

基于分段自适应采样压缩感知的 FBG 光谱 压缩与重构方法

刘焕淋¹, 王储君¹, 陈勇²

¹重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065;

²重庆邮电大学自动化学院, 重庆 400065

摘要 针对光纤布拉格光栅(FBG)传感系统中数据量庞大、不利于数据传输及存储的问题,提出了一种分段自适应采样压缩感知与改进的正交匹配追踪(SASCS-IOMP)算法。利用设计特定参数的 Gabor 滤波器提取 FBG 光谱信号上边带斜率最大的频率点,根据 Hilbert 变换粗定位 FBG 中心波长位置,并对 FBG 光谱进行自适应分割。在不同分割区域设置不同的信噪比阈值,以降低光谱信号的总压缩比。在自适应采样过程中,为缩短算法的运行时间,引入比例-积分-微分控制算法,设计一种自适应步长增长机制,最后利用 IOMP 算法重构光谱。仿真结果表明,在单峰和多峰情况下,SASCS-IOMP 算法都能降低总观测值的数目,且 FBG 光谱 3 dB 带宽内的重构误差均在 0.7% 以内。

关键词 光纤光学; 光纤光栅布拉格传感器; 压缩感知; 自适应采样; 信号重构; 重构误差

中图分类号 TN929.11

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201845.0306004

FBG Spectral Compression and Reconstruction Method Based on Segmented Adaptive Sampling Compressed Sensing

Liu Huanlin¹, Wang Chujun¹, Chen Yong²

¹School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

²School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract Aiming at the problem that high density data results in challenge for data transmission and storage in fiber Bragg grating (FBG) sensing system, we propose a segmented adaptive sampling compressed sensing and improved orthogonal matching pursuit (SASCS-IOMP) algorithm. Firstly, we design the Gabor filter with specific parameters to extract frequency points of the upper sideband with the largest slope in the FBG spectral signal, and adaptively segment the FBG spectrum according to the coarse positioning of the FBG central wavelength achieved by the Hilbert transform. Then, we set different signal to noise ratio (SNR) thresholds in different segmented regions to reduce the overall compression ratio. To speed up algorithm speed, we design an adaptive step growth mechanism based on proportional-integral-derivative control algorithm in the process of adaptive sampling. Finally, we use IOMP algorithm to reconstruct the spectrum. The simulation result shows that the SASCS-IOMP algorithm can reduce the total number of observations in both the single-peak and multi-peak spectra. The reconstructed root mean square error is less than 0.7% within 3 dB bandwidth of FBG spectrum.

Key words fiber optics; fiber Bragg grating sensors; compressed sensing; adaptive sampling; signal reconstruction; reconstruction error

OCIS codes 060.3735; 070.2025; 070.1060; 300.6170

1 引 言

随着传感器技术的不断发展,应用在监测机器

设备、轨道沉降、海洋管道等领域的传感器备受学术界和工业界的关注^[1-3]。传统的电磁传感器体积庞大、易受电磁干扰的影响,且在液体或者潮湿环境中

收稿日期: 2017-09-11; 收到修改稿日期: 2017-11-13

基金项目: 国家自然科学基金(61275077,61571072)、重庆市基础与前沿研究项目(2015jcyjA40024)

作者简介: 刘焕淋(1970—),女,博士,教授,主要从事光纤通信及信号处理等方面的研究。E-mail: liuhl2@sina.com

应用时存在安全隐患。光纤布拉格光栅(FBG)传感器因其体积小、抗干扰能力强以及安全性高等优点,被广泛应用于恶劣环境下的系统监测^[4-6]。FBG传感器在外界非均匀应力的作用下,其反射光谱产生啁啾效应,降低了仅靠采集光谱中心波长的变化来实时监测受力大小的准确性。因此,为了精确地分析光栅栅区的受力状况,需要分析完整的FBG光谱。但是,得到完整的FBG光谱所要采集的数据量较大,并且实际应用的FBG传感网需部署大量的传感器^[7-9]。因此,FBG传感网中庞大的数据量严重阻碍了传感网的实时性需求,带来了海量数据存储的新挑战。目前,以奈奎斯特采样为基础的信号压缩与重构可减小存储空间的消耗。但是,奈奎斯特采样定理规定采样率不得低于信号最高频率的2倍,导致硬件系统面临高速率采集的难题,从而大大增加了信号存储和传输的难度。因此,在目前采样频率有限的情况下,如何高效、快速地对信号进行压缩与重构成为了一个研究热点。

压缩感知理论突破了奈奎斯特定理的限制,大大降低了对采样速率的要求,在采样的同时可实现信号压缩,且只需对信号进行少量的采样便能精确地重构出原始信号^[10-11],目前该理论已广泛应用于信号的压缩与重构^[12-13]。针对光栅光谱采集所需数据量较大的弊端,文献^[13]将压缩感知理论运用于FBG光谱的压缩与重构,有效降低了数据采集量。但采用 l_1 范数最小化求解较长光谱信号的重构导致算法复杂度较高,并且FBG光谱3 dB带宽范围内的重构误差较大,出现很多假峰。由于压缩感知不适用于大规模信号的实时采样,一些研究将输入的信号进行分块,然后分别对每块信号进行观测和重构操作。这种做法虽然能降低算法的时间复杂度,但块效应的存在导致重构误差增大^[14-15]。在FBG传感监测系统中,需要处理大量的FBG光谱信号,而FBG光谱的有效信息主要位于3 dB带宽内^[16]。因此,将压缩感知理论运用于FBG光谱信号压缩和重构时,根据FBG光谱不同区域含有信息量的不同,很有必要对光谱进行分割。在分块压缩感知算法中^[17],采样率和稀疏阈值的确定通常具有较强的主观性。对每个信息块采用相同采样率进行压缩和重构时,低采样率难以确保每个信息块都具有较高的重构质量,而高采样率会造成存储空间的浪费和较大传输时延。文献^[18]提出了一种自适应采样稀疏拟合算法,在采样率较低的情况下,仍能达到较高的峰值信噪比(SNR),但该算法在选取最优采样率时将各图像块的

初始采样率设为相同值,并且以1%的步长逐渐增加采样率,导致算法复杂度急剧上升。

信号重构是压缩感知理论的核心步骤之一,直接影响信号的重构质量。以正交匹配追踪(OMP)算法为代表的贪婪迭代算法的结构简单,得到广泛的运用。OMP算法重构精度高,但算法的重构时间长,并且OMP算法的迭代次数严重依赖于信号的稀疏度 K 值。如果迭代次数适当,就能较好地重构出高精度的信号,反之,重构误差将大大增加。

针对上述问题,本文提出了一种分段自适应采样压缩感知与改进的正交匹配追踪(SASCS-IOMP)算法。设计自适应分割机制对FBG光谱进行分割,以降低算法的复杂度;对信号进行压缩时,根据分割区域信息量的大小分别设置不同的SNR阈值,降低了总观测值和总压缩比,减小了存储空间的消耗,提高了FBG光谱3 dB带宽区域的重构精度。为了缩短自适应采样算法的运行时间,将比例-积分-微分(PID)控制的思想用于控制采样率的增加。在重构阶段,提出了IOMP算法,在保证重构精度的前提下,进一步缩短了重构算法的运行时间。

2 基于SASCS-IOMP算法的压缩与重构

2.1 FBG光谱自适应分割

为得到FBG反射光谱,需要采集较大的数据量,压缩感知不适用于大规模信号的实时采样。在实际制作工艺及环境的限制下,FBG反射光谱不是严格标准的高斯型光谱,而是非对称高斯型光谱。因而在对FBG光谱信号进行压缩前,对其进行自适应分割显得尤为重要。

由于Hilbert变换能有效降低低频信号的噪声,且变换信号具有奇函数的特征^[19],因此利用经Hilbert变换后的信号过零点位置确定FBG光谱的谱峰,以此来初步定位出原始信号的峰值位置为 $\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_n$ 。设 $x(t)$ 为FBG光谱的时域信号,其Hilbert变换为

$$\hat{x}(t) = H[x(t)] = \pi^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)(t - \tau)^{-1} d\tau, \quad (1)$$

式中 $H[\cdot]$ 代表Hilbert变换。在图像处理中,通常用Gabor滤波法检测灰度图像的边缘信息,即亮度变化曲线上最陡峭的点^[20]。因此,将一维Gabor滤波函数中的奇分量用于FBG多峰光谱信号,使变换后的信号过零点位置与FBG各谱峰上升带变化量最大的位置相对应。据此,可提取出FBG光谱

上边带斜率最大的频率点,并将其作为上边带分割点。一维 Gabor 奇分量滤波函数形式为

$$s(x) = \exp[-2^{-1}(x/\delta)^2] \sin(\omega_x x), \quad (2)$$

式中 δ 为滤波延伸宽度参量, ω_x 为滤波包络的频率。 $s(x)$ 的最大值在 $x = n\pi/\omega_x (n \in \mathbf{Z})$ 处。 Gabor 奇滤波器可作为理想的边缘检测器,根据多峰信号特征确定(2)式参数。为了保证 Gabor 奇滤波器的检测精度,其带宽限定在 $[-\pi/\omega_x, \pi/\omega_x]$,且高斯函数在空间域上的有效带宽为 $2\pi\delta$,则满足

$$2\pi/\omega_x = 2\pi\delta. \quad (3)$$

考虑到 FBG 光谱的主要信息集中于 3 dB 带宽内, Gabor 滤波器的参数选为 $\delta = 3, \omega_x = 1/3$ 。对理想 FBG 光谱信号 $f(x)$ 进行 Gabor 滤波处理后的信号为

$$f_1(x) = f(x) * s(x). \quad (4)$$

根据(4)式可得信号 $f_1(x)$ 的过零点位置,即 FBG 光谱上边带斜率最大的频率点 $\lambda_{11}, \lambda_{12}, \dots, \lambda_{1n}$ 。为了实现光谱峰值区域的自适应分割,根据 Gabor 滤波与 Hilbert 变换获得的上边带分割点和峰值定位点,确定下边带分割点,即

$$\lambda_{i1} = \lambda_i + (\lambda_i - \lambda_{1i}), \quad i = 0, 1, \dots, n. \quad (5)$$

2.2 基于 IOMP 算法的 FBG 光谱信号重构

任意有限长度为 N 的一维离散可压缩的 FBG 光谱信号 $\mathbf{x} (\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{N \times 1})$ 可在某个正交基下稀疏表示^[13]为

$$\mathbf{x} = \Psi\boldsymbol{\theta}, \quad (6)$$

式中 $\Psi (\Psi \in \mathbf{R}^{N \times N})$ 为正交基, $\boldsymbol{\theta} (\boldsymbol{\theta} \in \mathbf{R}^{N \times 1})$ 为稀疏变换向量。

对信号 \mathbf{x} 进行稀疏表示后,再对 \mathbf{x} 进行 M 次线性测量,其中 $M \ll N$,则线性测量结果 $\mathbf{y} (\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{M \times 1})$ 可以用稀疏矩阵 Φ 表示为

$$\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x} = \Phi\Psi\boldsymbol{\theta} = \mathbf{A}\boldsymbol{\theta}, \quad (7)$$

式中 Φ 为 $M \times N$ 的观测矩阵, $\mathbf{A} = \Phi\Psi$ 为测量矩阵。由于 $M \ll N$,则信号重构问题为欠定方程组求解的问题。若 \mathbf{A} 满足限制等距(RIP)条件,则可从理论上保证从 M 个观测值中精确重构出信号。由于信号 \mathbf{x} 稀疏,可以通过求解

$$\min \|\mathbf{x}\|_0, \quad \text{s.t.} \quad \Phi\mathbf{x} = \mathbf{y} \quad (8)$$

得到稀疏解,其中 $\|\mathbf{x}\|_0$ 表示 \mathbf{x} 的 l_0 范数,即 \mathbf{x} 中非零元素的个数。在 RIP 条件下,可将(8)式中 l_0 范数的最小化问题松弛为 l_1 范数的最小化问题,即采用基础追踪算法重构出原始信号^[13],但该算法复杂度很高。随后,快速的迭代贪婪算法被广泛应用于信号重构。OMP 算法采用相关性原

则和迭代残余量来寻找最佳匹配原子,然后对找到的原子进行 Gram-Schmidt 正交化处理,再将处理后的信号投影到正交原子构成的空间中,得出该空间中的分量和残余分量^[21]。但 OMP 算法需要先确定 K 值。若 K 值估计不准确,则会降低信号重构精度。因此,提出了 IOMP 算法,基于 OMP 重构中残差的变化特性,采用自适应残差收敛策略,将相邻迭代残差之差的范数是否小于收敛门限作为循环终止条件,输入为 \mathbf{A} ,测量向量为 \mathbf{y} ,阈值为 T ,输出为 $\tilde{\mathbf{x}}$,其算法步骤如下:

1) 初始化。估计信号 $\tilde{\mathbf{x}} = 0$,残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$,初始支撑集 $\mathbf{J}_0 = 0$,残差收敛门限为 ϵ_1, ϵ_2 。如果 $T = T_2 (T_2$ 为非谱峰区域 SNR 阈值),则 $\epsilon = \epsilon_1$;否则 $\epsilon = \epsilon_2$ 。

2) 根据 $\lambda_j = \operatorname{argmax} |\langle \boldsymbol{\alpha}_i, \mathbf{r}_{j-1} \rangle| (i = 1, 2, \dots, N)$ 找出残差 \mathbf{r} 和测量矩阵中列 $\boldsymbol{\alpha}_i$ 积中最大值对应的脚标 λ 。

3) 更新支撑集 $\mathbf{J}_j = \mathbf{J}_{j-1} \cup \{\lambda_j\}$ 并且记录目标原子集合 $\mathbf{A}_{\mathbf{J}_j} = \mathbf{A}_{\mathbf{J}_{j-1}} \cup \{\boldsymbol{\alpha}_{\lambda_j}\}$ 。

4) 用最小二乘法得到系数估计为 $\tilde{\mathbf{x}}_{\mathbf{J}_j} = \mathbf{A}_{\mathbf{J}_j}^+ \mathbf{y} = [(\mathbf{A}_{\mathbf{J}_j}^T \mathbf{A}_{\mathbf{J}_j})^{-1} \mathbf{A}_{\mathbf{J}_j}^T] \mathbf{y}$ 。

5) 更新残差 $\lambda_j = \mathbf{y} - \mathbf{A}_{\mathbf{J}_j} \tilde{\mathbf{x}}_{\mathbf{J}_j}$ 。

6) 判断残差误差是否满足 $\|\lambda_j - \lambda_{j-1}\| \leq \epsilon$ 。若满足,则算法结束,否则转至步骤 2),继续迭代重新筛选原子。

2.3 基于光谱段信息量的自适应分区采样

将 FBG 光谱自适应分割后,不同光谱区域包含的信息量不同。理想的采样方法是信息量少的区域少采样,如非谱峰区域;而信息量多的区域多采样,如谱峰区域。这样可在总采样数目不变的情况下,将有限的资源极大地分配给含信息量高的谱峰区域。基于此,提出一种基于不同区域信息的自适应观测方法,在总采样率相同的情况下,给含信息多的区域分配更多的采样点数。

为了保证算法的有效性,在抽样阶段引入自适应步长策略。根据 PID 控制思想设计步长 t 为

$$t = \operatorname{floor} [P(T - R_{\text{SNR},j}) + D \times (R_{\text{SNR},j-1} - R_{\text{SNR},j})], \quad (9)$$

式中 $R_{\text{SNR},j}$ 为第 j 次采样的 SNR 值; P 和 D 分别为 PID 算法中的比例系数和微分系数,不同的阈值取不同的 P 和 D 。通过对 PID 控制器参数的整定^[22],实现对步长参数的精确控制。自适应采样算法的输入为 FBG 光谱信号,谱峰区域 SNR 阈值设为 T_1 ,输出为每段 FBG 光谱重构的信号和均方根

误差(RMSE)值,具体算法步骤如下:

1) 将输入的 FBG 光谱信号分割成 3 部分,从左至右依次将区域编号设为 $i=1,2,3$ 。谱峰区域为 $i=2$ 。

2) 将分割好的 FBG 光谱的 3 个区域分别用离散余弦变换基进行稀疏表示为 θ_1, θ_2 和 θ_3 。

3) 判断 i 是否等于 2。若 $i=2$,将采样率的初始值设为 55%, T 设为 T_1 ;否则,将采样率的初始值设为 17.8%, T 设为 T_2 。

4) 在该采样率下,采用 IOMP 算法进行重构,计算出当前 SNR 值。

5) 将计算出的 SNR 值与 T 进行比较。若 SNR 小于 T ,则采样率以 t 为步长增加,根据(9)式计算 t ,执行步骤 4);否则输出采样率,计算 SNR 和 RMSE,算法结束。

3 仿真验证

3.1 仿真系统及数据的采集

针对光谱仪采集数据量较大的弊端,将压缩感知算法用于 FBG 光谱的压缩与重构。仿真系统结构如图 1 所示,主要由宽带光源(BBS)、耦合器、FBG、温控箱和光纤传感分析仪(OSA, Si720)组成。其中 BBS 的波长覆盖范围为 500~2400 nm;OSA 的扫描范围为 1510~1590 nm,波长分辨率为 0.25 pm。室温下,3 个 FBG (FBG₁, FBG₂, FBG₃) 的中心波长分别为 1532,1538,1544 nm。

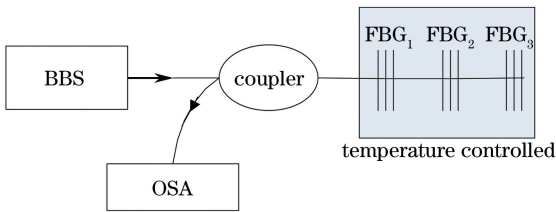


图 1 仿真系统

Fig. 1 Simulation system

仿真中,传感阵列由 3 个不同中心波长的 FBG 传感器串联组成。BBS 发出的光经过耦合器到达传感阵列,通过 OSA 检测到 FBG 传感阵列的反射光。通过改变温控箱温度,可使 FBG 光谱中心波长发生漂移,利用计算机导出数据。

3.2 仿真参数设置

采集的 FBG₁ 传感信号长度 $N=2000$,压缩率 M/N 的变化范围为 0.4~0.9(步长为 0.02),每次取值运行 500 次。信号 SNR 和 RMSE 的关系曲线如图 2 所示。随着 SNR 的增加, RMSE 逐渐减小,但当

SNR 达到 85 dB 以上时, RMSE 几乎保持稳定。而在仿真中发现,当 SNR 达到 50 dB 以上时,重构信号基本能与原始信号保持一致,因此设 $T_1=50, T_2=85$ 。

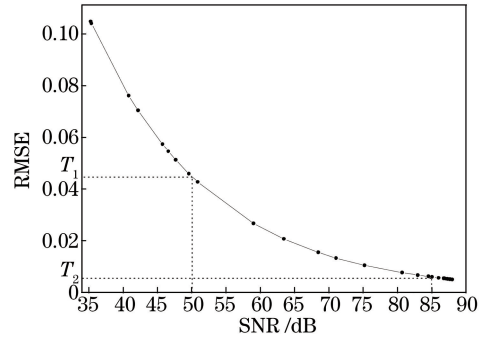


图 2 重构信号的 SNR 与 RMSE 之间的关系

Fig. 2 Relationship between SNR and RMSE of reconstructed signal

3.3 仿真验证和数据分析

为了验证所提算法的性能,采用 Matlab 仿真平台对所提算法进行了仿真验证。对比算法为 OMP 算法、分段 OMP (Stagewise OMP, StOMP)、广义二次 OMP (GTOMP)^[23]、OMP 重构结合所提的自适应分段机制 (SCS-OMP) 和 IOMP 重构结合自适应分割机制而无自适应采样 (SCS-IOMP) 算法。选用 RMSE 和运行时间对重构信号进行评价, RMSE 越小、时间越短,则重构效果越好。

3.3.1 单峰光谱压缩与重构

仿真数据为: FBG₁ 传感信号的中心波长为 1532.285 nm, $N=2000$ 。对比算法的参数选取: StOMP、GTOMP 和 OMP 算法压缩比 M/N 的变化范围为 0.2~0.6,仿真中步长设为 0.05,OMP 算法采用文献[21]中设定的 $K=160$ 。长度为 N 的单峰 FBG 光谱被分为 3 个区间,长度分别为 N_1, N_2 和 N_3 ,其中 N_2 为谱峰区域的长度, N_1 和 N_3 为非谱峰区域的长度。采用分段的 SCS-OMP 和 SCS-IOMP 算法中谱峰区域压缩比 M_2/N_2 的变化范围为 0.5~0.9。为了保证总的压缩比为 0.2~0.6,将非谱峰区域的观测值分别设置为: $M_1=N_1/(N_1+N_3)(M-M_2), M_3=N_3/(N_1+N_3)(M-M_2)$ 。

由图 3 可知,所提 SASCS-IOMP 算法在压缩比较小情况下,峰值区域重构出的信号的 RMSE 较小,其原因是采用自适应采样算法时,所设置的峰值区域的 SNR 阈值较大,使得峰值区域的重构 RMSE 值较小。而所设置的非峰值区域的 SNR 阈值较小,因此非峰值区域的观测值相对较小,降低了总体的压缩比。随着压缩比的增大,对比算法重构的 RMSE 值

呈下降趋势,但当重构 RMSE 值低于 0.01 时,所需的压缩比大于 0.6,而所提算法的压缩比远小于 0.6。当由自适应算法求出的压缩比与对比算法给定的压缩比相当时,所提算法的重构 RMSE 值远小于对比算法。观察图 4 可知,随着压缩比的增大,运行时间上升。在对比算法中,OMP 算法比 SCS-OMP 算法的运行时间长,原因是 SCS-OMP 算法采用了分段重构,大大降低了算法复杂度。对于 SCS-OMP 和 SCS-IOMP 算法,SCS-IOMP 算法的重构时间短,原因是 SCS-IOMP 算法中增大了非峰谱区域的重构残差阈值,在不影响重构精度的情况下,大大缩短了算法的运行时间。但在压缩比较小时,所提算法的运行时间与 SCS-OMP、SCS-IOMP、StOMP 和 GTOMP 算法相比有所增加,其原因是提出的自适应采样算法在寻找合适的 M 值时,耗时较长。综上所述,所提 SASCS-IOMP 算法达到了降低压缩比、节省存储空间、提高重构信号精度的目的。

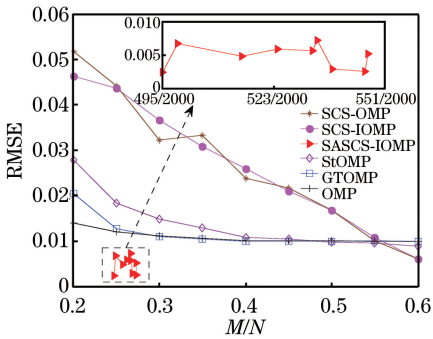


图 3 压缩比与峰值区域的重构 RMSE 关系图
Fig. 3 Reconstruction RMSE in peak region versus M/N

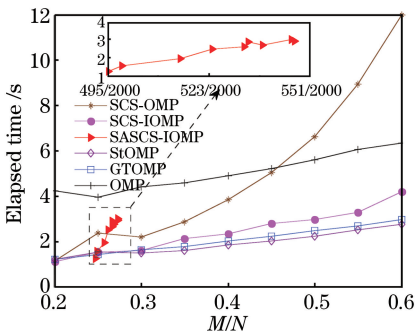


图 4 压缩比与运行时间的关系图

Fig. 4 Relationship curves between M/N and elapsed time

由图 3 和图 4 可知,随着压缩比的增加,重构 RMSE 呈下降趋势,而运行时间呈上升趋势,因此压缩比的选择需要折中考虑重构 RMSE 和运行时间。对比算法选择 RMSE 开始平稳变化且运行时间最小的点作为压缩比,即 $M/N = 0.4$ 。图 5 为对

比算法采取最佳压缩比重构的 FBG 光谱信号与所提算法所得结果的对比图。从图 5(a)中可以看出,各重构信号与原始信号基本保持一致,但从谱峰区域的放大图[图 5(b)]中看出,所提 SASCS-IOMP 算法重构的信号最接近于原始信号。

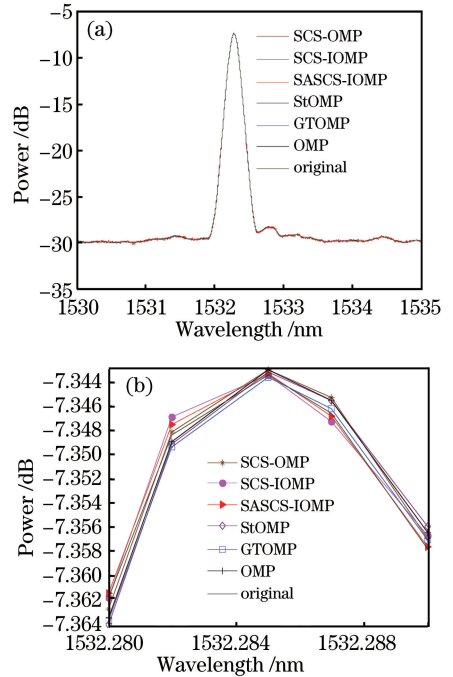


图 5 (a)不同算法的重构信号;(b)峰值区间放大图
Fig. 5 (a) Reconstructed signals obtained by different algorithms; (b) enlarged view of peak interval

3.3.2 多峰光谱压缩与重构

在多峰重构仿真中,FBG₁、FBG₂ 和 FBG₃ 光谱信号的中心波长分别为 1532.285, 1537.983, 1543.975 nm, $N = 6913$ 。对比算法的参数选取为: StOMP、GTOMP 和 OMP 算法的压缩比 M/N 的变化范围为 2000/6913 ~ 5000/6913,仿真中步长设为 500/6913。OMP 算法采用文献[21]中设定的 K (K 的变化范围为 160~400),仿真中步长设为 40。SCS-OMP 和 SCS-IOMP 算法的总压缩比的变化范围为 2000/6913 ~ 5000/6913,峰值区间的压缩比的变化范围为 0.5~0.8,非峰值区间的压缩比按照单峰中非峰值区间取值的思想,这里不再赘述。

由图 6 可见,在总压缩比较小,的情况下,所提算法每个峰值区域重构出信号的 RMSE 均小于 0.007,原因在于:在多峰重构中,所设置的每段峰值区域的 SNR 阈值较大,而非峰值区域的重构阈值较小,即所提算法有效降低了非峰值区间的观测值;随着压缩比的增大,对比算法的每个峰值区域的重构 RMSE 值呈下降趋势,但当压缩比大于 0.7 时,无法

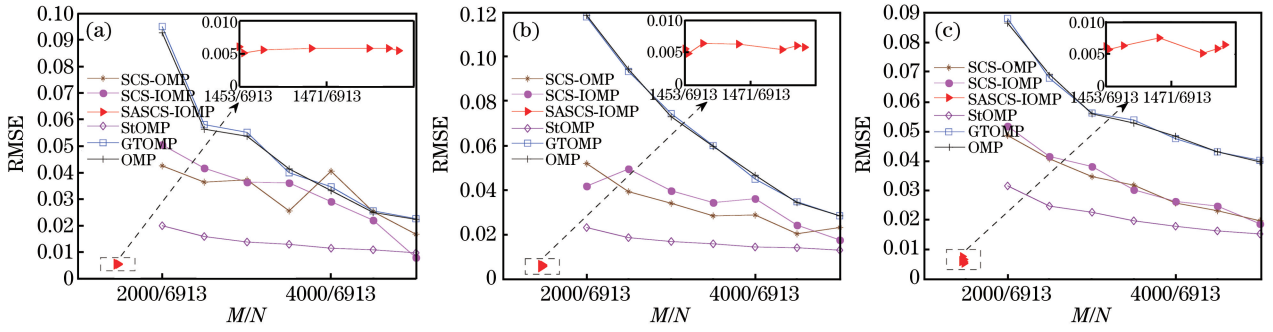


图 6 (a) FBG_1 、(b) FBG_2 和(c) FBG_3 的峰值区间重构的 RMSE 对比图

Fig. 6 RMSE comparison of (a) FBG_1 , (b) FBG_2 and (c) FBG_3 in peak interval

保证每个峰值的重构 RMSE 值低于 0.01; 而所提算法的压缩比远小于 0.7 时, 每个峰值区域重构 RMSE 值均低于 0.007。观察图 7 可知, 随着压缩比的增大, 运行时间呈上升趋势。当压缩比小于 0.38 时, 对比算法在时间上比所提算法略有优势, 但是图 6 中对应的 RMSE 值远大于所提算法, 最终验证了 SASCS-IOMP 算法对多个 FBG 光谱的重构也同样适用, 且重构精度好。

由图 6 和图 7 可知, 折中考虑重构 RMSE 和运行时间, 则选取对比算法的 $M/N = 3500/6913$ 。从图 8(a) 中可以看出, 各重构信号与原始信号基本保持一致, 但从谱峰区域的放大图[图 8(b)~(d)]中

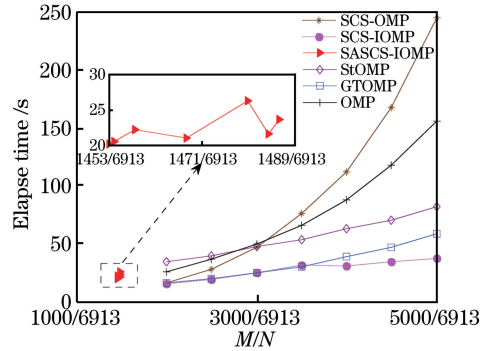


图 7 压缩比与运行时间的关系图

Fig. 7 Relationship between M/N and elapsed time

可以看出, 所提 SASCS-IOMP 算法对每个峰值区

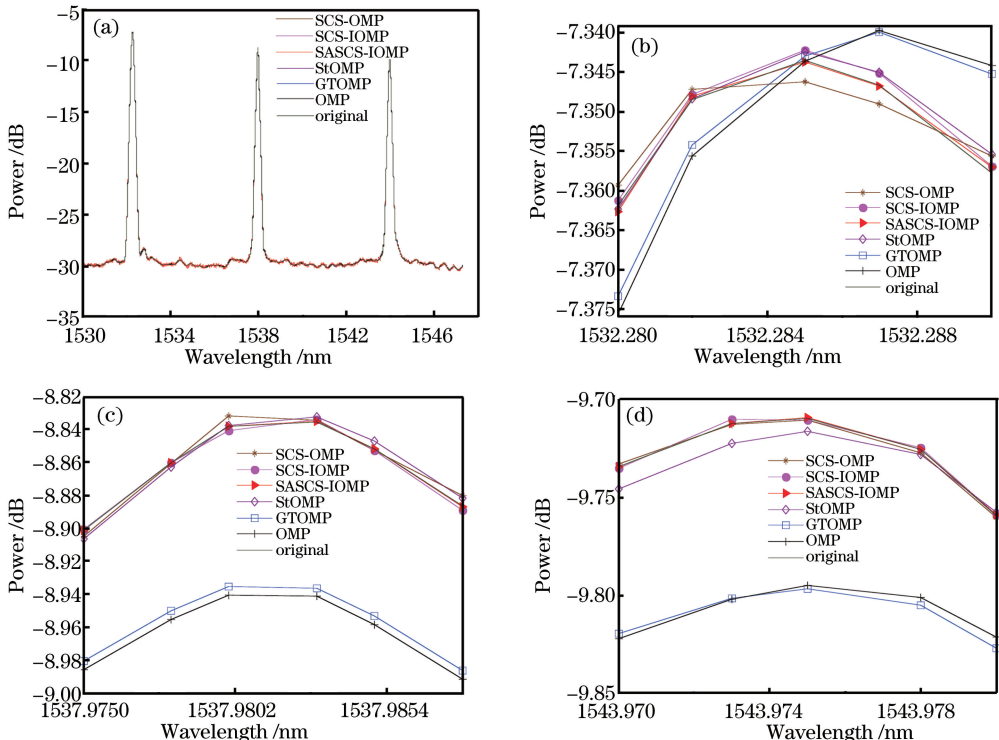


图 8 (a) 不同算法的重构信号对比; (b) FBG_1 、(c) FBG_2 和(d) FBG_3 的峰值区间放大图

Fig. 8 (a) Comparison of reconstructed signals obtained by different algorithms; enlarged views of (b) FBG_1 , (c) FBG_2 and (d) FBG_3 in peak interval

域重构的信号都接近于原始信号。

4 结 论

针对 FBG 传感系统中数据量庞大、不利于数据传输及处理的现状,设计了一种基于压缩感知的 SASCS-IOMP 算法。仿真结果表明,与同类算法相比,无论在单峰还是多峰中,所提算法保证 3 dB 带宽区间的重构误差均小于 0.7%,且可有效减少采样点的数目,降低了存储空间。该研究对分布式传感网中的光谱信号压缩具有一定的参考价值。

参 考 文 献

- [1] Fang L, Chen T, Li R Y, *et al.* Application of embedded fiber Bragg grating (FBG) sensors in monitoring health to 3D printing structures[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(17): 6604-6610.
- [2] Prather J C, Bolt M, Harrell H, *et al.* Antenna design for a massive multiple input environmental sensor network[J]. *Digital Communications and Networks*, 2016, 2(4): 256-259.
- [3] Yang J Y, Fei Z M, Shen J. Hole detection and shape-free representation and double landmarks based geographic routing in wireless sensor networks[J]. *Digital Communications and Networks*, 2015, 1(1): 75-83.
- [4] Liu Q J, Jiang M S, Li Y H, *et al.* Novel weigh-in-motion system based on FBGs[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2009, 21(2): 196-199.
- [5] Lai C C, Au H Y, Liu M Y S, *et al.* Development of level sensors based on fiber Bragg grating for railway track differential settlement measurement[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(16): 6346-6350.
- [6] Xie T, Wang X, Li C, *et al.* Fiber Bragg grating differential tilt sensor based on mercury column piston structure[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(3): 0306002.
谢涛, 王行, 李川, 等. 水银柱活塞差动式光纤布拉格光栅倾角传感器[J]. *光学学报*, 2017, 37(3): 0306002.
- [7] Cao P Q, Xu G L. Large capacity and fast FBG sensing system based on marshalling measurement and edge filter[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(10): 1010003.
曹品奇, 许国良. 基于分组测量和边沿滤波的大容量光纤光栅快速传感系统[J]. *中国激光*, 2016, 43(10): 1010003.
- [8] Chen Y, Liu Z Q, Liu H L. Parameters identification for crack in elastic structures based on fiber Bragg grating[J]. *Optik*, 2017, 154(2018): 685-691.
- [9] Tian S Z, Cao C C, Wang D P. Experimental study on fiber grating sensor monitoring the crack of concrete[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2013, 40(1): 0114001.
田石柱, 曹长城, 王大鹏. 光纤光栅传感器监测混凝土简支梁裂缝的实验研究[J]. *中国激光*, 2013, 40(1): 0114001.
- [10] Han C, Wu W, Li M M. Encoding and reconstruction of lensless off-axis fourier hologram based on the theory of compressed sensing[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2014, 41(2): 0209015.
韩超, 吴伟, 李蒙蒙. 基于压缩感知理论的无透镜离轴傅里叶全息编码与重建[J]. *中国激光*, 2014, 41(2): 0209015.
- [11] Wang R F, Jiao L C, Liu F, *et al.* Block-based adaptive compressed sensing of image using texture information[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(8): 1506-1514.
王蓉芳, 焦李成, 刘芳, 等. 利用纹理信息的图像分块自适应压缩感知[J]. *电子学报*, 2013, 41(8): 1506-1514.
- [12] Singh A, Dandapat S. Block sparsity-based joint compressed sensing recovery of multi-channel ECG signals[J]. *Healthcare Technology Letters*, 2017, 4(2): 50-56.
- [13] Jiang S C, Wang J, Sui Q M, *et al.* Research on grating spectrum reconstruction based on compressed sensing and its application characteristics[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(8): 0830002.
蒋善超, 王静, 隋青美, 等. 基于压缩感知算法的光栅光谱重构及其应用特性研究[J]. *光学学报*, 2014, 34(8): 0830002.
- [14] Ouyang Y, Chen J. Compressive imaging system based on parallel visible light focal plane[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(2): 021102.
欧阳瑶, 陈靖. 并行可见光焦平面压缩成像系统[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(2): 021102.
- [15] Hu W, Cheung G, Kazui M. Graph-based dequantization of block-compressed piecewise smooth images[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(2): 242-246.
- [16] Yang S L, Shen J, He J T, *et al.* A novel current sensor based on chirped-fiber Bragg grating[J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2015, 26(6): 1057-1061.
杨淑连, 申晋, 何建廷, 等. 啁啾光纤布拉格光栅电流传感器[J]. *光电子 • 激光*, 2015, 26(6): 1057-1061.
- [17] Zhu S Y, Zeng B, Gabbouj M. Adaptive sampling for

- compressed sensing based image compression[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2015, 30: 94-105.
- [18] Xu X, Wang X H, Wang W J. A novel algorithm on adaptive image compressed sensing with sparsity fitting[C]//Proceedings of the 34th Chinese Control Conference, 2015: 4552-4557.
- [19] Manikandan M S, Soman K P. A novel method for detecting R-peaks in electrocardiogram (ECG) signal [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2012, 7(2): 118-128.
- [20] Mehrotra R, Namuduri K R, Ranganathan N. Gabor filter-based edge detection [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(12): 1479-1494.
- [21] Chen Y, Yang X, Liu H L, *et al.* FBG sensing signal denoised with improved sparse representation method [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2014, 25(10): 1936-1942.
- 陈勇, 杨雪, 刘焕淋, 等. 利用改进的稀疏表示处理 FBG 传感信号 [J]. 光电子 • 激光, 2014, 25(10): 1936-1942.
- [22] Han J D, Zhu Z Q, Jiang Z Y, *et al.* Simple PID parameter tuning method based on outputs of the closed loop system [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2016, 29(3): 465-474.
- [23] Chen Y, Zhang Y L, Liu H L, *et al.* FBG signal processing with improved multi atom matching pursuit algorithm [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2016, 27(6): 580-586.
- 陈勇, 张玉兰, 刘焕淋, 等. 改进的多原子匹配追踪算法处理 FBG 信号 [J]. 光电子 • 激光, 2016, 27(6): 580-586.