

基于贝叶斯背景模型的免携带设备目标定位算法

曲 强 吴新杰 陈雪波

(辽宁科技大学电子与信息学院 鞍山 114051)

摘 要 免携带设备目标定位不需要目标携带任何电子设备或标签来对人或其他物体进行定位。针对现有射频层析成像算法在多径环境中定位精度不理想的问题,提出了一种基于贝叶斯背景模型的定位算法。该算法首先将斜拉普拉斯分布和贝叶斯理论相结合来建立贝叶斯背景模型,用于排除冗余链路;然后对接收信号强度的变化值进行加权处理,从而减小多径效应对目标定位的干扰;最后引入目标位置的后验估计均值对目标位置进行修正,提高定位精度。实验结果表明,该定位算法具有可行性和有效性。

关键词 免携带设备目标定位,射频层析成像,贝叶斯理论,冗余链路

中图分类号 TN929.5 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.6.026

Bayesian Rule-based Background Model for Object Device-free Localization

QU Qiang WU Xin-jie CHEN Xue-bo

(School of Electronic and Information Engineering, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, China)

Abstract Object Device-Free Localization is allowed to localize and track person or other things without carrying any electronic device or tag. Aiming at the problem that the localization accuracy of radio tomographic imaging (RTI) algorithm is not ideal in a multipath environment, an improved algorithm based on bayesian background model was proposed. Firstly, the bayesian background model which is used to eliminate redundant links is established by combining the skew-laplace distribution with the bayesian theory. Then, the changes of received signal strength are weighted to reduce the interference of multipath effect on localization accuracy. Finally, the target location is corrected with the introduction of the posteriori estimate mean. The feasibility and availability of localization algorithm are verified by experiment.

Keywords Object device-free localization, Radio tomographic imaging (RTI), Bayesian rule, Redundant link

1 引言

随着无线网络技术的快速发展,移动通信网络、WLAN、无线传感器网络等无线网已经融入我们生活的各个方面。无线网络覆盖范围不断扩大,不论我们身处何处,都将不可避免地有多条无线链路从我们身边穿过,为实现免携带设备目标定位提供了条件。免携带设备目标定位^[1,2]不要求目标携带任何移动设备、传感器、标签等电子设备,而且比较容易实现,成本也比较低。基于这些优点,免携带设备目标定位被用于入侵检测、边防安全、灾难救援和智能家居等方面。

美国犹他大学的 Joey Wilson 和 Neal Patwari 首先提出将射频层析成像技术(RTI)^[3]应用在免携带设备目标定位中,利用目标对无线链路的屏蔽效应对监控区域的人或物体进行定位。基于接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)测量值的射频层析成像算法^[4-6]使用了监控区域所有无线链路 RSS 的衰减值来定位目标位置,在室外的视距环境中定位效果很好,但是在多径环境中,由于多径效应的影响,定位效果不理想。于是在室内多径环境中,基于方差的射频层析成像算法^[7,8]被提出,但它需要使用特殊的网络结构定位

目标,例如传感器部署在室内天花板上,由于需要 RSS 的方差来进行定位,因此基于方差的算法不能定位静止的目标。基于核距离的射频层析成像算法^[9]使用一个短期和长期直方图的核距离定位移动和静止的目标,在室内多径环境中具有较好的定位效果,但是具有较高的复杂度和较长的采样时间。多信道的射频层析成像(cdRTI)^[10,11]通过转换信道来增加无线链路数量,从而达到提高定位精度的目的,但是却增加了采样时间和设备成本。基于贝叶斯压缩传感的射频层析成像^[12]通过最小熵链路决策模型来排除冗余链路,能有效减少测量的链路数量,但由于它仅仅以链路携带最大信息量(链路熵)作为判决标准,不能有效排除多径环境下的干扰链路。以上算法在非多径环境中具有较高的定位精度,但是在多径环境中,由于多径效应的干扰,定位精度并不高。为了解决定位中的多径效应问题,Joey Wilson 提出了基于斜拉普拉斯公式的粒子滤波算法^[13],在该算法中首先提出衰落度(fade level)的概念,然后以衰落度为参数来定位,虽然该算法能减小多径效应的影响,但是粒子滤波需要大量粒子和反复迭代,增加了计算量,而且定位效果也不理想。

为了进一步提高在多径环境中免携带设备目标定位算法

到稿日期:2015-03-09 返修日期:2015-05-17 本文受国家自然科学基金(71371092)资助。

曲 强(1972—),男,博士,副教授,主要研究方向为嵌入式、模式识别、无线通信;吴新杰(1989—),男,硕士生,主要研究方向为嵌入式、信号处理、无线传感器网络;陈雪波(1960—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为群体系统、复杂系统、大系统理论及应用。

的精度,本文将斜拉普拉斯分布与贝叶斯理论结合,提出了基于贝叶斯背景模型的免携带设备目标定位算法。该算法首先建立贝叶斯背景模型,高概率地选择出多径环境中穿过目标及接近目标的无线链路(即前景链路),排除干扰链路和冗余链路,解决了最小熵链路决策模型不能健壮性减少链路数目和不能有效排除多径环境干扰链路的问题;然后利用前景链路概率对链路 RSS 值进行加权处理,并使用 RTI 算法重构目标位置,进一步减小多径效应对定位的干扰;最后利用背景链路和目标位置的后验估计均值对目标位置进行修正,提高了定位精度。

2 基于贝叶斯背景模型的定位算法

2.1 贝叶斯背景模型的建立

在多径环境中,接收信号强度的值可能衰减、增加或者不变化仅仅根据链路携带信息量(链路熵)很难判断哪些链路为冗余链路,但是由多径效应引起的 RSS 值变化能通过衰落度^[13,14]来量化,然后利用衰落度来排除冗余链路。文献[13]通过对人在链路之间时和人不在于链路之间时的 RSS 衰减变化值进行统计,最终得到了以衰落度 F_l 为参数的测量值 $R_l(k)$ 服从斜-拉普拉斯分布,即

$$f(R_l(k); a_l, b_l, \psi_l) = \frac{a_l b_l}{a_l + b_l} \begin{cases} e^{a_l(R_l(k) - \bar{r}_l - \psi_l)}, & \text{if } R_l(k) \leq \psi_l + \bar{r}_l \\ e^{-b_l(R_l(k) - \bar{r}_l - \psi_l)}, & \text{if } R_l(k) > \psi_l + \bar{r}_l \end{cases} \quad (1)$$

其中, $R_l(k)$ 表示链路 l 在 k 时刻的 RSS 测量值; 参数 \bar{r}_l 表示在监控区域无人时链路 l 的 RSS 平均值; 参数 a_l, b_l, ψ_l 是关于 F_l 的函数, 文献[13]使用线性拟合的方法得到了各个参数在不同情况下的表达式, 其取值如表 1 所列。视距(LOS)表示人在链路 l 之间; 非视距(Off LOS)表示人不在于链路 l 中。

表 1 斜-拉普拉斯分布的参数值

参数	ψ_l	a_l	b_l
LOS($F_l \leq -6$)	-3.85-0.631 F_l	0.350-0.004 F_l	0.607-0.028 F_l
LOS($F_l > -6$)	0.00	0.350-0.004 F_l	0.607-0.028 F_l
Off LOS	0.00	0.726-0.019 F_l	0.902-0.040 F_l

由表 1 和式(1)可知视距和非视距条件下的测量值 $R_l(k)$ 的分布, 又因为背景与前景分别对应着链路 l 的非视距与视距, 则可以得到链路 l 属于背景或前景条件下测量值 $R_l(k)$ 的条件概率:

$$P(R_l | bg) = \frac{a_l b_l}{a_l + b_l} \begin{cases} e^{a_l(R_l(k) - \bar{r}_l)}, & \text{if } R_l(k) \leq \bar{r}_l \\ e^{-b_l(R_l(k) - \bar{r}_l)}, & \text{if } R_l(k) > \bar{r}_l \end{cases} \quad (2)$$

$$P(R_l | fg) = \frac{a_l b_l}{a_l + b_l} \begin{cases} e^{a_l(R_l(k) - \bar{r}_l - \psi_l)}, & \text{if } R_l(k) \leq \psi_l + \bar{r}_l \\ e^{-b_l(R_l(k) - \bar{r}_l - \psi_l)}, & \text{if } R_l(k) > \psi_l + \bar{r}_l \end{cases} \quad (3)$$

其中, $P(R_l | bg), P(R_l | fg)$ 分别表示背景和前景条件下链路 l 测量值的条件概率。

判定链路测量值是否为背景, 需要用到测量值 $R_l(k)$ 属于背景的后验概率 $P(bg | R_l)$, 于是由贝叶斯定理^[15,16]可得接收信号强度 R_l 属于背景的后验概率:

$$P(bg | R_l) = \frac{P(R_l | bg) \cdot P(bg)}{P(bg)P(R_l | bg) + P(fg)P(R_l | fg)} \quad (4)$$

其中, $P(R_l | bg), P(R_l | fg)$ 分别由式(2)和式(3)给出; $P(bg)$ 是背景发生的先验概率, 无线链路 l 在时刻 k 时是否有人在

链路附近可以看成是一个等概率事件, 设置 $P(bg)$ 和 $P(fg)$ 等于 0.5。一旦 $P(bg | R_l)$ 的值被确定, 结合阈值 θ , 根据式(5)就可以判断链路 l 在时刻 k 是否为背景。

$$P(bg | R_l) \stackrel{F}{\underset{B}{\leq}} \theta \quad (5)$$

当后验概率 $P(bg | R_l)$ 小于 θ 时, 链路 l 被判定为前景链路; 而当后验概率 $P(bg | R_l)$ 大于 θ 时, 链路 l 被判定为背景链路。

2.2 基于前景链路的目标位置估计

利用贝叶斯背景模型(Bayesian Background Model, BBM)可以计算得到所有链路的后验概率 $P(bg | R_l)$, 并通过设置贝叶斯背景模型的阈值 θ , 可以选择出前景链路和背景链路。将前景链路的后验概率按照从大到小的顺序排列, 得到前景链路的后验概率集合 $B = \{p_{f_1}, p_{f_2}, \dots, p_{f_n}, \dots, p_{f_L}\}$, 其中 p_{f_n} 表示第 f_n 个前景链路的后验概率, f_L 为前景链路数量; 同理可得背景链路的后验概率集合 $A = \{p_{b_1}, p_{b_2}, \dots, p_{b_n}, \dots, p_{b_M}\}$, 其中 p_{b_n} 表示第 b_n 个背景链路的后验概率, b_M 为背景链路数量。

在监控区域无人时, 可以测得每条链路测量值的均值 \bar{r}_l , 然后利用 \bar{r}_l 和链路 l 在 k 时刻的接收信号强度值 $r_l(k)$, 可以得到每条链路 l 在 k 时刻的接收信号强度衰减变化值:

$$\Delta r_l(k) = r_l(k) - \bar{r}_l \quad (6)$$

其中, 当每条链路衰减变化值为零时, 表示监控区域没有人。

为了降低多径效应对 RSS 衰减变化值的影响, 本文使用前景链路的后验概率对前景链路对应的接收强度衰减变化值进行加权处理, 可得

$$y_{f_n}(k) = p_{f_n} \times \Delta r_{f_n}(k) \quad (7)$$

其中, $y_{f_n}(k)$ 表示加权后的第 f_n 个前景链路衰减变化值, p_{f_n} 为第 f_n 个前景链路的后验概率, $\Delta r_{f_n}(k)$ 表示第 f_n 个前景链路的 RSS 衰减变化值。

接下来, 采用文献[4]的射频层析成像算法来获得定位目标的位置。由文献[4]可知, 无线链路接收信号强度的衰减变化值可以看作链路经过区域各个像素点衰减值与权重系数乘积的线性和, 于是可以得到 k 时刻关于链路衰减变化值的表达式, 如式(8)所示:

$$y_{f_n}(k) = \sum_{j=1}^N w_{f_n,j} x_j + v_{f_n} \quad (8)$$

其中, x_j 表示前景链路在像素点 j 的衰减值, $w_{f_n,j}$ 是前景链路 f_n 在像素点 j 的权重值, 表示像素点 j 影响前景链路 f_n 衰减变化值的大小, v_{f_n} 为测量噪声, N 为像素点个数。其中权重值使用椭圆模型, 可以表示为:

$$w_{f_n,j} = \frac{1}{\sqrt{d}} \begin{cases} 1, & \text{if } d_{f_n,j}^{(1)} + d_{f_n,j}^{(2)} < d + \lambda \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中, d 表示两个传感器节点之间的距离, $d_{f_n,j}^{(1)}$ 和 $d_{f_n,j}^{(2)}$ 分别表示像素点 j 到链路 f_n 两端传感器节点的距离, λ 是一个可调参数, 代表椭圆的宽度。

可以采用向量形式将式(8)表示为:

$$y = Wx + V \quad (10)$$

其中, y 是 $f_L \times 1$ 维前景链路衰减变化值矩阵; V 是 $f_L \times 1$ 维测量噪声矩阵; x 是 $N \times 1$ 维待估计图像矩阵; W 为 $f_L \times N$ 维所有像素点的权重矩阵。

矩阵 x 表示的就是目标的位置图像, 因此求解目标位置的本质就是求式(10)的反问题, 利用 Tikhonov 正则化最小二

乘算法^[17]对目标位置进行估计,便可以得到目标位置估计值,如式(11)所示:

$$\hat{x}_n = (\mathbf{W}^T \mathbf{W} + \delta_k^2 \mathbf{C}_x^{-1})^{-1} \mathbf{W}^T \mathbf{y} \quad (11)$$

$$[\mathbf{C}_x]_{ji} = \sigma_x^2 e^{-d_{ji}/\delta_c} \quad (12)$$

其中, \hat{x}_n 为图像向量估计值; δ_k^2 为正则化参数,其具体值在实验中确定; \mathbf{C}_x 是阴影衰落的协方差矩阵; σ_x^2 是每个像素点上的阴影衰落方差; d_{ji} 是像素点 j 到像素点 i 的距离,为常数; δ_c 是像素点的相关距离。

2.3 基于背景链路的目标位置修正

文献^[12]通过新增的无线链路和目标位置的后验估计均值实现对目标位置的修正,其新增的无线链路为未使用的携带信息量最大的链路,在非多径环境中,根据携带的信息量可以有效排除冗余链路,进而提高定位精度。但是在多径环境中,接收信号强度衰减变化值可能衰减、增加、不变化,仅仅根据链路携带信息量很难排除冗余链路,导致修正的目标位置精度不理想。

为了提高目标位置修正的精度,本文以概率方式选择新增链路,通过选择背景链路中后验概率最大的链路作为新增链路,并结合目标位置的后验估计均值,对目标进行修正。

首先对背景链路衰减变化值做加权处理,可得:

$$y_{b_n}(k) = p_{b_n} \times \Delta r_{b_n}(k) \quad (13)$$

其中, $y_{b_n}(k)$ 表示加权后的衰减变化值; p_{b_n} 为第 b_n 个背景链路的后验概率; $\Delta r_{b_n}(k)$ 表示第 b_n 个背景链路的 RSS 衰减变化值。

假设由 n 条链路获得的目标位置 x_n 服从均值为 0、方差为 σ^2 的高斯先验分布,在使用所有前景链路的基础上,继续添加背景链路中后验概率最大的一条链路,则根据文献^[12]可以得到 x_n 的后验估计均值:

$$\hat{\mu}_n = \hat{\beta}_n (\mathbf{A} + \hat{\beta}_n \mathbf{\Phi}_n^T \mathbf{\Phi}_n)^{-1} \mathbf{\Phi}_n^T \mathbf{r}_n \quad (14)$$

其中, $\hat{\beta}_n$ 为超常数 β_n 的最优估计值; \mathbf{A} 为相关对角矩阵; $\mathbf{\Phi}_n$ 为测量矩阵; \mathbf{r}_n 为使用到的链路测量值矩阵。

通过后验估计均值 $\hat{\mu}_n$ 可以得到下一个位置的估计,即

$$\hat{x}_{n+1} = 2 \hat{\mu}_n - \hat{x}_n \quad (15)$$

通过设置阈值 ξ 来判定目标位置是否达到要求,即

$$\|\hat{x}_{n+1} - \hat{x}_n\| \leq \xi \quad (16)$$

如果 \hat{x}_{n+1} 满足 $\|\hat{x}_{n+1} - \hat{x}_n\| \leq \xi$ 条件,则 \hat{x}_{n+1} 作为最终目标位置;如果不满足,继续添加下一条排列顺序中概率大的背景链路,计算得到新的目标位置 \hat{x}_{n+1} ,直到满足 $\|\hat{x}_{n+1} - \hat{x}_n\| \leq \xi$,最后得到精确目标估计值。

2.4 定位实现过程

基于贝叶斯背景模型的定位算法的流程如图 1 所示。由该图可知利用基于 BBM 定位算法进行定位可分为以下步骤。

步骤 1 在监控区域无人时,获得 RSS 平均值 \bar{r}_i ,并计算得到每条链路的衰落度 F_i ,最后获得斜拉普拉斯分布。

步骤 2 通过贝叶斯背景模型计算出所有链路为前景链路的概率,将其从大到小排列,并通过阈值 θ 选择出前景链路,将对应前景链路 RSS 变化值做加权处理,通过 Tikhonov 正则化最小二乘算法得到目标位置 \hat{x}_n 。

步骤 3 选取剩余的背景链路中概率最大的链路作为新增链路,根据式(14)估计目标位置均值 $\hat{\mu}_n$,并由式(15)得到下一个目标估计值 \hat{x}_{n+1} 。

步骤 4 重复步骤 3,直到 $\|\hat{x}_{n+1} - \hat{x}_n\| \leq \xi$ 停止。

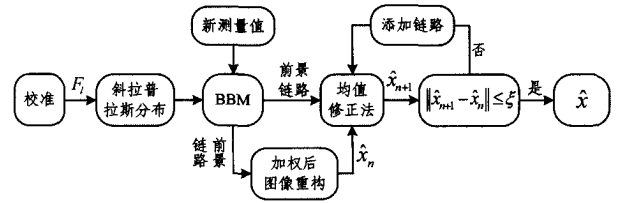


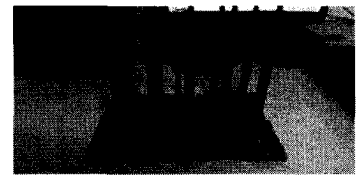
图 1 基于 BBM 的定位算法的流程

3 实验及结果分析

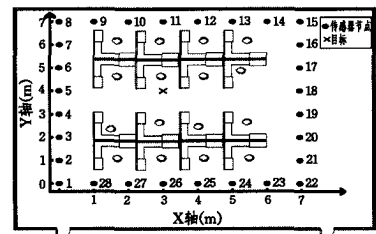
3.1 实验环境构建

本文实验采用的传感器节点为德州仪器公司生产的 CC2530 片上系统,节点工作频率为 2.4GHz,采用 IEEE 802.15.4 标准通信,部分传感器节点如图 2(a)所示。为了采集各个传感器节点的数据,需要设置一个基站节点,其收集到各个传感器节点数据后通过 USB 口传输给电脑。为了防止传感器之间的传输冲突,制定了一个传输协议:当一个节点发送数据时,其他接收节点检查数据帧中的节点编号来确定下次是否为自己发送数据,假设一个节点损坏,在超过一定时间阈值后,下一个节点将继续发送数据。

实验场所设置在辽宁科技大学电信楼内具有硬分割板的实验室内,满足室内多径的复杂环境。实验中,28 个传感器节点以高度和间距都为 1m 的方式均匀摆放在实验室 7m×7m 的正方形中,布局方式如图 2(b)所示。本节定位实验中,人的位置坐标在(3,4)处。采集此时传感器节点的 RSS 测量值数据并发送到电脑进行保存,然后利用这些数据和 Matlab 软件对本文算法的定位效果进行验证。实验中,相关距离参数 $\delta_c = 5$,正则化参数 $\delta_k^2 = 20$,参数 $\sigma_x^2 = 0.01$,阈值 $\theta = 0.69$,椭圆宽度 $\lambda = 0.001\text{m}$ 。



(a) 无线传感器节点



(b) 传感器节点布局

图 2 传感器节点及其布局

3.2 基于贝叶斯背景模型的性能分析

为了证明本文贝叶斯背景模型的有效性,将文献^[12]中基于最小熵链路决策模型与本文 BBM 模型($\theta = 0.69$)的链路

选择效果进行比较。当目标位于位置(3,4)时,两种模型最终选择的链路如图3所示。

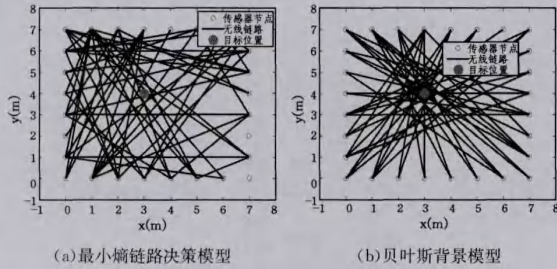


图3 两种背景选择模型

由图3(a)可以看出,最小熵链路决策模型在多径环境中选择的链路含有少量穿过和靠近目标的无线链路,而大多数无线链路远离目标,这说明该模型在多径环境中不能真实地选择出有效的链路。由图3(b)可以看出,绝大多数无线链路穿过或者在目标附近,这说明贝叶斯背景模型在选择前景链路时是有效的,能够准确选择出需要的前景链路。本文模型优于最小熵链路决策模型是因为在多径环境中,链路已经受到多径效应的影响,信号强度变化值可能衰减、增加或者不变化,仅仅根据链路携带信息量(最小熵)很难排除干扰链路;此外,最小熵链路决策模型只利用了RSS的样本信息,没有考虑RSS测量值的先验信息,而本文BBM利用了多径环境中RSS值的先验分布,使得决策效果更显著。

3.3 实验结果与分析

为了检验本文定位算法的定位精度,分别采用了传统RTI算法、cdRTI算法和本文算法进行仿真。仿真环境如3.1节所述,分别使用上述3种方法对目标进行定位,得到如图4所示的估计位置。图4(a)表示人站在坐标(3,4)时的真实位置展示图,作为3种定位算法的定位精度对照图。传统RTI算法的定位结果如图4(b)所示,它使用了263条无线链路进行定位,实验结果中出现了伪目标位置,几乎不能判定目标的位置,这是由于实验室多径环境的影响,RSS值出现较强的波动,使得由于人体造成的RSS衰减值变化不明显,导致目标位置具有很大估计误差。cdRTI算法的仿真结果如图4(c)所示,它使用了 263×3 条无线链路,定位效果较RTI算法有明显提高,但链路使用数增加了200%,该算法利用传感器节点多个频率的信道来增加无线链路的数量,信道的多样化提高了捕获目标位置的概率,能更好地接近目标位置,因而定位效果较RTI算法有所提高,但它是以增加无线链路数量和计算复杂度为代价的,而且多径传播的影响依然对定位有较大影响。本文定位算法的定位效果如图4(d)所示,其使用链路数为144,与RTI算法相比,链路数减少了45%,定位效果更好,这是由于该算法首先利用贝叶斯背景模型来排除多径环境中冗余链路的影响,减少了链路数;然后又通过后验概率对链路进行加权处理,再次降低了多径环境对RSS值的干扰;最后又通过目标估计均值对目标位置进行修正,进一步提高了定位精度。

为了计算本文算法的定位精度,选取目标位置图像中像素值最大的4个像素点的平均坐标作为本文算法的定位坐标。采用与人在位置(3,4)时相同的参数,分别对人在(2,4)、(4,4)、(5,4)、(6,4)、(6,3)等19个坐标位置时采集到的数据进行仿真,得到20个目标估计坐标,可以求得目标位置的均

方根误差为0.25m。

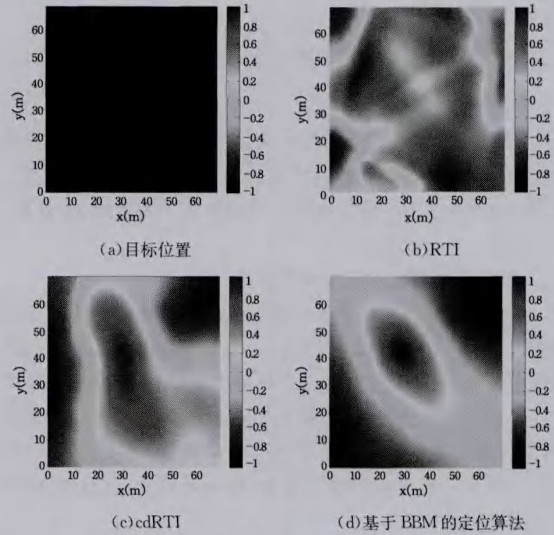


图4 3种定位算法的定位效果

3.4 参数对定位精度的影响

本文算法中含有较多的参数,有必要研究各个参数对定位精度的影响。参数 σ_s^2 表示每个像素点上的阴影衰落方差,是一个统计值,在这里直接给出 $\sigma_s^2 = 0.01$ 。本节主要研究正则化参数 δ_k^* 、相关距离参数 δ_c 、阈值 θ 、椭圆宽度 λ 对定位精度的影响。通过控制变量,设置3个参数为固定值,另一个参数为变量,得到每个参数对定位精度的影响。当它们不变化时,其值分别为 $\delta_k^* = 20, \delta_c = 5, \theta = 0.69, \lambda = 0.001$ 。对每个参数进行仿真,得到各个参数变化时的定位误差,如图5所示。

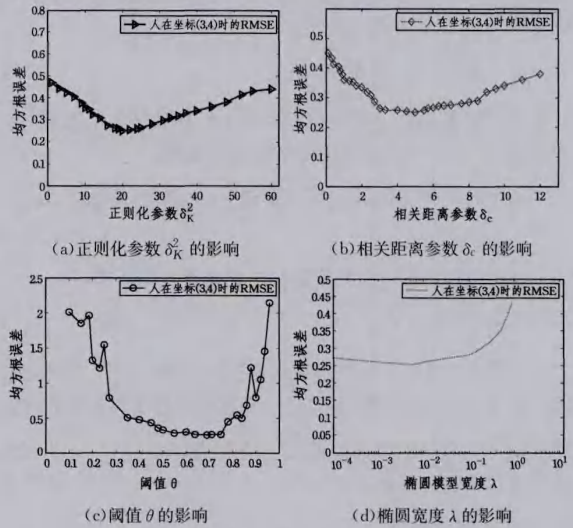


图5 各个参数对定位精度的影响

由图5(a)可知,在正则化参数 δ_k^* 设置得太大或者太小时,定位误差都会变大,正则化参数太大时,图像将变得更加光滑,很难分清目标的边界,造成误差的变大;当正则化参数过小时,不能有效抑制噪声的干扰,也会增加定位误差。相关距离参数 δ_c 是像素点之间的相关距离,由图5(b)可知其值在4~6之间时定位误差达到最小。图5(c)表示阈值 θ 对定位精度的影响,当 θ 取值太小或者太大时,定位误差会出现较大

(下转第172页)

dels from event-based data using little thumb[J]. Integrated Computer-Aided Engineering, 2003, 10(2): 151-162

- [12] Günther C W, Van Der Aalst W M. Fuzzy mining-adaptive process simplification based on multi-perspective metrics[M] // Business Process Management. Springer, 2007: 328-343
- [13] Lemos A M, et al. Using process mining in software development process management: A case study[C] // 2011 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). IEEE, 2011
- [14] Ristad E S, Yianilos P N. Learning string-edit distance[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(5): 522-532
- [15] Rubin V, et al. Process Mining Framework for Software Proces-

ses[M] // Software Process Dynamics and Agility. Springer, 2007: 169-181

- [16] Bose R J C, van der Aalst W M. Abstractions in process mining: A taxonomy of patterns[M] // Business Process Management. Springer, 2009: 159-175
- [17] Ukkonen E. On-line construction of suffix trees[J]. Algorithmica, 1995, 14(3): 249-260
- [18] Li J, Bose R J C, Van Der Aalst W M. Mining context-dependent and interactive business process maps using execution patterns[M] // Business Process Management. Springer, 2011
- [19] Fahland D, Van Der Aalst W M. Simplifying mined process models, an approach based on unfoldings[M] // Business Process Management. Springer, 2011: 362-378

(上接第 130 页)

的波动,这是因为 θ 取值太小时会增加干扰链路数量,对目标位置产生干扰; θ 取值太大时,只使用了少量有效链路,同样会造成较大误差。图 5(d)表示椭圆宽度 λ 对定位精度的影响,由图可知椭圆宽度 λ 取值很小时,定位误差变化很小,因此在定位过程中, λ 取一个很小的值即可。

结束语 本文提出的基于贝叶斯背景模型的免携带设备目标定位算法有效排除了多径环境中的冗余链路,减小了图像重建计算量,降低了多径效应的影响,并通过均值修正法对目标位置进行实时修正,保证了定位的精度。与传统 RTI 和 cdRTI 相比,本方法在多径环境中具有更高的定位精度。从实验可以得到位置估计的均方根误差达到 0.25m,满足室内定位系统的高精度要求。

参 考 文 献

- [1] Saeed A, Kosba A E, Youssef M, Ichnaev A. A Low overhead Robust WLAN Device free Passive Localization System[J]. IEEE J. Sel. Topics Signal Process, 2013, 8(1): 5-15
- [2] Jiang X, Kaishun W, Youwen Y, et al. Pilot; Passive device-free indoor localization using channel state information[C] // Proceedings of ICDCS. 2013: 236-245
- [3] Patwari N, Agrawal P. Effects of Correlated Shadowing: Connectivity, Localization, and RF Tomography[C] // Information Processing in Sensor Networks. 2008: 82-93
- [4] Wilson J, Patwari N. Radio tomographic imaging with wireless networks[J]. IEEE Trans. Mobile Comput., 2010, 9(5): 621-632
- [5] Martin R K, Anderson C, Thomas R W, et al. Modelling and analysis of radio tomography[C] // 2011 4th IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing (CAMSAP). Dec. 2011
- [6] Chen X, Edelstein A, Li Y, et al. Sequential Monte Carlo for simultaneous passive device-free tracking and sensor localization using received signal strength measurements[C] // ACM/IEEE Information Processing in Sensor Networks (IPSN). April 2011
- [7] Wilson J, Patwari N. See through walls; Motion tracking using

variance-based radio tomography networks[J]. IEEE Trans. Mobile Comput., 2011, 10(5): 612-621

- [8] Zhao Y, Patwari N. Noise reduction for variance-based device-free localization and tracking[C] // Proc. 8th IEEE Conf. SEC-ON. Salt Lake City, UT, USA, Jun. 2011
- [9] Zhao Y, Patwari N, Phillips J M, et al. Radio tomographic imaging and tracking of stationary and moving people via kernel distance[C] // Proc. 12th Int. Conf. IPSN. New York, NY, USA, 2013: 229-240
- [10] Maas D C. Radio frequency sensing measurements and methods for location classification in wireless networks[D]. Utah Univ., 2014
- [11] Kaltiokallio O, Bocca M, Patwari N. Enhancing the accuracy of radio tomographic imaging using channel diversity[C] // Proc. 9th IEEE Int. Conf. Mobile Ad Hoc Sensor Systems. Oct. 2012
- [12] Hao Xiao-xi, Yang Zhi-yong, Guo Xue-mei. A method of link selection for radio frequency tomography with Bayesian compressive sensing[J]. Chinese Journal of Electronics, 2013, 41(12): 2507-2512(in Chinese)
- 郝晓曦,杨志勇,郭雪梅. BCS 实现的射频层析成像链路选择方法[J]. 电子学报, 2013, 41(12): 2507-2512
- [13] Wilson J, Patwari N. A fade-level skew-Laplace signal strength model for device-free localization with wireless networks[J]. IEEE Trans. Mobile Comput., 2012, 11(6): 947-958
- [14] Yang Zhi-yong, Huang Kai-de, Wang Guo-li. A new sparse reconstruction algorithm for device-free localization with sensor network[C] // Proceedings of the 9th Asian Control Conference. 2013: 1-6
- [15] Haines T S F, Xiang T. background subtraction with dirichlet process mixture models[J]. IEEE PAMI, 2014, 36(4): 670-683
- [16] Haines T S F, Xiang T. Background Subtraction with Dirichlet Processes[C] // Proc. 12th European Conf. Computer Vision (ECCV). 2012
- [17] Kaltiokallio O, Bocca M, Patwari N. A fade level-based spatial model for radio tomographic imaging[J]. IEEE Trans. Mobile Comput., 2014, 13(6): 1159-1172