

能量约束贝叶斯压缩感知检测算法

赵春晖, 许云龙

(哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 为了解决无线传感器网络在监测区域内遇到处理能力不足和能量受限问题, 提出了一种能量约束贝叶斯压缩感知检测算法。算法在选择观测向量时不仅考虑了重构效果, 同时还考虑了节点的能量, 并利用改进的分簇算法选择最佳传输路径, 以均衡整个网络的能量, 防止某些节点由于能量消耗过快导致整个网络失效。实验表明, 与传统的贝叶斯压缩感知直接检测相比, 能量约束贝叶斯压缩感知检测算法在网络生存时间上有了很大的提高。

关键词: 贝叶斯压缩感知; 无线传感器网络; 检测; 能量约束

中图分类号: TP212

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2012)10-0001-06

Energy constraint Bayesian compressive sensing detection algorithm

ZHAO Chun-hui, XU Yun-long

(College of Information & Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: To solve the shortage of nodes handling ability and limited energy in wireless sensor network, an energy constraint Bayesian compressive sensing detection algorithm was proposed. To balance the energy of the whole network and prevent network paralyzed due to too fast consumption of some nodes energy, the new algorithm not only considers effect of reconstruction, but also regards energy of nodes, while choosing observation vector, and uses improved clustering algorithm to select an optimal transmission path. The simulation results show that the energy constraint Bayesian compressive sensing detection algorithm has longer the survival time of the network than traditional Bayesian compressive sensing.

Key words: Bayesian compressive sensing; wireless sensor network; detection; energy constraint

1 引言

目前, 无线传感器网络 (WSN, wireless sensor network) 已被广泛应用于智能家居、物联网等领域的数据采集和传输。其中, 另一个重要的应用是对目标物体位置的检测。假设在一个无线传感器网络中分布着若干个目标源, 各传感器节点首先对网络中所有目标源信号进行接收, 再将接收到的目标源信号叠加和信息传送到汇聚节点, 最后由汇聚节点通过收集到的信息来获得网络中目标源的个数、位置及所发送信号强度等信息。无线传感器网络在拥

有快速展开、抗毁性强等诸多优势的同时, 也存在着一些现阶段无法克服的缺点, 其中最为突出的是节点信息处理能力不足和能量缺乏。在实际目标位置检测过程中, 汇聚节点只能接收和处理网络中少数感知节点的信息。这时, 亟待出现一种能根据少量的节点信息获得整个网络状态的技术。近年来, 兴起的压缩感知 (CS, compressive sensing) 理论^[1,2]能很好地解决这一问题。利用原始信号的稀疏性, CS 技术能从比奈奎斯特准则要求少得多的采样点数中精确恢复出原始信号。结合 CS 理论, 可有效减少目标源信号信息的采样点数。另外, 由于无线

收稿日期: 2011-11-30; 修回日期: 2012-07-31

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61077079)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61077079)

传感器网络节点所携带的能量有限,同时其节点能量一般无法更新,因此在算法中必须考虑节点的能量。

唐亮等人提出了一种贝叶斯 CS 检测算法^[3],该算法是联合 LEACH^[4-7]和贝叶斯 CS^[8]无线传感器网络检测算法。算法在开始时,利用 LEACH 算法进行分簇收集信息,之后利用贝叶斯 CS 算法去重构出原信号,来完成对目标源的检测。然而在贝叶斯 CS 重构信号时,必须重新选择观测向量,而在传统的贝叶斯 CS 中选择的观测向量仅仅考虑了熵减少的方向,而没有考虑选择观测向量节点的能量。这样虽然解决了节点信息处理能力不足的缺点,但是没有考虑到节点的能量,容易导致整个网络中的节点能量失衡,从而使网络过早的失效,因此文中提出了一种基于能量约束的贝叶斯 CS 检测算法来进行目标源检测。该算法在选择观测向量时,加入了能量约束条件同时采用了改进的分簇算法^[7]去收集信息,使得网络在保持检测性能的同时,更好地均衡网络中各节点的能量,有效地延长网络的生存时间。

2 系统模型

假设 WSN 的监测区域是一个被等分成 N 块单位面积大小子区域的 $\sqrt{N} \times \sqrt{N}$ 的方形区域。令整个区域内随机分布有 L 个传感器节点。因此每个传感器节点与各个子区域传输关系可以用 $L \times N$ 矩阵 \mathbf{H} 来表示。 \mathbf{H} 的第 i 行第 j 列元素 H_{ij} 表示第 i 个节点与第 j 个子区域传输关系,其中, $1 \leq i \leq L$, $1 \leq j \leq N$ 。假设传播模型为自由空间传播模型, H_{ij} 表示第 j 个子区域到第 i 个节点的传输损耗。同样,目标源的位置也用其所在的子区域来表示,且每个子区域最多存在一个目标源。所以,区域内的 K 个目标源也用一个 N 维向量 \mathbf{f} 来表示。令第 k ($1 \leq k \leq K$) 个目标源的信号强度为 s_k , 在子区域 i 内,则 \mathbf{f} 中对应元素 f_i 的值就设为 s_k , 其他设为 0。

WSN 检测目标源的过程,是由网络所有节点信息检测出来的,然而汇聚节点出来能量有限,仅可以处理少量节点的信息,因此节点的信息融合成为必要的步骤。由此汇聚节点的信息收集模型如下

$$\mathbf{y} = \mathbf{Q}\mathbf{f} + \mathbf{n} = \mathbf{W}\mathbf{H}\mathbf{f} + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中, \mathbf{n} 为观测噪声, \mathbf{W} 为一个 $M \times L$ 的信息融合矩阵, M 为网络中的簇数, L 为传感器节点数。

3 改进分簇算法

LEACH 算法把整个网络分成 M 个簇,每个簇有簇头,在簇内各节点的信息汇集到簇头进行信息融合,再由簇头把融合后的信息发送给汇聚节点。然而 LEACH 算法中,若簇首节点与汇聚节点较远时,消耗的能量将会过多,由此产生很多改进算法。例如文献[5]提出了由其他簇首来代发信息,然而每个簇的簇首自身的任务繁重,能量消耗也很快,因而再为其他簇首转发信息将使其能量消耗更大。WENDI 等人提出 MTE 转发信息的方法,该方法尽管每个节点消耗的转发能量最小,但是转发节点数太大,这样发送信息所需的总能耗不一定最小^[6]。郭书城等人提出了综合考虑方位、距离、剩余能量等去选择转发节点,在降低网络节点能耗、均衡节点能耗方面取得效果更好^[7],亦本文采用的分簇算法,该分簇算法的具体步骤如下。

1) 以 LEACH 算法分簇,节点按就近原则加入簇,并将自己加入该簇以及自身的地理位置和剩余能量信息发送给簇头。

2) 簇头节点广播簇内所有节点的地理位置和剩余能量信息给簇内节点,簇内节点存储此信息。

3) 在算法运行过程中,当节点能量低于某一门限值时,该节点需向簇内节点告知自己的剩余能量信息,便于节点自身及簇内节点及时更新数据库中能量信息。

4) 簇首节点选择簇内下一跳转发节点。具体步骤如下:

(a) 簇首节点在簇内挑选出比自己距离汇聚节点近的成员节点;

(b) 按与簇首节点的距离由近到远对节点排序并赋予距离权值;

(c) 按剩余能量由大到小对节点排序并赋予能量权值;

(d) 将各节点的距离和能量权值相加,权值和最小的节点即为簇首节点的下一跳转发节点。

如果本簇内没有满足条件的节点,转到 6)。

5) 转发节点继续选择下一跳节点。与簇首节点选择方法不同,转发节点选取的下一跳节点需同时满足剩余能量要求和能距比^[7]小的原则。具体步骤如下:

(a) 在转发节点与汇聚节点的连线上选择距离转发节点为最佳发送距离的点为圆心,选出在最佳

发送距离为圆心内的本簇节点;

(b) 按与圆心的距离由远到近对节点排序并赋予距离权值;

(c) 按剩余能量由大到小对节点排序并赋予能量权值;

(d) 将各节点的距离和能量权值相加, 权值和最小的节点即为本转发节点的下一跳转发节点。

6) 若本簇内找不到满足要求的下一跳转发节点, 可在相邻簇内进行选择。在进行邻簇选取时, 节点需向邻簇发送一个包含自己位置信息的询问, 最先收到信息的节点按第 5) 步的方法进行节点选取, 并把选出节点的位置信息告知发出询问信息的那个节点。

7) 转发节点将信息发送到汇聚节点。

4 能量约束贝叶斯 CS 检测算法

4.1 贝叶斯 CS

设信号 \mathbf{u} 在变换基 Ψ 上是稀疏的, 对其作如下变换:

$$\mathbf{f} = \sum_{i=1}^N \phi_i \mathbf{u}_i = \Psi \mathbf{u} \quad (2)$$

其中, \mathbf{u} , \mathbf{f} 是 $N \times 1$ 的向量, Ψ 是 $N \times N$ 的变换矩阵。向量 \mathbf{f} 中仅有 $k(k \ll N)$ 个非零系数。然后把稀疏信号 \mathbf{f} 投影到观测矩阵 Φ 上得到观测向量 \mathbf{y} 。

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{f} \quad (3)$$

在实际系统中 CS 的观测值常常包含噪声, 观测噪声是均值为零, 方差 σ^2 未知的高斯白噪声, 用 \mathbf{n} 表示。则观测向量 \mathbf{y} 可以表示为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{f} + \mathbf{n} \quad (4)$$

引入高斯概率模型则式(4)可以表示为

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{f}, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-M/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{f}\|^2\right) \quad (5)$$

CS 重构问题就变为对权值和噪声方差的后验估计。贝叶斯 CS^[8]就是利用稀疏贝叶斯学习中的相关向量机原理^[9,10]去实现对权值和噪声方差的后验估计, 从而解决 CS 重构问题。大部分压缩感知算法的观测矩阵是固定的, 系统无法根据实际情况来选择需要的观测向量, 这就缺乏灵活性, 容易造成观测向量的冗余或不足。而贝叶斯 CS 算法很好地解决了这一问题, 通过计算信号的熵来选择算法所需要的观测向量。原始信号的熵可用式(6)计算

$$h_{\text{new}}(\mathbf{f}) = h(\mathbf{f}) - \frac{1}{2} \log(1 + \alpha_0 \phi_{S+1}^T \Sigma \phi_{S+1}) \quad (6)$$

其中, $h(\mathbf{f})$ 、 Σ 是基于当前 S 个观测向量的估计出的原始信号熵及自相关矩阵, ϕ_{S+1}^T 为新选择的观测向量, $h_{\text{new}}(\mathbf{f})$ 是增加 ϕ_{S+1}^T 之后得到的信号熵值。选择最优的观测向量 ϕ_{S+1}^T 将会使新的信号熵值 $h_{\text{new}}(\mathbf{f})$ 最小。这样就能够以较少的观测向量去精确恢复信号 \mathbf{f} 。在贝叶斯 CS 检测算法中观测向量原子集为每个传感器节点与各个子区域传输关系的矩阵 \mathbf{H} 。

4.2 检测算法

首先, 由于无线传感器网络中, 节点的能耗是必须考虑的一个问题, 而贝叶斯 CS 检测算法只考虑了原信号的熵, 这样选出来的节点可能在能耗约束上不一定有效, 因此文中提出了一种能量约束的贝叶斯 CS 检测算法, 算法在选择观测向量时, 不仅考虑了原始信号的熵, 同时考虑了所选节点的能量, 这样就可以达到使网络中所有节点的能量消耗的更加均衡。能量约束的贝叶斯 CS 检测算法把选择新观测向量的熵式中加入了能量约束成分得到新的信号熵如下

$$h_{\text{new}}(\mathbf{f}) = h(\mathbf{f}) - \frac{1}{2} \log\left(1 + \alpha_0 \frac{e(l)}{\sum_{l=1}^L e(l)} \phi_{S+1}^T \Sigma \phi_{S+1}\right) \quad (7)$$

其中, $e(l)$ 为第 l 个节点的能量, $\sum_{l=1}^L e(l)$ 是所有节点的能量之和。当某些节点过多参与选择新的观测向量时其剩余能量与整体能量的比值将变小, 导致新的信号熵值 $h_{\text{new}}(\mathbf{f})$ 将变大。然而选择的最优观测向量 ϕ_{S+1}^T 是使新的信号熵值 $h_{\text{new}}(\mathbf{f})$ 最小的观测向量。因此, 参与选择新的观测向量较多次数的节点, 由于其剩余能量与整体能量的比值很小, 就很难再次成为新的观测向量, 而参与选择新的观测向量较少次数的节点, 由于其剩余能量与整体能量的比值较大, 被选为新的观测向量的机会将很大, 这样就可以达到均衡网络中各个节点的能量, 以延长整个网络的生存时间。

其次, 为了更好地减少簇头的能量消耗, 均衡网络中所有节点的能量, 在开始收集信息时采用改进分簇算法^[7]传输信息至汇聚节点。同时之后选择的节点由于只是单个节点, 在信息传输至汇聚节点前, 并不需要簇头进行信息融合, 所以为了减少簇头的能量消耗, 被选择的节点被重新定位为该簇的簇头。又由于这时簇头收集和发送的信息只是本身

的信息，簇头的负担并不重，这时若找较近的，剩余能量较大的节点转发，而不考虑能距比的要求，将会造成节点能量的浪费，因此在转发节点选取过程中，将按照同时满足剩余能量要求和能距比^[7]小的原则来选择转发节点，即按照改进的分簇算法^[7]的第 5) 步来选择转发节点。

能量约束贝叶斯 CS 检测算法过程如下。

1) 簇头节点先收集簇内各节点的信息并对其融合之后，按照改进的分簇算法^[7]来选择传输路径，把信息发送给汇聚节点，然后汇聚节点利用这些节点的信息去重构信号 f 。

2) 对重构后的信号 f 的精度进行判断，如满足系统要求，算法停止，否则进行第 3) 步。

3) 对所有节点，计算 $h_{\text{new}}(f)$ 的值，从中找出使 $h_{\text{new}}(f)$ 值最小的节点，并将其信息传送给汇聚节点。

4) 汇聚节点把这个节点的观测向量，观测值与之前的观测向量，观测值相结合。利用结合后的观测向量，观测值去重构信号 f ，之后返回第 2) 步。

5 实验结果与分析

仿真中，将 $M(M=100)$ 个传感器节点随机分布于大小为 $100\text{m} \times 100\text{m}$ 的区域内，区域的顶点即坐标为 $(100, 100)$ 的汇聚节点，任何一个传感器节点都能直接和汇聚节点进行通信。 $K(K \ll N)$ 个目标源也随机分布在区域内，目标源的信号强度均为 1。系统受均值为 0，方差为 0.005 的高斯白噪声干扰。目标源的位置时刻变动，设定网络每过 5min 检测一次目标源，当网络中有一个节点的能量小于等于零时，就认为网络已经不能工作，目标检测结束。贝叶斯压缩感知算法和能量约束检测算法的仿真是在 MATLAB 7.4 平台进行的。

为了检验 2 种算法的检测性能，本文引入了漏检概率 p_m 和虚检概率 p_f 作为检测性能的判别标准，其中， p_m 为每次未检测出来的目标占实际总目标源的个数， p_f 为检测到虚假目标源个数与实际总目标源个数的百分比， p_f 理论上可以大于 1。为了减少虚假目标源的个数，提高检测性能，本文通过设置阈值 $(0 \leq \epsilon \leq 1)$ 来改善重构性能，当所检测到的目标源向量中元素的值小于 ϵ 时，则设为 0，即在该位置不存在目标源。

图 1 是 $K=5$ 时，贝叶斯 CS 检测算法和能量约束贝叶斯 CS 检测算法检测原信号的分布。

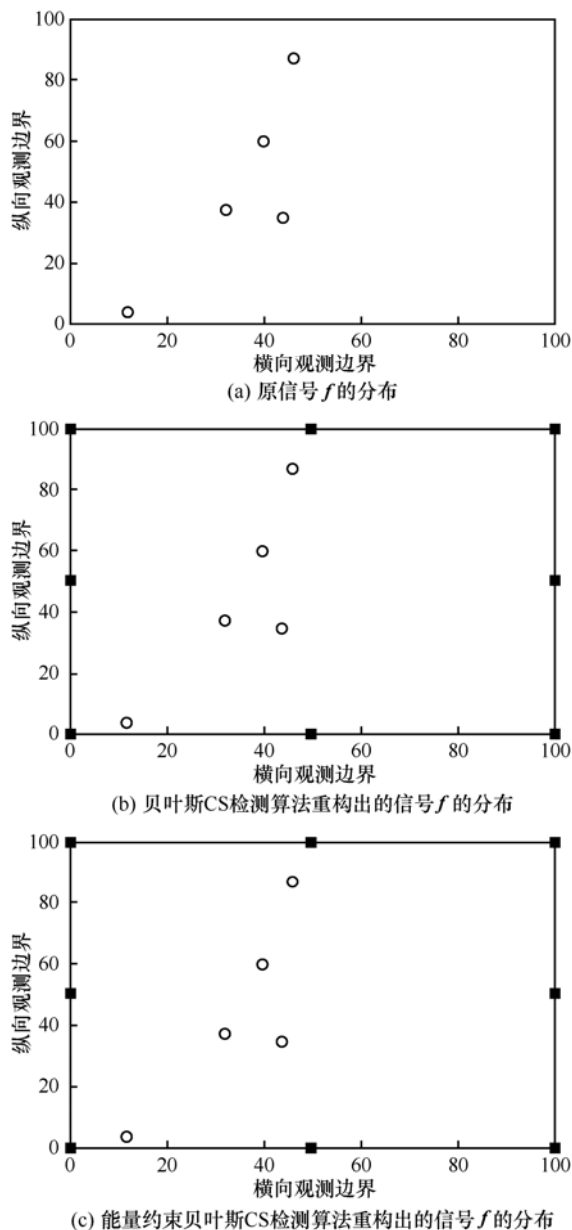


图 1 信号 f 的分布

由图 1 可知：两算法均能准确地恢复出信号源的位置，图中看不出有什么区别，但是两算法有时候可能不能完全检测出目标，或者检测到虚假目标。在 $K=5, \epsilon=0.5$ 时，通过 1 000 检测实验，得到了贝叶斯压缩感知算法和能量约束检测算法的平均漏检概率分别为 7.10% 和 10.24%；虚检概率分别为 8.67% 和 9.64%，由上述的概率可以看出贝叶斯 CS 检测算法性能稍优于能量约束贝叶斯 CS 检测算法，这是由于贝叶斯 CS 检测算法在选择观测向量时只考虑重构性能，而能量约束检测贝叶斯 CS 检测算法还需要考虑节点的能量，因此它的检测性能会稍差于贝叶斯压缩感知算法，然而通过 10 次实

验得到贝叶斯 CS 检测算法和能量约束贝叶斯 CS 检测算法的网络平均生存时间分别为 212min 和 385min，网络的生存时间得到了很大的提高，这对于无线传感器这种能量受限的网络来说，在检测性能牺牲不大的情况下，极大地提高了网络的生存时间还是值得的。

如图 2(a)、图 2(b)所示分别为目标源个数 $K=10$ 时，取不同的阈值 ϵ 得到的 2 种算法的 p_m 和 p_f 的性能对比。

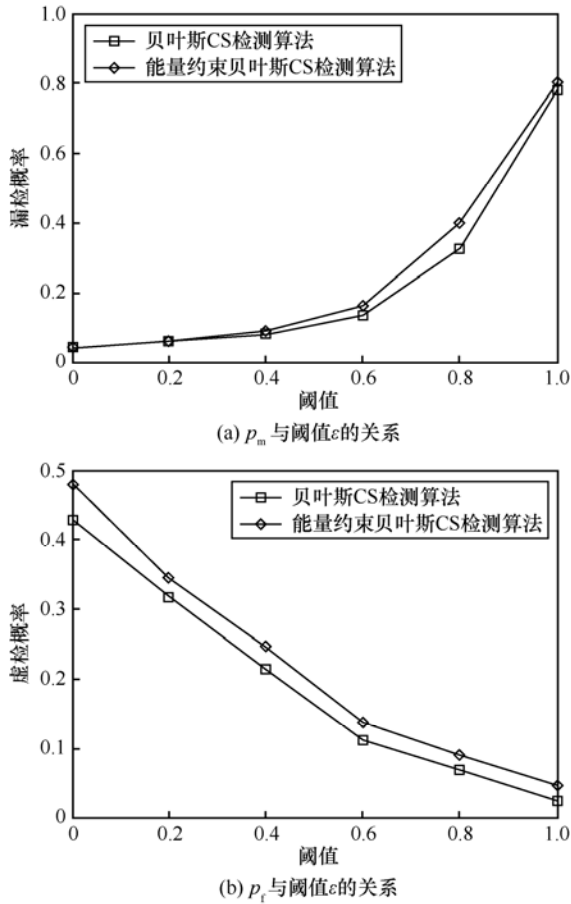


图 2 2 种检测算法的检测性能对比

从图 2 中曲线可以看出： p_m 值随着阈值 ϵ 的增大而增大，而 p_f 值随着阈值 ϵ 的增大而减小。这是由于较小的阈值时，将保留大量的目标源，但是随着阈值的增大，正确的目标源也会被认为是虚假的目标源，因此选择一个合理的阈值对于算法的检测效果至关重要。

表 1 是通过 100 次实验得到的贝叶斯 CS 检测算法和能量约束贝叶斯 CS 检测算法的网络平均生存时间对比。从表中可以看出贝叶斯 CS 检测算法由于在选择最优的节点没有考虑节点的能量，它的

网络生存时间几乎只有考虑了节点能量情况下的能量约束检测算法的网络生存时间的十分之六。由此可以看出能量约束贝叶斯 CS 检测算法大大地提高了网络的生存时间，也就是说能量约束贝叶斯 CS 检测算法更符合在这种对能量缺乏的无线传感器网络中使用。

表 1 网络平均生存时间对比

检测算法	网络生存时间/min
贝叶斯 CS 检测	225
能量约束贝叶斯 CS 检测	375

由于算法精确检测出信号位置所消耗的时间主要是看算法选择的观测向量上，因此 2 种算法的收敛速度可以用检测出信号位置所需节点的观测数目来代替。表 2 是通过 1000 次实验，在 $K=5$ ， $\epsilon=0.5$ 时，得到的贝叶斯 CS 检测算法和能量约束贝叶斯 CS 检测算法精确检测出信号位置所需的观测节点的平均数目。由表 2 可以看出贝叶斯 CS 检测算法由于在选择最优的节点只考虑使信号的熵值变小的方向而不用考虑网络节点的能量，因此所需的观测节点数较少，而能量约束贝叶斯 CS 检测算法由于考虑了信号的熵值和网络节点的能量，所以所需的观测节点数较多，即贝叶斯 CS 检测算法相比于能量约束贝叶斯 CS 检测算法的收敛性能要好一些。

表 2 收敛性能对比

检测算法	观测向量数/个
贝叶斯 CS 检测	150
能量约束贝叶斯 CS 检测	163

6 结束语

本文提出了一种新的 WSN 的目标检测算法。算法有效地利用改进分簇算法的优点同时改进贝叶斯 CS 算法的缺点，是其更适用于 WSN 网络。1) 初始收集信息时，使用 LEACH 算法进行数据融合减少信息量，同时利用改进分簇算法去选择传输至汇聚节点的最佳路径，减少簇头节点的能量消耗。2) 选择的节点为单个节点，因此传输其信息时，按照剩余能量要求和能距比^[7]小的原则选择传输路径，防止节点能量浪费。3) 对贝叶斯 CS 算法选择观测向量的过程中加入了能量约束条件，以使网络中各个节点的能量更加均衡。该算法相对于贝叶斯 CS 检测算法，极大地增加了网络的生存时间。通

过仿真实验可以看出, 尽管在检测性能上能量约束贝叶斯 CS 检测算法稍逊于传统的贝叶斯 CS 检测算法, 但是能量约束检测贝叶斯 CS 检测算法相对于传统的贝叶斯 CS 检测算法能够有效地提高网络的生存时间, 这对于无线传感网络这种能量受限的网络来说, 牺牲一点检测性能去换取网络生存时间的较大提高还是可以接受的。

参考文献:

- [1] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Trans Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] CANDS E J. Compressive sampling[A]. International Congress of Mathematicians[C]. Madrid, Spain: European Mathematical Society, 2006.1433-1452.
- [3] 唐亮, 周正, 石磊等. 基于 LEACH 和压缩感知的无线传感器网络目标探测[J]. 北京邮电大学学报, 2011, 34(3): 8-11.
TANG L, ZHOU Z, SHI L, *et al.* Source detection in wireless sensor network by LEACH and compressive sensing[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2011, 34(3): 8-11.
- [4] 许力. 无线传感器网络的安全和优化[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.
XU L. The Security and Optimization of Wireless Sensor Network[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010.
- [5] 冯健胜. 基于 LEACH 和 WMC 的无线传感器网络路由协议的研究与优化[D]. 广州: 暨南大学, 2008.
FENG J S. Researching and Optimizing of Routing Protocols in Wireless Sensor Network Based on LEACH and WMC[D]. Guangzhou: Jinan University, 2008.
- [6] HEINZELMAN W R, CHANDRAKASAN A, BALAKRISHNAN H. Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks[A]. Proceedings of the 33rd Hawaii International Conference on System Sciences[C]. Hawaii, USA, 2000. 1-10.
- [7] 郭书城, 卢昱, 许定根. 基于分簇无线传感器网络的路由算法研究[J]. 通信学报, 2010, 8A(31): 63-69.
GUO S C, LU Y, XU D G. Research on a routing algorithm for clustered wireless sensor networks[J]. Journal on Communications, 2010, 8A(31): 63-69.
- [8] JI S H, XUE Y, CARIN L. Bayesian compressive sensing[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56(6): 2346-2356.
- [9] TIPPING M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, (1): 211-244.
- [10] TIPPING M E, FAUL A. Fast marginal likelihood maximisation for sparse Bayesian models[A]. Proceedings of the Ninth International Workshop Artificial Intelligence and Statistics[C]. 2003.1-8.
- [11] JOHNSEN K, ROGERS A, JENNINGS N R. Decentralized control of adaptive sampling in wireless sensor networks[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2009, 5(3): 19-52.

作者简介:



赵春晖 (1965-), 男, 黑龙江汤原人, 博士, 哈尔滨工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能信息与图像处理、通信信号处理等。



许云龙 (1988-), 男, 江西进贤人, 哈尔滨工程大学博士生, 主要研究方向为压缩感知、无线传感器网络等。