光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2022052803

基于改进正交匹配追踪的FBG传感信号处理方法

郭　享[1]，黄治龙[1]，谢婷玉[2*]

（1. 苏州市轨道交通集团有限公司，江苏 苏州 215008；2. 中国电科芯片技术研究院，重庆 400060）

摘　要： 针对光纤布拉格光栅(FBG)传感信号易受外界噪声干扰从而导致信号丢失的问题，提出了一种改进型正交匹配追踪(OMP)算法。围绕FBG传感信号波长随应力漂移的本质特征，在压缩感知理论的框架下，通过去除稀疏系数中的虚部，并利用指数饱和法对非零元素进行拟合与排序，从而获取FBG信号的有效稀疏度。在此基础上，通过改进经典OMP算法迭代过程中的原子选择策略与终止条件，有效降低算法复杂度并提高信号的重构精度。对比实验结果表明，所提出的算法在时间复杂度、信噪比与信号重构精度等方面均具有突出的优势。

关键词： 光纤布拉格光栅；正交匹配追踪；压缩感知；稀疏度

中图分类号： TN253　**文章编号：** 1001－5868(2023)01－0141－06

FBG Signal Processing Method with Improved Orthogonal Matching Pursuit

GUO Xiang[1], HUANG Zhilong[1], XIE Tingyu[2]

(1. Suzhou Rail Transit Group Co., Ltd, Suzhou 215008, CHN;
2. CETC Academy of Chips Technology, Chongqing 400060, CHN)

Abstract: An improved orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm is proposed to solve signal loss problem of the fiber Bragg grating (FBG) sensing signal with external disturbances. Based on the essential characteristics of the wavelength drift of FBG sensing signals with stress, within the framework of compressive sensing theory, the effective sparsity of FBG signal was obtained by removing the imaginary part of sparsity coefficient and applying exponential saturation method fitting and ranking the non-zero elements. Moreover, by improving the atom selection strategy and the termination conditions in the iteration process of the traditional OMP algorithm, the complexity of algorithm was reduced and the reconstruction accuracy of the signal was improved. The results of the comparative experiments demonstrate that the proposed algorithm has outstanding advantages on time complexity, signal noise ratio (SNR) and reconstruction accuracy.

Key words: fiber Bragg grating; orthogonal matching pursuit; compressive sensing; sparsity

0　引言

光纤布拉格光栅(FBG)传感器具有体积小、重量轻、抗腐蚀性强以及抗电磁干扰等特性，已经广泛应用于各种传感领域[1-5]。FBG传感系统的解调技术是决定测量精度的关键。而在实际应用中，信号采集和传输过程往往会受到外界环境的干扰，使得解调精度受到影响，从而降低FBG传感系统的性能[6]。因此，对采集的FBG信号进行降噪处理具有十分重要的意义。

当前最具有代表性的去噪方法是小波阈值去噪[7-8]和经验模态分解[9]（Empirical Mode Decomposition，EMD）。对于小波阈值去噪算法来说，若阈值或阈值函数选择不合理，去噪效果就不理

收稿日期：2022－05－28.
基金项目：国家重点研发计划项目(2018YFB2101002).
* 通信作者：谢婷玉　E-mail：792999496@qq.com

想。EMD 算法却主要利用低频分量重构原始信号。然而,实际的高频分量中同样含有有用成分,低频分量也含有噪声,从而导致重构的信噪比不高。此外,由于受到硬件系统的限制,获取的信号可能会产生缺失,从而导致解调精度进一步下降。由 Donoho 和 Tao 等提出的压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论[10-11],可用来处理稀疏的信号。该理论指出:对于一个稀疏或可压缩的信号,可通过低于或者远低于奈奎斯特采样频率的方式对信号进行采样并精确重构出该信号。目前,CS 理论主要应用于图像处理、光学成像以及无线通信等领域[12]。CS 理论涉及稀疏度 K 的确定、观测矩阵的选取以及重构算法的设计,其中稀疏度 K 是压缩感知的前提条件,而重构算法的设计是其核心问题。目前常见的重构算法主要有匹配追踪(Matching Pursuit, MP)算法[13]、正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法[13]、子空间追踪(Subspace Pursuit, SP)算法[14]以及压缩采样匹配追踪(Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP)算法[15]。前两种算法在每次迭代的过程中都会遍历所有的原子,重构的效果较好,但时间复杂度高;后两种算法在每次迭代时分别选择 K 个和 $2K$ 个原子,大大减小了算法的时间复杂度,但重构精度有待进一步提升。

本文围绕 FBG 频谱实信号,在压缩感知理论的框架下,通过分析信号稀疏基的特征,利用饱和值法获取稀疏度,并以此为基础,提出一种改进的 OMP 算法,在提高重建精度的同时降低算法的复杂度。此外,对比实验结果进一步证实了所提出算法的有效性与优越性。

1 压缩感知理论

对于一个 N 维信号 $\boldsymbol{x} \in R^N$,如果在某组稀疏基 $\boldsymbol{\Psi}$ 下可线性表示为

$$\boldsymbol{x} = \sum_{i=1}^{N} \theta_i \varphi_i = \boldsymbol{\Psi}\Theta \tag{1}$$

其中,$\Theta = [\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_N]$ 为系数向量,当 Θ 中有 K 个非零元素时,那么就可称信号 $\boldsymbol{x}$ 为 K-稀疏信号;$\boldsymbol{\Psi} = [\varphi_1, \varphi_2, \cdots, \varphi_N]$ 是一个 N 维正交向量基矩阵,也称为稀疏矩阵或稀疏基。对于稀疏信号,随后利用一个与稀疏矩阵不相关的随机观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi} \in R^{M \times N}$ $(M \ll N)$ 对信号 $\boldsymbol{x}$ 执行一个压缩观测,即:

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi x} + w \tag{2}$$

其中,w 为高斯白噪声。由式(2)可得到观测向量 $\boldsymbol{y} \in R^M$,便可将 N 维原始信号压缩为 M 维的短信号(M 也称为采样点数)。并且,当观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 满足约束等距性条件(Restricted Isometry Property, RIP)时,利用重构算法就可将原始信号 x 以高概率恢复出来。通常条件下,RIP 可定义为

$$(1-\delta)\|\boldsymbol{x}\|_2^2 \leqslant \|\boldsymbol{\Phi x}\|_2^2 \leqslant (1+\delta)\|\boldsymbol{x}\|_2^2 \tag{3}$$

其中,$\delta \in (0,1)$ 以及 $\|\cdot\|_2$ 表示向量的 l_2 范数。从低维信号中重构出高维信号涉及到欠定方程的求解问题。由于 $\boldsymbol{x}$ 是稀疏信号,欠定方程的求解问题又可以变成下述 l_0 范数的求解问题,即假设在含有噪声的情况下,若信号 $\boldsymbol{x}$ 的稀疏度已知,则可以通过最优化条件(4)重构原始信号 $\boldsymbol{x}$。

$$\min_{\theta} \|\theta\|_0, \text{s.t}, \boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi x} \tag{4}$$

其中,$\|\cdot\|_0$ 表示向量的 l_0 范数。目前,求解最优化条件(4)的重构算法有很多。本文主要围绕 OMP 算法的稀疏性 K 进行改进,因此确定信号的稀疏性是解决该问题的关键。

2 FBG 信号稀疏度确定

2.1 FBG 传感特性

根据光纤光栅的制作工艺,FBG 的中心波长可定义为

$$\lambda_B = 2n_{\text{eff}}\Lambda \tag{5}$$

其中,n_{eff} 为光纤的有效折射率,Λ 为光栅周期。当满足 Bragg 波长的光通过光栅时,将会被反射回来。FBG 受到外界温度或者应变影响时,光纤的有效折射率和光栅周期都会发生变化,使得 FBG 的中心波长 λ_B 产生漂移[16]。波长漂移量与温度和应变之间的关系为

$$\Delta\lambda_B/\lambda_B = (\alpha+\xi)\Delta T + (1-p_e)\varepsilon \tag{6}$$

其中,$\Delta\lambda$ 表示波长漂移量,α 与 ξ 分别为光纤的热膨胀系数和热光系数,ΔT 与 ε 分别为温度的变量与应变。通过测量 FBG 中心波长的漂移量就可以确定外界物理量的变化。

由式(5)和式(6)可知,FBG 在受到均匀应变的作用时,光谱会沿着波长轴向左右漂移。在漂移的过程中,若光谱形状基本保持不变,对应信号的稀疏度也不变。

2.2 稀疏度的确定

在压缩感知理论中,选择傅里叶正交基(复矩阵)作为信号的稀疏基。根据式(1)得到 Θ 为复向

量，令向量 $\theta_i\varphi_i=\mathrm{real}_i+\mathrm{imag}_i$，其中，real 表示向量的纯实部，imag 表示向量的纯虚部，由此可得：

$$\begin{cases}x=\mathrm{real}_1+\mathrm{real}_2+\cdots+\mathrm{real}_N\\ \theta=\mathrm{imag}_1+\mathrm{imag}_2+\cdots+\mathrm{imag}_N\end{cases}\tag{7}$$

式(7)表明，稀疏系数向量中元素实部的绝对值越大，其携带原始信号的信息越多，而虚部对原始信号的重构没有任何作用。若直接利用元素的模值计算稀疏度，当元素虚部过大而实部过小时，这种方法会造成稀疏度估计不准确。因此，将向量 Θ 中元素实部的绝对值按从大到小的顺序进行排序，如图 1 所示，采样点的个数为 1 000，越往后，曲线越趋近于饱和，为了直观，本文选取前 100 个点进行曲线拟合。

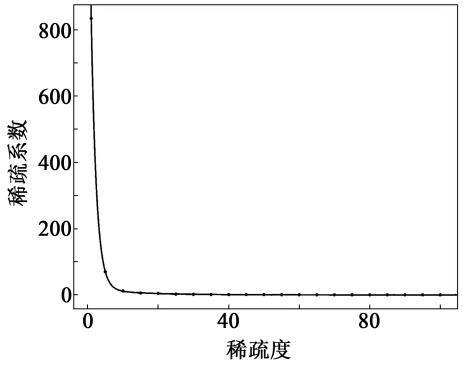


图 1　信号稀疏度拟合曲线

由图 1 可知，系数刚开始较大，越往后越小。我们把较大的系数称为非零元素，较小的几乎为零，称为零元素，由压缩感知理论可知，非零元素的个数就是稀疏度 K 的值。根据饱和值法[17]，对函数进行求导，导数开始为 0 的点是函数的饱和点。因此，FBG 信号的稀疏度 K 可定义为

$$k(K)=\frac{C(K)-C(K-1)}{K-(K-1)}\tag{8}$$

其中，$C(K)$为稀疏系数。一般情况下，当数值小于 10^{-6} 时，就可以认为该数小于或等于零，据此可求出 FBG 反射信号的稀疏度 $K=90$。

3　改进的正交匹配追踪算法

3.1　OMP 算法原理

OMP 算法是贪婪迭代算法的代表，其利用残差与字典矩阵中原子的最大相关性作为选择最佳原子的标准，利用逐次逼近的原理重构原始信号[13]。正交匹配追踪算法的主要流程为

(1)输入：M 维的观测向量 $\boldsymbol{y}$，信号稀疏度 K，$M\times N$ 维观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$。

(2)输出：原始信号 x 的重构信号 $\hat{x}$。

(3)初始化：残差 $r_0=y$，迭代次数 $t=0$，原子支撑集 $A_0=\boldsymbol{\Phi}$(空集)，原子索引支撑集 $\Lambda=\boldsymbol{\Phi}$(空集)。

(4)迭代过程

步骤 1：计算残差与字典中所有原子之间的相关性，并找出绝对值最大的相关系数所对应的原子索引，以便 $\lambda_t=\arg\max\limits_{i=1,2,\cdots,N}|\langle r_{t-1},\varphi_i\rangle|$。

步骤 2：更新原子支撑集 $A_t=A_{t-1}\cup\varphi_{\lambda_t}$，更新原子索引支撑集 $\Lambda_t=\Lambda_{t-1}\cup\{\lambda_t\}$。

步骤 3：采用最小二乘法求解方程 $y=A_tx_t$，即 $\hat{x}_t=\underset{x_t}{\mathrm{argmin}}\|y-A_tx_t\|=(A_t^{\mathrm{T}}A_t)^{-1}A_t^{\mathrm{T}}y$。

步骤 4：更新残差，$r_t=y-A_t\hat{x}_t=A_t(A_t^{\mathrm{T}}A_t)^{-1}A_t^{\mathrm{T}}y$，最佳原子与更新的残差正交。

步骤 5：令 $t=t+1$，若 $t\leqslant K$，则返回步骤 1，否则终止该算法。

(5)最终，在最后一次的迭代得到的 $\hat{x}$ 即是重构出的原始信号。

传统的 OMP 算法在每次迭代过程中只能选择一个原子，导致算法的复杂度很高；其终止条件为 $t\geqslant K$，在理想情况下，原始信号仅仅只有 K 个非零值时，该终止条件能实现较高的重构精度。但实际上，信号除了有较大的 K 个非零值以外，还存在部分极小的非零值，因此，改进算法的终止条件能提高重构信噪比。

通过上述分析，针对 OMP 算法的一些不足，我们在传统 OMP 算法的基础之上，提出了一种改进的正交匹配追踪算法，在减少算法复杂度的同时提高信号的重构精度。

3.2　改进的 OMP 算法

将每次迭代得到的相关系数进行降序排列，并归一化处理，记为 $g_i(i=1,2,3,\cdots,N)$，再设定一个阈值条件 α，选择所有满足 $g_i>\alpha$ 的原子。记录每次迭代选择原子的个数为 s_t，当满足条件 $s_1+s_2+s_3+\cdots+s_t>K$ 时，停止算法。改进的正交匹配追踪算法的主要流程为

(1)输入：M 维的观测向量 $\boldsymbol{y}$，信号稀疏度 K，$M\times N$ 维观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$。

(2)输出：原始信号 x 的重构信号 $\hat{x}$。

(3)初始化：残差 $r_0=y$，迭代次数 $t=0$，原子支撑集 $A_0=\boldsymbol{\Phi}$(空集)，原子索引支撑集 $\Lambda=\boldsymbol{\Phi}$(空集)。

(4)迭代过程

步骤 1：计算残差与字典中所有原子的相关性，归一化之后按降序排列，记为

$$g_i = \mathrm{sort}\left(\frac{|\langle r_{t-1}, \varphi_i \rangle|}{\arg\max\limits_{i=1,2,3,\cdots,N} |r_{t-1}, \varphi_i|}\right) \tag{9}$$

步骤 2：找到满足 $g_i > \alpha$ 所有原子的索引集合，记为 λ_t，元素的个数记为 s_t。

步骤 3：更新原子索引支撑集 $\Lambda_t = \Lambda_{t-1} \cup \lambda_t$，更新原子支撑集 $A_t = A_{t-1} \cup \varphi_{\lambda_t}$。

步骤 4：利用最小二乘法求解方程 $y = A_t x_t$，即 $\hat{x}_t = \underset{x_t}{\mathrm{argmin}} \| y - A_t x_t \| = (A_t^{\mathrm{T}} A_t)^{-1} A_t^{\mathrm{T}} y$。

步骤 5：更新残差，$r_t = y - A_t \hat{x}_t = A_t (A_t^{\mathrm{T}} A_t)^{-1} A_t^{\mathrm{T}} y$，并将本次选出所有原子与更新的残差正交处理。

步骤 6：若 $\sum\limits_{j=1}^{t} s_j > K$ 且 $\| r_1 \|_2 > (1 - C) \| r_0 \|_2$，其中 $C = \dfrac{3\delta\sqrt{1-\delta^2} + (1-\delta)^2}{(1-\delta)[3\sqrt{1-\delta^2} + (1-\delta)]}$ 和 $\delta = 0.488$，则终止该算法；否则，令 $t = t + 1$，返回步骤 1。

(5)最后一次迭代所得的 $\hat{x}$ 即是重构出的原始信号。

值得指出的是，为了提高信号的重构精度，本文在[18]的基础上，增加了一个终止条件，即步骤 6。此外，为了提高重构信号的信噪比并降低算法的时间复杂度，阈值 α 可定义为 0.9。

4 实验分析与算法验证

4.1 实验平台搭建

实验系统由宽带光源、环形器、光谱仪、铝合金板(型号：3A21)以及 FBG 组成，实验原理如图 2 所示。宽谱光源发出的光经过环形器到达 FBG，满足 FBG 中心波长的光将被反射到光谱仪，并利用光谱仪与对 FBG 的反射光进行解调；若在铝合金板上放置重物时，FBG 会受到应力的作用使得中心波长产生漂移。

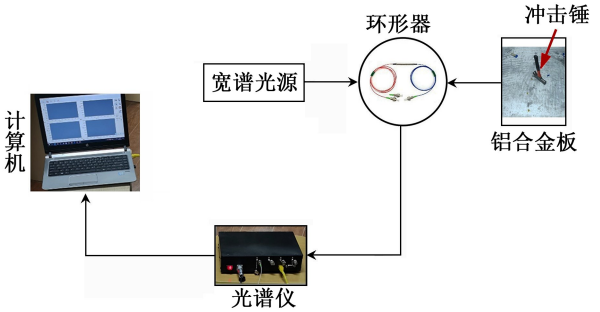
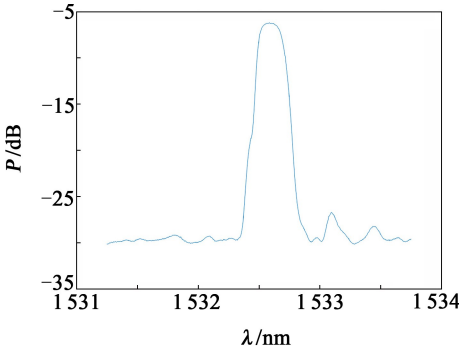
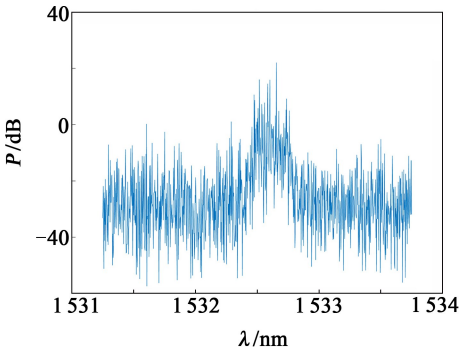


图 2 实验原理图

光谱仪采集到的原始信号如图 3(a)所示，可向原始信号加入不同程度的噪声，图 3(b)为加入 15 dB 高斯白噪声后的信号图。



(a) 原始信号



(b) 加入 15 dB 高斯白噪声的信号

图 3 FBG 反射光信号

4.2 算法验证

测试平台：英特尔酷睿 i5 处理器，2.3 GHz 主频，8 GB 运行内存，Windows 10 操作系统，Matlab R2015b 数值计算软件。

实验数据：FBG 反射光谱信号，中心波长 $\lambda_B = 1\,532.20$ nm，信号采样点的个数 $N = 1\,000$，在原始信号中加入 15 dB 高斯白噪声；FBG 信号的稀疏度 $K = 90$，压缩感知的压缩比 $M/N = 0.3 \sim 0.7$。

为了验证本文所提出算法的性能，将其与同类型算法和不同类型算法进行对比，评价指标有算法时间复杂度、信噪比(SNR)以及相对误差(RE)。

$$SNR = 10\lg \frac{\| x \|_2^2}{\| x - \hat{x} \|_2^2} \tag{10}$$

$$RE = \frac{\| x - \hat{x} \|_2}{\| x \|_2} \tag{11}$$

值得说明的是，重构信号的信噪比越大、相对误差越小，表明重构效果越好。

(1)对比同类型的算法

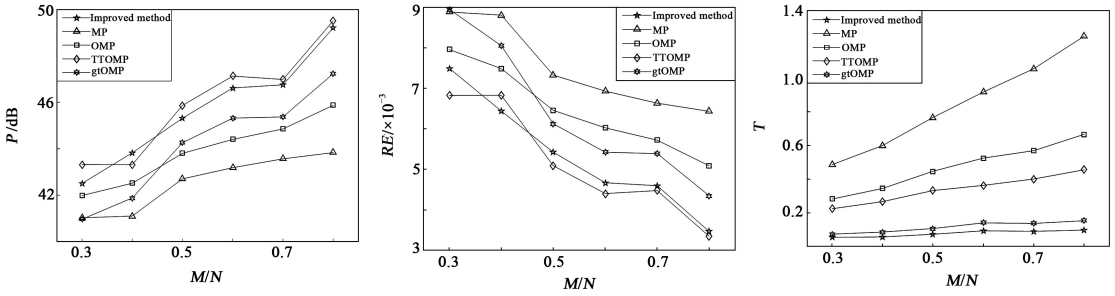
选用匹配追踪算法(MP)、正交匹配追踪算法(OMP)、参考文献[17]中的 gtOMP 算法、以及参考文献[19]中 TTOMP 算法进行对比。在 TTOMP 算法中，每次迭代淘汰最不相关的原子个数设置为 $p=3$；在 gtOMP 算法中，每次迭代中选择最佳原子的个数设置为 $s=4$。

图 4 给出了同算法性能对比的实验结果。图 4(a)是信噪比的对比图，由图可知，随着压缩比增大，所有算法的信噪比都呈现上升趋势，并且本文算法在重构信噪比方面要优于 MP 算法、OMP 算法与 gtOMP 算法。相比于 MP 算法、OMP 算法以及 gtOMP 算法，信噪比分别提升了 5.4，3.4 以及 2 dB，但与 TTOMP 算法相比，本文算法信噪比与之接近。图 4(b)为相对误差的对比图，随着压缩比的增大，相对误差逐渐减小，且本文算法相对误差要低于 MP 算法、OMP 算法与 gtOMP 算法，同时与 TTOMP算法接近。图4(c)为算法时间复杂度的对比图，本文所改进算法的时间复杂度最低，比经典 MP 算法的时间复杂度降低了 10 倍，与 TTOMP 算法相比，本文算法的时间复杂度降低了 5 倍。综上所述，本文所提出的算法在保证重构精度的同时，显著降低了算法的复杂度。

(2)对比不同类型的算法

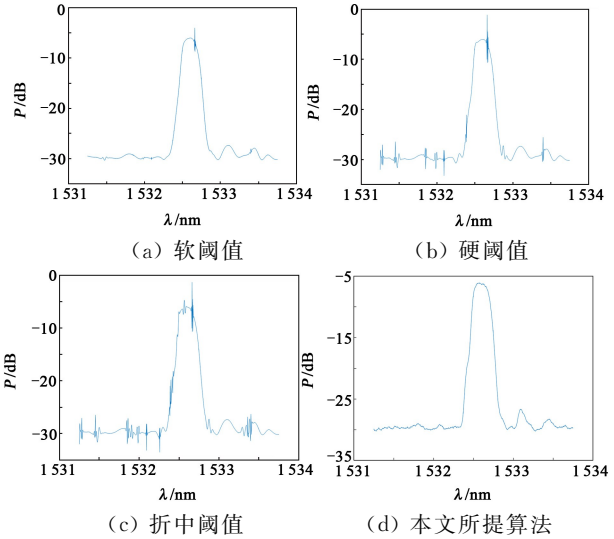
对比了主要与经典的小波阈值算法，即包括硬阈值、软阈值以及折中阈值三种算法。其中，小波基设置为“coif5”，分解层数设置为 5。在本文算法中，将压缩比设置为 $M/N=0.4$，稀疏度 $K=90$。

图 5 为各种算法的重构图，图 5(a)为软阈值法，图 5(b)为硬阈值法，图 5(c)为折中阈值法，图 5(d)为本文所提出的方法。经对比发现，所提出算法的重构效果最佳。由于 FBG 的传感特性，其主要通过光谱信号峰值的漂移量来实现传感，因此去噪的关键在点于峰值处。经对比发现，本文所提的算法更适合峰值去噪。



(a) 信噪比的对比图　(b) 相对误差对比图　(c) 算法时间复杂度对比

图 4　不同算法的性能对比图



(a) 软阈值　(b) 硬阈值

(c) 折中阈值　(d) 本文所提算法

图 5　不同算法的信号重构图

5　结论

本文围绕压缩感知理论，分析了 FBG 传感信号随应力变化的主要特征，通过去除稀疏系数的虚部，利用指数拟合的方法获取饱和值点，从而确定 FBG 信号的有效稀疏度。并在此基础上，修改了原子选择策略，增加了终止条件，提出了一种改进的正交匹配追踪算法。实验结果表明：与同类型 MP，OMP，gtOMP 以及 TTOMP 算法相比，在信号重构精度和时间复杂度两方面具有更突出的优势；与不同类型的小波阈值算法相比，同样也证实了所提出算法的有效性与优越性。

参考文献：

[1] Wang H, Guo Y, Li Q, et al. Optical fiber based pressure sensors developed for monitoring vehicle loads of asphalt pavements[J]. Proc. SPIE, 2021, 11607: 11070N.

[2] Wang J, Li Z, Fu X, et al. Distributed temperature sensing system based on a densely spaced FBG array for small fire recognition[J]. Measurement, 2021, 179(5): 109406.

[3] 陈　勇，刘保林，刘焕淋，等. 基于光纤布拉格光栅的载荷定

位与检测方法[J]. 机械工程学报，2016，52(18)：8-15.
Chen Y，Liu B，Liu H，et al. Load location and measurement system based on fiber Bragg grating sensor[J]. J. of Mechanical Engineering，2016，52(18)：8-15.

[4] Zhao R，Shu X，Xu Z. Compact fiber curvature and temperature sensor inscribed by femtosecond laser through the coating[J]. J. of Lightwave Technol.，2021，39(12)：3981-3990.

[5] Perafn-Lpez J C，Sierra-Prez J. An unsupervised pattern recognition methodology based on factor analysis and a genetic-DBSCAN algorithm to infer operational conditions from strain measurements in structural applications[J]. Chinese J. of Aeronautics，2021，34(2)：165-181.

[6] Elgaud M，Zan M，Abushagur A，et al. Improvement of signal to noise ratio of time domain mutliplexing fiber Bragg grating sensor network with Golay complementary codes[J]. Optical Fiber Technol.，2017，36：447-453.

[7] 熊春宝，于丽娜，常翔宇. 基于EEMD-小波阈值去噪的桥梁结构模态参数识别[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版)，2020，53(4)：378-385.
Xiong Chunbao，Yu Lina，Chang Xiangyu. Modal parameter identification of bridge structures based on EEMD-wavelet threshold denoising[J]. J. of Tianjin University (Science and Technology)，2020，53(4)：378-385.

[8] 张 淼，魏 国. 心电信号平滑分解阈值去噪方法[J]. 哈尔滨工程大学学报，2020，41(9)：1329-1339.
Zhang Miao，Wei Guo. Smooth decomposition threshold denoising method for ECG[J]. J. of Harbin Engineering University，2020，41(9)：1329-1339.

[9] Wu J，Wu L，Sun M，et al. Application of boundary local feature scale adaptive matching extension EMD endpoint effect suppression method in blasting seismic wave signal processing[J]. Shock and Vibration，2021，2021(5)：2804539.1-2804539.9.

[10] Donoho. Compressed sensing[J]. IEEE Trans. on Information Theory，2006，52(4)：1289-1306.

[11] Liu J，Huang X L，Wang P. Compressive spectrum sensing with temporal-correlated prior knowledge mining[J]. Wireless Communications and Mobile Computing，2021，2021(1)：5539697.1-5539697.9.

[12] 尹宏鹏，刘兆栋，柴 毅，等. 压缩感知综述[J]. 控制与决策，2013，28(10)：1441-1445，1453.
Yin Hongpeng，Liu Zhaodong，Chai Yi，et al. Survey of compressed sensing[J]. Control and Decision，2013，28(10)：1441-1445，1453.

[13] Kumar B. Comparative performance evaluation of greedy algorithms for speech enhancement system[J]. Fluctuation and Noise Lett.，2020，20(2)：2150017.

[14] Zhang F，Wang J，Wang W. Low-tubal-rank plus sparse tensor recovery with prior subspace information[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2020，43(10)：3492-3507.

[15] Sandhu A I，Shaukat S A，Desmal A，et al. ANN-assisted CoSaMP algorithm for linear electromagnetic imaging of spatially sparse domains[J]. IEEE Trans. on Antennas and Propagation，2021，69(9)：6093-6098.

[16] 李 红，祝连庆，刘 锋，等. 裸光纤光栅表贴结构应变传递分析与实验研究[J]. 仪器仪表学报，2014，35(8)：1744-1750.
Li Hong，Zhu Lianqing，Liu Feng，et al. Strain transfer analysis and experimental research of surface-bonded bare FBG[J]. Chinese J. of Scientific Instrument，2014，35(8)：1744-1750.

[17] 陈 勇，张玉兰，刘焕淋，等. 改进的多原子自匹配最终算法处理FBG信号[J]. 光电子·激光，2016，27(6)：581-587.
Chen Yong，Zhang Yulan，Liu Huanlin，et al. FBG signal processing with improved multi atom matching pursuit algorithm[J]. J. of Optoelectronics·Laser，2016，27(6)：581-587.

[18] Israa S，Sema K. Improving recovery of ECG signal with deterministic guarantees using split signal for multiple supports of matching pursuit (SS-MSMP) algorithm[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine，2017，139：39-50.

[19] Amey K，Tinoosh M. Low overhead architectures for OMP compressive sensing reconstruction algorithm[J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems Ⅰ：Regular Papers，2017，64(6)：1468-1480.

作者简介：

郭 享(1982—)，男，江苏省句容市人，高级工程师，研究方向为轨道交通工程及其智能传感；

谢婷玉(1993—)，女，湖南省长沙市人，硕士，工程师，主要研究方向为嵌入式控制、多源信息融合。