先进光纤传感技术专题

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2022072401

基于压缩感知的 BOTDA 性能增强方法

尚秋峰[1,2,3*]，李雪丽[1]，管　帅[1]

（华北电力大学 1. 电子与通信工程系；2. 河北省电力物联网技术重点实验室；
3. 保定市光纤传感与光通信技术重点实验室，河北 保定 071003）

摘　要： 为了提高布里渊光时域分析系统(BOTDA)在长距离监测应用中的实时性，提出了一种基于压缩感知的布里渊光时域系统实时性增强方法。该方法包含稀疏表示、随机采样和信号重构三个部分。首先采用 K-均值奇异值分解算法获得布里渊增益谱的稀疏表示，然后通过高斯随机采样和正交匹配追踪算法进行布里渊增益谱重构。为了验证所提方法的性能，仿真生成了不同信噪比水平的布里渊增益谱，搭建了 45 km 的布里渊光时域系统进行温度传感实验。仿真和实验结果表明：在累加平均次数为 100 时，所提算法将信噪比提升了 6.37 dB，优于累加平均次数 3 000 时的 10.13 dB，对应测量时间减少了 1/30；采用 8 MHz 步长数据重构布里渊增益谱，该方法的重构结果与 4 MHz 步长数据的相关系数为 0.999 2，对应扫频时间减少了一半。所提算法在保证测量精度的同时提升了测量实时性。

关键词： 光纤传感；布里渊光时域分析系统；布里渊增益谱；压缩感知；K-均值奇异值分解

中图分类号： TP212　**文章编号：** 1001－5868(2022)04－0672－05

Performance Enhancement Method of BOTDA Based on Compressed Sensing

SHANG Qiufeng[1,2,3], LI Xueli[1], GUAN Shuai[1]

(1. Dept. of Electronic and Communication Engin.; 2. Hebei Key Lab. of Power Internet of Things Technol.; 3. Baoding Key Lab. of Optical Fiber Sensing and Optical Communication Technol., North China Electric Power University, Baoding 071003, CHN)

Abstract: In order to improve the real-time performance of Brillouin optical-time domain analyzer (BOTDA), a method based on compressed sensing was proposed in this paper. It contained sparse representation, random sampling and signal reconstruction. Firstly, the sparse representation of Brillouin gain spectrum (BGS) was obtained by K-means singular value decomposition algorithm, and then BGS could be reconstructed with Gaussian random matrix and orthogonal matching tracking algorithm. To verify the performance of the proposed method, BGS at different SNR were generated and a 45 km BOTDA was built for temperature experiments. Simulation and experiments show that the proposed algorithm improves the signal-to-noise ratio by 6.37 dB at a cumulative average of 100 times, which is better than 10.13 dB at a cumulative average of 3 000 times, and the corresponding measurement time is reduced by 1/30. Besides, using 8 MHz step data to reconstruct the Brillouin gain spectrum, the correlation coefficient of the reconstruction result of this method with the 4 MHz step data is 0.999 2, which makes the sweep time decrease by 1/2. The compressed sensing method not only ensures the measurement accuracy but also improves the real-time performance of BOTDA.

Key words: optical fiber sensors; Brillouin optical-time domain analyzer; Brillouin gain spectrum; compressed sensing; K-means singular value decomposition

收稿日期：2022－07－24.
基金项目：国家自然科学基金项目(61775057)；河北省自然科学基金项目(E2019502179).
* **通信作者：**尚秋峰　**E-mail:** lindashqf@126.com

0　引言

基于布里渊散射的分布式光纤传感器具有抗电磁干扰、连续分布式测量、长距离[1-3]范围传感等众多优点，在油气泄露、灾害检测[4]、结构健康监测等领域具有广泛的应用。布里渊光时域分析系统(Brillouin Optical Time-Domain Analyzer，BOTDA)常采用累加平均方法来提高系统的信噪比。通过频率扫描获取光纤沿线的布里渊增益谱，依据布里渊增益谱的峰值位移实现温度或应变参量的监测。因此，使用布里渊光时域分析系统在长距离范围内完成一次传感测量需要相当长的时间。

近些年来，压缩感知算法被提出并广泛用于分布式光纤传感。2018 年，Zhou 等[5]将基于离散余弦变换的压缩感知算法用于布里渊光时域分析系统，在未对现有传感系统进行任何硬件修改的情况下，显著改善了 BOTDA 的传感性能。2020 年，Chu 等[6]采用结合主成分分析(Principal Component Analysis，PCA)的压缩感知算法对布里渊光时域系统进行性能增强，将采样率提高了 3.3 倍，数据存储量减少了 70%。2021 年，Zhou 等[7]采用基于快速迭代阈值收缩方法的压缩感知算法重构布里渊增益谱，显著减少数据采集量的同时将信噪比提升了 7 dB。然而，布里渊增益谱在离散余弦变换域中稀疏性较差[6]，导致变换后的数据量仍然很大。通过 PCA 获得布里渊增益谱的稀疏表示，可以实现较少样本的布里渊增益谱重构。但使用主成分分析作为稀疏基的同时需要构建相对完整的参考数据库[6,8]，操作繁琐且耗时。因此，寻找更好的稀疏矩阵以获得更简洁的稀疏表示十分有意义。2006 年，Elad 等[9]提出了 K-均值奇异值分解(K-Means Singular Value Decomposition，K-SVD)算法，通过对字典原子逐列更新[10-12]，综合考虑字典原子对每一个训练样本的影响，在求解最优过完备字典的同时使信号具有较好的稀疏性。K-SVD 算法无需矩阵逆运算，具有较快的收敛速度。

本文采用基于 K-SVD 算法的压缩感知方法进行 BOTDA 性能增强。首先通过 K-SVD 算法对光纤沿线的布里渊增益谱进行稀疏表示，在保留增益谱主要特征的同时减少噪声。然后通过高斯随机矩阵对布里渊频谱分量进行随机欠采样，并使用正交匹配追踪算法进行布里渊增益谱重构。本文采用的压缩感知算法用于长距离监测时，对布里渊增益谱信噪比改善明显，从而有效减少测量时间，有利于提高长距离传感系统的实时性。

1　压缩感知原理

利用压缩感知[13-14](Compressed Sensing，CS)算法可根据少量信息无失真地重构原始信号。该算法主要包括信号的稀疏表示、设计测量矩阵以及信号重构三个部分。本文将 K-SVD 算法[15]训练的过完备字典 $\boldsymbol{D}$ 作为稀疏矩阵，利用高斯随机矩阵构建测量矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$，最后由观测向量 $\boldsymbol{Y}$、稀疏矩阵 $\boldsymbol{D}$、测量矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$、正交匹配追踪算法恢复重构布里渊增益谱。

K-SVD 是一种稀疏表示[16]字典学习算法，矩阵 $\boldsymbol{D}$ 表示训练的过完备字典，$\boldsymbol{X}$($\boldsymbol{X}\in N\times 1$)表示原始信号，$\boldsymbol{\alpha}$ 表示稀疏系数矩阵。字典学习可以表示为公式(1)：

$$\min_{\boldsymbol{D},\boldsymbol{\alpha}}\|\boldsymbol{X}-\boldsymbol{D}\boldsymbol{\alpha}\|_F^2,\ \text{s.t.}\ \forall i,\|\boldsymbol{\alpha}_i\|_0\leqslant K \tag{1}$$

上式为一个求解最值优化问题。$\boldsymbol{\alpha}$($\boldsymbol{\alpha}\in N\times 1$)为稀疏系数矩阵，即稀疏变换后的信号，仅含有 K 个非零元素，因此称布里渊增益谱信号 $\boldsymbol{X}$ 为 K 稀疏的。

测量矩阵是压缩感知技术的关键组成部分，合适的测量矩阵[17]能得到易于恢复重构的欠采样观测值。对信号 $\boldsymbol{X}$ 进行稀疏表示获得稀疏系数后，设计测量矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$，对信号 $\boldsymbol{X}$ 进行压缩采样获得观测值 $\boldsymbol{Y}$($\boldsymbol{Y}\in M\times 1, M<N$)，$\boldsymbol{Y}$ 可用稀疏变换字典矩阵 $\boldsymbol{D}$ 表示为公式(2)：

$$\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{X}=\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{D}\boldsymbol{\alpha}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{\alpha} \tag{2}$$

上式的测量矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 将同时满足欠采样和有限等距性质(Restricted Isometry Property，RIP)。$\boldsymbol{A}$ 为 $M\times N$ 的感知矩阵。为使正交匹配追踪算法重构得到较好的结果，由压缩感知理论，对于 K 阶稀疏信号 x，等距常量 δ_k 作为一个极小值，表示 x 在矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 上投影的约束如式(3)所示：

$$(1-\delta_k)\|x\|_2^2\ll\|\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{X}\|_2^2\ll(1+\delta_k)\|x\|_2^2 \tag{3}$$

式中，$0<k<K+1$，等距常量 δ_k 为满足上式的最小常数且 $0<\delta_k<1$，则称测量矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 满足 k 阶 RIP 特性。当稀疏矩阵与测量矩阵不相关时，感知矩阵 $\boldsymbol{A}$ 满足约束等距(RIP)特性，可通过解决非线性优化问题，获得原始信号的精确或近似重构。

正交匹配追踪算法[18](Orthogonal Matching Pursuit，OMP)的核心是通过不断迭代比较，每次选取局部最优解重构变换向量，收敛性较好。本文采

用正交匹配追踪算法重构布里渊增益谱 $\boldsymbol{X}$ 的稀疏系数 $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$，进一步使用稀疏变换矩阵通过 $\hat{\boldsymbol{X}}=\boldsymbol{D}\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ 对布里渊增益谱 $\hat{\boldsymbol{X}}$ 进行精确恢复。

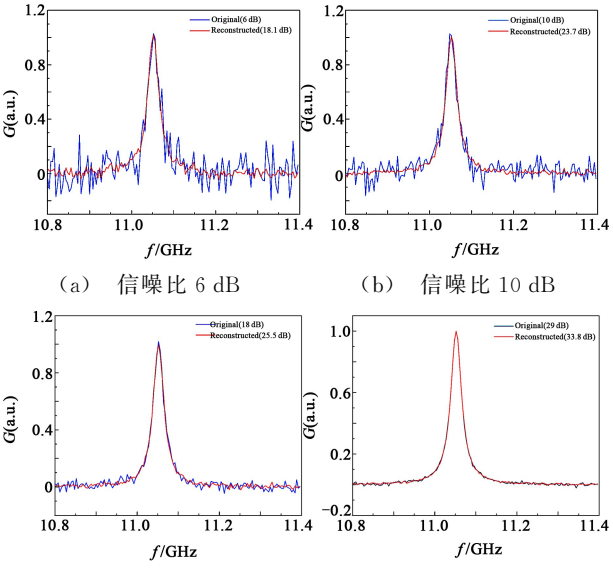
2 仿真结果与分析

受到系统自身和环境因素的影响，光纤沿线的布里渊增益谱通常含有大量噪声。首先通过仿真验证本文所提算法的去噪性能。由于沿光纤各个位置处的布里渊增益谱呈现出洛伦兹形状，因此，本文采用洛伦兹函数如公式(4)所示仿真生成 BFS 为 11.052 GHz(对应室温)的理想布里渊增益谱。

$$g(v)=\frac{g_{\mathrm{B}}}{1+[(v-v_{\mathrm{B}})/(\Delta v_{\mathrm{B}}/2)]^2} \tag{4}$$

其中，g_{B} 是布里渊峰值增益，v 是扫频范围，v_{B} 是布里渊频移，Δv_{B} 是 BGS 的线宽。在本文的仿真过程中，$g_{\mathrm{B}}=1$，扫频范围设置为 10.8～11.4 GHz，扫频步长设置为 4 MHz，与 3.1 部分实验过程保持一致。

通过在理想布里渊增益谱中加入不同等级的高斯白噪声，以模拟实际应用中的不同噪声情况。信噪比分别为 6，10，18 和 29 dB 的原始布里渊增益谱如图 1 所示。图 1 中，蓝色曲线为不同信噪比水平的原始布里渊增益谱，红色曲线为压缩感知算法重构后的布里渊增益谱。从图 1 可知，重构谱更加平滑。经计算，使用压缩感知算法重构后的信噪比分别提升了 12.1，13.7，7.5 和 4.8 dB。这表明压缩感知算法在重构布里渊增益谱过程中提高了信噪比，将有效减少数据采集过程中的累加平均次数，从而减少测量时间。

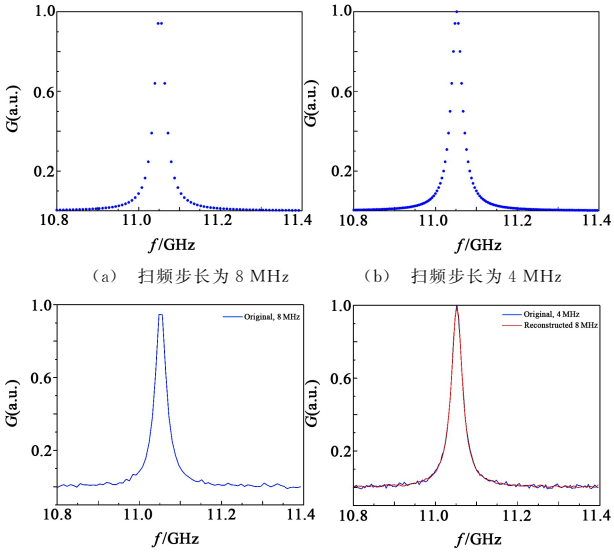


(a) 信噪比 6 dB (b) 信噪比 10 dB

(c) 信噪比 18 dB (d) 信噪比 29 dB

图 1 不同信噪比水平的原始和重构布里渊增益谱

图 2(a)为仿真生成的扫频步长为 8 MHz 的理想布里渊增益谱，与图 2(b)所示步长为 4 MHz 相比，扫频时间减少一半。扫频范围设置为 10.8～11.4 GHz，扫频步长为 8 MHz，信噪比为 30 dB，室温情况下的原始布里渊增益谱如图 2(c)所示。采用压缩感知算法对图 2(c)数据进行处理，重构结果如图 2(d)红色曲线所示。图 2(d)蓝色曲线为相同参数设置，但扫频步长为 4 MHz 的原始布里渊增益谱。经计算，图 2(d)中两条曲线的相关系数为 0.999 2，均方根差百分比(Percentage of Root-Mean-Square Difference，PRD)为 3.4%。这表明基于 K-SVD 的压缩感知算法采用 8 MHz 步长数据重构结果与 4 MHz 相当，可有效减少扫频时间。



(a) 扫频步长为 8 MHz (b) 扫频步长为 4 MHz

(c) 扫频步长为 8 MHz、信噪比为 30 dB (d) 原始和重构布里渊增益谱

图 2 不同步长情况下的原始和重构布里渊增益谱

3 实验与讨论

3.1 实验系统

本文所采用的布里渊温度传感实验装置如图 3 所示。窄线宽激光器输出中心波长为 1 550 nm 的光信号，经 50∶50 光耦合器分为上下两路。图 3 中上支路光信号经由微波源驱动的电光调制器调制，产生频率发生偏移的探测光信号，探测光信号经掺铒光纤放大器(Erbium-Doped Optical-Fiber Amplifier，EDFA1)放大进而补偿功率衰减。下支路光信号经声光调制器调制成脉宽为 200 ns 的脉

冲光，经掺铒光纤放大器(EDFA2)放大后注入传感光纤。当待测光纤中相向传输的两路光的频差与布里渊频移接近时，受激布里渊散射效应最明显。携带受激布里渊散射信息的光信号经环形器和光电探测器转化为电信号后被采样率为 100 MSa/s 的采集设备采集。实验采用全长为 45 km 的单模光纤，将待测光纤中段约 500 m 放置在恒温水浴箱加热，其余光纤放置在室温约 25 ℃的环境中。扫频范围设置为 10.8～11.4 GHz，步长设置为 4 MHz。累加平均次数分别设置为 100，1 000 和 3 000 次。

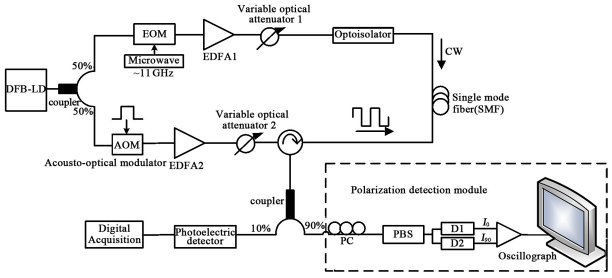
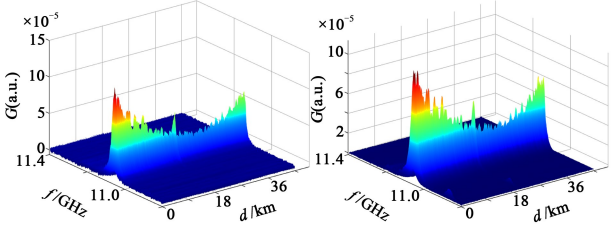


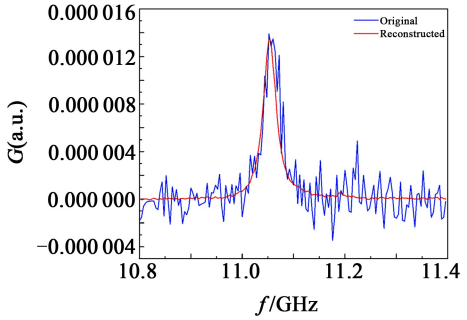
图 3　BOTDA 温度传感实验装置

3.2　实验结果与分析

布里渊光时域传感系统通常采用累加平均的办法增强布里渊增益谱的信噪比。对累加平均数为 100 次的实验数据进行分析，以验证本文所提算法的降噪性能。光纤长度为 45 km，室温情况下的原始三维布里渊增益谱如图 4(a)所示，信噪比为 3.966 dB；经压缩感知算法重构后的结果如图 4(b)所示，信噪比为 10.34 dB，信噪比改善了 6.374 dB。累加平均



(a)　原始布里渊增益谱　　(b)　重构布里渊增益谱

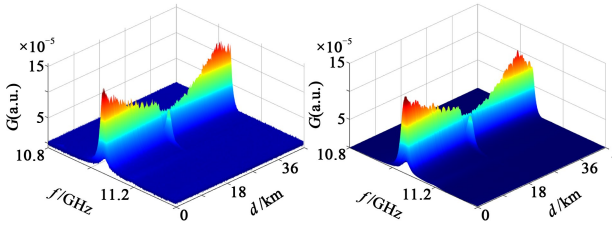


(c)　光纤 20.5 km 位置处的原始和重构布里渊增益谱

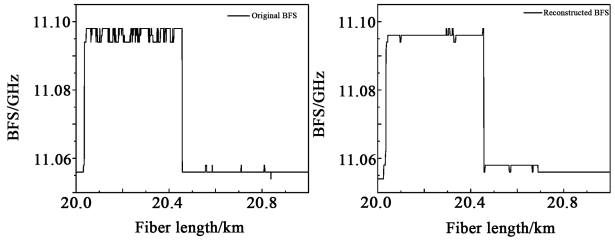
图 4　累加平均次数为 100 时原始和重构布里渊增益谱

次数为 100 次时的重构信噪比为 10.34 dB，优于累加平均 3 000 次时的信噪比 10.13 dB。这表明本文所提算法具有很好的降噪性能，可有效减少数据采集过程中的累加平均次数，对应测量时间减少 1/30。光纤局部位置(20.5 km 位置处)的原始和重构布里渊增益谱如图 4(c)所示。从图 4(c)可知，重构谱更加平滑，信噪比改善明显。

采用洛伦兹曲线拟合方法对原始和重构布里渊增益谱进行解调，以获取光纤沿线的 BFS。长度为 500 m 的光纤中段加热至 65 ℃，累加平均次数为 3 000 次的三维布里渊增益谱如图 5(a)所示，重构结果如图 5(b)所示。对比图 5(a)和 5(b)可知，经压缩感知算法处理后的三维布里渊增益谱在峰值区域相较于原始数据更加平滑。对光纤加温段附近 1 km 长度范围内的(包含加温段长度 500 m)原始数据和重构数据进行洛伦兹拟合，结果分别如图 5(c)和 5(d)所示。为了验证本文所提算法的去噪性能，实验过程中未加扰偏器，使得实验数据存在偏振噪声，图 5(c)中 BFS 存在偏振起伏现象。从图 5(d)可知，经压缩感知算法重构后的数据，BFS 结果波动较为平滑，对偏振噪声抑制明显。



(a)　原始布里渊增益谱　　(b)　重构布里渊增益谱



(c)　原始数据 BFS 提取结果　(d)　重构数据 BFS 提取结果

图 5　65 ℃原始和重构布里渊增益谱及 BFS 提取结果

4　结论

本文采用结合 K-SVD 算法的压缩感知方法进行 BOTDA 系统性能增强。在对原始信号进行稀疏表示的同时实现了噪声信号的去除，采用高斯随机采样和正交匹配追踪算法成功重构了布里渊增益谱。结果表明，累加平均次数为 100 次时的布里渊

增益谱经压缩感知算法重构后，优于累加平均次数为3 000次时的信噪比，将测量时间减少了1/30；随机采样使得采用较少的样本数据便可成功恢复布里渊增益谱，8 MHz步长重构结果与4 MHz步长原始数据相关系数为0.999 2，扫频时间减少了一半。压缩感知算法用于布里渊光时域系统有效改善了系统的信噪比和测量时间，有助于提高布里渊光时域传感系统得实时性。

参考文献：

[1] Wang B W, Wang L, Yu C Y, et al. Long-distance BOTDA sensing systems using video-BM3D denoising for both static and slowly varying environment[J]. Opt. Express, 2019, 27(25): 36100-36113.

[2] Zeng K Y, Yang G J, Liu S, et al. Enhanced BOTDA sensors based on Brillouin phase recovery using Kramers-Kronig relation[J]. IEEE Sensors J., 2021, 21(20): 22775-22782.

[3] 尚秋峰，巩 彪. 基于BOTDA的海缆监测系统振动信号降噪方法研究[J]. 半导体光电，2021，42(5)：760-766.
Shang Qiufeng, Gong Biao. Research on noise reduction method of vibration signal in submarine cable monitoring system based on BOTDA[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2021, 42(5): 760-766.

[4] Voskoboinik A, Yilmaz O F, Willner A W, et al. Sweep-free distributed Brillouin time-domain analyzer (SF-BOTDA)[J]. Opt. Express, 2011, 19(26): B842-B847.

[5] Zhou D P, Peng W, Chen L, et al. Brillouin optical time-domain analysis via compressed sensing[J]. Opt. Lett., 2018, 43(22): 5496-5499.

[6] Chu Q, Wang B Z, Wang H N, et al. Fast Brillouin optical time-domain analysis using frequency-agile and compressed sensing[J]. Opt. Lett., 2020, 45(15): 4365-4368.

[7] Zhou D P, Ning W K, Shu D Y, et al. Performance enhancement of Brillouin sensing systems based on compressive sampling[J]. OSA Continuum, 2020, 3(11): 3116-3124.

[8] Wu H, Tan H X, Shen L, et al. Sparse representation of Brillouin spectrum using dictionary learning[J]. Opt. Express, 2020, 28(12): 18160-18171.

[9] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.

[10] 周飞飞. 基于过完备字典表示的稀疏分解算法研究[D]. 南京：南京邮电大学，2016：1-79.
Zhou Feifei. Survey of sparse decomposition algorithm based on overcomplete dictionary representation[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2016: 1-79.

[11] 张 侠. 视频监控中图像压缩技术的研究[D]. 徐州：中国矿业大学，2020：1-88.
Zhang Xia. Research on image compression technology in video monitoring[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020: 1-88.

[12] 张 迪. 图像稀疏表示的K-SVD算法及其在人脸识别中的应用研究[D]. 兰州：西北师范大学，2020：1-57.
Zhang Di. K-SVD algorithm for image sparse representation and its application in face recognition[D]. Lanzhou: Northwest Normal University, 2020: 1-57.

[13] 马建设，夏飞鹏，苏 萍，等. 压缩感知相移数字全息术[J]. 半导体光电，2013，34(1)：130-133.
Ma Jianshe, Xia Feipeng, Su Ping, et al. Study on compessive sensing phase-shifting digital holography[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2013, 34(1): 130-133.

[14] 丁毓娇，吴 昊，董 玮. 基于级联MZM的压缩感知微波光子测距雷达[J]. 半导体光电，2022，43(1)：39-44.
Ding Yujiao, Wu Hao, Dong Wei. Compressive sensing microwave photonic radar for distance measurement based on cascaded Mach-Zehnder modulators[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2022, 43(1): 39-44.

[15] 李帅永，毛维培，程振华，等. 基于VMD和K-SVD字典学习的供水管道泄漏振动信号压缩感知方法[J]. 仪器仪表学报，2020，41(3)：49-60.
Li Shuaiyong, Mao Weipei, Cheng Zhenhua, et al. Compressed sensing method for leakage vibration signal in water-supply pipelines based on VMD and K-SVD dictionary learning[J]. Chinese J. of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 49-60.

[16] 胡 浩，张建林，李斌成，等. 基于稀疏优化的图像压缩感知重建算法[J]. 半导体光电，2021，42(2)：269-274.
Hu Hao, Zhang Jianlin, Li Bincheng, et al. Compressive sensing image reconstruction algorithm based on optimized sparse representation[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2021, 42(2): 269-274.

[17] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Trans. on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.

[18] 赵元黎，陈鹏云. 压缩传感图像重建算法的FPGA实现[J]. 半导体光电，2016，37(4)：596-600.
Zhao Yuanli, Chen Pengyun. FPGA implementation of compressed sensing image reconstruction algorithm[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2016, 37(4): 596-600.

作者简介：

尚秋峰(1968—)，女，博士，教授，博士生导师，研究方向为光纤传感及信号处理技术。