

基于贪婪重建的射频传感器网络稀疏目标跟踪^{*}

宋和平¹, 王国利²

(1. 江苏大学 计算机科学与通信工程学院, 江苏 镇江 212013;

2. 中山大学 信息科学与技术学院, 广东 广州 510006)

摘 要: 在射频传感器网络中利用接收信号强度来实现无设备运动跟踪是一种新兴技术。由于待重建的场景是稀疏的, 即目标个数很少, 这样可以应用压缩传感技术。提出把目标跟踪作为压缩传感的信号重建问题, 并提出贪婪检测估计算法来求解目标位置。同时, 设计一种利用目标先验位置信息的反馈跟踪方法来减少信号重建时所需的测量数。通过实验验证: 贪婪检测估计算法可获得较好的信号重建结果, 而且在目标跟踪应用中也较为精确。

关键词: 目标跟踪; 射频传感器网络; 贪婪算法; 信号重建

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-9787(2013)11-0025-04

Sparse target tracking in RF sensor networks based on greedy reconstruction^{*}

SONG He-ping¹, WANG Guo-li²

(1. School of Computer Science and Telecommunication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China;

2. School of Information Science and Technology, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Device-free motion tracking in RF sensor networks using received signal strength (RSS) is an emerging technology. Since the motion scene to be reconstructed can often be assumed sparse, i. e., it consists only a few targets, the compressed sensing (CS) technology can be applied. Present target tracking as a signal reconstruction problem of CS and present greedy detection estimation (GDE) algorithm to resolve target location. Meanwhile, design a feedback tracking method which utilizes prior location informations of targets to reduce amount of measurements in signal reconstruction. Through experiment, it verifies that the GDE can obtain good result of signal construction, in addition, it is more accurate in target tracking application.

Key words: target tracking; RF sensor network; greedy algorithm; signal reconstruction

0 引 言

基于无线传感器网络的无设备被动式定位跟踪(device-free passive localization and tracking, DFLT)是一种成本比较低的技术^[1],与主动式跟踪技术如全球定位系统、射频识别、实时定位系统不同,DFLT无需目标额外携带任何设备。DFLT可采用很多种传感器,比如:光敏摄像机、热敏摄像机、被动式红外传感器、声敏传感器、超声传感器等。射频(radio frequency, RF)信号可以穿透墙、树木、烟雾等遮挡障碍不存在隐私问题,这是光学和红外传感器所不能实现的。因此,基于接收信号强度的射频 DFLT 是一种重要的无线传感器网络应用。射频层析成像(radio tomographic imaging, RTI)^[2,3]是一种新的 DFLT 技术。RTI通过分析网

络区域内由目标遮挡导致的信号衰减来反推场景图像,这样得到目标所在的大概位置。RTI可扩展用于目标跟踪,采用图像的最大值作为目标初始位置,然后采用卡拉曼滤波器跟踪目标^[4]。RTI由网络链路中接收信号强度的衰减来建立一个线性模型,并由反问题求解得到场景图像。一般求解反问题的最小二乘解是一个非适定问题,RTI不能找出目标所在的真实位置。RTI没有利用目标跟踪问题是一个求线性模型稀疏解的反问题,为此,本文提出把目标跟踪看成一个压缩传感(compressed sensing, CS)的稀疏重建问题。

压缩传感技术提出稀疏或压缩信号可由远小于奈奎斯特采样的测量数稀疏重建^[5,6]。压缩传感最早用于信号处

收稿日期: 2013-04-12

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61074167, 61202110, 61170126, 61272211); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2012284); 江苏大学高级人才科研启动基金资助项目(12JDC050)

理领域并在无线传感器网络中广泛应用^[7-8]。目标跟踪本身是一个稀疏求解目标位置的反问题,所以,可以把压缩传感的稀疏重建应用到基于射频传感器网络的目标跟踪。受文献[7-8]启发,本文将RTI线性模型的反问题看成一个稀疏重建问题,并提出一个稀疏重建算法(贪婪检测估计)用于目标跟踪。与文献[3-4]采用的最小二乘类算法不同,贪婪检测估计算法直接确定目标在网络区域的位置。同时,本文设计一种利用目标先验位置信息来减少测量数的反馈跟踪方法。

1 问题描述

如图1所示的射频传感器网络中,目标出现在无线链路附近时会影响射频信号的接收信号强度。由此,可以从无线链路间相互影响的信号接收强度来推测目标所在位置。一般网络区域可以划分成一些网格像素(如图1所示) $x \in \mathbf{R}^n$,网格像素的值用来描述射频信号的衰减程度。那么,整个网络中双向链路(任何一对节点间的通信只算一个)的接收信号强度衰减可由一个线性模型表示

$$y = Ax + n. \quad (1)$$

双向链路接收信号强度的衰减是各个像素值的线性组合加上噪声 n 。这里 $y \in \mathbf{R}^m$ 是即时接收信号强度测量与背景均值接收信号强度测量的差分。权值矩阵 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 是一个 x 的模型参数, A 的每一行表示在链路 i 上所有像素的加权系数。权值矩阵的计算采用如图2所示的以链路双边节点为焦点的椭圆模型^[12-13],其中 d 表示节点间的距离, $d_{ij}(1)$ 、 $d_{ij}(2)$ 表示像素 j 到链路 i 的双边节点之间距离。如果某一像素位于椭圆内,那么,权值可由双边节点之间距离的平方根计算;否则,权值为0。椭圆宽度是一个模型参数,用来调节模型误差和跟踪性能,在后面实验设为0.01。

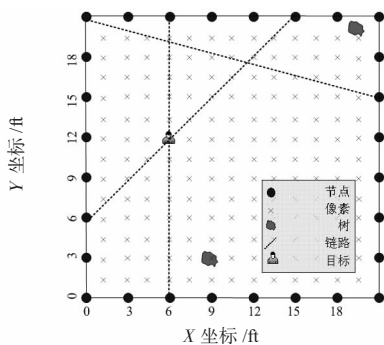


图1 射频传感器网络的几何结构,其中目标位于(6,12)ft,网络区域划分为 13×13 的网格

Fig 1 Geometry structure of RF sensor with target locates at (6,12) ft network area is divided into 13×13

2 基于稀疏重建的目标跟踪

由接收信号强度测量来跟踪目标是式(1)的反问题,即求解像素 x 的信号衰减程度并由此推断目标在网络区域内

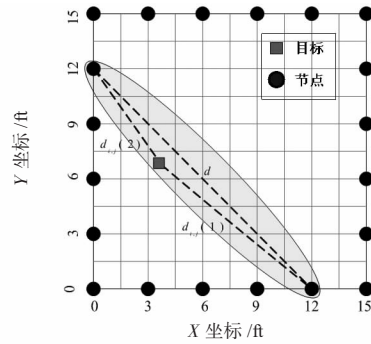


图2 椭圆加权模型某一链路中被加权的像素在灰色椭圆内

Fig 2 Weighted pixels in a single link are darkened in an ellipse in elliptical weight model

的所在位置。一般通过最小二乘求解^[2-3]

$$x_{LS} = \arg \min \|Ax - y\|_2^2. \quad (2)$$

文献[2-3]引入正则化方法来获得更为稳定的结果。上述采用的最小二乘类方法均是基于最小化重建误差,而且结果比较平滑,这样需要一个额外的反差步骤来估计目标所在位置。由于目标跟踪本身是一个稀疏求解位置问题,本文把式(1)的反问题看成一个压缩传感的稀疏重建问题。压缩传感的稀疏重建算法主要有贪婪算法和 l_1 优化2种。由于 l_1 优化算法(比如:基追踪^[9])计算复杂度比较高,而且对噪声比较敏感,因此,本文采用贪婪算法。贪婪稀疏重建算法(比如:正交匹配追踪^[10]),迭代计算如下2个步骤:

- 1) 支持集检测: 算法检测待重建信号 x 的支持集,即选择哪些测量矩阵 A 的原子来生成 x 或者说选择哪些分量来稀疏表示 x ;
- 2) 信号估计: 由已检测的支持集上的最小二乘来更新待重建信号。

最近,Amini A等人^[11]提出一个新的稀疏重建算法IDE (iterative detection estimation)。IDE由Bernoulli-Gaussian模型的二值假设检验推导,其支持集检测步骤描述为

$$g(x^t, y) = |x^{t-1} + A^T r| > Th; r = y - Ax^{t-1}. \quad (3)$$

其中 Th 为一个阈值参数, t 为迭代次数。在实际应用中,很难确定一个阈值 Th 来正确检测信号 x 的支持集。为此,本文采用一种硬阈值化的方法来完成支持集检测步骤。硬阈值化的思想源于迭代硬阈值化(iterative hard thresholding, IHT)算法^[12]。初始化 $x^0 = 0$,IHT迭代计算如下步骤

$$x^t = H_k(x^{t-1} + A^T(y - Ax^{t-1})). \quad (4)$$

其中, k 为信号 x 的稀疏度(即非0元素的个数), $H_k(a)$ 为一个硬阈值化操作(即保留 a 中绝对值最大的前 k 个元素,其余全部置0)。结合IDE和IHT,本文提出一个新的稀疏重建算法——贪婪检测估计(greedy detection esti-

mation (GDE)。GDE 算法的详细步骤如下:

1) 初始化

信号 $x^0 = 0$, 信号残差 $r^0 = y$, 支持集 $I_0 = \emptyset$, 迭代次数 $t = 1$;

2) 支持集检测

$x^t = H_k(x^{t-1} + A^T r^{t-1})$, 更新支持集 I_t 及其相应的子矩阵 A_{I_t} (这里 A_0 为空矩阵, A_{I_t} 为对应支持集 I_t 的子矩阵)

3) 信号估计

$$x^t = 0; x_{I_t}^t = A_{I_t}^+ y,$$

$$r^t = y - Ax^t.$$

其中 $A^+ = (A^T A)^{-1} A^T$ 是矩阵 A 的伪逆矩阵。

4) 迭代停止

如果残差信号 $\|r\|_2$ 小于某一很小的常数, 迭代停止; 否则 $t = t + 1$, 返回第 2 步。

GDE 和 IDE 都可以看成是双阶段阈值化 (two stage thresholding, TST)^[13] 的推广算法, 但不同的是 TST 合并了 x^t, x^{t-1} 的支持集。GDE 采用贪婪策略硬阈值化来选择前 k 个最大值来支持集检测, 这样就不需要预先参数 Th 。

为了充分利用已知信息减少所需测量数, 也减少了实际计算所使用的链路数, 也节省了网络的能耗。如图 3 所示, 目标运动过程可以观察到一序列接收信号强度, 由前一帧接收信号强度推测的位置信息 x_{i-1} 与当前帧 x_i 推测的位置高度相关。 x_{i-1} 的支持集表示为 T_{i-1} , 由 T_{i-1} 可以知道前一时刻目标所在位置 z , 那么, 下一时刻目标一般就出现在 z 为中心的网格像素内。本文采用以 z 为中心的 $5 \times 5, 9 \times 9, 17 \times 17$ 三种网格来预测 T_i 。

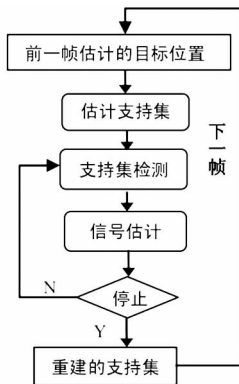


图 3 基于反馈信息的跟踪方法

Fig 3 Tracking method based on feedback information

3 数值仿真与实验结果分析

本节分由数值仿真和真实实验数据测试提出算法的性能。

3.1 数值仿真

本文采用相变^[13, 14]来评价算法的稀疏重建性能, 令 $\rho = k/m$ 定义为稀疏度 (sparsity) 的归一化度量, $\delta = m/n$ 定义为问题不确定性 (indeterminacy) 度量, 这样, 得到二维的相平面 $(\delta, \rho) \in [0, 1]^2$ 来评价算法的稀疏重建性能。相平面

被一条曲线分为上下 2 个区域, 上半区域表示了算法能够稀疏重建信号, 这个曲线被称为相变曲线。相变曲线越高表示算法具有更好的稀疏重构性能。本文采用与文献 [13, 15] 相同的实验设置, 测量矩阵 A 采用归一化的随机高斯矩阵, 稀疏信号 X 维数 $n = 400$, 支持集上元素采用高斯随机生成。为获得算法的相变曲线, 线性抽取 16 组不同的 $\rho \in [0.05, 0.5]$, $\delta \in [0.05, 0.5]$ 。实验随机重复 100 次, 采用 $\|x - \hat{x}\|_2 / \|x\|_2 < 0.01$ 定义准确稀疏重建。IDE 算法初始设置 $Th_1 = \max |A^T y| / 2$, 之后计算 $Th_{i+1} = Th_i / 2$ 。图 4 实验比较了 IHT, IDE, GDE 3 种算法的稀疏重建性能, 从中可以看出: GDE 显示出比 IHT, IDE 更好的稀疏重建性能。

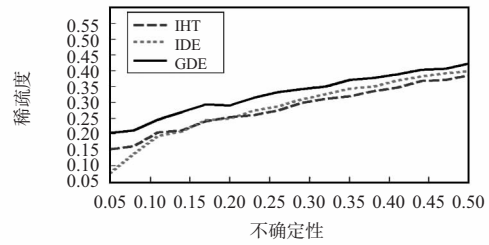


图 4 算法 IHT, IDE 和 GDE 的相变曲线比较

Fig 4 Comparison of phase transitions curve of IHT, IDE and GDE algorithm

3.2 目标跟踪实验分析

为验证提出方法的有效性, 本文采用真实的 RTI 数据^[3]。实验环境为室外草坪, 采用 IEEE 802.15.4 (ZigBee) 协议 2.4 GHz 搭建的射频无线传感器网络。网络区域为大小为 $21 \text{ in} \times 21 \text{ in}$ ($1 \text{ in} = 2.54 \text{ cm}$) 的正方形, 每边放置 8 个节点, 共 28 个, 如图 1 所示。接收信号强度差分是即时接收信号强度减去背景均值接收信号强度。每一链路的测量是节点间双向的平均值。背景接收信号强度是网络区域内没有目标时的测量值。为分析网格分辨率对跟踪精度的分析, 采用 3 种不同的分辨率, 即把网络区域划分为 $6 \text{ 像素} \times 6 \text{ 像素}$, $13 \text{ 像素} \times 13 \text{ 像素}$, $27 \text{ 像素} \times 27 \text{ 像素}$ 。实验过程持续 14 s, 单个目标以匀速绕方形 $(3, 6) \text{ m} - (3, 15) \text{ m} - (18, 15) \text{ m} - (18, 6) \text{ m} - (3, 6) \text{ m}$ 轨迹走动。实验结果如图 5 所示, 本文 GDE 方法的跟踪轨迹比文献 [4] 的卡拉曼滤波器法更接近真实运动轨迹, 卡拉曼滤波器法更不稳定, 特别是在网络像素更高的时候。不同分辨率下跟踪误差相近, 但高分辨率时跟踪精度也更高。

压缩传感理论表明: 可以采用更少的测量重建稀疏信号。同样的, 最后测试采用提出的基于反馈信息的跟踪方法, 即通过压缩的部分测量重建场景。文献 [4] 的卡拉曼滤波器法不适用于压缩的部分测量情况。实验中, 对 3 种分辨率分别采用前一时刻位置为中心的 3 种不同的像素块内所影响的信号测量值预测下一时刻目标所在位置。为使实验结果更为稳定, 在反馈信息预测的测量之外再随机增加一些测量。实验结果如图 6 所示, 证明提出的基于反馈信息的跟踪方法同样有效。

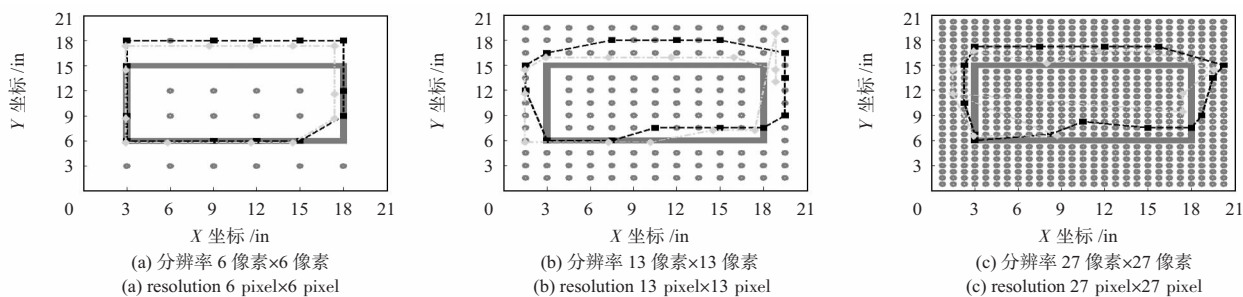


图5 目标跟踪轨迹(其中, 方块为 GDE 算法, 菱形为卡尔曼滤波方法)

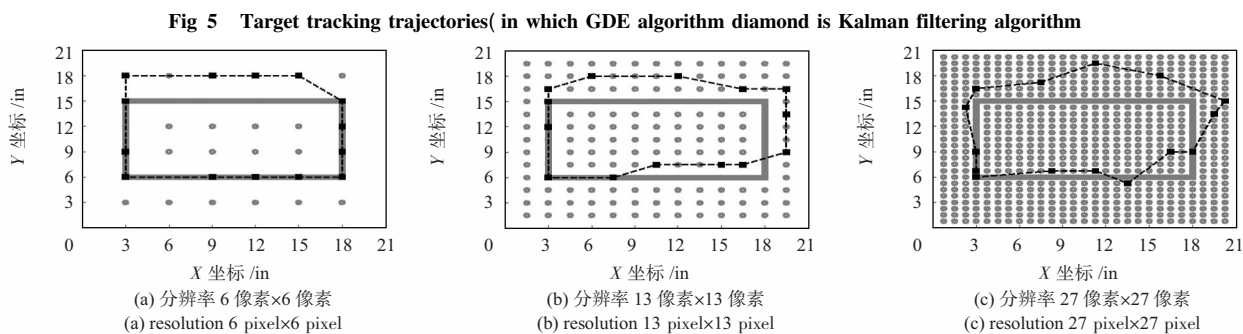


图6 采用基于反馈的目标跟踪轨迹

Fig 6 Target tracking trajectories based on feedback

4 结论

本文提出一种应用压缩传感理论在射频传感器网络中跟踪目标的方法。由于目标定位本身是一个稀疏求解的反问题, 本文把目标跟踪看成一个压缩传感的稀疏重建问题, 并提出贪婪检测估计算法用于场景重建。同时, 提出一种利用目标先验位置信息来推测下一时刻目标所在位置进而实现压缩测量的反馈跟踪方法。数值仿真和实验表明: 提出的算法具有更好的稀疏重建性能, 应用于目标跟踪时更为稳定而且所需的测量数也更少。

参考文献:

- [1] Youssef M, Mah M, Agrawala A. Challenges: Device-free passive localization for wireless environments[C]//Proceedings of the International Conference on Mobile Computing and Networking, Montreal, Canada 2007: 222–229.
- [2] Patwari N, Agrawal P. Effects of correlated shadowing: Connectivity localization and RF tomography[C]//Proceedings of the International Conference on Information Processing in Sensor Networks, Salt Lake City, USA 2008: 82–93.
- [3] Wilson J, Patwari N. Radio tomographic imaging with wireless networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2010, 9(5): 621–632.
- [4] Wilson J, Patwari N. See through-wall: Motion tracking using variance-based radio tomography networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2011, 10(5): 612–621.
- [5] Candes E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489–509.

- [6] Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289–1306.
- [7] Feng C, Valaee S, Tan Z. Multiple target localization using compressive sensing[C]//Proceedings of IEEE Global Telecommunications Conference, Honolulu, USA 2009: 1–6.
- [8] Meng J, Li H, Zhu Han Z. Sparse event detection in wireless sensor networks using compressive sensing[C]//Proceedings of Annual Conference on Information Sciences and Systems, Baltimore, USA 2009: 181–185.
- [9] Chen S, Donoho D, Saunders M. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Review, 2001, 43(1): 129–159.
- [10] Tropp J, Gilbert A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655–4666.
- [11] Amini A, Babaie-Zadeh M, Jutten C. Fast sparse decomposition by iterative detection-estimation [EB/OL]. [2009-09-20]. <http://cn.arxiv.org/abs/1009.3890>.
- [12] Blumensath T, Davies M. Iterative hard thresholding for compressed sensing[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2009, 27(3): 265–274.
- [13] Maleki A, Donoho D. Optimally tuned iterative reconstruction algorithms for compressed sensing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 330–341.
- [14] Donoho D, Tanner J. Precise undersampling theorems[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 913–924.
- [15] Sturm B. Sparse vector distributions and recovery from compressed sensing [EB/OL]. [2011-07-15]. <http://cn.arxiv.org/abs/1103.6246>.

作者简介:

宋和平(1983–) 男, 江西会昌人, 博士, 讲师, 主要研究方向为人机系统与智能信息处理。