基于改进压缩感知的缺损光纤 Bragg 光栅传感信号修复方法

陈　勇*①　　吴春婷①　　刘焕淋②
①(重庆邮电大学工业物联网与网络化控制教育部重点实验室　重庆　400065)
②(重庆邮电大学光纤通信技术重点实验室　重庆　400065)

摘　要：光纤光栅传感在实际的应用中，存在采样信号数据丢失问题，该文提出一种改进重构算法的压缩感知信号修复方法。根据缺损信号特征，选取与之匹配的观测矩阵与稀疏字典。基于压缩感知重构算法，提出匹配光纤布拉格光栅(FBG)信号特征的自适应阈值函数，同时增设阈值判决条件。分析了信号修复与传感测量精度的关系，采用重建信号的寻峰误差来验证信号的修复效果。仿真结果显示，在 FBG 光谱数据缺失 30%的情况下，恢复信号的平均相对误差为 10^{-6}；均方根误差为 0.0707，比对比算法低 0.0232～0.1159；且系统平均运行时间远低于对比算法，表明采用该文算法修复缺损的 FBG 传感信号具有较高的重构精度与较好的实用性。

关键词：光纤布拉格光栅；信号修复；压缩感知；正交匹配追踪
中图分类号：TN212; TN911.7　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1009-5896(2018)02-0386-08
DOI: 10.11999/JEIT170424

A Repaired Algorithm Based on Improved Compressed Sensing to Repair Damaged Fiber Bragg Grating Sensing Signal

CHEN Yong①　　WU Chunting①　　LIU Huanlin②
①(*Key Laboratory of Industrial Internet of Things and Network Control*, *Ministry of Education*, *Chongqing University of Posts and Telecommunications*, *Chongqing* 400065, *China*)
②(*Key Laboratory of Optical Fiber Communication Technology*, *Chongqing University*, *Chongqing* 400065, *China*)

Abstract: To solve the problem of data loss in the field of Fiber Bragg Grating (FBG) sensing, a signal repaired method based on compressed sensing with improved reconstruction algorithm is proposed. According to the characteristics of signal, the suitable observation matrix and sparse dictionary are selected to repair the damaged spectral signal. An adaptive threshold function, which is used to match the characteristics of signal, is proposed in the reconstruction algorithm, and the criterion of threshold rationality is added. The relationship between the recovery precision of signal and sensing accuracy of fiber Bragg grating is analyzed, and the repairing effects are validated by peak-detected error of reconstructed signal. Simulation results show that the average relative error is 10^{-6} when 30% of the data is lost. The root mean square error is 0.0707, which is 0.0232~0.1159 lower than the contrast algorithms. The peak-detected error is lower than the others. Besides, the average running time of the system is much lower than the compared algorithms. All the results show that the proposed algorithm can well achieve the recovery of missing data, so as to improve the measurement precision of fiber Bragg grating sensor.

Key words: Fiber Bragg Grating (FBG); Signal recovery; Compressed Sensing (CS); Orthogonal Matching Pursuit (OMP)

1　引言

光纤光栅传感器(Fiber Bragg Grating, FBG)因其体积小、耐腐蚀、抗电磁干扰、易组网等特点，被广泛用于航空航天、桥梁轨道、输电线路系统等工程监测中[1–5]。在大型工程中需要多点监测，需要对FBG进行组网，实现FBG与物联网的连接，但数据采集与传输过程中，由于硬件影响(机械故障)、传输干扰(噪声、碰撞及不可靠链路等)可能导致重要数据掉点的情况[6]，严重影响解调精度，因此对采集到的缺损信号进行修复十分必要。

丢失数据的恢复，通常用插值逼近法、高斯逼近法与多项式逼近法等，但需要根据数据的分布规律或趋势对信号进行拟合逼近，拟合效果并不理

收稿日期：2017-05-09；改回日期：2017-07-21；网络出版：2017-09-14
*通信作者：陈勇　chenyong@cqupt.edu.cn
基金项目：国家自然科学基金(61071117)，重庆市研究生科研创新项目(CYS17235)
Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61071117), The Graduate Student Research Innovation Project of Chongqing (CYS17235)

想[7]。FBG光谱符合高斯函数分布规律，由于其单峰光谱非完全对称，因此其高斯拟合曲线存在一定偏差，同时高斯拟合只能针对单峰光谱，无法实现多峰拟合。压缩感知(Compressed Sensing, CS)原理无需通过重构对象的数据趋势和分布规律来建立函数和求解高维方程，也不受谱峰个数限制，其恢复数据是根据信息蕴含于数据重构过程中这一特点，将复杂的方程求解等问题转化为直接的矩阵运算[7]，从而有效恢复数据的同时还降低了时间消耗。同时，CS原理突破Nyquist采样定理的限制，只要信号为稀疏信号或可压缩信号，即可从少量的观测数据中恢复原始信号[8,9]。文献[3]表明光谱信号也可作为压缩数据，符合CS重构条件，本文将CS原理引入FBG信号修补中。CS理论主要包括观测矩阵、稀疏基及重构算法3部分。选择合适的观测矩阵与稀疏基，对信号具有更好的稀疏表示效果，且重构算法的设计也至关重要。而重构算法中的贪婪算法以复杂度低、几何意义简单等优点常用于信号重构[10]，但自身存在自适应差、重构精度不理想等问题。

针对上述问题，本文提出基于改进的稀疏度自适应正则化正交匹配追踪(Improved Sparsity Adaptive Regularized Orthogonal Matching Pursuit, ISAROMP)算法的信号修复方法。该算法根据FBG缺损信号的特征选取与之匹配的观测矩阵与稀疏基。重构阶段引入逻辑回归函数，同时函数中加入匹配FBG信号特征的调节因子，作为选取原子的阈值函数。考虑到调节因子的不确定性，加入阈值合理性判断条件，从而实现信号的自适应精确重构。

2　ISAROMP 算法原理

2.1 CS 理论的 FBG 信号修复模型

CS 理论指出，原始信号 $x \in \boldsymbol{R}^N$ 经稀疏表示之后，通过观测矩阵获得观测信号 $y \in \boldsymbol{R}^M (M < N)$，此时的 M 个点可以视为随机保留的数据，且包含大部分原始信号的信息，此时可以从这 M 个数据中，通过重构算法恢复出原始信号。与此相应，若把未采集到的 $N-M$ 个点视为随机丢失的数据，则数据丢失过程可以等效为通过观测矩阵随机采样信号的过程。

图1为缺损的FBG单峰光谱图，横坐标为波长，纵坐标为功率。根据采样信号 x，可由单位矩阵 $\boldsymbol{I} \in \boldsymbol{R}^{N\times N}$ 获得二值观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi} \in \boldsymbol{R}^{M\times N}$。实现过程为：$\boldsymbol{I}$ 中的行依次对应 FBG 信号的波长，若当前波长位置有数据，则对应 $\boldsymbol{I}$ 中的行保留，若当前波长位置无数据，则对应 $\boldsymbol{I}$ 中的行删除，得到观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi} \in \boldsymbol{R}^{M\times N}$。采样信号通过观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 投影，得到观测信号 $y \in \boldsymbol{R}^M (M < N)$。因此，该观测矩阵根据信号缺损位置自适应生成，能表征信号的缺损信息。CS 理论数据恢复模型：

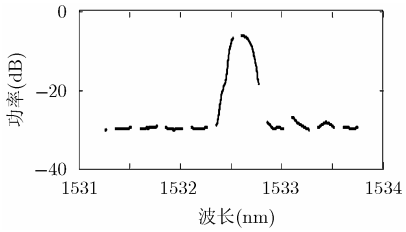


图 1　缺损的 FBG 单峰光谱图

$$y = \boldsymbol{\Phi} x \tag{1}$$

其中，观测信号 y 和观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 已知，即求原始信号 x。

由于 FBG 信号可作为压缩数据[3]，因此 x 能在某个正交基下稀疏表示。正交基表达信号的能力取决于信号的特征是否与基向量的特征相吻合。在其信号变换过程中，傅里叶变换基适合表达光滑连续信号，小波变换基表达孤立不连续点的信号时更具有优势。而 FBG 传感器在测量物理量时，通过波长漂移或功率对物理量进行解调，解调精度越高测量物理量精度越高，而解调精度取决于信号的完整性，因此对信号细节信息表达越准确越有利于数据分析。离散余弦变换(DCT)基可以捕捉信号的局部频域特征，对 FBG 信号具有更好的稀疏表示能力，因此本文采用 DCT 矩阵作为稀疏基 $\boldsymbol{\Psi}$。信号 x 在正交基 $\boldsymbol{\Psi}$ 下的稀疏表示：

$$\theta = \boldsymbol{\Psi} x \tag{2}$$

其中，θ 为稀疏变换后的系数，将式(2)代入式(1)，且令 $\boldsymbol{\Phi\Psi}^{-1} = \boldsymbol{A}$，$\boldsymbol{A}$ 即为测量矩阵，得最终的数据恢复模型：

$$y = \boldsymbol{\Phi\Psi}^{-1}\theta = \boldsymbol{A}\theta \tag{3}$$

文献[11]表明，信号重构需要测量矩阵 $\boldsymbol{A}$ 满足约束等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)：

$$(1-\delta_k)\|\theta\|_2^2 \le \|\boldsymbol{A}\theta\| \le (1+\delta_k)\|\theta\|_2^2 \tag{4}$$

其中，$\delta_k \in (0,1)$ 为 k 稀疏度下的约束等距常数。

由于判断一个矩阵是否符合 RIP 为组合复杂度问题，实际情况中难以计算。相关学者提出测量矩阵 $\boldsymbol{A}$ 满足 RIP 的等价条件是观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 与稀疏矩阵 $\boldsymbol{\Psi}$ 不相关，即 $\boldsymbol{\Phi}$ 的行不能由 $\boldsymbol{\Psi}$ 的列稀疏表示，同时，$\boldsymbol{\Psi}$ 的列也不能由 $\boldsymbol{\Phi}$ 的行稀疏表示[12]。对此采用计算观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 与稀疏矩阵 $\boldsymbol{\Psi}$ 的相关性的方法来判断 $\boldsymbol{A}$ 是否满足条件。矩阵 $\boldsymbol{\Phi} \in \mathbb{R}^{M\times N}$ 和 $\boldsymbol{\Psi} \in \mathbb{R}^{M\times N}$ 的相关性定义为

$$\mu(\boldsymbol{\Phi},\boldsymbol{\Psi})=\sqrt{N}\cdot\max\left|\boldsymbol{\phi}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\psi}_j\right|,\ 1\le i\le M,1\le j\le N \tag{5}$$

其中，$\boldsymbol{\phi}_i^{\mathrm{T}}$ 和 $\boldsymbol{\psi}_j$ 分别表示矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 的行与 $\boldsymbol{\Psi}$ 的列，即测量矩阵 $\boldsymbol{A}$ 与观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 和稀疏矩阵 $\boldsymbol{\Psi}$ 有关。当 $\boldsymbol{\Phi}$ 与 $\boldsymbol{\Psi}$ 不相关，就可保证信号获得精确的重构[7]。通过观测信号 y 与测量矩阵 $\boldsymbol{A}$ 重构得到稀疏向量估计值 $\hat{\theta}$，并通过 $\hat{x}=\boldsymbol{\psi}^{-1}\hat{\theta}$ 重构出原信号。缺损信号修复模型如图 2 所示。

2.2 ISAROMP 重构算法设计

贪婪重构算法需以稀疏度作为先验条件，或需要设置合理的步长及初始化估计[13–19]，若信号稀疏度估计不准确或步长设置不合理则会导致信号恢复精度降低。分段正交匹配追踪(Stagewise Orthogonal Matching Pursuit, StOMP)算法[20]无需已知稀疏度，也无需设置步长，但该算法采用的阈值缺乏合理性验证，导致算法达到终止条件所需迭代次数较多，收敛速度较慢。

针对上述问题，设计 ISAROMP 算法。引入逻辑回归函数[21]，在该函数中引入调节因子 α 进行修正，匹配出与信号最合适的阈值函数。

$$T_n=\alpha/(1+e^{-n}) \tag{6}$$

其中，n 为迭代次数，随着 n 的增加，阈值 T_n 逐渐趋近于 α，α 取值控制阈值的大小，从而控制信号重构过程中每次迭代选取原子的数目。迭代过程中，扩充原子的数目越准确，算法收敛速度越快，重构精度越高。为了获取具有普适性的 α 值，取不同 α 值对实验采集的缺失率 P(loss proportion)不同的 FBG 单峰信号、P 不同的 FBG 多峰信号、P 相同中心波长不同的 FBG 信号分别进行重构，得到重构信号的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)变化趋势如图 3 所示。其中，缺失率 P 定义为缺失数据占采样数据总数的比值。RMSE 反映重构信号与原始信号的逼近程度，其值越小算法性能越好。当 $\alpha\in[0.2,0.3]$ 时，重构 RMSE 最小。因此，实际应用中可将 α 取值确定在 $[0.2,0.3]$ 范围内。

每次迭代筛选原子的阈值条件为

$$\left|u_j\right|\ge T_n\cdot\max|u|,\quad j=1,2,\cdots,N \tag{7}$$

其中，T_n 为第 n 次迭代的阈值函数，$\max|u|$ 为残差与测量矩阵 $\boldsymbol{A}$ 中原子计算相关系数所得最大值，u_j 为第 n 次迭代中，残差与测量矩阵 $\boldsymbol{A}$ 中原子的相关系数，j 为候选集中原子索引值，N 为 $\boldsymbol{A}$ 中原子总数。通过式(7)可以自适应选出原子，构成原子候选集。

经原子初步筛选，对所选原子进行合理性评估与支撑集强化。阈值合理性判断可保证支撑集持续更新，令算法更可靠、有效地完成信号重构[22]。同时阈值合理性判断结合终止条件实现，由于终止条件 $\|r\|\le\varepsilon$ (其中 r 为残差)只考虑到信号的初始测量误差，并未考虑重构过程中产生的误差[23]。终止条件式(8)还考虑到迭代过程的损耗

$$\left\|\hat{x}_{n-1}-\hat{x}_n\right\|_2<\varepsilon \tag{8}$$

式(8)表示两相邻阶段重构信号的能量差在较小的阈值范围内，为避免算法因波动造成意外终止的情况，根据文献 ε 通常取在 10^{-5} 以内。阈值合理性判

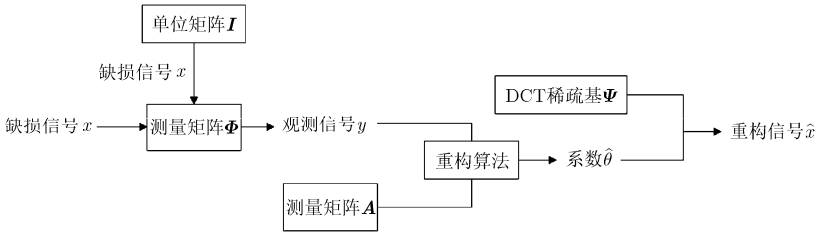
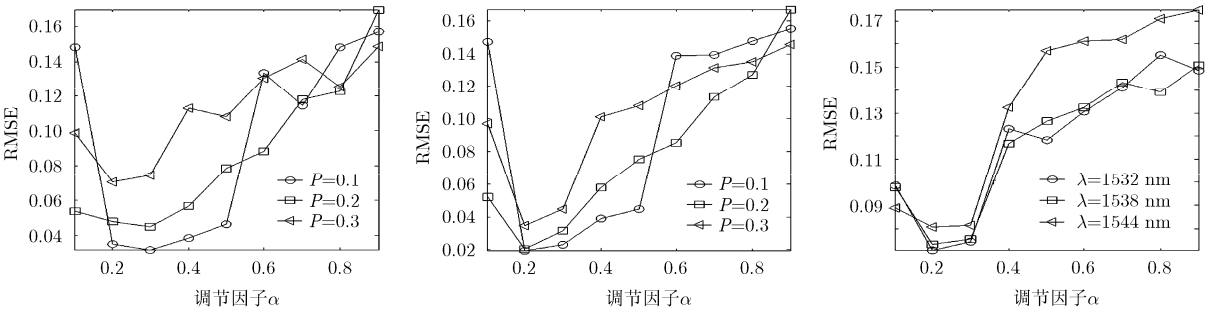


图 2 缺损信号修复模型



(a)缺失率 P 不同的单峰信号 (b)缺失率 P 不同的多峰信号 (c)缺失率 P 相同中心波长不同的信号

图 3 不同 FBG 信号重构后的 RMSE 随 α 的变化趋势

断步骤：

步骤 1　当阈值范围内有原子选出，则对候选原子进行正则化，在候选集中选出满足 $|u(i)| \le 2|u(j)|, (i,j \in J)$ 且能量最大的一个子集 J_0 扩充支撑集；

步骤 2　当阈值范围内无原子选出，此时判断终止条件式(8)是否满足，又分如下情况进行讨论：

(1)若不满足条件式(8)，则判定当前阈值不合理，此时选出测量矩阵与残差相关系数最大的一个原子；

(2)若满足条件式(8)，则判定当前阈值合理，此时直接输出系数 $\hat{\theta}$。

ISAROMP 算法伪代码如表 1 所示。

3　实验与仿真

3.1 实验系统

为了验证本文方法对缺失 FBG 光谱信号的恢复性能，搭建了实验平台。采用 FBG 测温传感实验，主要包括：光谱仪(OSA Si720)，宽带光源(BroadBand light Source, BBS), 3 dB 耦合器，中心波长为 1532 nm, 1538 nm, 1544 nm 的 FBG 传感器，温控箱(temperature control box) 如图 4 所示。图 4 中，恒温箱温度控制在 55℃，光折射率为 1。BBS 发出的光经过耦合器到达 FBG，满足频率

表 1　ISAROMP 算法伪代码

输入：测量矩阵 $\boldsymbol{A}$，信号 y；

输出：系数 $\hat{\theta}$；

初始化：初始残差 $r_0 = y, Q = \varphi, J = \varphi, J_0 = \varphi, \omega = \varphi, s = 10$；

repeat

　残差与 $\boldsymbol{A}$ 的相关系数 $u = \left\{u_j \middle| u_j = \varphi_j^{\mathrm{T}} r, j = 1,2,\cdots,N\right\}$，

　记录最大值 $\max\left|u_j\right|$；

　原子初选 $J = \left\{|j| \middle| u_j\right| \ge T_n \cdot \max\left|u_j\right|\right\}$；

　阈值合理性判断

　　if $\|J\|_0 \ne 0$

　　更新子集 $J_0 = \{j \mid u(i) \mid \le 2 \mid u(j) \mid (i,j \in J)$ && 能量最大$\}$；

　else if $\|J\|_0 = 0$ && $\|\hat{x}_{n-1} - \hat{x}_n\|_2 < \varepsilon$

　　break;

　else if $\|J\|_0 = 0$ && $\|\hat{x}_{n-1} - \hat{x}_n\|_2 < \varepsilon$

　　更新子集 $J_0 = \left\{j \mid \max\left|u_j\right|\right\}$；

　分别合并新的索引集与支撑集 $Q_n = Q_{n-1} \cup J_0$，$\omega_n = \omega_{n-1} \cup a_j (j \in J_0)$；

　求解系数，更新残差 $\hat{\theta} = \arg\min_{\theta} \|y - \boldsymbol{A}_n \theta_n\| = \left(\boldsymbol{A}_n^{\mathrm{T}} \boldsymbol{A}_n\right)^{-1} \cdot \boldsymbol{A}_n^{\mathrm{T}} y$，$r_n = y - \boldsymbol{A}_n \hat{\theta}_n$；

until 达到迭代次数 s 或终止条件 $\|\hat{x}_{n-1} - \hat{x}_n\|_2 < \varepsilon$

注：φ_j 为测量矩阵 $\boldsymbol{A}$ 的原子

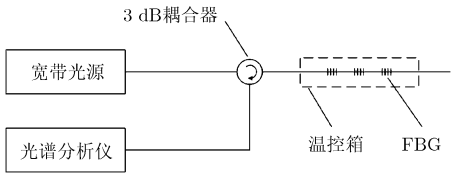


图 4 测温实验系统

的光通过 FBG 反射，再经过耦合器传输到光谱仪中。光在 OSA 仪器内部进行光电转换与 A/D 转换，最后输出数字信号。OSA 的解调精度为 10 pm，采集到的光谱信号波长均为 nm 级，故严格满足 Nyquist 采样定理，即采样频率高于信号最高频率的 2 倍，因此符合采样定理的约束条件。实验采集数据如图 5 所示。

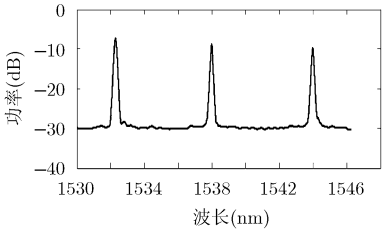


图 5 实验测得的 FBG 光谱图

3.2 仿真与分析

实验环境：AMD 3.2 GHz, 4 GB 内存的 PC 机，仿真软件为 MATLABR2010b。选用正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法、正则化正交匹配追踪(Regularized Orthogonal Matching Pursuit, ROMP)算法、分段正交匹配追踪(StOMP)与文献[21]的稀疏度自适应正则化正交匹配追踪(Sparsity Adaptive Regularized Orthogonal Matching Pursuit, SA-ROMP)算法与本文方法进行对比。实验采用中心波长 $\lambda = 1532$ nm 的光谱信号，长度 $N = 1000$，稀疏度 $k = 80$，实验均采用二值观测矩阵、DCT 正交基，并采用平均相对误差(AverageRelativeError, ARE)和 RMSE 作为评价指标。

$$E_{\mathrm{AR}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{\hat{x}_i - x_i}{x_i} \tag{9}$$

$$E_{\mathrm{RM}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(x_i - \hat{x}_i\right)^2 \tag{10}$$

其中，x_i 为原始信号 x 的第 x 个元素，$\hat{x}_i$ 为恢复出的第 i 个元素。ARE 与 RMSE 都能反映恢复数据与原始数据间的关系，ARE 与 RMSE 值越小说明恢复数据与原始数据越逼近。

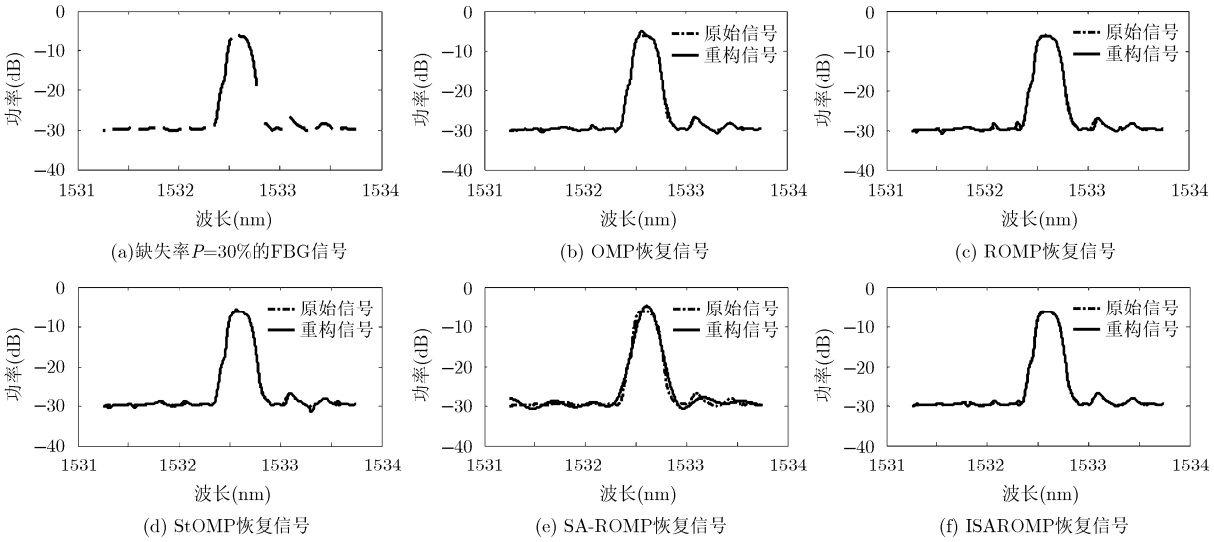
(1)单峰光谱数据恢复：　图 6(a)为数据缺失率

$P=30\%$ 的单峰光谱。图 6(b)–图 6(f)为采用不同算法的重构信号与原信号的对比。由图 6 可以看出，图 6(b)–图 6(d)在缺失信号段与原信号有明显偏差，尤其在重要的部分，如谱峰区域(即峰值附近的数据信息)丢失数据的位置出现扭曲现象。图 6(e)中重构信号与原信号的偏差较大，而图 6(f)与原信号吻合度较高，尤其在谱峰区域匹配较好。因为 SA- ROMP 的阈值函数仅采用逻辑回归函数，且 StOMP 与 SA-ROMP 都未对函数进行任何修正与阈值合理性验证，而本文算法基于 SA-ROMP 算法对阈值函数进行修正，使阈值与 FBG 光谱信号的特征相匹配，并且考虑到调节因子的不确定性，对阈值进行了合理性判断，从而能够更好地恢复出缺失的 FBG 光谱数据。

为了进一步说明所提方法的有效性，图 7、图 8 和图 9 分别为采用不同算法的评价结果。图 7 与图 8 表明，ISAROMP 算法的 ARE 与 RMSE 都低于对比算法，当数据缺失率低于 30%时，ISAROMP 算法的 ARE 值能稳定在10^{-6}范围内；在最大缺失率 $P=30\%$ 的时候，ISAROMP 算法的 ARE 值比其余算法均低一个数量级，且 RMSE 值达 0.0707，比对比算法低 0.0232～0.1159。

从图 7 与图 8 可知，采用 ISAROMP 算法重构信号的 ARE 值与 RMSE 值只略低于 StOMP 算法与 ROMP 算法，但从图 9 可以看出，ISAROMP 算法所需运行时间比 StOMP 算法与 ROMP 算法低很多；虽然比 SA-ROMP 算法耗时略高，但 SA-ROMP 算法的平均相对误差与均方根误差却远大于 ISAROMP 算法。因此，所提算法对 FBG 光谱缺失数据的恢复精度更高，实时性也较高。进一步实验发现，ISAROMP 算法在缺失数据超过 30%的时候，其平均相对误差也开始增加，恢复的信号在缺失数据位置具有偏差如图 10 所示，表明数据缺失超过一定范围时，恢复困难变大；数据缺失越少，越容易恢复。

实际测量中，常通过建立 FBG 反射光谱峰值对



(a)缺失率P=30%的FBG信号 (b) OMP恢复信号 (c) ROMP恢复信号

(d) StOMP恢复信号 (e) SA-ROMP恢复信号 (f) ISAROMP恢复信号

图 6 不完整 FBG 信号在不同算法下的恢复信号

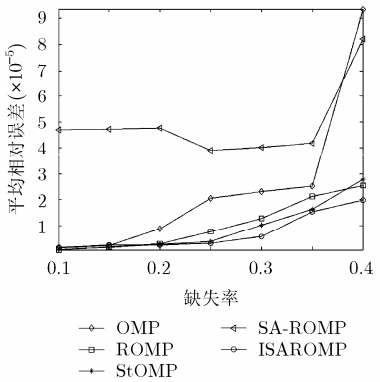


图 7 不同算法在不同缺失率下恢复信号的 ARE 变化曲线

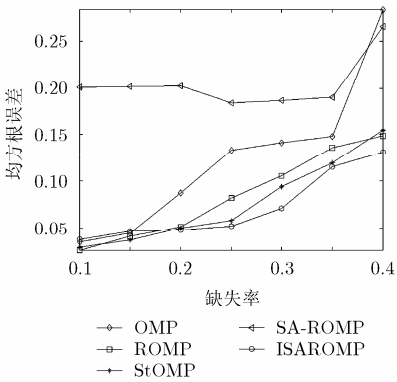


图 8 不同算法在不同缺失率下恢复信号的 RMSE 变化曲线

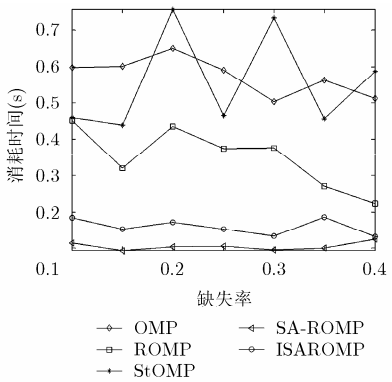


图 9 不同算法在不同缺失率下恢复信号所耗时间对比图

应的中心波长漂移量 $\Delta\lambda$ 与待测物理量间的函数关系，实现对物理量的测量[24]。因此解调出的峰值越准确，测量精度就越高。根据文献[25]，为了获取精确的寻峰位置，其峰值修正因子 β 如下：

$$\beta=\frac{\delta_r^2}{\delta_l^2},\ \begin{cases}\beta<1,\ \text{光谱左偏}\\ \beta=1,\ \text{对称光谱}\\ \beta>1,\ \text{光谱右偏}\end{cases} \tag{11}$$

其中，δ_l^2，δ_r^2 分别为高斯模型左右方差。

$$\delta_l^2=\frac{1}{N_l-1}\sum_{\lambda_k<\lambda_A}^{N_l}\left[f(\lambda_k)-f\left(\lambda_A^{'}\right)\right]^2 \tag{12}$$

$$\delta_r^2=\frac{1}{N_r-1}\sum_{\lambda_k>\lambda_A}^{N_r}\left[f(\lambda_k)-f\left(\lambda_A^{'}\right)\right]^2 \tag{13}$$

式中，$\lambda_A^{'}$ 表示由高斯拟合算法获得的各谱峰的峰值位置，λ_k 表示谱峰区域内的采样点波长。由式(11)、式(12)与式(13)可知，寻峰精度依赖于谱峰区域内所有采样点。信号修复越准确，寻峰精度就越高。实验对 $P=30\%$，中心波长分别为 $\lambda=1532.5593$ nm，$\lambda=1538.3756$ nm 和 $\lambda=1544.3568$ nm 的光谱信号采用不同算法对修复后的信号进行寻峰，仿真结果分别如表 2、表 3 和表 4 所示。

由表 2–表 4 可知，本文算法寻峰误差与 StOMP 相当，且低于其余算法。说明本文算法能较好地恢复信号的细节信息，提高寻峰精度，从而证明所提算法的有效性。

表 2　不同算法修复 $\lambda=1532.5593$ nm 光谱信号的寻峰误差

算法	波长(nm)	误差(pm)
OMP	1532.5569	2.4
ROMP	1532.5572	2.1
StOMP	1532.5608	1.5
SA-ROMP	1532.5628	3.5
ISAROMP	1532.5607	1.4

表 3　不同算法修复 $\lambda=1538.3756$ nm 光谱信号的寻峰误差

算法	波长(nm)	误差(pm)
OMP	1538.3733	2.3
ROMP	1538.3738	1.8
StOMP	1538.3769	1.3
SA-ROMP	1538.3720	3.6
ISAROMP	1538.3742	1.4

表 4　不同算法修复 $\lambda=1544.3568$ nm 光谱信号的寻峰误差

算法	波长(nm)	误差(pm)
OMP	1544.3543	2.5
ROMP	1544.3549	1.9
StOMP	1544.3553	1.5
SA-ROMP	1544.3535	3.3
ISAROMP	1544.3553	1.5

(2)多峰光谱数据恢复：　为验证本文所提算法对 FBG 多峰光谱重构的有效性，如图 11 所示为缺失率 $P=30\%$ 的仿真模拟信号，其修复信号与原信号对比图有较好吻合性，如图 12 所示。

采用不同算法修复多峰光谱信号的结果如表 5 所示，本文算法能在较短时间内完成对多峰光谱的高精度修复，且通过大幅度降低运算时间能达到与 ROMP 和 StOMP 相当的修复效果。从而说明基于 ISAROMP 算法的信号修复方法对 FBG 多峰光谱的修复依然有效。

4　结束语

本文通过选取合适的观测矩阵与正交基，且提

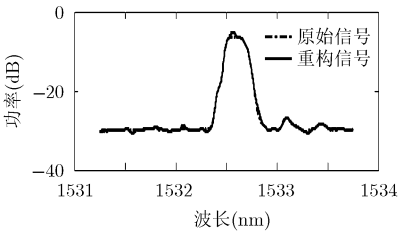


图 10　缺失率为 35%时采用 ISAROMP 恢复信号与原信号对比图

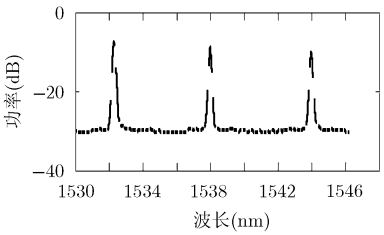


图 11　$P=30\%$ 的 FBG 多峰光谱图

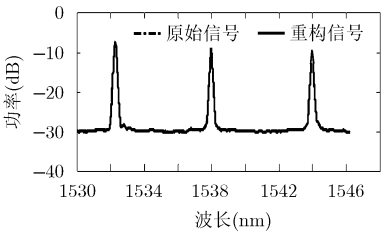


图 12　修复信号与原信号对比

表 5　$P=30\%$ 的多峰光谱修复结果

	OMP	ROMP	StOMP	SA-ROMP	ISAROMP
平均相对误差 $\left(\times10^{-7}\right)$	4.9496	3.6796	3.6131	123.19	3.6374
均方根误差	0.0339	0.0324	0.0283	0.1689	0.0290
消耗时间(s)	31.1	15.7	42.4	0.6	1.5

出稀疏度自适应 ISAROMP 算法，将 CS 原理应用到 FBG 缺损光谱信号的修补中。本文算法无需信号稀疏度作为先验条件，也无需设置步长，并且考虑到调节因子的不确定性，给出了阈值合理性判断条件。将所提方法用于对 FBG 缺损光谱信号进行修复，达到精确重建缺失数据的目的，为后续中心波长的估计奠定了基础。

通过实验表明，所提方法与基于 OMP, ROMP, StOMP 与 SA-ROMP 的修复方法相比能够获取更满意的重建精度与更高效的重建效率，同时具有诸多优势。(1)通过设计的阈值函数简化了输入参数的设定程序，提高了算法的自适应能力；(2)通过阈值合理性判断，对每次迭代所选原子进行强化，从而减少了迭代次数，提高了运行效率；(3)根据 FBG 传感信号的固有特征，选取匹配其特征的观测矩阵与正交基，增强对 FBG 传感信号的针对性。本文 FBG 信号修复方法为后期数据分析提供了保障，且对工程实时监测提供了一定的参考。在缺失率更大的情况下，提高光谱修复效果，是下一步研究的重点。

参 考 文 献

[1] CHEN W P, SHIH F H, TSENG P J, *et al.* Application of a packaged fiber Bragg grating sensor to outdoor optical fiber cabinets for environmental monitoring[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2015, 15(2): 734–741. doi: 10.1109/JSEN.2014.2353040.

[2] LI Jianzhi, XU Longxiang, and KINZO Kishida. FBG-based positioning method for BOTDA sensing[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(13): 5236–5242. doi: 10.1109/JSEN.2016.2556748.

[3] 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): 322–326. doi: 10.3788/CJL201542.0805008.
JIANG Shanchao, WANG Jing, SUI Qingmei, *et al.* Research on grating spectrum reconstruction based on compressed sensing and its application characteristics[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(8): 322–326. doi: 10.3788/CJL201542.0805008.

[4] DING L Y, ZHOU C, DENG Q X, *et al.* Real-time safety early warning system for cross passage construction in Yangtze Riverbed Metro Tunnel based on the internet of things[J]. *Automation in Construction*, 2013, 36: 25–37. doi: 10.1016/j.autcon.2013.08.017.

[5] HU Haixiao, LI Shuxin, WANG Jihui, *et al.* FBG-based real-time evaluation of transverse cracking in cross-ply laminates[J]. *Composite Structures*, 2016, 138: 151–160. doi: 10.1016/j.compstruct.2015.11.037.

[6] SAI Ji, SUN Yajie, and SHEN Jian. A method of data recovery based on compressive sensing in wireless structural health monitoring[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014: 546478. doi: 10.1155/2014/546478.

[7] 张新鹏, 胡茑庆, 程哲, 等. 基于压缩感知的振动数据修复方法[J]. 物理学报, 2014, 63(20): 200506. doi: 10.7498/aps.63.200506.
ZHANG Xinpeng, HU Niaoqing, CHENG Zhe, *et al.* Vibration data recovery based on compressed sensing[J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(20): 200506. doi: 10.7498/aps.63.200506.

[8] 余翔, 郑寒冰, 曾银强. 基于压缩感知的自适应加权匹配追踪算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2016, 28(5): 707–712. doi: 10.3979/j.issn.1673-825X.2016.05.015.
YU Xiang, ZHENG Hanbing, and ZENG Yinqiang. Adaptive weighting & matching pursuit algorithm based on compressed sensing[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunication* (*Natural Science Edition*), 2016, 28(5): 707–712. doi: 10.3979/j.issn.1673-825X.2016.05.015.

[9] 姜力茹, 许云达, 高猛. 基于压缩感知的塔康方位估计算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2017, 29(3): 365–370. doi: 10.3979/j.issn.1673-825X.2017.03.013.
JIANG Liru, XU Yunda, and GAO Meng. TACAN azimuth estimation algorithm based on compressed sensing[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunication* (*Natural Science Edition*), 2017, 29(3): 365–370. doi: 10.3979/j.issn.1673-825X.2017.03.013.

[10] YUAN Mei, WANG Shujuan, DONG Shaopeng, *et al.* Reconstruction of undersampled damage monitoring signal based on compressed sensing[C]. Proceedings of 2014 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference Yantai, China, 2014: 2443–2448. doi: 10.1109/CGNCC.2014.7007553.

[11] CANDES E J and TAO T. Decoding by linear programming [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(12): 4203–4215. doi: 10.1109/TIT.2005.858979.

[12] BARANIUK R G. Compressive sensing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 118–121. doi: 10.1109/MSP.2007.4286571.

[13] MALLAT S G and ZHANG Z F. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397–3415. doi: 10.1109/78.258082.

[14] NEEDELL D and VERSHYNIN R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 310–316. doi: 10.1109/JSTSP.2010.2042412.

[15] CHEN Yong, ZHANG Yulan, LIU Huanlin, *et al.* FBG

sensing signal dealing with improved orthogonal subspace pursuit method[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, 126(21): 3303–3309. doi: 10.1016/j.ijleo.2015.08.025.

[16] WANG Rui, ZHANG Jinglei, REN Suli, *et al*. A reducing iteration orthogonal matching pursuit algorithm for compressive sensing[J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2016, 21(1): 71–79. doi: 10.1109/TST.2016.7399284.

[17] THONG T D, LU G, NAM N, *et al*. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]. Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove, California, 2008, 10: 581–587. doi: 10.1109/ACSSC.2008.5074472.

[18] LI Mingyu, YANG Zhenxing, ZHANG Zhongming, *et al*. Sparsity adaptive estimation of memory polynomial based models for power amplifier behavioral modeling[J]. *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, 2016, 26(5): 370–372. doi: 10.1109/LMWC.2016.2549024.

[19] 唐朝伟, 王雪锋, 杜永光. 一种稀疏度自适应分段正交匹配追踪算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2016, 47(3): 784–792. doi: 10.11817/j.issn.1672-7207.2016.03.011.

TANG Chaowei, WANG Xuefeng, and DU Yongguang. A sparsity adaptive stagewise orthogonal matching pursuit algorithm[J]. *Journal of Central South University* (*Science and Technology*), 2016, 47(3): 784–792. doi: 10.11817/j.issn.1672-7207.2016.03.011.

[20] DONOHO D L, TSAIG Y, DRORI I, *et al*. Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2012, 58(2): 1094–1121.

[21] 周亚同, 王丽莉, 唐红梅. 基于压缩感知的稀疏度自适应图像修复[J]. 铁道学报, 2014, 36(9): 52–59. doi: 10.3969/j.issn.1001-8361.2014.09.008.

ZHOU Yatong, WANG Lili, and TANG Hongmei. Sparsity adaptive algorithm for image inpainting based on compressive sensing[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2014, 36(9): 52–59. doi: 10.3969/j.issn.1001-8361.2014.09.008.

[22] 吴迪, 王奎民, 赵玉新, 等. 分段正则化正交匹配追踪算法[J]. 光学精密工程, 2014, 22(5): 1395–1402. doi: 10.3788/OPE.20142205.1395.

WU Di, WANG Kuimin, ZHAO Yuxin, *et al*. Stagewise regularized orthogonal matching pursuit algorithm[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(5): 1395–1402. doi: 10.3788/OPE.20142205.1395.

[23] WANG Zhihong, SUN Guiling, ZHANG Ying, *et al*. Research on iterative thresholding orthogonal matching pursuit reconstruction algorithm based on sparsity adaptive[J]. *Journal of Computational Information Systems*, 2014, 10(10): 4339–4346. doi: 10.12733/jcis10336.

[24] CHEN Yong, YANG Kai, and LIU Huanlin. Self-adaptive multi-peak detection algorithm for FBG sensing signal[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(8): 2658–2665. doi: 10.1109/JSEN.2016.2516038.

[25] 陈勇, 杨凯, 刘焕淋. 多峰光纤布拉格光栅传感信号的自适应寻峰处理[J]. 中国激光, 2015, 42(8): 184–189. doi: 10.3788/CJL201542.0805008.

CHEN Yong, YANG Kai, and LIU Huanlin. A Self-adaptive peak detection algorithm to process multi-peak fiber Bragg grating sensing signal[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(8): 184–189. doi: 10.3788/CJL201542.0805008.

陈　勇：　男，1963年生，教授，博士，研究方向为光纤传感检测与信号处理.

吴春婷：　女，1991年生，硕士生，研究方向为光纤传感检测与信号处理.

刘焕淋：　女，1970年生，教授，博士，研究方向为光通信技术与信号处理.