

一种拓扑约束的 RFID 三维定位方法 *

黄双欢, 程良伦
(广东工业大学 自动化学院, 广州 510006)

摘 要: 针对现有 RFID 三维定位算法在运算时间复杂度问题上,收集的信息量较大、对定位的效率影响比较大,满足不了较高的 RFID 实时定位系统要求,提出了一种拓扑约束的 RFID 三维定位算法,使用虚拟地标与拓扑约束相结合对标签进行定位。通过引入一种松约束减少读写错误的影响,同时增加定位的精度。仿真结果表明,算法在不增加移动读写器时,定位精度为间隔的 20% 左右;在增加移动式读写器情况下,静态读写器间隔 6 m 时,其瞬时定位精度为读写器间隔的 12%,最终的迭代运算收敛后可获得 0.4 m 内的定位精度,为读写器间隔的 6%。与传统 LANDMARC 系统定位精度为读写器间隔的 50% 左右相比,算法精度可以提高六倍以上。

关键词: 射频识别; 三维; 定位方法; 拓扑约束; 标签

中图分类号: TP312 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)01-0052-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.01.014

Topological constraints based 3D localization method of RFID tags

HUANG Shuang-huan, CHENG Liang-lun
(College of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: The existing three-dimensional localization method for RFID took a large operation time complexity and collected a amount of information. It impacted the efficiency of location greatly and could not meet the requirements of RFID real-time location system. To solve this problem, this paper proposed a topological constraints based 3D localization method of RFID tags. Combined virtual landmarks with defined topological constraints to localize tags. Applied a relaxation parameter to reduce the impact of reading and writing errors, and increasing the positioning accuracy at the same time. Simulation results show that when the interval of static reader has being set 6 m with additional mobile readers, the positioning accuracy is within 0.4 m, about 12% of the interval for readers, while positioning accuracy of the system in traditional LANDMARC is about 50%, that means the algorithm accuracy has been improved more than 6 times.

Key words: RFID; 3D; localization method; topological constraints; tag

0 引言

RFID 技术是物联网技术中最重要的技术之一,其中 RFID 的定位算法正在成为物联网功能或服务中的一项关键技术。定位识别匹配可用于支持家庭网络、投递、移动式控制和资源分配等服务。例如,在医疗保健系统中,为了提高系统整体的安全性,优化工作流和实时库存管理,医疗工作者、患者、设备和药物的识别都可以通过 RFID 标签技术实现。除此之外,精确的定位技术还可以提供新的服务,如室内定位、患者监测、检测处方和症状的错误匹配、自动更新患者的用药记录等。

目前 RFID 定位算法被研究得比较少。现有的定位算法中最著名的一个是 LANDMARC(基于主动 RFID 校准的定位识别)^[1],它是一种使用地标的场景分析方法。此方法中存在一些已知位置的参考标签,且每一个读写器有不同的能量级别。读写器可以通过测量参考标签和目标标签的 RSS 进行定位,选取 K 个与目标标签最近的参考标签的值进行平均得到目标标签的位置。Wang 等人^[2]提出了一种三维定位模式,使用单纯优化算法对能量进行分层,每一层绑定一个标签的参考

位置。还有一种方法是收集所有参考标签的 RSS 测量数据并建立一个区域的概率映射模型,然后迭代使用卡尔曼滤波技术测量相应目标节点的位置^[3]。在距离估算的测量方法中,Bechteler 等人^[4]提出了一种方法,依赖于一个发射用的读写器和两个附加的接收读写器。当 SAW-ID 系统开始测量,使用 TDOA 技术把时间分发信息转换成距离信息,最后使用三角法计算出节点位置。SpotON^[5]测量至少三个读写器和一个标签的 RSS 信息以进行它们之间距离的估算,再使用三角法对目标标签进行定位。Liu 等人^[6]提出了一种 RFID 智能节点用于定位。陈聪传^[7]提出了一种基于 RFID 的战时医院人员与重要设备物资定位管理系统实现方法。黎大鹏^[8]提出了一种基于锚节点动态调整的传感器网络移动节点定位系统设计方案。以上算法的不足主要体现在运算的时间复杂度较高,由于收集的信息量较大,影响了整个系统的运算速度,对定位的效率影响比较大,满足不了较高的 RFID 实时定位系统要求。

针对此问题,本文提出了一种基于虚拟参考标签的三维高精度 RFID 定位方法,算法可以运用到复杂的 RFID 系统环境中,适用于任何装备。由于算法只是用于连接信息,所以可以

收稿日期: 2011-05-29; 修回日期: 2011-07-25 基金项目: 国家基金广东省联合基金重点资助项目 (U0935002); 广东省重大科技专项 (2009A080207008); 广东省科技计划资助项目 (2009B010800010)

作者简介: 黄双欢(1986-),男,广东揭西人,硕士研究生,主要研究方向为 RFID 定位算法 (gto9999@163.com); 程良伦(1964-),男,教授,博导,博士,CCF 会员,主要研究方向为 RFID、无线传感器网络。

快速地收敛。

1 基于拓扑约束的 RFID 三维定位算法

此定位算法的设计目标是实现一种电磁波模型独立、能耗自适应、容易在复杂 RFID 系统中部署的快速 RFID 三维定位方法。为了满足以上所有的标准,本文只选择连接信息来对位置进行估算,这种方法对环境变化和特性较不敏感。

1.1 系统模型

为了覆盖整个空间和得到更丰富的信息,将读写器间隔 S 部署在地板、房间的天花板上。因为本文的定位方法主要是针对如房间、办公室、仓库和集装箱等地方。如图 1 所示,在这些地方建立了一个六面体,其长、宽、和高分别定义为 L 、 W 、 H 。附加的移动式读写器在这些被测空间内,可以通过文献[9]中的方法得知它们的位置信息。为了更简单地理解和对比结果,假设读写器的功能都是一样的,读写半径都为 R 。最后,假设 RFID 的 MAC 层实现了冲突检测机制和分离机制^[8],并且读写器集成了功率控制算法。

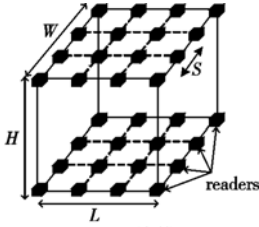


图1 系统模型

1.2 定位原则

算法是建立在虚拟地标和拓扑约束的基础上的。经典的地标是一个额外的静态参考标签,其位置信息是已知的。这些标签通常被静态间隔地放置在覆盖的区域内,用于校正功耗的等级和读写器的位置^[1,2]。如果一个读写器有许多功率等级,且地标标签被旋转在一个已知的位置,通过对读写器发射功率等级的调节,读写器可以依据绑定标签的位置和 RSS 估算其他标签的位置信息。但地标的布置需要额外的设备,且维护费用高。与拥有真实参考的地标不同,虚拟地标通过三维的网格来对空间进行离散化。之所以称为虚拟地标,是因为这些虚拟点只使用其连接信息,只有上下界约束。

本算法中将使用排它性与包容性约束对标签进行位置估算,此信息可从连接的信息中推断出来。如果读写器 r_j 可以读到 RFID 标签 T ,这意味着 T 在 r_j 的读写范围内,换句话说在 T 和 r_j 之间的标签都可以被检测得到距离,即满足包容性。相反,如果知道标签 T 不能被 r_j 读写,则认为 T 和 r_j 已经越过了 r_j 的读写距离,即满足排它性。

为了提高准确率,还可增加移动读写器。从移动读写器反馈回来的连接信息也按静态式读写器的处理原则处理。当只有静态的读写器工作时,上层的定位误差也会被计算在内。移动式读写器只会处理静态的标签或者移动比较慢的标签,以减少迭代次数。算法结合包容性和排它性约束,并使用虚拟地标作为 3D 测量方法,这样做可以改善标签定位的效率和估算定位精度。

1.3 定位算法

标签 T 的基本三维定位算法如下,其中使用到的标志含

义如表 1 所示。

表 1 各标志的含义

标志	含义
R	读写器的平均读写距离
T	待定位的标签
V_i	第 i 个虚拟地标
r_j	第 j 个读写器
r_j^{mob}	第 j 个移动读写器
$R_d(T)$	读写器检测到的标签 T 的集合
$R_{\text{not}_d}(T)$	读写器检测不到的标签 T 的集合
VLM	虚拟地标的初始集合
$\text{VLM}_d(T)$	用于检测标签 T 的虚拟地标集合
$\text{VLM}_{\text{final}}(T)$	最终的虚拟地标集合
$R_d^{\text{mob}}(T)$	使用读写器检测得到的标签 T 的集合
m_d	相容性约束的最大值
m_{not_d}	排它性约束的最大值
r	松弛度参数

a) 初始化。对于第一个定位 T 来说,

$$R_d^{\text{mod}}(T) = \emptyset, R_{\text{not}_d}^{\text{mod}}(T) = \emptyset \quad (1)$$

b) 建立虚拟地标矩阵 VLM, 在三维空间中按一个预先定好的距离放置参考坐标。

c) 连接信息通过读写器被发送或计算出来,并传送给服务器。选择所有的静态读写器 r_j 用于检测标签 T ,其反馈信号记为 $R_d(T)$ 。

增加了移动读写器后,如果说 T 是一个静态或缓慢移动的标签,即 T 可以被相同的静态读写器读到,且读出的定位信息与上一次读到的信息一致,那就选择所有正在移动检测标签 T 的读写器 r_d^{mod} ,把它们加入到一个移动读写器集合中,这个集合中的读写器可以检测它们先前的定位信息。

$$R_d^{\text{mod}} = R_d^{\text{mod}} \cup \{\text{detecting } r_d^{\text{mod}}\} \quad (2)$$

如果 T 是一个移动的标签,选择只有能检测到这个标签的读写器。

$$R_d^{\text{mod}} = \{\text{detecting } r_d^{\text{mod}}\} \quad (3)$$

最后把这个集合包含在检测静态读写器的约束中。

$$R_d(T) = R_d(T) \cup R_d^{\text{mod}}(T) \quad (4)$$

d) 包容性约束。从所有的虚拟地标中选择 V_i , V_i 是检测得到最多 m_d 的读写器,其中 $r_j \in R_d(T)$ 。

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } \|v_i, r_j\| \leq R \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

$$\forall v_i \in \text{VLM}, m_d = \max\left(\sum_{j=1}^{|R_d|} \delta_{i,j}\right) \quad (6)$$

$$\text{VLM}_d(T) = \{v_i: \forall v_i \in \text{VLM}, \forall r_j \in R_d(T), \sum_{j=1}^{|R_d|} \delta_{i,j} \geq (m_d - r)\} \quad (7)$$

其中, $r \in N$ 。

e) 读写器反馈连接信息并把推算的数据发送给服务器。选择所有没有检测到 T 的静态读写器 r_j ,把它们放置到一个集合 $R_{\text{not}_d}^{\text{mod}}(T)$ 。

有附加移动读写器时,假设 T 是一个静态或缓慢移动的标签,把所有不能检测到 T 的读写器 r_j^{mob} 加入到那些上一次不能检测得到标签位置的移动读写器集合。

$$R_{\text{not}_d}^{\text{mob}}(T) = R_{\text{not}_d}^{\text{mod}}(T) \cup \{\text{non-detecting } r_j^{\text{mob}}\} \quad (8)$$

如果说 T 是移动的标签,只选择那些不能检测到它的读写器。

$$R_{\text{not}_d}^{\text{mob}}(T) = \{\text{non-detecting } r_j^{\text{mob}}\} \quad (9)$$

最后把这个集合加入到不能检测到 T 的静态读写器中。

$$R_{\text{not_d}}(T) = R_{\text{not_d}}(T) \cup R_{\text{not_d}}^{\text{mob}}(T) \quad (10)$$

f) 排它性约束。在被检测到的虚拟地标 v_i 中选择那些不能被读写器 r_j 检测到数量最多的那一个 $m_{\text{not_d}}$, 其中 $r_j \in R_{\text{not_d}}(T)$ 。

$$\delta'_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{if } \|v_i, r_j\| \geq R \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

$$\forall v_i \in \text{VLM}_d(T), m_{\text{not_d}} = \max \left(\sum_{j=1}^{|R_{\text{not_d}}|} \delta'_{i,j} \right) \quad (12)$$

$$\text{VLM}_{\text{final}}(T) = \left\{ \begin{array}{l} v_i: \forall v_i \in \text{VLM}_d(T), \forall r_j \in R_{\text{not_d}}, \\ |R_{\text{not_d}}| \sum_{j=1}^{|R_{\text{not_d}}|} \delta'_{i,j} \geq (m_{\text{not_d}} - r) \end{array} \right\} \quad (13)$$

这里的 $r \in N$ 。

g) 计算满足相容性和排它性最大值的虚拟地标的平均值。如在 x, y, z 坐标内的 $v_i \in \text{VLM}_{\text{final}}(T)$ 。

$$N(T) = |\text{VLM}_{\text{final}}(T)| \quad (14)$$

$$(X_e, Y_e, Z_e) = \frac{1}{N(T)} \left(\sum_{i=1}^{N(T)} X_i, \sum_{i=1}^{N(T)} Y_i, \sum_{i=1}^{N(T)} Z_i \right) \quad (15)$$

其中, (X_e, Y_e, Z_e) 是标签 T 的估算坐标, (X_i, Y_i, Z_i) 是标签 T 的虚拟地标 V_i 的坐标。

如图 2 所示, 从所有读写器的连接信息中得出的相容性约束(如图 2(a)) 和排它性约束(图 2(b)) 与标签定位的信息相结合, 满足最多约束的虚拟地标将用于检测标签的位置。

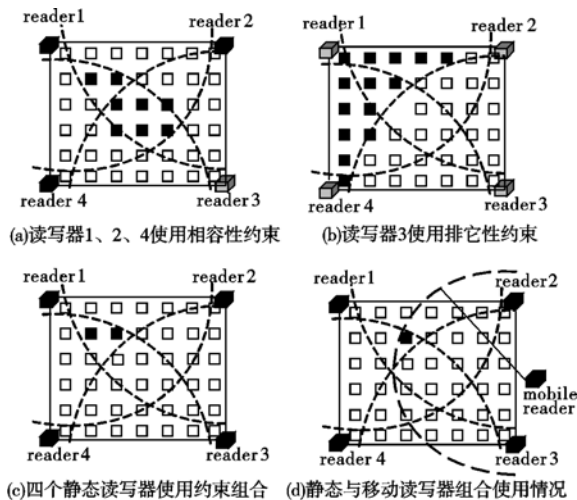


图2 虚拟地标运用于二维情况下相容性约束和排它性约束相结合的效果

本算法假设信号在读写器与标签之间的传播没有形成一个较完美的球体。事实上, 特别在室内环境, 信号会被部分吸收, 改变传播路径, 或者因为周围其他发射物和接收装置而产生干扰。这些情况都可以对连接信息的获取产生较大的影响, 从而使定位产生较大的误差, 如图 3 所示。由于检测中对错反置, 被读写器检测的区域没有重叠到唯一的一个区域内, 因此与选择半径 R 中的所有虚拟地标不同, 本文选择在包容性约束下, 最多被关注到的地标(如那些被读写器检测的虚拟覆盖最多次的)。这个最大值 m_d 的定义如式(6)所示。同理, 排它性约束也一样地修改。事实上, 满足排它约束的覆盖次数被检测得到的虚拟地标会被选取进最后的样本中, 最后这些都会用于估算标签的位置。 $M_{\text{not_d}}$ 由式(12)定义。

松施度参数 r 初始化为 0, 其作用是虚拟地标的选择更加有效, 并减少因为错误信息的引入而产生的误差。事实上, 当

这个参数不为 0 时, 更多的地标会被用于定义这些约束的阈值。这些虚拟地标代表着可选约束的最大值或者接近最大值, 一个读写错误可以增加或降低一个单位的虚拟地标的约束质量。松施度参数的作用不仅可以缓和因相容性约束的检测错误带来的影响, 还可以缓和检测排它性错误致使检测不到而产生的影响, 因此可以减少整个定位的不准确性。

2 仿真分析

本算法架构包括静态读写器的架构和可附加的移动式读写器架构。固定式的读写器可以被认为是经典的 RFID 系统中相同的读写器, 这种系统可以通过增加读写器的质量或者数量以提高标签被读写的概率。以医院为例, 这里的标签被贴在药品、医务人员、患者上面, 用于识别和监控, 从而提高其安全性^[1]。除此之外, 医生和护士使用的仪器(如 PDA、笔记本电脑)都可以嵌入 RFID 读写器或自身已集成了这个功能, 可以直接查询到相关的电子记录。仿真时会假设不同的环境, 不管是空负载或者是超负荷。

2.1 仿真方法与环境设置

使用一个 MATLAB 扩展的仿真程序来评价本文提出的三维定位方法, 因为本算法可以被运用于任意房间、办公室、仓库、集装箱等, 把这些使用六面体进行建模, 使其能包括所有的形状。本文提出的算法基于相容性约束和排它性约束, 甚至当读写器的读写范围不同或者不同频率段的模式时, 都能得到较好的结果。虽然如此, 其结果的分析也比较简单, 把所有静态和动态的读写器的读写范围设定为 R 。算法在移动读写器上实现随机航点移动模型。这个模型已经在许多文献中被使用, 因为它能比较相似地对人的基本动作进行仿真。所有的移动读写器的高度和速度也设置为相同。

定义三维定位误差为

$$E_{3D} = \sqrt{(X_{\text{real}} - X_e)^2 + (Y_{\text{real}} - Y_e)^2 + (Z_{\text{real}} - Z_e)^2} \quad (16)$$

算法的准确度用于衡量不同间隔的不同质量的读写器算法的效率。高密度地部署读写器的成本较大, 但可以提供大量的信息。读写器之间读写交叉的最大积可以使用六面体表示, 其他对应于一个由八个读写器组成的平行六面体的对角线。

2.2 射频信号传播

实际中, RFID 设备的通信范围并不是以发射器为中心的一个圆球, 信号会受到许多的干扰, 如反射、折射、散射等。为了评价, 使用对数正态映射模型^[10], 这个模型可以在较远距离预测一栋房屋或者高密度地区信号传输时的路径衰减。经验证明, 在特定部位的路径衰减是随机的, 其均值与距离无关, 并符合对数模型。

$$PL(d) [\text{dB}] = \overline{PL(d_0)} + 10n \log \left(\frac{d}{d_0} \right) + X_\sigma \quad (17)$$

其中, d_0 是一个参考距离; n 是路径衰减指数; X_σ 是服从期望为 0、标准差为 σ 的正态分布。

如文献[10]所述, 本文选用四个值的标准差 σ 来评价在理想传输环境和三个不同的环境中, 从空负载到超负载下的算法性能情况。 $\sigma = 0$ 时, 理想环境; $\sigma = 1$ 时, 空旷环境; $\sigma = 5$ 时, 有障碍物环境; $\sigma = 10$ 时, 密集环境。 σ 越小说明连接信息的误差就越小; 相反, 如果 σ 很大, 则说明出现了许多读写错

误或误读。在增益映射中离标签比较近的读写器可能读不到标签,相反,离标签比较远的读写器可以读到。

2.3 静态架构结果分析

2.3.1 基本模式

测试算法在没有松弛度参数时的情况(即 $r=0$ 时)如图 4 所示。

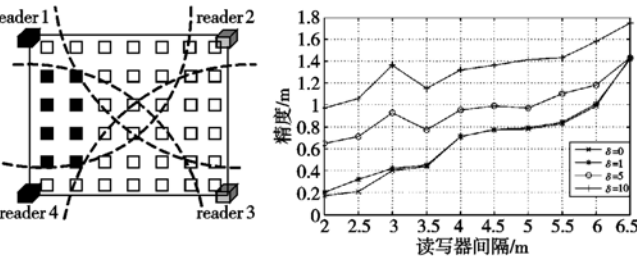


图3 读写器2的相容性约束和排它性约束交集

图4 没有带松弛度的三维定位精度

图4展示了三维情况下的定位精度问题。当读写器的距离为 2 m 时,定位精度为 0.25 ~ 0.96 m,当读写器间距离最大时,其定位的精度为 1.45 ~ 1.74 m。

在空旷和障碍物环境下提供细粒度的定位精度。错误地检测与错误不检测都将对高密度环境下的定位精度产生巨大影响,因为其读写器的数量较大。虽然如此,其定位的精度在苛刻的环境中还是比较令人满意的。读写器的距离不接平均读写距离时,可以通过约束把定位的误差消除。

2.3.2 松弛度参数 r 的评价

定义参数 r 是为了让虚拟地标的选择更加灵活,且减少在相容性约束下错误检测和排它性约束下错误不检测产生的影响。

当不存在读写误差和信号传输良好的情况下(如 $\sigma=0$),在没有松弛度参数的情况下也可以得到最好的精度。事实上,通过增加 r 的值,被选取作为估算坐标的地标会增加,这些地标会进入一个集合中,用于估算目标标签的位置,但会减少估算的精确度。如最基本的结果所示,本文的算法对读写错误有较强的容忍度。当错误信息量不大时(如 $\sigma=1$),使用相容性与排它性约束可以估算出目标节点的位置。这种情况下,松弛度参数并不是必须的。相反,当读写错误变得越来越多时,定位的精度就会下降。这是因为错误的检测,包括虚拟坐标在相容性约束和排它性约束的部分选择时的错误,两个集合相结合就会被影响。

松弛度参数 r 的使用使得这个现象得到缓解。事实上,那些完全满足约束的最大值和那些近似满足(最大值减去 r)的地标会被选择。获取到的集合包括那些差不多被校正信息的最大值或者读取错误最小值的那些虚拟坐标。

图 5 分别显示了有松弛度参数的情况下,读写器间隔 2、4、6 m 时读写器三维定位精度。松弛度参数的优化可以同时减少定位不准情况的均值和标准差。当读写器的部署比较密集时,大量的正确和错误的信息都会出现。这时松弛度参数的定位标准差为 $\sigma=5$ 和 $\sigma=10$ 。相反,当读写器被稀疏地部署时,连接的信息将减少。在这种情况下,当 $\sigma=10$ 松弛度参数变得更加重要。

图 6 给出了带松弛度参数优化的三维误差减少与读写器距离之间的关系。在密集部署读写器的情况下,各种类型的错

误检测与错误没有得到检测的影响可以被大大减少。例如,在间隔为 3 m 的情况下,三维定位误差可以减少至少 25.1%。在复杂的环境中,稀疏部署读写器时读写器的读写错误差被减少。

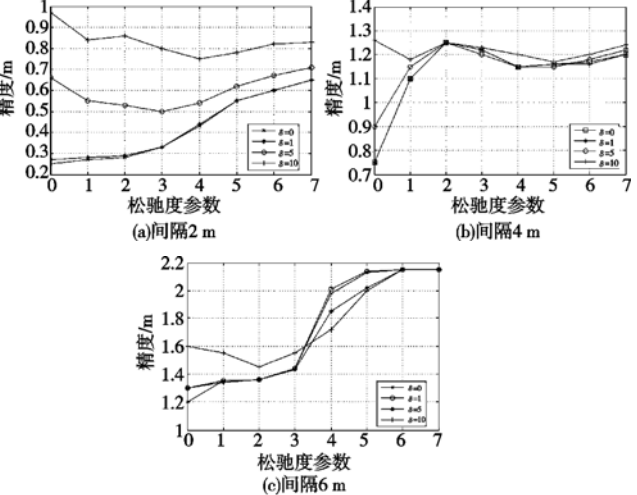


图5 三维定位模式下读写器间隔变化时,松弛度参数对定位精度的影响

2.4 有附加移动读写器的实验结果

在有附加移动式读写器的情况下,研究算法的精度问题。在区域内,使用移动小车装载移动读写器的移动速度为 0.5 m/s,高度为 1.2 m。本文仿真人行走及车辆缓慢移动,假设它们装备了 RFID 读写器。

1) 带松弛度参数的移动式读写器时算法的性能评价

图 7 是使用五个移动多读写器,优化误差在 600 s 下降的情况。移动式读写器在静态读写器高密度部署时的作用比较小;相反,它们在稀疏部署时可以大大减少误差,因为这时静态部署的读写器只提供了较少的连接信息。此外,移动式读写器的使用可以得到更小的标准差值 σ 。

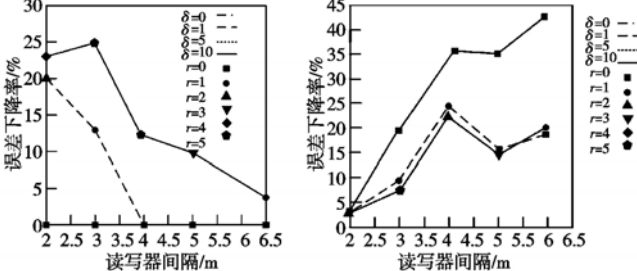


图6 带松弛度参数优化的三维误差减少与读写器距离之间的关系

2) 移动式读写器数量变化对算法性能的影响

图 8 是当读写器之间的间隔为 6 m 时,使用松弛度参数进行优化对应的每一个 σ 的情况。可以发现,在所有情况下,使用移动式读写器可以大大减少定位的误差。不仅如此,只需要少量的移动式读写器就可以了。然而,当精度降到 0.46 m 时, σ 接近于 1。在不同的高度上、不同的读写范围内,使用移动式读写器可以增加信息的多样性,以提高定位的准确度。

2.5 与 LANDMARC 算法对比实验结果

与标准 LANDMARC 算法,在读写器间距为 1、2、4、6 m 的情况下的三维定位精度的比较实验如图 9 所示。从图 9 中可以看出,标准模式下的定位精度比 LANDMARC 算法提高了 6 倍左右,增加了一个移动读写器后,其定位精度有较大增加。

通过增加松驰度参数,被选取作为估算坐标的地标会增加,这些地标会进入一个集合中,用于估算目标标签的位置,但会减少估算的精确度。

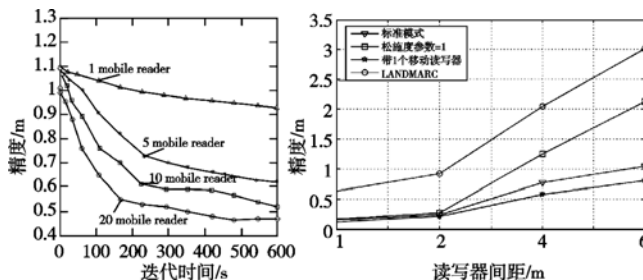


图8 读写器间距离为6 m,使用移动读写器,没有使用松驰度参数, $\sigma=1$ 时的三维定位精度

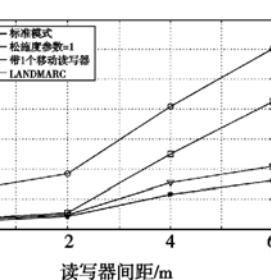


图9 与LANDMARC算法对比实验结果

3 结束语

本文提出了一种拓扑约束的 RFID 三维定位算法,使用虚拟地标与拓扑约束相结合对标签进行定位。算法具备以下优点:a)定位的速度比较快,因为每个读写器只需要读写一个标签就可以了;b)可以选用较为简单的读写器对系统的整体成本加以控制。不需要基于参考标签的测量方法必须在球形的读写范围内利用读写器与标签的距离把信号的强度发成若干个等级才能实现定位。除此之外,增加移动式读写器,可以不考虑系统复杂程度和时间的情况下,简单而快速地提高定位精度。本算法是一种三维的 RFID 定位算法,可以很容易地集成到现有的 RFID 系统中去。

仿真结果表明算法在不增加移动读写器时,定位精度为间隔的 20% 左右;在增加移动式读写器情况下,静态读写器间隔 6 m 时,其瞬时定位精度为读写器间隔的 12%,如果读写器数量较大时,600 s 迭代运算收敛后可获得 0.4 m 内的定位精度,为读写器间隔的 6%;与传统 LANDMARC 系统定位精度为读写器间隔的 50% 左右相比,定位精度可以提高 6 倍以上。

参考文献:

[1] NI L M, LIU Yun-hao, LAU Y C, et al. LANDMARC: indoor location

sensing using active RFID [J]. *Wireless Networks*, 2004, 10 (6): 701-710.

[2] WANG Chong, WU Hong-yi, TZENG N F. RFID-based 3-D positioning schemes [C] // Proc of the 26th IEEE International Conference on Computer Communications. Washington DC: IEEE Computer Society, 2007: 1235-1243.

[3] BEKKALI A, SANSON H, MATSUMOTO M. RFID indoor positioning based on probabilistic RFID map and Kalman filtering [C] // Proc of the 3rd IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications. New York: IEEE Press, 2007: 21-23.

[4] BECHTELER T F, YENIGUN H. 2-D localization and identification based on SAW ID-tags at 2.5 GHz [J]. *IEEE Trans on Microwave Theory and Techniques*, 2003, 51 (5): 1584-1590.

[5] HIGHTOWER J, WANT R, BORRIELLO G. SpotON: an indoor 3D location sensing technology based on RF signal strength [R]. Seattle: University of Washington, 2000.

[6] LIU Hong-tao, CHENG Liang-lun, LI Da-peng. Design of smart nodes for RFID wireless sensor networks [C] // Proc of the 1st International Workshop on Education Technology and Computer Science. Washington DC: IEEE Computer Society, 2009: 132-136.

[7] 陈聪传. 基于 RFID 的战时医院人员与重要设备物资定位管理系统研究与实现 [D]. 广州: 广东工业大学, 2010.

[8] 黎大鵬. 基于锚节点动态调整的传感器网络移动节点定位系统的研究 [D]. 广州: 广东工业大学, 2009.

[9] GUSTAFSSON F, GUNNARSSON F. Mobile positioning using wireless networks: possibilities and fundamental limitations based on available wireless network measurements [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22 (4): 41-53.

[10] RAPPAPORT T. *Wireless communications: principles and practice* [M]. 2nd ed. Englewood Cliffs: Prentice-Hall PTR, 2001.

[11] MYUNG J, LEE W, SRIVASTAVA J, et al. Tag-splitting: adaptive collision arbitration protocols for RFID tag identification [J]. *IEEE Trans on Parallel and Distributed Systems*, 2007, 18 (6): 763-775.

(上接第 48 页)一种混沌万有引力搜索算法。通过数值实验和与凝聚函数法、蚁群优化算法的比较表明,本文算法具有较强的优化性能,为求解此类问题提供了一个新的有效的方法。万有引力搜索算法是一种新型的优化算法,目前对它的相关研究还很少,将其进行改进以应用到更多的优化问题中是后续的研究工作。

参考文献:

[1] 黄震宇,沈祖和. 解一类非线性极大极小问题的熵函数方法 [J]. *科学通报*, 1999, 41 (17): 1550-1554.

[2] 李坤杰,陶跃钢,刘国平. 非线性极大极小系统全局优化算法的分析 [J]. *数学的实践与认识*, 2008, 38 (20): 127-133.

[3] RASHEDI E, NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S. GSA: a gravitational search algorithm [J]. *Information Sciences*, 2009, 179 (13): 2232-2248.

[4] RASHEDI E, NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S. Filter modeling using gravitational search algorithm [J]. *Engineering Applica-*

tions of Artificial Intelligence, 2011, 24 (1): 117-122.

[5] 李兵,蒋慰. 混沌优化方法及其应用 [J]. *控制理论与应用*, 1997, 14 (4): 613-615.

[6] RICCARDO C, LUIGI F, STEFANO F, et al. Chaotic sequences to improve the performance of evolutionary algorithms [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2003, 7 (3): 289-304.

[7] ALATAS B, AKIN E, OZER A B. Chaos embedded particle swarm optimization algorithm [J]. *Chaos, Solutions and Fractals*, 2009, 40 (4): 1715-1734.

[8] 李兴斯. 解非线性极大极小问题的凝聚函数法 [J]. *计算结构力学及其应用*, 1991, 8 (1): 85-92.

[9] 纪震,廖惠连,吴清华. 粒子群算法及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2009.

[10] 文新辉,陈开周. 解无约束极大极小问题的非对称神经网络算法 [J]. *电子学报*, 1995, 23 (12): 111-114.

[11] 马良,朱刚,宁爱兵. 蚁群优化算法 [M]. 北京: 科学出版社, 2008.