基于 CS 的无线传感器网络 ReInForm-CS 路由算法[®]

庄 严¹, 沈 军²

¹(桂林电子科技大学 计算机科学与工程学院, 桂林 541004) ²(桂林空军学院 科研部, 桂林 541003)

摘 要: 无线传感器网络在探测目标时会遇到处理能力和能量缺乏的问题. 引进压缩感知(Compressed Sampling 简称 CS)理论来实现数据的汇聚重构时,传统的路由不能满足其要求. 根据 ReInForM 路由特点,提出一种 ReInForM-CS 路由算法. 该路由算法根据信号准确恢复所需观测矩阵的数目,建立相对应的路径. 仿真实验结果表明此算法在满足可靠性传输的同时,也保证了相应的图像观测矩阵个数.

关键词: 无线传感器网络; 压缩感知; 图像采集; 路由算法;

ReInForM-CS Routing Algorithm Based on CS in Wireless Sensor Network

ZHUANG Yan¹, SHEN Jun²

¹(Department of Computer Science & Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: When the wireless sensor network explores the target, it may come across the question of treatment capacity and power deficiency. The traditional router can't meet with the needs of data collecting and restructuring when importing of the theory of CS to achieve it. In accordance with the features of ReINForm router, we introduce a kind of ReINForm-CS router calculation, which sets up the relevant routes according to the observing matrix numbers needed by renewing signals currently. The results of Simulation experiment not only indicate the calculation fulfills accuracy transmission, but ensure the corresponding image observing matrix simultaneously.

Key words: wireless sensor networks; compressed sampling; image acquisition; routing algorithm

1 引言

近年来,无线传感器网络(WSN)凭借其诸多优势,在很多领域得到广泛应用,例如环境监测,安全保卫,智能家居等等.这其中也包括对目标物体的位置进行探测.但是,无线传感器网络自身也有诸多现阶段无法克服的制约因素.其中比较重要的有节点处理能力的不足以及能量的缺乏.这时就需要有一个算法能够从少量信息中获得整个网络的情况,压缩感知(CS)理论[1-3]能够很好地符合这一要求,它是有 Donoho 等人在 2004 年提出,该理论在信号的获取方式上突破了传统的奈奎斯特采样定理,将数据采集和数据压缩合二为一.并通过稀疏矩阵的构建,可以获得网络中不同节点的监测信息,浙江大学王晓等人提出一种产生观测矩阵的随机路由[4],但是这种路由基于不同网络模

型有不同算法的切换,而在实际无线自组网中很不适用,本文在综合 ReInForm 路由的特点后,提出一种适合于压缩感知的 ReInForM-CS 路由算法,通过路径的传播,建立起观测矩阵,为图像重构提供依据.

2 压缩感知基本理论

2.1 信号稀疏表示

简言之,信号 $x \in \mathbb{R}^N$ 在 $\psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_n]$ 上展开为 S-稀疏的表示,集合 $s = [s_1, s_2, \dots, s_n]$ 只有 $K \square N$ 个非零元素,信号 x 可以表示为:

$$x = \sum_{i=1}^{N} s_i \varphi_i \stackrel{\text{def}}{\Longrightarrow} x = \Psi S \tag{1}$$

其中, $s \in N \times 1$ 列向量, 加权系数 $s_i = \langle x, \psi_i \rangle = \psi_i^T x$ 信号的稀疏表示就是将信号 x 投影到正交变换基 Ψ 时.

²(Department of Scientific Research, Guilin Air Force Academy, Guilin 541003, China)

① 收稿时间:2012-03-15;收到修改稿时间:2012-04-23

绝大部分变换系数的绝对值很小, 所得到的变换向量 $\mathbf{x} = \mathbf{\Psi}^{\mathsf{T}} \mathbf{S}$ 是稀疏的或者近似稀疏的^[4]. 如果变换系数 s. 的支撑域 $\{i: \theta \neq 0\}$ 的势小于等于 S, 则信号 x 是 S-项稀疏的[1].

2.2 测量矩阵设计

CS 的测量过程可表示为:

$$y = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T = \Phi x = \Phi \Psi s = \Theta s$$
 (2)

其中, $M \times N$, $y_i = \langle x, \phi_i^T \rangle$ 是 $M \times 1$ 的观测向量y中的量 $\{\phi_1,\phi_2,\dots,\phi_m\},\phi_i^T$ 是 $M\times N$ 矩阵 Φ 的行向量, $\Theta=\Phi\Psi$ 是 $M \times N$ 矩阵, Φ 称为测量矩阵或传感矩阵^[4,5]且 Φ 满 足有限等距特性(RIP).

2.3 信号恢复

稀疏恢复算法是从少量的非自适应线性观测中重 建稀疏信号. 每一次测量可被视为信号 $x \in \mathbb{R}^N$ 与某矢 量 $\phi \in \mathbb{R}^N$ (或 \mathbb{C}^N)的内积. 如以此方法观测 M 次, 得 到 $M \times N$ 维观测矩阵 Φ , 阵列为 ϕ , 则稀疏恢复可以 从观测向量中恢复出来. 最简单的信号恢复算法为1, 最小化, 其表述如下:

$$\min \|s\|_{L} \quad s.t. \quad y = \Phi \Psi s \tag{3}$$

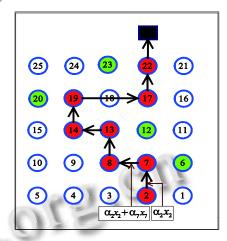
Tropp 和 Gilbert 提出匹配追踪(MP)[6]算法和正交匹配 追踪(OMP) [7]算法, 这两种方法可以快速的对信号进 行重构, CP 算法是对不同维信号更有效的对信号进行 恢复. 近年来, 对于传统的信号重构算法的重构有很 多种, 例如 CoSaMP 算法、ROMP 算法、SAMP 算法、 RAMP 算法等.

3 压缩感知的路由

3.1 压缩感知路由设计要求

压缩感知算法的重要特点是利用观测向量来进行 原始信息的收集以获得观测值, 然后利用观测值进行 原始信号的重构. 假设原始信号为 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 观测向量为 $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$,则其观测值为原始信号 和观测向量的内积: $zy = \sum_{i=1}^{n} z_i y_i$ 无线传感器网络利用

一条从汇聚节点出发, 并回到汇聚节点的路径来收集 路径上节点的信息. 观测向量与路径相对应, 不在路 径上的节点所对应的观测向量元素值为 0, 路径上节 点对应的观测向量元素值为一权值. 假设网络中有节 点 $\Phi = \{2,7,8,13,14,19,17,22\}$ 和汇聚节点S, 节点的信息 向量为 $x=(x_1,x_2,\cdots,x_n)^T$ 传递路径如图 1 所示, 其中 $a_i(i \in N)$ 为路由成功转发概率.



汇聚节点

此列中图像采集传输节点 图像采集节点

非图像采集节点

图 1 传递路径模型

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & a_2 & 0 & 0 & 0 & 0 & a_7 & a_8 & 0 & 0 & \cdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix}$$

由此类推,不同路径所对应的观测向量组成了整 个无线传感器网络的观测矩阵. 不同路径的观测矩阵 直接决定压缩感知的图像重构效果, 因此选择路径个 数至关重要.

3.2 ReInForm 路由算法分析

ReInForM 是一种应用在网络通信环境恶劣状 况下的高可靠性路由算法. 在信道错误率很高的情 况下, 此算法仍可以保证数据分组较高的到达概率, 其基本路由过程如下:首先,数据源节点根据传输的 可靠性需求, 信道质量以及传感器节点到汇聚节点 的跳数来确定需要的传输路径数目, 然后, 在邻居 节点中选择若干节点作为下一跳转发节点, 并给每 个节点按照一定的比例分配路径数目. 最后, 数据 源节点将分配的路径数作为数据报头中的一个字段 发给邻居节点,邻居节点在接收到数据源节点的数 据后,将自己视作数据源节点,重复上述数据源节 点的选路过程[8].

显然, ReInForM 路由算法能够有效保证网络数 据传输的可靠性要求, 但是在选取节点转发数据时并

Applied Technique 应用技术 141

没有考虑到压缩感知信号能否重构,仅追求单一的可靠性目标,忽略观测矩阵对信号重构的潜在要求.

3.3 ReInForm- CS 路由算

ReInForm- CS 在总结 ReInForm 路由的特点,以及 压缩感知的相关要求,为保证该图像能够重构恢复, 引入测量观测矩阵的个数作为路由的参考标准,来实 现图像的重构效果.

3.3.1 参数约定:

- 1) r_i : 可靠性参数,是一个小于 1 的正数,该参数表示系统要求的数据源发送数据分组到汇聚节点的成功概率.
- 2) e_s : 信道差错率,是一个小于 1 的正数,用于描述信道质量,假设每个节点都知道自己到邻居节点的信道质量,而且假设每个节点到所有邻居节点的信道质量是相同的.
 - 3) h: 跳计数, 节点到汇聚节点的跳计数.
- 4) Φ_m : 测量矩阵个数,是一个能让信号恢复的从稀疏恢复中恢复出来的最小个数.

3.3.2 算法的基本过程:

- 1) 汇聚节点周期性广播路由更新消息: 当节点收到路由更新消息后,更新自己的跳计数并广播这个消息,这样,每个节点都能知道自己到汇聚节点的最小跳数以及它的邻居节点到汇聚节点的跳数.
- 2) 计算传输路径: 数据源节点根据 $r_i \times e_s \times h_s$ 三个参数, 通过公式:

$$P(r_s, e_s, h_s) = \frac{\log(1 - r_s)}{\log[1 - (1 - e_s)^{h_s}]}$$
(4)

- 3) 重新求解传输路径个数: 比较 $P(r_s, e_s, h_s)$ 和 Φ_m 的 大 小 , 取 其 两 者 最 大 的 数 $P_1 = \max\{P(r_s, e_s, h_s), \Phi_m\}$ 如果成功传输路径数 P_1 大于 数据源节点的邻居数目,则需要某些邻居节点发送多份拷贝数据来满足要求.
- 4) 计算各邻居节点传输数据分组所需能量:数据源节点根据比自己到汇聚节点的跳数少 1、相同、多 1,源节点把邻居节点分为三类集合,记为 H^- 、 H^0 、 H^+ ,信源节点首先在 H^- 中选择一个默认的下一跳节点,默认下一跳节点转发数据概率为 1. 如果 $1-e_s$ 小于按照(4)式计算出的路径,表明源节点还需要额外的转发节点,需要额外的路径数为:

$$P = \frac{\log(1 - r_s)}{\log[1 - (1 - e_s)^{h_s}]} - (1 - e_s)$$
 (5)

额外节点优先从中选取节点,只有当(5)式计算出的P值大于 H^- 中的节点数量时,才需要从 H^0 中选取节点;如果P值大于 H^- 和 H^0 的结点个数时,才需从 H^+ 中选取;每个节点集合中被选中的节点都要为源节点创建一定的路径数,以保证所有选中的节点能够提供的路径和额外路径数总和为 P_1 .

5) 邻居节点重新计算路径: 邻居节点i收到分组后将自己作为源节点,并按照(4)式,使用自己的 r_i 、 e_i 、 h_i 重新计算满足能够重构图像要求的路径数 P_1 ,这个过程持续下去,即每个节点都计算本身图像能够重构的路径数目的最大值,因此就可以建立起最大路径传输 $N\times P_i$ 矩阵(假设最大传输路径为N,小于其传输路径的自动在相应的节点补零),保证数据能够满足重构要求;

4 仿真结果

性能指标:

1) 数据重构误差:

$$\varepsilon = \frac{\left\| X - X' \right\|_2}{\left\| X \right\|_2}$$

其中X为初始信号,X为重构信号.

2) 无线通信网络的数据采集过程所消耗的大部分能量是由于信号传输造成的. 因此, 我们定义 1bit信号经一跳传输所消耗的能量为单位 1. 路径开启节点需要传输的比特数为 B bits, 当一个新节点加入路径中时, 因其需要将其自身采样的数据信息加权叠加到收到的数据信息,继而发送, 故其发送的信息量增加. 基于以上分析, 所生成的路径集合消耗的传输能量被定义为:

$$E = \sum_{r \in R} \sum_{h \in R} B_h$$

其中, B_h 为前一跳所需的传输的比特数,h为一条路径所包含的跳数,r表示一条路径,R表示所有路径的集合。

为验证本设计在实现无线通信网络中 ReInForm-CS 路由在数据采集中的优势,基于本设计中的路由选择方法的性能将与基于以下两种现有的路由方法的性能相比较.

1) 基于最短路径的数据采集方法(SRS-CS): 随机选择 *M* 个前端信号采集节点作为路径开启节点, 然后各路径开启节点将其数据经由其最短路径传输至汇聚

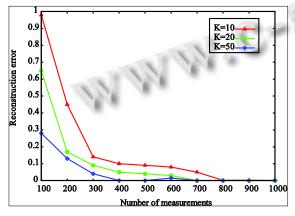
142 应用技术 Applied Technique

节点, 在传输过程中, 其最短路径上的所有节点将它 们的数据加权叠加至发送的数据中, 其中加权系数为 区间(0,1]中的随机数, 汇聚节点最终得到M个观测值 以及由加权系数组成的观测矩阵, 最后使用 MP 算法 对信号进行重构.

2) 基于密集观测的数据采集方法(DS-CS): 每条 路径均遍历网络中的所有节点, 即经由每条路径传送 到汇聚节点的信息为网络中所有节点信息的加权叠加 和, 其中加权系数为所随机数. 汇聚节点最终得到 M 个观测值以及由加权系数组成的观测矩阵, 最后使用 BP 算法对信号进行重构.

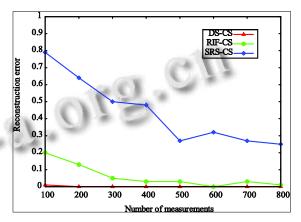
由于路由设计目的是证明在数据采集中,提出 的路由算法可以在保证重构性能的同时, 大大降低 能量消耗. 因此, 我们采用具有理想稀疏性的合成信 号作为原始信号. 取n=1000, 即原始输入信号 x 为 长度 n = 1000 的离散实值信号, 选中 k 个位置的点赋 值为1, 其他位置的点赋值为0, 故原始信号x的稀疏 度为 k. 在仿真中, 具有不同稀疏度的信号被用作为 原始输入信号,以证明本设计所提出的路由算法中 数据采集的有效性和可靠性. 为保证其仿真数据具 有普遍性,采用 10 次仿真求平均值,本仿真中 $r_i = 0.5$, $e_s = 0.5$.

图 2 中可以看在相同节点的情况下, 稀疏度越大, 图像重构误差越小, 在相同误差的情况下, 稀疏度越 大,则需要的观测数目就越少,由于 ReInForm-CS 路 由可以产生多个稀疏观测矩阵,在一定误差允许内, 完全可以满足 CS 的重构.



不同稀疏度下观测数对重构误差的影响

图 3 中通过 DS-CS 路由算法、ReInForm-CS(仿真 分析中简记为 RIF-CS)路由、SRS-CS 路由作比较, 随 着观测数目的增加, 信号的重构误差都在降低, 但是 SRS-CS 路由的重构误差不能满足所需要求,而 RIF-CS 路由相比 SRS-CS 路由可以更有效的收集数据, 满足其信号重构的要求, 特别是当观测数目增大时, 就非常接近 DS-CS 路由算法路由的重构误差, 完全可 以满足有损压缩的性能指标要求.



在稀疏度 k=20 时不同路由中观测数目 与重构误差的比较

图 4 可知在相同稀疏度的情况下 SRS-CS 路由 时间最短, RIF-CS 路由重构信号的时间和 SRS-CS 路由近似相等, 而 DS-CS 路由时间较长, 在信号重 构时效上来讲, DS-CS 路由不能满足数据重构的时 限要求.

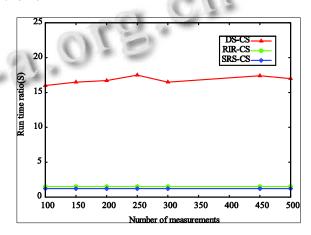


图 4 在稀疏度 k=20 时不同路由中观测数目与 重构时间的比较

由于能量的重构精度和能量的消耗是正比的, 故 SRS-CS 路由能量消耗较少, 但是数据丢包率很大, 严 重影响数据的准确率, DS-CS 路由虽然能达到很好的

Applied Technique 应用技术 143

重构效果,但是能量开销很大,而本文提出的 RIF-CS 路由在有限的能量开销下,达到很好的重构效果.

5 总结

本文提出一种综合压缩感知和 ReInForm 路由算法的特点,提出一种 ReInForm-CS 路由. 本算法能够根据能够准确恢复所需的观测矩阵数目建立两对应的路径,使在有限的能量下,准确快速的恢复信号. 仿真实验表明,在相同的实验条件下,相比 DS-CS 路由和 SRS-CS 路由,本方案能够结合两者路由的优点. 能使信号在允许的误差范围内,快速准确的重构信号,具有较好的效果. 不足之处在于本算法在对视频等连续数据量较大的信号,存在对同一节点在连续反复使用,造成节点的寿命低于整个网络的平均生命周期,对能量的均衡性还需要跟进一步的研究.

参考文献

- 1 Donoho D. Compressed sensing. IEEE Trans. Information Theory, 2006,52(4):1289–1306.
- 2 Candes E. Compressed sensing. Proc. of the International Congress of Mathematicians. Madrid, Span: 2006: 1433– 1452.
- 3 Candes E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information IEEE Trans. Information Theory, 2006, 52(4):

489-509.

- 4 Puy G, Vandergheynst P, Wiaux Y. Variable Density Compressive Sampling Signal Processing Letters IEEE. 2011 (s):595–598.
- 5 Mohimani GH, Babaie-Zadeh M, Jutten C. A Fast Approach for Over complete Sparse Decomposition Based on Smoothed Norm. IEEE Trans. on Signal Processing, 2009, 57(1):289–301.
- 6 Hussain Z, Shawe-Taylor J, Hardoon DR, Dhanjal C. IEEE. 2011:5326-53-Design and Generalization Analysis of Orthogonal Matching Pursuit Algorithms- 41
- 7 Tropp JA, Gilbert AC. Signal Recovery From Rando-M Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit. IEEE.
- 8 Transactions on Information Theory, 2007, 53(12):4655-4666.
- 9 Keong L, Huan L, Pan Y. An Efficient and Reliable Routing Protocol for Wireless Sensor Networks. 2005 Proc. of the First International IEEE WoWMoM Workshop on Autonomic Communications and Computing. 2005.512–516.
- 10 徐雷鸣,庞博,赵耀.NS 与网络模拟.北京:人民邮电出版 社,2003.
- 11 Zhu L, Qin CT. Newton pursuit algorithm for sparse signal reconstruction in compressed sensing. Computer Science and Information Technology, 2010- 3rd IEEE International Conference, 2010,463–466.

(上接第88页)

- 5 王嗣欣,周丽宏,赵亮,等.脑白质疏松症与脑血管狭窄或闭塞的关系探讨.临床荟萃,2006,21(21):1552-1555.
- 6 Altaf N, Daniels L, Morgan PS, et al. Cerebral white hyperintense lesions are associated with plaques. Eur J Vasc Endovasc Surg, 2006.
- 7 Gouw AA, van der Flier WM, Fazekas F, et a1. Progression of white matter hyperintensities and incidence of new lacunes over a 3-year period, Stroke, 2008, 39: 1414–1420.
- 8 徐涛.基于形态学增强的 PCNN 金相图分割.武汉科技大学,

2010.

- 9 刘益新,郭依正.灰度直方图特征提取的 Matlab 实现.电脑 知识与技术,2009,5(32):9032-9034.
- 10 楼恩平.抑郁症脑电信号特征提取及分类研究[硕士学位 论文].杭州:浙江师范大学,2009.
- 11 Gonzalez RC. Digital image processing.2nd ed.北京:电子工业出版社,2003.
- 12 杨群.基于直方图和小波变换的图像分割方法研究[硕士学位论文].南昌:南昌大学.2006.