

传感器网络中基于局部信号重建的目标计数算法

蒋文涛^{1,2}, 孙利民³, 吕俊伟², 朱红松³

(1. 海军装备研究院, 北京 102249; 2. 海军航空工程学院 控制工程系, 山东 烟台 264001;

3. 中国科学院 信息工程研究所, 北京 100093)

摘要: 针对传感器网络中现有目标计数算法的不足问题, 提出了一种基于局部信号重建的目标计数算法。该算法首先通过局部峰值搜索找出目标可能存在的区域; 然后根据信号衰减特性和节点分布情况建立信号重建模型, 并基于此模型寻求局部区域内的最佳目标分布估计; 最后对各局部区域内的估计结果进行汇总, 得到全网范围内的目标数量。仿真实验结果表明, 该算法在计数精度、抗噪性和通信开销方面具有较好性能。

关键词: 目标计数; 信号重建; 栅格粒度; 分布估计; 噪声

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2012)09-0044-09

Target counting algorithm via local signal recovery in sensor networks

JIANG Wen-tao^{1,2}, SUN Li-min³, LV Jun-wei², ZHU Hong-song³

(1. Naval Academy of Armament, Beijing 102249, China;

2. Department of Control Engineering, Naval Aeronautics and Astronautical University, Yantai 264001, China;

3. Institute of Information Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China)

Abstract: In view of the deficiencies of existing targets counting algorithms in sensor networks, a local signal recovery based target counting algorithm (LSR) was proposed. LSR firstly searched for the possible local area where targets may exist, and then established a local signal recover model according to signal attenuation characteristic and nodes' distribution. Finally, LSR sought the best target distribution estimation in each possible local area through the established model and obtained the target counting result by summarizing the estimations. Simulation results demonstrate that LSR possesses good merits in counting precision, noise tolerance and energy consumption.

Key words: target counting; signal recovery; grid granularity; distribution estimation; noise

1 引言

目标监测是传感器网络的重要应用领域之一^[1], 例如敏感场所的防入侵告警系统、灾后紧急搜救以及野生动物保护等。在单目标监测应用中, 传感器网络只需要对区域内是否存在目标进行检测; 而在

多目标监测应用中, 传感器网络不仅要检测目标是否存在, 还需要对目标的数量进行准确地统计, 为用户提供更全面的监测信息和决策依据。本文针对多目标监测应用中的目标计数问题展开研究。

传感器网络中目标计数的难点在于, 节点通常只能被动地采集监测区域中的目标信号(例如红外

收稿日期: 2011-07-11; 修回日期: 2012-04-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60933011); 国家重点基础研究发展计划("973"计划)基金资助项目(2011CB302902); 国家科技重大专项基金资助项目(2010ZX03006-001-01)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (60933011); The National Basic Research Program of China (973 Program) (2011CB302902); The National Science and Technology Major Project (2010ZX03006-001-01)

辐射强度、震动强度和声音分贝值等),而不能区分测量值是来源于单个目标,还是由多个目标的信号叠加产生。虽然可以采用射频标签(RFID)技术^[2]对目标进行识别和计数,但在一些应用场景中目标具有敌对性或者不可预知性,在这类目标上放置射频标签的可行性较低。除射频标签技术以外,指纹定位^[3]也可用于目标计数,但创建指纹数据库的工作量很大,并且易受环境变化的影响,当目标较密集或者聚集在一起时该方法的计数效果较差。其他方法,如超声测距^[4]、频谱检测^[5]以及图像识别^[6]等,虽然也可以用于目标识别和计数,但对硬件基础要求较高,难以适用于资源受限的传感器网络。

鉴于上述计数方法的局限性,研究人员提出了一些不需要特定硬件支持的目标计数算法,大致可以分为如下几类:1)基于二元感知模型的计数算法^[7,8];2)基于分簇的计数算法^[9,10];3)基于压缩感知理论的计数算法^[11,12];4)基于拓扑融合的计数算法^[13,14];5)其他类型的计数算法,例如Shuo Guo等^[15]提出的基于概率模型的计数算法,Sorabh Gandhi等^[16]提出的基于上下限估计的目标计数算法等。下面对一些有代表性的算法进行介绍和分析。

Jaspreet Singh等^[7]研究了利用二元传感器节点进行多目标计数和跟踪的相关问题,证明了当一组目标中两两之间的距离都超过节点检测半径的4倍时,二元传感器节点的计数准确性才能得到保证。文献[9]提出了一种基于信号相关性的目标计数算法,根据信号序列之间的相关性对节点进行分簇,将信号相关性较大的节点归为一簇,并对应一个目标。该算法的实现较为简单,但只适用于稀疏目标的计数,当目标较密集尤其是多个目标距离很近时,算法的计数准确性不高。Qing Fang等^[10]提出了一种面向目标计数的轻量级感知和通信协议,包括DAM、EBAM和EMLAM 3种算法,基本思想是根据节点的测量值大小将网络划分为若干个簇,每个簇对应一个或多个目标。这3种算法的计数过程均需要网络中所有节点同时参与,即使测量值很小的节点也不例外,因此算法的能量效率较低。Bowu Zhang等^[12]提出了一种贪婪匹配追踪(GMP, greedy matching pursuit)算法,该算法是一种全局集中式计数算法,采用了压缩感知理论^[17]的相关模型来解决稀疏目标的计数问题,在网络规模不大时具有很好的计数效果。GMP算法的不足之处是计数过程中将监测区域作为一个整体来对待,求解复杂度随网

络规模增大呈指数状增加。另外,GMP算法将监测区域划分为若干个栅格,并以栅格中心代替目标的实际位置,没有考虑栅格划分粒度对计数精度和计算复杂度的影响。Shuo Guo等^[15]专门针对目标计数中存在的重复计数问题展开了研究,假定每个节点能够准确感知自己监测范围内的目标数量,然后以此为基础计算全网目标总数的概率密度函数,以目标总数的期望值作为计数结果。该目标计数算法的思路较为新颖,但前提条件过于苛刻,影响了算法的适用范围。

本文借鉴信号重建^[18]的相关理论,提出了一种基于局部信号重建的目标计数算法(LSR, target counting algorithm via local signal recovery)。LSR算法的主要特点如下:1)该算法是一种局部集中式目标计数算法,计数过程只在有可能存在目标的局部区域内进行,不需要全网所有节点同时参与计数,能量效率较高;2)考虑了测量噪声对信号重建的影响,并进行了优化设计,计数精度受噪声影响较小;3)可以根据局部区域内的节点分布情况自适应地设定栅格划分粒度,在计数精度和计数开销之间进行权衡;4)针对计数过程中可能出现的外部干扰和重复计数问题,设计了相应的处理机制,算法具有较好的健壮性。

2 LSR 算法设计

LSR算法的基本设计思路如下:1)通过局部峰值搜索找出目标可能存在的区域;2)对局部区域内的目标数量上限进行估算,并基于此约束条件建立信号重建模型;3)依据信号重建模型对目标分布进行估计,使得在某种分布估计下目标的信号场与节点实际测量值所反映的信号场最为逼近,将该分布估计下的目标数量作为局部计数结果;4)对各局部区域内的计数结果进行汇总,剔除计数重复的目标,得到整个监测区域的目标数量。

LSR算法通过被动测量目标发出的物理信号(红外辐射、振动或声响)来进行计数,不需要在目标上放置额外的硬件装置。算法适用的网络模型由以下几条基本假设给出。

- 1) 所有传感器节点的位置已知,并且具有相同的通信半径 R ,所有节点的本地时间保持同步。
- 2) 传感器节点的测量噪声 x 为独立同分布的白色高斯噪声,即 $x \sim N(0, s^2)$ 。
- 3) 目标移动速度相对较慢,短时间内监测区域内目标数量变化不大。为节省能量,网络每间隔时

间 Δt 执行一次目标计数算法。

4) 被监测目标为同一类目标, 信号强度近似相同。

2.1 局部峰值搜索

设所有目标发出的信号强度均为 I_0 , 节点 s_i 和目标 p_j 的距离为 $d(s_i, p_j)$, 根据文献[19]给出的信号测量模型, 节点 s_i 测量值可以表示为

$$I_i = \begin{cases} \frac{I_0}{d(s_i, p_j)^l}, & d(s_i, p_j) > c \\ I_0, & d(s_i, p_j) \leq c \end{cases} \quad (1)$$

其中, l 为信号强度衰减因子, 取值为 2~5, c 为参考距离。尽管文献[19]未给出参考距离 c 的实际取值, 但从信号连续性的角度考虑, c 的值取为 1 较合理。由于式(1)没有考虑信号叠加和噪声问题, 测量模型较为理想化, 本文在其基础上给出一个更完善的测量模型。设噪声环境下节点 s_i 所处的区域内存在 n 个目标时, 那么该节点的测量值可以表示为

$$I_i = \sum_{j=1}^n \frac{I_0}{d(s_i, p_j)^l} + x_i \quad (2)$$

其中, x_i 为节点 s_i 测量噪声, 当 $d(s_i, p_j) < 1$ 时, 取 $d(s_i, p_j) = 1$ 。

根据式(2)可知, 目标的信号强度随着传输距离的增大呈指数衰减, 当传输距离增大到一定程度时, 目标的信号强度与噪声相当。因此, 计数过程只需要在目标所处的局部区域内进行即可, 不需要全网所有节点同时参与计数。为避免计数过程波及到不存在目标的区域, 首先应进行局部峰值搜索, 找出目标可能存在的局部区域。

定义 1 峰值节点。若节点 s_i 的测量值比其一跳通信范围内所有邻居节点的测量值都高, 那么称节点 s_i 为峰值节点。

局部峰值搜索的目的是找出监测区域内的峰值节点, 并以峰值节点为中心, 组织其邻居节点进行目标计数。一种可行的方法是根据节点的测量值大小设定一个定时器, 定时器短的节点优先发送一个峰值消息, 宣告自己为峰值节点, 并对其他节点进行抑制。本文采用动态定时器策略来调节局部峰值搜索过程的收敛速度, 其基本原理是: 将时间划分为长度为 t_w 的窗口, 若局部区域内存在测量值较大的节点, 那么这些节点的定时器可以在前几个窗口内快速截止; 若前几个窗口内没有节点发送峰值

消息, 则表明局部区域内节点的测量值都较小, 为减少等待时间, 节点的定时器在后续窗口加速截止。按照上述策略设置的定时器为

$$T_i(k) = \left[\left(\frac{I_0 - I_i}{I_0} \right) t_0 - (k-1)t_w \right] \cdot \left[1 - \frac{(k-1)t_w}{t_0} \right] \quad (3)$$

其中, t_0 为网络允许的最大等待时间; $T_i(k)$ 表示节点 s_i 在第 k 个窗口的剩余等待时间, 其值随着窗口数 k 的增加动态变化。若 $T_i(k) < t_w$, 则节点 s_i 的定时器在第 k 个窗口内截止。

当新一轮目标计数的执行时间到后, 任一节点 s_i 按下面的流程进行操作。

Step1 若节点 s_i 的测量值 I_i 超出给定的门限值 I_{\min} , 则按式(3)设定一个时间长度为 $T_i(k)$ 的定时器, 参与峰值节点竞争。

Step2 若节点 s_i 的定时器截止前, 收到某个邻居节点 s_j 发送的峰值通告消息 (包含节点 s_j 的 ID 号和测量值 I_j), 并且满足 $I_i > I_j$, 那么节点 s_i 判定该峰值通告消息有效, 在信道空闲时将自己的测量值发送给节点 s_j 。

Step3 若节点 s_i 的定时器在第 k 个窗口内截止, 并且在此之前未收到有效的峰值消息, 那么该节点向邻居节点广播自己的峰值消息, 并在后续时刻接收邻居节点反馈的测量值。

2.2 目标计数方法

局部区域内的目标计数分为如下几个步骤: 首先确定峰值节点一跳通信范围内的目标数量上限, 并在该约束条件下建立信号重建模型; 然后以信号重建模型为基础, 寻求目标分布的最佳估计, 将最佳分布估计对应的目标数量作为计数结果。

定义 2 通信边界圆周。节点 s_i 一跳通信范围的边界称为节点 s_i 的通信边界圆周, 记为 $O(s_i)$ 。

定义 3 圆周对应点。设 s_i 为峰值节点, $O(s_i)$ 为 s_i 的通信边界圆周, s_j ($j \neq i$) 为 s_i 的一跳邻居节点, 从 s_j 出发并且经过 s_i 的射线与 $O(s_i)$ 的交点, 称为 s_j 的圆周对应点, 记为 s'_j 。特殊地, 定义峰值节点 s_i 的圆周对应点为 $O(s_i)$ 上任意一点。

下面给出峰值节点一跳通信范围内目标数量上限的估计方法。不失一般性, 先以 3 个节点为例来进行分析, 如图 1 所示: s_i 为峰值节点, s_j 和 s_k 为 s_i 的一跳邻居节点, s'_j 为 s_j 的圆周对应点, s'_k 为 s_k 的圆周对应点。

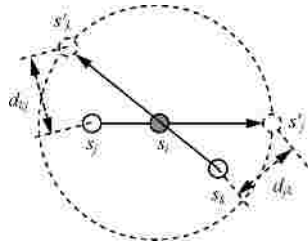


图 1 目标数量上限估计

对于节点 s_j 而言，当目标位于 s'_j 处时，信号到达节点 s_j 时的衰减幅度最大。因此，当所有目标全部位于 s'_j 处时， $O(s_i)$ 内的目标数量 N 才有可能取到最大值。另外，当多个目标位于 s'_j 处时，在节点 s_k 处的信号叠加值不应超过 I_k ，因此 N 的取值还应满足条件 $N I_0 / d_{jk}^l \leq I_k$ 。同理有 $N I_0 / d_{ji}^l \leq I_i$ ， $N I_0 / d_{ij}^l \leq I_j$ ，即：

$$N \leq I_u d_{ju}^l / I_0, (u = i, j, k)$$

类似地，对于节点 s_k 和 s_i ，也有如下关系成立：

$$N \leq I_u d_{ku}^l / I_0, (u = i, j, k)$$

$$N \leq I_u d_{iu}^l / I_0, (u = i, j, k)$$

推广到一般情况，当 $O(s_i)$ 内有 n 个节点时，目标数量 N 的上限 N_{\max} 可以表示为

$$N_{\max} = \min \left\{ \left\lfloor \frac{I_j d_{jk}^l}{I_0} \right\rfloor \mid j, k = 1, 2, \dots, n \right\} \quad (4)$$

其中， I_j ($j = 1, 2, \dots, n$) 表示节点 s_j 的测量值，符号 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整；当 $d_{jk} < 1$ 时，取 $d_{jk} = 1$ 。

得到目标数量的上限 N_{\max} 后，就可以通过信号重建的方式，对 $O(s_i)$ 之内的目标分布和数量进行估计。为方便计算，将 $O(s_i)$ 的外接矩形近似作为峰值节点 s_i 的一跳通信范围（如图 2 所示），并将其划分为 $l \times l = m$ 个栅格，每个栅格的边长为 $a = 2R/l$ 。对栅格按照从左至右，从上至下的顺序进行编号， g_i ($i = 1, 2, \dots, m$) 表示第 i 个栅格。当栅格 g_i 中存在一个目标时，该目标的信号对节点 s_j ($j = 1, 2, \dots, n$) 的测量值贡献量为 $I_{ij} = I_0 / r_{ij}^l$ ，其中， r_{ij} 表示栅格 g_i 的中心到节点 s_j 的距离， $r_{ij} < 1$ 时，取 $r_{ij} = 1$ 。

类似地，可以得到 m 个栅格中的目标分别对 n 个节点的测量值贡献量，用矩阵 H 表示为

$$H = \begin{bmatrix} I_0 / r_{11}^l & I_0 / r_{21}^l & \dots & I_0 / r_{m1}^l \\ I_0 / r_{12}^l & I_0 / r_{22}^l & \dots & I_0 / r_{m2}^l \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ I_0 / r_{1n}^l & I_0 / r_{2n}^l & \dots & I_0 / r_{mn}^l \end{bmatrix} \quad (5)$$

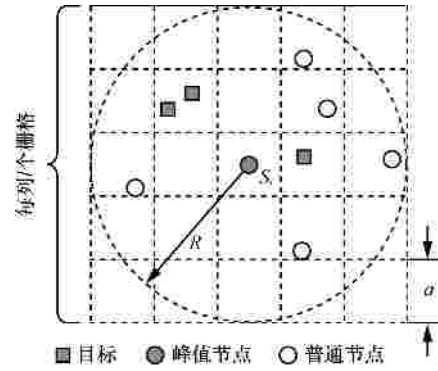


图 2 栅格划分

设未知量 x_i 表示栅格 g_i ($i = 1, 2, \dots, m$) 中存在的目标数量，那么 $O(s_i)$ 内的目标分布可用向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 来表示。记 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 中各节点的测量值构成的向量为 $y = (I_1, I_2, \dots, I_n)^T$ ，则局部区域内的信号重建模型可以表示为

$$\begin{cases} \min (y - Hx)^T (y - Hx) \\ 0 \leq \sum_{i=1}^m x_i \leq N_{\max} \\ x_i \in \mathbf{Z}^+ \cup \{0\}, i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (6)$$

其中， \mathbf{Z}^+ 表示正整数集。根据式 (6) 给出的信号重建模型，向量 x 的最佳估计可以表示为

$$\hat{x} = \arg \min_{0 \leq x_1 + x_2 + \dots + x_m \leq N_{\max}} (y - Hx)^T (y - Hx) \quad (7)$$

实际上，传感器节点的测量值 I_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 不可避免地会受到噪声污染，并不能准确地反映节点 s_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 所在位置的真实信号强度。假设 \mathbb{X} 为 x 的无偏估计， I'_i 为节点 s_i 的理想测量值， x_i 为节点 s_i 的测量噪声，即 $x_i = I_i - I'_i$ ，则有

$$\begin{aligned} y - H\mathbb{X} &= (I_1 - I'_1, I_2 - I'_2, \dots, I_n - I'_n)^T \\ &= (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \end{aligned} \quad (8)$$

由于噪声 x 为独立同分布的白色高斯噪声，并有 $x \sim N(0, s^2)$ ，根据数学期望的性质可得：

$$\begin{aligned} E((y - H\mathbb{X})^T (y - H\mathbb{X})) &= E(x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2) \\ &= nE(x^2) \\ &= ns^2 \end{aligned} \quad (9)$$

因此，在白色高斯噪声环境下，向量 x 的最佳估计应修正为

$$\hat{x} = \arg \min_{0 \leq x_1, x_2, \dots, x_m \leq N_{\max}} [(y - Hx)^T (y - Hx) - ns^2] \quad (10)$$

式 (10) 的求解可以采用匹配追踪 (MP, matching pursuit) [20]，正交匹配追踪 (OMP, orthogonal matching pursuit) [21] 等算法来实现。得到 $\hat{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 的值后， $O(s_i)$ 内的目标数量可以表示为

$$N(s_i) = d\hat{x} = \sum_{i=1}^m d_i x_i \quad (11)$$

其中， $d = (d_1, d_2, \dots, d_m)$ ， $d_i = \begin{cases} 1, & d(g_i, s_i) \leq R \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ 。

式 (11) 的意义是当栅格中心处于 $O(s_i)$ 之外的区域时，该栅格中的目标将从峰值节点 s_i 的计数结果中剔除。

2.3 栅格粒度优化设定

上一节的计算过程中，直接以栅格中心到节点的距离 r_{ij} 代替了目标与节点的实际距离 \mathcal{N}_{ij} ，由此引入了一定的信号重建误差。记 $r = \mathcal{N}_{ij} - r_{ij}$ ，那么信号重建误差可以表示为

$$\Delta I_{ij} = \frac{I_0}{r_{ij}^l} - \frac{I_0}{\mathcal{N}_{ij}^l} = \frac{I_0}{r_{ij}^l} - \frac{I_0}{(r_{ij} + r)^l} \quad (12)$$

其中， $r \in [-\sqrt{2}a/2, \sqrt{2}a/2]$ 。从式 (12) 可以看出， ΔI_{ij} 的值与栅格的划分粒度，即栅格边长 a 的大小有较大关系。当 $a \rightarrow 0$ 时， $r \rightarrow 0$ ， $\Delta I_{ij} \rightarrow 0$ ，此时以栅格中心代替目标的实际位置是无偏的。考虑到传感器网络的资源受限性，栅格边长 a 的值并不能设置得过小，否则会带来较大的计算开销。因此，栅格的划分粒度应权衡考虑计数精度和计算开销 2 方面的要求。下面给出栅格边长 a 在数学期望意义上的优化取值。

在无先验信息的情况下，目标可能出现在任一栅格 g_i ($i=1, 2, \dots, m$) 中的任何一点，因此栅格 g_i 中的目标到节点 s_j 的距离 \mathcal{N}_{ij} 是一个随机量。若给定栅格边长 a 的值，那么栅格划分数量 m 及节点 s_j 到栅格中心 g_i 的距离 r_{ij} ($i=1, 2, \dots, m$ ， $j=1, 2, \dots, n$) 也就随之确定了。因此，信号重建误差 ΔI_{ij} 是以随机量 \mathcal{N}_{ij} 和栅格边长 a 为变量的函数。若用 \mathcal{N}_{ij} 的期望值 $E(\mathcal{N}_{ij})$ 来代替 \mathcal{N}_{ij} ，则有

$$\Delta I'_{ij} = \frac{I_0}{r_{ij}^l} - \frac{I_0}{E(\mathcal{N}_{ij})^l} \quad (13)$$

为了提高信号重建的精度，栅格边长 a 的取值应使 $\Delta I'_{ij}$ ($i=1, 2, \dots, m$ ， $j=1, 2, \dots, n$) 的累加值 $\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \Delta I'_{ij}$ 尽可能小。当 $a \rightarrow 0$ 时必有 $\Delta I'_{ij} \rightarrow 0$ ，此时 $\Delta I'_{ij}$ 的累加值可以达到最小。然而，目标分布估计的计算复杂度是随着栅格划分数量 m 的增加而增加的，当 $a \rightarrow 0$ 时 $m = (2R/a)^2 \rightarrow +\infty$ ，这是资源受限的传感器网络难以承受的。若在信号重建误差和计算开销之间进行权衡，则可以得到

$$\hat{a} = \arg \min \left\{ m \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \Delta I'_{ij} \mid a \in (0, 2R) \right\} \quad (14)$$

式 (14) 的求解需要先得到 $E(\mathcal{N}_{ij})$ 的值，下面给出其计算方法。如图 3 所示，为便于计算和分析，以栅格 g_i 的等面积圆 (半径为 r_g ，面积为 S_g) 代替栅格覆盖的区域，那么阴影部分的面积 ΔS 与栅格面积 S_g 之比近似等于 \mathcal{N}_{ij} 的值不超过 x 的概率，即：

$$P\{\mathcal{N}_{ij} \leq x\} \approx \frac{\Delta S}{S_g} = \frac{\Delta S}{a^2} \quad (15)$$

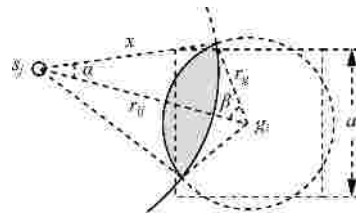


图 3 \mathcal{N}_{ij} 的期望值计算

令 $q = \frac{1}{2}(r_g + r_{ij} + x)$ ，则图 3 中边长为 r_g ， r_{ij} 和 x 的三角形面积为 $S = [q(q-x)(q-r_g)(q-r_{ij})]^{1/2}$ ，并有 $S = \frac{1}{2}xr_{ij} \sin a = \frac{1}{2}r_g r_{ij} \sin b$ ，进而可得：

$$\begin{aligned} \Delta S &= \frac{1}{2} \times 2a x^2 + \frac{1}{2} \times 2b r_g^2 - 2S \\ &= \arcsin(2S/xr_{ij})x^2 + \arcsin(2S/r_g r_{ij})r_g^2 - 2S \end{aligned} \quad (16)$$

根据式 (15) 和式 (16)， \mathcal{N}_{ij} 的分布函数和数学期望可以分别表示为

$$F(x) = P\{\mathcal{N}_{ij} \leq x\} = \begin{cases} \frac{\Delta S}{a^2}, & x \geq r_{ij} - r_g \\ 0, & x < r_{ij} - r_g \end{cases} \quad (17)$$

$$E(\mathcal{N}_y) = \int_{-\infty}^{+\infty} xF'(x)dx = \int_{r_{ij}-r_g}^{r_{ij}+r_g} xF'(x)dx \quad (18)$$

式(18)涉及到微积分运算,计算复杂度较高,下面给出一种近似计算方法。令 $x_k = r_{ij} - r_g + k \frac{2r_g}{z}$, ($k = 0, 1, L, z$), 则有

$$\begin{aligned} E(\mathcal{N}_y) &\approx \sum_{k=1}^z x_k [F(x_k) - F(x_{k-1})] \\ &= \sum_{k=1}^z x_k [P\{\mathcal{N}_y \leq x_k\} - P\{\mathcal{N}_y \leq x_{k-1}\}] \end{aligned} \quad (19)$$

从式(19)给出的结果可以看出, $E(\mathcal{N}_y)$ 的值与传感器节点到栅格中心的距离 r_{ij} , 以及栅格边长 a 的值有关。又因为 r_{ij} 的值由栅格边长 a 确定, 故对于任一节点 s_j ($j = 1, 2, L, n$) 而言, $E(\mathcal{N}_y)$ 是关于 a 的一元函数。

2.4 外部干扰排除

2.2 节中的目标计数是一种较理想的情况, 仅适用于 $O(s_i)$ 之外的邻近区域不存在目标的情况。若 $O(s_i)$ 之外的邻近区域存在目标, 那么靠近 $O(s_i)$ 的节点会受到较强的外部干扰。为保证计数结果的准确性, 信号重建过程中需要排除集合 $S = \{s_1, s_2, L, s_n\}$ 中靠近 $O(s_i)$ 的节点。如图 4 所示, 阴影区域为受限区域, 处于该区域中的节点不能参与计数, 其中 R 为 $O(s_i)$ 的半径, R' 为非受限区域的半径, 并有 $t = R - R'$, 下面给出 t 的取值设定方法。

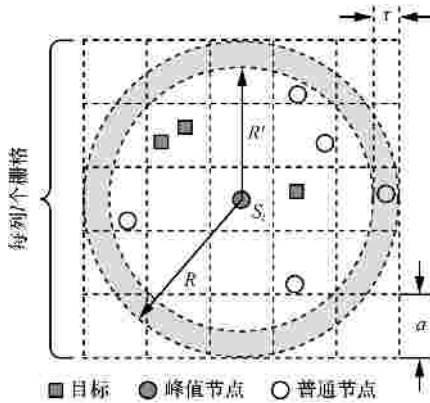


图 4 干扰排除

由于传感器节点的测量噪声 x 为独立同分布的白色高斯噪声, 并有 $x \sim N(0, s^2)$, 根据 3- s 准则可知 $P\{-3s < x < 3s\} = 0.997$, 因此测量噪声 x 的最大值可取为 $x_{\max} = 3s$ 。显然, t 的取值应使 $O(s_i)$ 之外的目标发出的信号经过距离为 t 的衰减

后, 信号强度衰减到与测量噪声相当的水平, 即 $\frac{I_0}{t^l} x_{\max} = 3s$, 由此可得

$$t \left(\frac{I_0}{x_{\max}} \right)^{1/l} = \left(\frac{I_0}{3s} \right)^{1/l} \quad (20)$$

然而在弱噪声环境下, 噪声均方差 s 的值可能较小, 依据式(20)得到的 t 值较大, 致使 $O(s_i)$ 之内过多的传感器节点受到限制。为应对这种情况, t 的取值还应受到其他限制。假设 $O(s_i)$ 之外的目标发出的信号经过距离为 t 的传播后, 信号强度与初始信号强度的衰减比为 e 。如果 e 的值足够小, 那么 $O(s_i)$ 之外的目标对非受限区域内节点的影响可以忽略不计, 此时对应的 t 值即为所求。令 $\frac{I_0}{t^l} = eI_0$, 则有

$$t \left(\frac{1}{e} \right)^{1/l} \quad (21)$$

结合式(20)和式(21), t 的临界取值可以表示为

$$t = \min \left\{ \left(\frac{I_0}{3s} \right)^{1/l}, \left(\frac{1}{e} \right)^{1/l} \right\} \quad (22)$$

2.5 全网目标计数

设网络监测区域内存在 h 个峰值节点, 各峰值节点的计数结果分别为 $N(s_i)$ ($i = 1, 2, L, h$), 那么监测区域内的目标总数可以表示为

$$N_{\text{total}} = \sum_{i=1}^h N(s_i) \quad (23)$$

然而在目标较密集的情况下, 有可能产生重复计数问题。如图 5 所示, s_1 、 s_2 和 s_3 为峰值节点, 目标 p_1 处于 $O(s_1)$ 、 $O(s_2)$ 和 $O(s_3)$ 的交叠区域内, 若按式(23)进行目标数量汇总, 目标 p_1 将被重复统计 3 次。

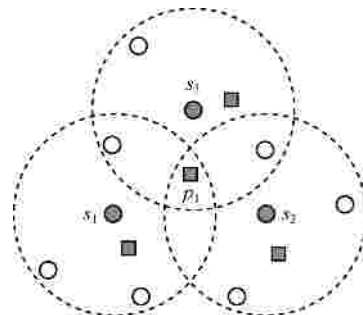


图 5 重复计数

针对可能发生的重复计数问题，本文采用单向排除策略来修正各峰值节点的计数结果，具体方法如下。

1) 单向排除策略从任一峰值节点 s_i 开始执行，该节点首先检查自己的通信边界圆周 $O(s_i)$ 是否与其他峰值节点的通信边界圆周交叠。若结果为“否”，那么节点 s_i 停止其他操作。

2) 若节点 s_i 的通信边界圆周与一个或者多个峰值节点的通信边界圆周发生交叠，那么 s_i 向对应的峰值节点发送出计数重复通告消息（包含交叠区域内的目标数量及其所处的栅格位置），令对方节点从计数结果中删除与自己重复的目标。

3) 若节点 s_i 已经向某个峰值节点发送了计数重复通告消息，那么对方节点无需再向节点 s_i 发送计数重复通告消息。当所有峰值节点都执行完上述操作流程后，单向排除过程自动结束。

执行完单向排除策略后，各峰值节点将自己的计数结果修正为 $N'(s_i)$ ($i=1,2,L,h$)，并上报给 Sink 节点，Sink 节点汇总各峰值节点的上报数据后即得到监测区域内的目标总数：

$$N'_{total} = \sum_{i=1}^h N'(s_i) \quad (24)$$

3 性能测试

3.1 参数设置

本文采用 Omnet++ (Version 4.1) 和 Matlab 7.0 来对 LSR 算法的性能进行仿真测试实验。实验场景如下：红外传感器节点随机均匀部署在 $500m \times 500m$ 的区域内，数量为 100~400；目标（人）数量为 10~50，以较低的速度在监测区域内活动。LSR 算法每间隔 60s 执行一次，传感器节点通过测量目标的红外辐射强度来进行目标计数。由于目标离传感器节点的距离较近，实验中不考虑大气消光系数对目标红外辐射强度的影响。

为了验证 LSR 算法的性能，仿真实验以 EBAM 算法^[10]和 GMP 算法^[12]为参照对象，在相同网络环境下对 3 种算法的计数精度和通信开销进行测试。实验中 LSR 算法的栅格边长根据式 (14) 的计算结果自动设定。由于 GMP 算法的计数过程中也采用了栅格划分的方法，但未给出栅格边长的取值，为便于比较，GMP 算法的栅格边长与 LSR 算法的栅格边长取值相同。计数精度以相对计数误差（计数

误差的绝对值与实际目标数量的比值）来衡量；通信开销以计数过程中的数据发送量（字节数）来衡量。为消除小概率事件的影响，所有实验结果以 20 次仿真的平均值来表示。其他仿真参数的设置如表 1 所示。

表 1 主要仿真参数设置

参数名	符号	参数值
目标信号强度	I_0	100mW
信号衰减系数	l	2
节点通信半径	R	40m
触发门限值	I_{min}	6mW
最大等待时间	t_0	500ms
时间窗口长度	t_w	50ms
信号衰减百分比	e	1%

3.2 测试结果与分析

图 6 给出了 3 种算法在不同目标密度下的计数精度测试结果，节点数量为 300，噪声均方差 $s = 3$ ，目标数量在 10~50 之间变化。从图 6 可以看出，EBAM 算法的计数精度受目标密度变化的影响较大，而 LSR 算法和 GMP 算法的计数精度稳定在 10% 以内。上述情况与 3 种算法的计数方法不同有较大关系。由于 EBAM 算法是一种基于分簇的计数算法，目标密度越大则每一簇内分布的目标数量也越多，出现计数偏差的可能性也就越大。而 LSR 算法和 GMP 算法的计数精度主要取决于测量信息的丰富程度，在节点数量不变的情况下，计数精度较为稳定。

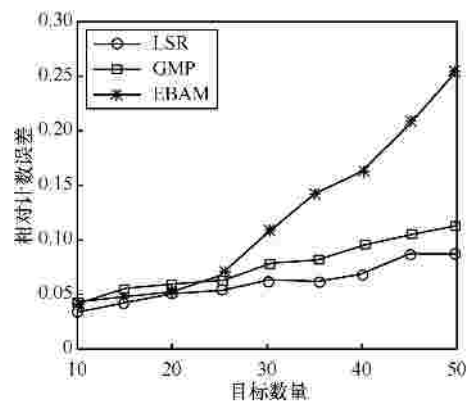


图 6 目标密度对计数精度的影响

图 7 是 3 种算法在不同节点密度下的计数精度测试结果，目标数量为 30，噪声均方差 $s = 3$ ，节点数量在 100~400 之间变化。从图 7 可以看出，LSR

算法和 GMP 算法对节点密度的变化较为敏感，相对计数误差随节点密度变化的波动幅度较大。原因是节点密度越大，测量信息越丰富，信号重建和计数的准确性也就越高，反之亦反。而在监测区域内目标数量不变的情况下，EBAM 算法每一簇内分布的目标数量相差不大，因此计数精度只在 5%~12% 内小幅度变化。

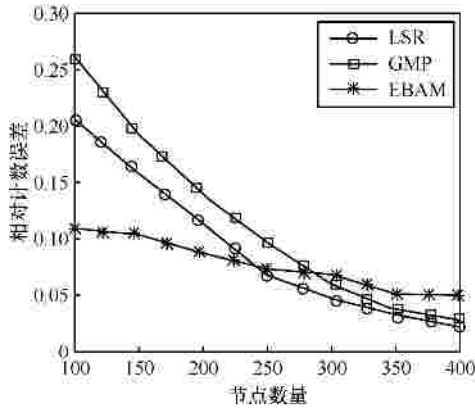


图 7 节点密度对计数精度的影响

图 8 是 3 种算法在不同噪声水平下的计数精度测试结果，节点数量为 300，目标数量为 30，噪声均方差在 1~5 之间变化。从图中可以看出 LSR 算法和 EBAM 算法的相对计数误差稳定在 10% 以内，而 GMP 算法在噪声均方差较大的情况下，相对计数误差达到 20% 左右。这是由于 LSR 算法和 EBAM 算法针对噪声的影响分别进行了优化设计和平滑过滤，而 GMP 算法虽然在仿真实验中考虑到噪声的影响，但并没有设计具体的噪声抑制策略，故抗噪性比前 2 种算法要差。

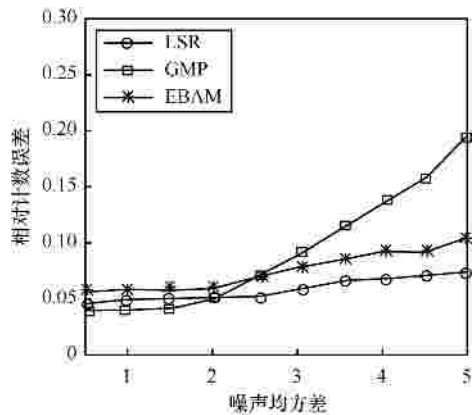


图 8 噪声对计数精度的影响

前面的仿真实验在网络规模一定的情况下对 3 种算法的计数精度进行了测试，下面将在不同网络

规模下对 3 种计数算法的计数开销进行仿真测试。网络规模以 500m×500m 为单位面积，节点分布密度为每单位面积 300 个，目标分布密度为每单位面积 30 个，噪声均方差 $s = 3$ 。

图 9 是 3 种算法在网络规模分别为 1~4 个单位面积下的通信开销测试结果。EBAM 算法计数过程中需要在全网范围内进行分簇操作，由此产生大量的报文消息，因此算法的总体数据发送量较大。而 LSR 算法是一种局部集中式计数算法，计数过程只在可能存在目标的局部区域内进行，因此总体数据发送量相对较小。GMP 算法是一种集中式计数算法，各节点只需将自己的测量值发送给中心节点，无需额外的控制开销，网络规模较小时的数据发送量较少；但随着网络规模的扩大，测量节点到中心节点的跳数增多，每个节点的测量值都需要经过更多跳数的转发才能到达中心节点，故通信开销大幅上升。

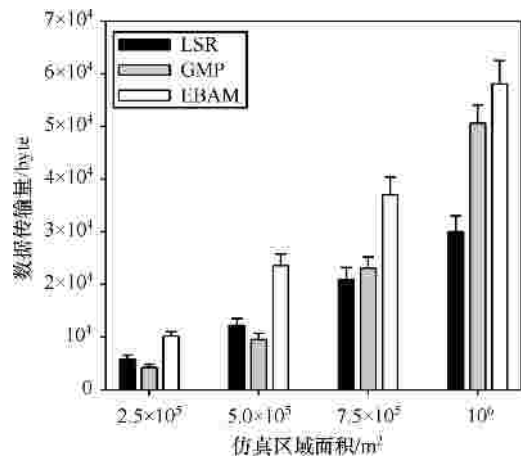


图 9 算法通信开销比较

4 结束语

目标计数是传感器网络在多目标监测应用中需要实现的基本功能，也是其面临的技术难点之一。针对现有目标计数算法在计数精度、能量效率等方面的不足，本文设计了一种基于局部信号重建的目标计数算法 LSR。该方法不需要在目标上放置额外的硬件装置，仅通过被动测量目标自身发出的信号来计数，硬件复杂度较低。LSR 算法是一种局部集中式计数算法，计数过程只在某些可能存在目标的局部区域内进行，无需全网所有节点同时参与计数，因此可以大幅度降低计数过程的能量开销。LSR 算法的应用场景是目标的信号强度近似相等

且已知,具有一定的局限性,下一步将研究设计目标信号强度不同条件下的目标计数算法。

参考文献:

- [1] 李建中, 高宏. 无线传感器网络的研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45 (1): 1-15.
LI J Z, GAO H. Survey on sensor network research[J]. Journal of Computer Research and Development, 2008, 45(1): 1-15.
- [2] 李敏波, 全祖旭, 陈晨. 射频识别在物品跟踪与追溯系统中的应用[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(1): 202-208.
LI M B, JIN Z X, CHEN C. Application of RFID on products tracking and tracing system[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(1): 202-208.
- [3] KAEMARUNSI K, KRISHNAMURTHY P. Modeling of indoor positioning systems based on location fingerprinting[A]. INFOCOM 2004[C]. 2004.1012-1022.
- [4] 彭刚, 黄心汉, 王敏. 基于视觉引导和超声测距的运动目标跟踪和抓取[J]. 高技术通讯, 2002, 12(6): 74-79.
PENG G, HUANG X H, WANG M. Moving object tracking and grasping based on visual guiding and ultrasonic measurement[J]. High Technology Letters, 2002, 12(6): 74-79.
- [5] 吴海彬. 声磁传感器及其频谱检测技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(5): 1100-1104.
WU H B. Research of acoustomagnetic sensor and its frequency spectrum detection technology[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(5): 1100-1104.
- [6] 赵文哲, 秦世引. 基于感兴趣点特征的彩色图像目标分类与识别[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(2): 438-442.
ZHAO W Z, QIN S Y. Chromatic image classification and recognition based on interest point features[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(2): 438-442.
- [7] JASPREET S, UPAMANYU M, RAJESH K. Tracking multiple targets using binary proximity sensors[A]. IPSN 2007[C]. Cambridge, Massachusetts, USA, 2007. 529-538.
- [8] SHRIVASTAVA N, MUDUMBAI R, MADHOW U. Target tracking with binary proximity sensors[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2009, 5(4): 1-33.
- [9] 陶良鹏. 无线传感器网络中基于信号相关的目标计数[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2008.
TAO L P. Signal Correlation Based Target Counting in Wireless Sensor Networks[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2008.
- [10] FANG Q, ZHAO F, GUIBAS L. Lightweight sensing and communication protocols for target enumeration and aggregation[A]. MobiHoc 2003[C]. Annapolis, Maryland, USA, 2003. 165-176.
- [11] MENG J, LI H, HAN Z. Sparse event detection in wireless sensor networks using compressive sensing[A]. The 43rd Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS)[C]. Baltimore, Maryland, USA, 2009. 181-185.
- [12] ZHANG B W, CHENG X Z, ZHANG N. Sparse target counting and localization in sensor networks based on compressive sensing[A]. INFOCOM 2011[C]. Shanghai, China, 2011. 2255-2263.
- [13] BARYSHNIKOV Y, GHRIST R. Target enumeration via integration over planar sensor networks[A]. Robotics Science and Systems Conference[C]. Zurich, Switzerland, 2008. 1-9.
- [14] BARYSHNIKOV Y, GHRIST R. Target enumeration via euler characteristic integrals[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2009, 70(3): 825-844.
- [15] SHUO G, TIAN H, MOHAMED F M. On accurate and efficient statistical counting in sensor-based surveillance systems[J]. IEEE Pervasive and Mobile Computing, 2010, 6(1): 74-92.
- [16] SORABH G, RAJESH K, SUBHASH S. Target counting under minimal sensing: complexity and approximations[A]. ALGOSENSORS 2008[C]. Reykjavik, Iceland, 2008. 30-42.
- [17] CANDS E, WAKIN M. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [18] NEEDELL D, TROPP J A. Cosamp: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 26(3): 301-321.
- [19] CHIN T L, RAMANATHAN P, SALUJA K K. Exposure for collaborative detection using mobile sensor networks[A]. MASS 2005[C]. Washington D C, USA, 2005. 743-750.
- [20] TROPP J A. Greed is good: algorithmic results for sparse approximation[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 50(10): 2231-2242.
- [21] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53 (12): 4655 -4666.

作者简介:



蒋文涛(1982-),男,湖北天门人,博士,海军装备研究院助理研究员,主要研究方向为传感器网络、计算机网络和多传感器信息融合。

孙利民(1966-),男,河南淮阳人,博士,中国科学院信息工程研究所研究员、博士生导师,主要研究方向为传感器网络、车载网络和移动自组网。

吕俊伟(1960-),男,山东牟平人,博士,海军航空工程学院教授、博士生导师,主要研究方向为模式识别、传感器网络、目标探测与识别。

朱红松(1973-),男,黑龙江黑河人,博士,中国科学院信息工程研究所副研究员,主要研究方向为分布式计算、泛在与传感器网络、网络与系统安全等。