标签密度 $\rho$
5. 利用训练数据集 $T_c$ 中给出的被检测标签规模 $n_0$ 和扫描时间( $t_i - t_0$ )间的关系,采用插值法计算出可接受的标签规模 $n'$
6. 再次利用训练数据集 $T_b$ 中的关系、插值法、标签规模 $n'$ 和标签密度 $\rho$ 计算出 $\hat{p}$
7. 输出:最优功率 $\hat{p}$

### 6.2 基于类别匹配的协议(CMP)

(1)目的:扫描期间可以获得每个被检测类别的标签数量,将其表示为一个向量。将被检测类别覆盖的位置看成是潜在位置。从左至右将每个潜在位置作为圆心,并将主要检测区域的半径作为圆的半径,便可以计算出被检测类别一组标签规模向量,如图7所示。通过对计算出来的每个向量与其他被检测向量进行匹配,可以获得相似度最高的 $k$ 最近邻向量,如算法2所示,利用 $k$ 最近算法即可计算出最终位置。

(2)算法:如图7所示,由浅色填充的圆表示主要检测区域。 $r$ 表示主要检测区域的半径。通过扫描结果,可以获得每种类别 $C_i$ 的主要检测区域以及每种类别的标签规模 $n_i$ 。将每种类别 $C_i$ 的标签数量表示为向量 $V_0(n_{0,1}, n_{0,2}, \dots, n_{0,s})$ 。利用已知的标签密度和阅读器功率计算检测区域。利用训练数据集 $T_d$ 可以获得次要检测区域半径 $r$ 。虚线圆表

示其他候选位置的检测范围。通过基于训练数据集  $T_b$  的线性插值方法,可以获得标签密度估计值  $\rho$ 。通过几何方法可以计算出向量。如图 7 所示,虚线圆覆盖多种类别,由于位置信息和标签密度估计值均已知,因此可以获得每种类别的标签数量,将其表示为向量  $V_i(n_{i,1}, n_{i,2}, \dots, n_{i,s})$ 。然后,通过计算  $V_0$  和  $V_i$  间的相似度,可以求得  $k$  最近邻向量的位置  $x_1, \dots, x_k$ 。最后,利用  $k$  多元最近邻的相反距离加权均值,可以求得目标位置  $\hat{x}$ ,如算法 2 所示。

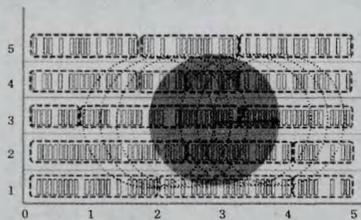


图 7 区域被检测标签的数量

### 算法 2 类别匹配协议

1. 输入:  $V_0 = \{n_{0,1}, n_{0,2}, \dots, n_{0,s}\}$ : 每种被检测类别的标签数量向量;  
 $C_i = \{x_{i,1}, x_{i,r}, l_i\}, i \in \{1, 2, \dots, N\}$ : 标签类别  $C_i$  的位置;
2. 步骤
3. 调用算法 1 获得最优功率  $p_0$  和标签密度  $\rho$
4. 根据  $T_a$  获得次要区域半径  $r$
5. 确定被检测类别覆盖区域的左侧点  $x_l$  和右侧点  $x_r$
6.  $x = x_l + r; i \leftarrow 1$
7. while  $x < (x_r - r)$  do
8. 获得每个潜在位置的  $V_i$
9. 按照如下方法计算  $V_0$  和  $V_i$  间的相似度:

$$\text{sim}(V_0, V_i) = \frac{V_i \cdot V_0}{|V_i| \cdot |V_0|} = \frac{\sum_{j=1}^s n_{i,j} \cdot n_{0,j}}{\sqrt{\sum_{j=1}^s n_{0,j}^2} \cdot \sqrt{\sum_{j=1}^s n_{i,j}^2}}$$

10.  $x \leftarrow x + \Delta d; i \leftarrow i + 1$
11. end while
12. 对  $\text{sim}(V_0, V_i)$  降序排列,根据  $\text{sim}(V_0, V_i)$  确定最前面的  $k$  个最近邻位置  $x_1, \dots, x_k$
13. 计算  $\hat{x} = \sum_{i=1}^k x_i \cdot w_i$ , 其中  
 $w_i = \frac{1/(1 - \text{sim}(V_0, V_i) + \epsilon)}{\sum_{i=1}^k 1/(1 - \text{sim}(V_0, V_i) + \epsilon)}$  ( $\epsilon > 0$ )
14. 输出: 计算出来的位置  $\hat{x}$

该方法是标签规模加权平均方法的改进。它充分利用了已知条件及扫描结果来计算标签密度和每个类别的读取率。通过利用向量匹配方法来求得  $k$  最近邻,保证了算法的精度和稳定性。

### 6.3 基于距离投票的协议 (DVP)

(1)目的:为了弥补 RSSI 加权均值方法的缺陷,需要确定不同标签密度条件下 RSSI 与到达检测区域中心距离之间的关系。然后,便可以计算每个标签与检测区域中心之间的距离。将类别的中点位置作为每种类别的位置,可以计算出一组潜在位置间隔。这些间隔的交点就是本文需要的位置估计。基于距离投票的协议如算法 3 所示。

#### 算法 3 基于距离投票的协议

1. 调用算法 1 来计算标签密度  $\rho$  和最优功率  $p_0$

2. 获得被检测类别  $C_i = \{x_{i,s}, x_{i,e}, l_i\}$  及类别  $C_i$  每个标签的 RSSI 值

3. 通过训练数据  $T_d$ , 确定标签与检测区域中点间的距离  $d_{i,j}$

4. 确定具有最小  $d_{i,j}$  的类别  $C_0$

5. for  $i \in \{1, 2, \dots, k\}, j \in \{1, 2, \dots, n_i\}$  do

6. if  $x_{i,s} > x_{0,e}$  then  $\hat{x}_i = \frac{x_{i,s} + x_{i,e}}{2} - \frac{\sum_{j=1}^{n_i} d_{i,j}}{n_i}$  end if

7. if  $x_{i,e} < x_{0,s}$  then  $\hat{x}_i = \frac{x_{i,s} + x_{i,e}}{2} + \frac{\sum_{j=1}^{n_i} d_{i,j}}{n_i}$  end if

8. end for

9. 计算  $\hat{x} = \frac{\sum_{i=1}^k \hat{x}_i}{k}$

10. 输出: 位置估计  $\hat{x}$

(2)算法:利用算法 1 可以求得最优功率  $p_0$ 。同时,可以获得标签密度  $\rho$ ,它是算法 1 的中间结果。将功率设置为  $p_0$ ,然后扫描标签,可以获得被检测的类别  $C_i$  及类别  $C_i$  每个标签的 RSSI 值  $s_{i,j}$ 。通过训练数据集  $T_d$ ,可以获得标签与检测区域中心之间的距离。将类别中点的位置  $\frac{x_{i,s} + x_{i,e}}{2}$  作为标签

位置,然后通过类别  $C_i$  可把位置估计  $\hat{x}_i$  计算为  $\frac{x_{i,s} + x_{i,e}}{2} \pm$

$\frac{\sum_{j=1}^{n_i} d_{i,j}}{n_i}$ 。包含最小  $d_{i,j}$  的类别即是最有可能包含真实位置  $x_0$

的类别。本文可以保证类别的相对位置。然后,位置估计  $\hat{x}$

为  $\frac{\sum_{i=1}^k \hat{x}_i}{k}$ 。该方法改进了基准的 RSSI 加权平均方法的稳定性。

通过确定 RSSI 的相应距离,使算法更为稳健。

## 7 性能评估

本节主要描述实验设置和结果。使用总体运行时间和定位精度作为性能指标。

### 7.1 实验配置

如图 8 所示,标签部署于架子上。部署区域的宽度和高度分别为 5m 和 2m。标签部署在 5 行内,随机生成标签类别信息。实验中使用的标签为 ALN-9662 (Higgs™ 3),阅读器为 ALR-9900+,运行于 EPC Gen 2 通用平台上,天线为 Alien ALR。天线面向货架,天线和货架的间距为 1m。在默认环境下阅读器对准货架中心,对标签扫描 50 个查询周期。

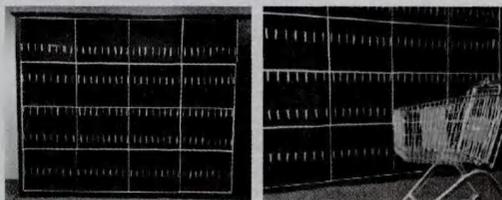


图 8 实验配置

### 7.2 运行时间比较

从图 9 可以看出,本文协议 (CMP, DVP) 的性能优于基准协议 (CCP, RP)。这是因为本文协议利用最优功率而不是基准协议的默认功率来扫描标签。一般而言,功率越大,被检测的标签规模越大,导致运行时间越长。在图 9 中,标签密度

为 10 个标签/m,类别的平均宽度为 0.5m,CMP 的运行时间为 CCP 的 62%,而 DVP 的运行时间是 RP 的 57%。相对于本文协议,DVP 的运行时间长于 CMP,因为 DVP 需要获得标签 ID 及每个标签的 RSSI 值。

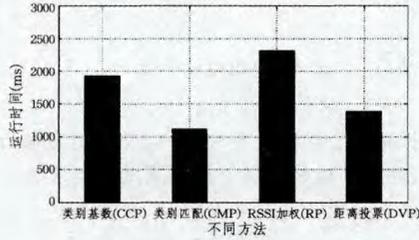


图 9 运行时间

### 7.3 定位精度

从图 10 可以看出,本文所有协议的精度均高于基准协议。此外,本文协议的可靠性也要高于基准协议,且定位误差更低。这是因为本文协议(CMP,DVP)分别使用类别匹配方法及距离投票方法来选择  $k$  最近邻类别及定位目标。它们降低了标签分布的差异导致的误差。当标签密度为 10 个标签/m 且平均类别宽度为 0.5m 时,CMP 的定位误差只有 CCP 的 75%,而 DVP 的定位误差人只有 RP 的 73%。

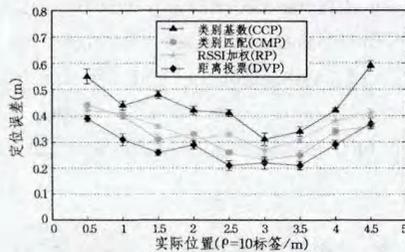


图 10 定位精度

### 7.4 改变标签密度

图 11 和图 12 分别给出了不同标签密度条件下的运行时间和定位误差。从图 11 可以看出,当标签密度增大时,每种协议的运行时间均会上升。这是因为标签密度  $\rho$  越大,阅读器检测出来的标签数量越大,导致运行时间变长。然而,当标签密度足够大时(比如 8 个标签/m,10 个标签/m),CMP 和 DVP 的运行时间基本不变,因为本文协议使用最优功率扫描标签。当标签密度上升时,有效侦听区域下降,而被检测标签的数量基本保持不变。因此,CMP 的运行时间只有 CCP 的 58%,而 DVP 的运行时间只有 RP 的 60%。图 12 表明,当标签密度上升时,定位误差下降。这是因为当标签密度上升时,获得的标签信息的差异(每个类别的标签规模,标签的 RSSI 值)下降。

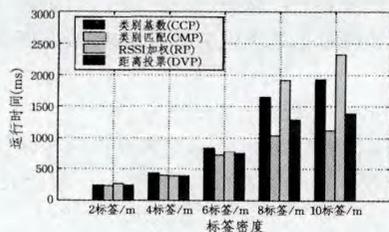


图 11 不同标签密度下的运行时间

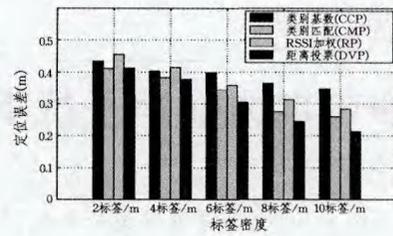


图 12 不同标签密度下的定位误差

### 7.5 改变类别分布

图 13 和图 14 给出了不同类别宽度条件下的运行时间和定位误差。图 13 表明,类别宽度对运行时间基本没有影响。因为被检测的标签数量基本保持不变,所以标签密度在这种情况下保持恒定。然而,当标签宽度上升时,位置误差上升。当标签宽度变小时,同一区域将会覆盖更多类别。类别越多,协议的性能越高,对 CMP 和 DVP 尤其如此。CMP 需要更多类别进行匹配才能选择出  $k$  最近邻,而 DVP 需要更多类别进行投票才能选择出  $k$  最近邻。

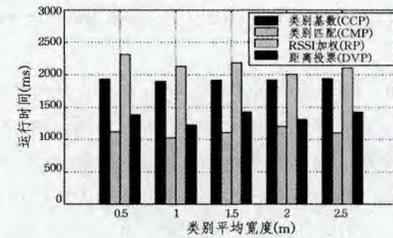


图 13 不同类别宽度下的运行时间

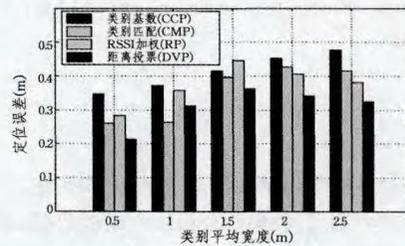


图 14 不同类别宽度下的定位误差

**结束语** 本文提出 RFID 系统中一种基于不精确锚结点的高效定位算法。首先通过从实验中获取的部分结论,分析了阅读率、检测区域、被检测标签规模、功率、RSSI 和延时之间的关系,然后从不同角度给出 4 种定位算法。实验验证了本文算法的有效性。

### 参考文献

- [1] Liu Y, Yang Z, Wang X, et al. Location, localization, and localizability [J]. Journal of Computer Science and Technology, 2010, 25(2): 274-297
- [2] Biswas J, Veloso M. Wifi localization and navigation for autonomous indoor mobile robots[C]// 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2010: 4379-4384
- [3] Jiang X, Liang C J M, Chen K, et al. Design and evaluation of a wireless magnetic-based proximity detection platform for indoor applications[C]// Proceedings of the 11th International Conference on Information Processing in Sensor Networks. ACM, 2012: 221-232

(下转第 332 页)

```
root@hammerhead:~# ps -Z |grep sec
u:r:sec_app:s0 u0_a53 2221 177 com.example.secData
```

可以看到专属应用已经获得了 sec\_app 的进程域上下文。由策略可知,当进程上下文为 sec\_app 的进程访问安全存储区时,由于具有访问安全存储区权限,因此允许其进行任意操作。

**结束语** 通过对 SEAndroid 框架的扩展,在维护操作系统底层安全的同时还有效保护了关键数据的静态存储安全,为隐私安全的保护提供了一个新的思路和方向。在采用 SE-Android 的新版本 Android 操作系统中,此设计具有轻量级、透明化的特性。但是同时由于建立安全存储区时涉及到 init.rc 等 Android 系统文件的修改、不同厂商 Android 系统版本的实现设计不完全相同以及策略实施过程中需要频繁测试编译和运行验证策略的有效性,对 SEAndroid 的定制修改比较复杂繁琐,相对适合于手机生产厂商进行相关定制,从系统级别维护手机的数据存储安全,守护 root 后的系统安全,从而增强对用户隐私的保护。

### 参考文献

- [1] Aukwy,Zhou Yi-fan,Huang Zhen, et al. PScout: analyzing the Android permission specification [C]//Proc of ACM Conference on Computer and Communications Security. New York: ACM Press,2012:217-228
- [2] Chen K Z, Johnson N, D'silva V, et al. Contextual policy enforcement in Android programs with permission event graphs [C]//Proc of the 20th Annual Network and Distributed System Security Symposium. San Diego: Internet Society,2013:455-464
- [3] Grace M,Zhou Ya-jin,Wang Zhi, et al. Systematic detection of capability leaks in stock Android smartphones[C]//Proc of the 19th Annual Symposium on Network and Distributed System Security. San Diego: Internet Society,2012:235-244
- [4] Di C F,Girardell A,Michahelles F, et al. Detection of malicious applications on Android OS [C]//Proc of the 4th International Conference on Computational Forensics. Berlin: Springer,2011: 138-149
- [5] Felt A P,Chin E,Hanna S, et al. Android permissions demystified [C]//Proc of the 18th ACM Conference on Computer and Communications Security. New York: ACM Press,2011: 627-638
- [6] Meurer S,Wismül R. APEFS:an infrastructure for permission-based filtering of Android apps[C]// Security and Privacy in

Mobile Information and Communication Systems. Berlin: Springer,2012:1-11

- [7] Wu Dong-jie,Mao C H,Wei T E, et al. DroidMat: Android malware detection through manifest and API calls tracing[C]//Proc of the 7th Asia Joint Conference on Information Security. 2012: 62-69
- [8] Nauman M,Khan S,Zhang Xin-wen. Apex: extending Android permission model and enforcement with user-defined runtime constraints[C]//Proc of the 5th ACM Symposium on Information, Computer and Communications Security. New York: ACM Press,2010:328-332
- [9] Benats G, Bandara A, Yu Yi-jun, et al. PrimAndroid: privacy policy modelling and analysis for Android applications [C]// Proc of IEEE International Symposium on Policies for Distributed Systems and Networks. 2011:129-132
- [10] Beresford A R,Rice A,Skehin N, et al. MockDroid trading privacy for application functionality on smartphones[C]//Proc of the 12th Workshop on Mobile Computing Systems and Applications. New York: ACM Press,2011:49-54
- [11] Dietz M,Shekhar S,Pisetsky Y, et al. Quire: lightweight provenance for smart phone operating systems[C]//Proc of the 20th USENIX Security Symposium. Berkeley: USENIX Association, 2011:232-241
- [12] Bugiel S,Davi L,Dmitrienko A, et al. Towards taming privilege-escalation attacks on Android [C]// Proc of the 19th Annual Network & Distributed System Security Symposium. San Diego: Internet Society,2012:18-25
- [13] Lu Long,Li Zhi-chun,Wu Zhen-yu, et al. CHEX: statically vetting Android apps for component hijacking vulnerabilities[C]// Proc of ACM Conference on Computer and Communications Security. New York: ACM Press,2012:229-240
- [14] Bugiel S,Davi L,Dmitrienko A, et al. XManDroid: a new Android evolution to mitigate privilege escalation attacks; TR-2011-04[R]. Darmstadt: Technische Universität Darmstadt,2011
- [15] Smalley S, Craig R. Security enhanced (SE) Android: bringing flexible MAC to Android [C]// Proc of the 20th Annual Network & Distributed System Security Symposium. San Diego: Internet Society,2013:75-84
- [16] Russell G,Crispo B,Fernandes E, et al. YAASE: yet another Android security extension [C]// Proc of the 3rd International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust Social Computing. USA: IEEE Press,2011:1033-1040

(上接第 309 页)

- [4] Wu K,Xiao J, Yi Y, et al. Fila: Fine-grained indoor localization [C]// 2012 Proceedings IEEE INFOCOM. IEEE,2012: 2210-2218
- [5] 高锐,程良伦,胡莘.一种基于空间分割的无源 RFID 室内定位方法[J]. 计算机应用研究,2012,29(1):184-186
- [6] 龙易,黄际彦,杜江.基于最小均方误差估计的 RFID 室内定位算法[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版),2013,33(6):69-75
- [7] 张金艺,张晶晶,李若涵,等.流水线型局部加权回归 RFID 室内定位[J]. 应用科学学报,2014,32(2):125-132

- [8] L Jian-Hui,H Chang-Jun. A RSSI-Based Localization Algorithm in Smart Space [M]// Intelligent Decision Technologies. Springer Berlin Heidelberg,2011:671-681
- [9] Babic Z,Ljubojevic M,Risojevic V. Indoor RFID localization improved by motion segmentation [C]// 2011 7th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA). IEEE,2011:271-276
- [10] 高锐,程良伦,苏海武.三维空间 RFID 定位系统方法及其应用研究[J]. 计算机应用研究,2013,30(11):3336-3338