

DOI:10.16515/j.cnki.32-1722/n.2022.01.001

# 基于分布式压缩感知的煤矿井下图像采集方法研究

徐永华<sup>1</sup>, 刘海强<sup>1,2</sup>, 朱良朋<sup>3</sup>, 邵 斐<sup>1</sup>

(1. 金陵科技学院计算机工程学院, 江苏 南京 211169; 2. 中煤科工集团常州研究院有限公司, 江苏 常州 213015; 3. 淮北矿业(集团)有限责任公司, 安徽 淮北 235000)

**摘 要:** 煤矿井下无线传感器网络存在着能量受限的问题, 需要研究高效的数据压缩采集方法解决此问题。分布式压缩感知是一种高效的数据压缩采集方法。提出基于分布式压缩感知的煤矿井下图像压缩采集方法, 将图像按列划分为多个图像块, 对每个图像块单独压缩编码, 在服务器上利用信号内相关性和信号间相关性联合解码。实验结果表明, 在相同压缩率下, 新方法与传统压缩感知相比能够获得更好的图像质量, 恢复图像所需的时间更少, 实时性更强。

**关键词:** 煤矿井下图像; 分布式压缩感知; 稀疏表示; 采集

中图分类号: TP391.41; TD76

文献标识码: A

文章编号: 1672-755X(2022)01-0001-06

## Research on an Underground Coal Mine Image Collection Method Based on Distributed Compressed Sensing

XU Yong-hua<sup>1</sup>, LIU Hai-qiang<sup>1,2</sup>, ZHU Liang-peng<sup>3</sup>, SHAO Fei<sup>1</sup>

(1. Jinling Institute of Technology, Nanjing 211169, China; 2. CCTEG Changzhou Research Institute, Changzhou 213015, China; 3. Huaibei Mining(Group) Co. Ltd., Huaibei 235000, China)

**Abstract:** Underground coal mine wireless sensor network is facing the problem of limited energy. It is urgent to study efficient data compression and collection methods to solve this problem. Distributed compressed sensing is an efficient data compression and collection method. An underground coal mine image compression and collection method based on distributed compressed sensing is proposed. The image is divided into multiple image blocks by column, and each image block is compressed and encoded separately. Then they are jointly recovered in the server by utilizing intra-signal correlation and inter-signal correlation. The experimental results show that, under the same compression rate, the method in this paper can obtain better image quality than compressed sensing, and it takes less time to restore the image and has stronger real-time performance.

**Key words:** underground coal mine image; distributed compressed sensing; sparse representation; collection

煤炭是我国的主要能源, 是我国国民经济发展的重要保证<sup>[1]</sup>。物联网有助于提升煤矿安全生产水平, 是智能矿山的基础设施<sup>[2]</sup>。煤矿物联网存在大量无线传感节点, 需要传输大量数据; 但是, 煤矿井下传

收稿日期: 2021-10-29

基金项目: 教育部高等教育司产学合作协同育人项目(202101225010); 江苏省高等学校基础科学(自然科学)面上项目(21KJD440001)

作者简介: 徐永华(1971—), 男, 江苏如皋人, 高级实验师、高级工程师, 硕士, 主要从事大数据挖掘、无线传感网研究。

器存在着能量受限的问题,如果传输数据量过大,传感器能量将快速耗尽,影响无线传感器的网络寿命。因此,需要研究高效的压缩编码方法,降低网络传输数据量,延长煤矿无线传感器网络寿命。

压缩感知(compressed sensing, CS)<sup>[3]</sup>被证明是一种高效的数据压缩编码方法,但是压缩感知仅仅利用了信号内相关性,无法适应无线传感器网络既有信号内相关性又有信号间相关性的特点。分布式压缩感知(distributed compressed sensing, DCS)<sup>[3-4]</sup>能够利用信号内和信号间相关性,具有比压缩感知更高效的压缩编码性能。分布式压缩感知在编码端通过简单的非线性投影将高维信号降至低维,实现数据压缩编码;在解码端利用信号内和信号间相关性联合解码,降低了编码端的工作量,具有更高效的信息采集效率。由于这些优点,分布式压缩感知自提出以来受到研究人员的广泛关注,被应用于无线传感器网络<sup>[5]</sup>、信道估计<sup>[6]</sup>、图像融合<sup>[7-8]</sup>等领域,但在煤矿行业内应用研究较少。Zhang等<sup>[9]</sup>使用微震信号到达时间纠正信号起点,然后使用分布式压缩感知对微震信号进行压缩采集;赵小虎等<sup>[10]</sup>研究了基于傅里叶基的煤矿微震信号稀疏表示和压缩采集方法,提出了改进的联合恢复算法,但是煤矿微震信号的稀疏性与本文研究的煤矿井下图像信号有较大区别。针对煤矿井下图像信号具有相近背景信息的特点, Xu等<sup>[11]</sup>提出了一种基于归一化 Bhattacharyya 系数的自适应压缩和混合假设残差重建算法,结合背景减法的思想,将前景的高质量重建与背景的多假设残差重建相结合,提高了视频序列的整体重建效果,但是未分析煤矿图像信号的联合稀疏性;华倩倩<sup>[12]</sup>研究了煤矿井下分布式视频压缩感知方法,使用小波基描述信号相关性,对关键帧和非关键帧采用不同压缩率,但是主要利用了图像帧间相关性,没有利用单幅图像的内部相关性。

本文提出基于分布式压缩感知的煤矿井下图像压缩采集模型与方法,将图像划分为多个块,利用混合支撑基模型描述图像块内和块间相关性,利用低计算复杂度的确定性稀疏测量矩阵降低传感器工作量,以更快更好地恢复图像,增强算法的实时性。

## 1 分布式压缩感知原理

设  $N$  维信号  $x$  满足  $x = \Psi\theta$ , 其中  $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N)^T$ , 如果  $\theta$  有  $k$  个非零元素且  $k \ll N$ , 那么  $x$  被称为稀疏信号。分布式压缩感知理论证明, 通过非线性投影  $y = \Phi x$  可以将高维信号  $x$  降低至低维, 实现数据压缩编码。理论上, 通过  $y$  恢复  $x$  有无穷多个解, 但是, Donoho<sup>[3]</sup> 提出的 CS 理论证明, 当测量矩阵  $\Phi$  满足 RIP(路由信息协议)条件时, 通过求解最优化问题即可恢复  $x$ 。

根据 DCS 理论, 对于信号  $x_j \in \mathbf{R}^N$ , 其中  $j \in \{1, 2, \dots, J\}$ , 如果  $x_j$  是稀疏信号, 那么可以通过公式(1)对信号  $x_j$  压缩编码:

$$y_j = \Phi_j x_j \quad (1)$$

假设联合信号  $X = [x_1, x_2, \dots, x_J]$ , 可以通过公式(2)对  $J$  个信号联合压缩编码:

$$Y = \Phi X = \Phi [x_1, x_2, \dots, x_J] \quad (2)$$

分布式压缩感知理论证明, 当  $X$  联合稀疏时, 可以通过求解最优化问题恢复原信号。

### 1.1 信号联合稀疏表示

根据信号联合稀疏表示理论, 联合信号  $X$  可以表示为:

$$X = \Psi\Theta = \Psi[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_J] \quad (3)$$

设  $\Theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_J]$ , 其中  $\theta_{(i)}$  表示矩阵  $\theta$  的第  $i$  行,  $\mathcal{R}(\theta) \triangleq \{1 \leq i \leq N \mid \theta_{(i)} \neq 0\}$  表示非零行的集合,  $\mathcal{R}(\theta)$  被称为  $\theta$  的联合支撑集。当  $|\mathcal{R}(\theta)| \leq K \leq M$  时, 联合信号  $X$  具有联合稀疏性, 且  $K$  被称为联合稀疏度。

### 1.2 信号联合恢复

根据分布式压缩感知理论, 如果联合信号  $X$  具有联合稀疏性, 那么可以通过求解最优化问题恢复  $\theta$ , 即:

$$\min_{\theta} |\mathcal{R}(\theta)|, \text{ s. t. } Y = A\theta \quad (4)$$

然后使用稀疏基对  $\theta$  反稀疏变换, 即可恢复  $X$ 。

## 2 算法模型描述

本算法以列向量为单位对图像进行分解,使用测量矩阵非线性投影对每个列向量压缩编码,在解码端通过求解公式(4)所示的最优化问题联合恢复原信号。本算法可以分为图像分块、图像块联合稀疏表示、压缩测量和联合恢复四步(图 1)。

1) 图像分块。为了更好地利用图像的相关性,本算法以列为单位将煤矿井下图像划分为 255 个  $255 \times 1$  的小块  $x_j (1 \leq j \leq 255)$ , 每个小块可以看作一个信号,从而可以利用信号内(图像块内)相关性和信号间(图像块间)相关性压缩编码。

2) 图像块联合稀疏表示。将煤矿井下图像的每一列看作一个一维向量,对每个列向量进行稀疏表示。研究人员证明傅里叶变换、小波变换等可以用于信号稀疏表示,其中傅里叶变换用于图像稀疏表示时性能良好<sup>[13]</sup>,因此本算法采用傅里叶基,其定义为:

$$\Psi = \begin{bmatrix} W_N^{(0)(0)} & W_N^{(0)(1)} & \cdots & W_N^{(0)(N-1)} \\ W_N^{(1)(0)} & W_N^{(1)(1)} & \cdots & W_N^{(1)(N-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_N^{(N-1)(0)} & W_N^{(N-1)(1)} & \cdots & W_N^{(N-1)(N-1)} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中  $W_N^{(a)(d)} = e^{-j\frac{2\pi}{N}ad}$ ,  $0 \leq a \leq N-1, 0 \leq d \leq N-1$ 。

研究人员提出了 4 种联合稀疏模型,其中混合支撑集模型是其他模型的扩展,通用性更强,因此本算法使用混合支撑集模型<sup>[4]</sup>描述煤矿图像块内和块间相关性,其表达式为:

$$x_j = c_j + z_{ji}, j \in \{1, 2, \dots, J\} \quad (6)$$

其中  $c_j$  为不同图像块的公共信息部分,它体现了图像块间相关性; $z_{ji}$  为图像块的独立信息部分,它体现了图像块内相关性。图像块的公共信息部分具有相同的非零元素位置,系数可以不同;独立信息部分可以进行稀疏表示,代表图像块的特有信息。

3) 压缩测量。基于分布式压缩感知理论,本算法使用测量矩阵对图像的每列进行非线性投影实现信号压缩。现有测量矩阵包括随机测量矩阵和确定性测量矩阵。随机测量矩阵性能较好,但是每次解码均需要将测量矩阵传输至解码端,这大大增加了传输数据量;确定性测量矩阵具有确定的性能,不需传输测量矩阵,更能节省传感器能量,特别是基于二进制伪随机序列的确定性稀疏测量矩阵仅需要进行加法运算,计算复杂度低,适合计算资源受限的煤矿传感器。它的构造方法<sup>[14]</sup>如下:将确定性二进制伪随机序列  $h = \{b_0, b_1, \dots, b_L\}$  作为测量矩阵的第一列,该序列具有良好的自相关性和互相关性,通过列向量循环左移得到测量矩阵的其他列,如公式(7)构造出矩阵  $Q$ 。然后从  $Q$  中随机抽取  $M$  行得到  $M \times L$  大小的测量矩阵。由于二进制伪随机序列仅包含“0”和“1”两个元素,因此该测量矩阵仅需要进行加法运算,计算复杂度低。

$$Q = \begin{bmatrix} b_0 & b_1 & \cdots & b_{L-1} & b_L \\ b_1 & b_2 & \cdots & b_L & b_0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ b_{L-1} & b_L & \cdots & b_{L-3} & b_{L-2} \\ b_L & b_0 & \cdots & b_{L-2} & b_{L-1} \end{bmatrix} \quad (7)$$

4) 联合恢复。现有联合恢复算法包括联合贪婪匹配追踪类算法<sup>[15]</sup>、混合范数法<sup>[16]</sup>、贝叶斯类算法<sup>[17]</sup>

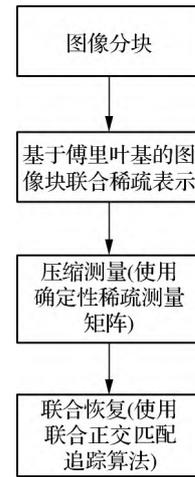


图 1 基于 DCS 的煤矿井下图像压缩采集步骤

等,本文使用计算复杂度低的联合正交匹配追踪算法(simultaneous orthogonal matching pursuit, SOMP)<sup>[18]</sup>。该算法首先将压缩采样后的信号初始化为残差;然后逐步寻找与残差最相关的非零元素的位置并添加进联合支撑集,逐步迭代更新残差和联合支撑集,直至所有非零元素被找出;最后通过反稀疏变换恢复原信号。该算法的具体实现步骤可参考文献[19],在此不再赘述。

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验环境设置

本文使用峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)和结构相似性(structural similarity, SSIM)2个指标评价恢复图像的质量,设图像  $G$  和  $\hat{G}$  的大小为  $m \times n$ ,则 PSNR 可以定义为:

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left( \frac{255^2}{\text{MSE}} \right) \quad (8)$$

其中均方误差(mean square error, MSE)的表达式如下:

$$\text{MSE} = \frac{\|G - \hat{G}\|_2^2}{m \times n} \quad (9)$$

SSIM 的定义为:

$$\text{SSIM} = \frac{(2\mu_G\mu_{\hat{G}} + C_1)(2\sigma_{G\hat{G}} + C_2)}{(\mu_G^2 + \mu_{\hat{G}}^2 + C_1)(\sigma_G^2 + \sigma_{\hat{G}}^2 + C_2)} \quad (10)$$

其中  $\mu_G$  表示图像  $G$  的均值,  $\mu_{\hat{G}}$  表示图像  $\hat{G}$  的均值,  $\sigma_G^2$  表示图像  $G$  的方差,  $\sigma_{\hat{G}}^2$  表示图像  $\hat{G}$  的方差,  $\sigma_{G\hat{G}}$  表示图像  $G$  和图像  $\hat{G}$  的协方差。默认设置  $C_1 = (Q_1L)^2$  和  $C_2 = (Q_2L)^2$  为常数,其中  $Q_1 = 0.01$ ,  $Q_2 = 0.03$ ,  $L = 2^B - 1$ ,  $B$  表示比特深度。

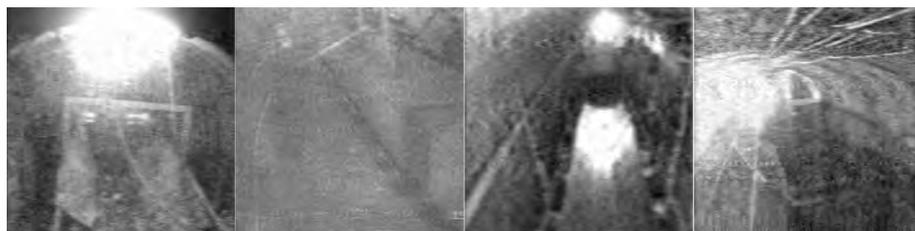
#### 3.2 结果与分析

本文实验使用的图像大小为  $255 \times 255$ ,首先将煤矿井下图像按列划分为 255 个  $255 \times 1$  的列向量,对每个列向量使用确定性稀疏测量矩阵非线性投影,在恢复信号时,比较 CS 和 DCS 的效果,CS 使用正交匹配追踪算法(orthogonal matching pursuit, OMP)恢复信号,DCS 使用 SOMP 对 3 个列向量联合恢复。

对煤矿井下四幅典型图像(图 2)进行实验分析,当采样数为 160,每个列向量的稀疏度为 30、联合稀疏度为 60 时,使用 CS 和 DCS 恢复图像,效果如图 3、图 4 所示。可见,DCS 方法比 CS 方法恢复图像质量更好,具有更高的 PSNR 值和 SSIM 值。



图 2 煤矿井下原始图像



PSNR=26.888 0 dB  
SSIM=0.700 2

PSNR=28.085 7 dB  
SSIM=0.663 0

PSNR=25.301 1 dB  
SSIM=0.685 6

PSNR=23.557 0 dB  
SSIM=0.612 5

图 3 CS 恢复的图像

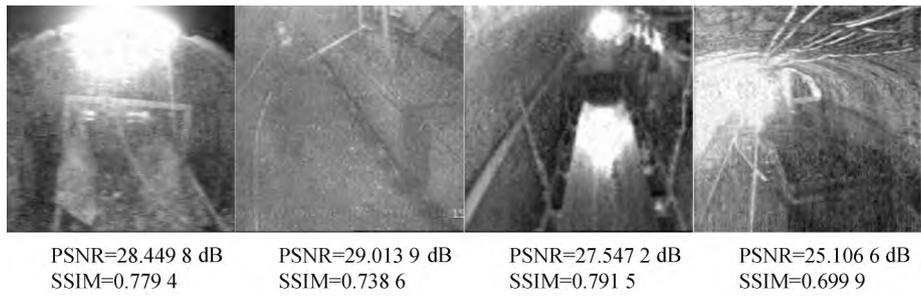


图 4 DCS 恢复的图像

对 100 幅煤矿井下图像进行实验,恢复结果的平均 PSNR 值如图 5 所示,平均 SSIM 值如图 6 所示。可见,随着测量数增加,非线性投影获得的图像信息量逐渐增多,恢复图像的 PSNR 值和 SSIM 值逐步提高;同时,在任一测量数时,DCS 方法恢复图像的质量都高于 CS 方法,这与 DCS 不仅能够利用信号内相关性还能利用信号间相关性,而 CS 仅仅利用了信号内相关性的理论是一致的。

煤矿安全生产对数据实时性要求较高,因此我们比较了 CS 和 DCS 恢复图像所需的时间,如图 7 所示。显然,DCS 算法恢复图像所需的时间更少,具有更强的实时性,这是由于 DCS 方法采用了联合稀疏模型,利用信号间相关性对非零元素位置进行联合查找,减少了算法迭代次数。

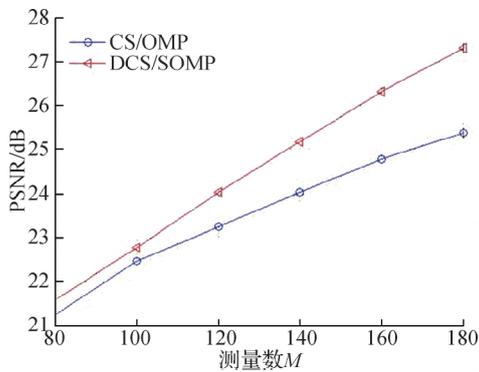


图 5 煤矿井下图像 PSNR 值随测量数的变化情况

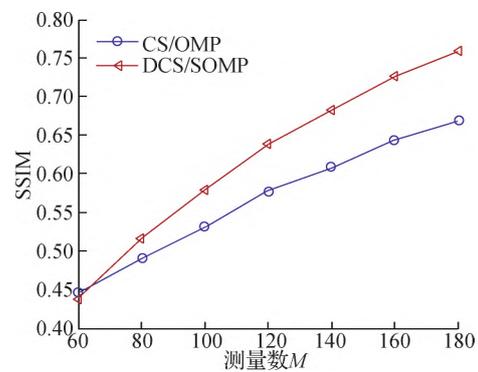


图 6 煤矿井下图像 SSIM 值随测量数的变化情况

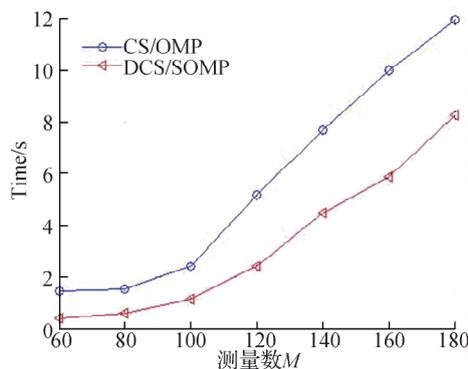


图 7 恢复图像所需时间随测量数的变化情况

## 4 结 语

针对煤矿无线传感器网络能量、计算资源受限的问题,本文提出了基于分布式压缩感知的煤矿井下图像压缩采集方法,将图像按列划分为多个图像块,对每个图像块单独压缩编码并在服务器联合解码。实验结果表明,本文方法应用于煤矿井下图像压缩采集时,比压缩感知恢复的图像质量更高,具有更高的

PSNR 值和 SSIM 值。另外,本文算法通过联合查找非零元素位置恢复图像,恢复图像所需的时间比压缩感知算法更少,实时性更强。

#### 参考文献:

- [1] 王国法,王虹,任怀伟,等.智慧煤矿 2025 情景目标和发展路径[J].煤炭学报,2018,43(2):295-305
- [2] 王国法,杜毅博.智慧煤矿与智能化开采技术的发展方向[J].煤炭科学技术,2019,47(1):1-10
- [3] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory,2006,52(4):1289-1306
- [4] BARON D,WAKIN M B,DUARTE M F,et al. Distributed compressed sensing[J]. Preprint,2005,22(10):2729-2732
- [5] 赵智.无线传感器网络中稀疏信号重构研究[D].广州:华南理工大学,2017
- [6] WANG B,GE Y F,HE C,et al. Study on communication channel estimation by improved SOMP based on distributed compressed sensing[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking,2019(1):121
- [7] FU G P,HONG S H,LI F L,et al. A novel multi-focus image fusion method based on distributed compressed sensing[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation,2020,67:102760
- [8] AHLSSWEDE R,KORNER J. Source coding with side information and a converse for degraded broadcast channels[J]. IEEE Transactions on Information Theory,1975,21(6):629-637
- [9] ZHANG R,HU Q S,WANG G,et al. Distributed compressed sensing of microseismic signals through first break time extraction and signal alignment[J]. IEEE Access,2018,6:27408-27417
- [10] 赵小虎,邓园芳,刘闪闪,等.基于 DCS 的矿山物联网微震数据重构算法研究[J].安徽理工大学学报(自然科学版),2017,37(3):31-37
- [11] XU Y G,XUE Y Z,HUA G,et al. An adaptive distributed compressed video sensing algorithm based on normalized Bhattacharyya coefficient for coal mine monitoring video[J]. IEEE Access,2020,8:158369-158379
- [12] 华倩倩.基于分布式压缩感知的煤矿视频编码方法研究[D].徐州:中国矿业大学,2019
- [13] 刘海强.分布式压缩感知及其在煤矿监控信源编码中的研究与应用[D].徐州:中国矿业大学,2018
- [14] APPLEBAUM L,HOWARD S D,SEARLE S,et al. Chirp sensing codes:deterministic compressed sensing measurements for fast recovery[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis,2009,26(2):283-290
- [15] BLANCHARD J D,CERMAK M,HANLE D,et al. Greedy algorithms for joint sparse recovery[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2014,62(7):1694-1704
- [16] CHEN J,HUO X M. Theoretical results on sparse representations of multiple-measurement vectors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2006,54(12):4634-4643
- [17] BARON D,SARVOTHAM S,BARANIUK R G. Bayesian compressive sensing via belief propagation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2010,58(1):269-280
- [18] DUARTE M F,SARVOTHAM S,BARON D,et al. Distributed compressed sensing of jointly sparse signals[C]//Conference Record of the Thirty-ninth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, CA; IEEE, 2005:1537-1541
- [19] 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

(责任编辑:湛江)