

基于小波字典的风速数据重构的压缩感知方法*

朱一凯^{1,2}, 余哲帆^{1,2}, 陈安妮^{1,2}, 万华平^{1,2}

(1. 东南大学混凝土及预应力混凝土结构教育部重点实验室 南京, 211189)

(2. 浙江大学建筑工程学院 杭州, 310058)

摘要 由于风速具有明显的非平稳性, 常用字典的压缩感知(compressed sensing, 简称CS)方法对于风速信号重构效果不佳, 故引入基于小波字典的压缩感知方法, 用于重构风速缺失数据, 有效提升了风速信号的重构精度。通过风速仿真数据和广州塔的监测风速数据验证了本研究方法的有效性, 并研究了数据缺失工况、正则化参数、小波字典层数和小波类型对风速信号重构效果的影响。结果表明, 基于小波字典的压缩感知方法可有效重构缺失的风速信号。

关键词 压缩感知; 风速; 数据重构; 小波字典

中图分类号 TU317; TH7

引言

随着新材料的使用和建造技术的进步, 工程结构朝着轻柔、高耸、大跨度的方向发展。这类结构柔性大、阻尼和自振频率低, 对风荷载十分敏感, 风荷载已成为结构设计的关键控制荷载^[1], 风速是结构风监测的重要参量。由于监测设备故障、供能中断和数据传输故障等因素存在, 风速监测数据缺失情况不可避免, 而风速数据的完整性对于风荷载特性的准确表征非常重要, 因此有必要对缺失风速数据进行修复。

针对结构健康监测的数据缺失修复问题, Wan等^[2]提出了基于贝叶斯多任务学习的监测数据修复方法, 用于修复广州塔的温度数据和加速度数据。马帆等^[3]提出了基于概率主成分分析的数据修复方法。风速信号是一种非平稳信号, 具有明显的非平稳性、波动性和随机性^[4]。上述数据缺失修复方法难以应用于非平稳的风速信号。

压缩感知是一种新型的采样理论, 可用较少的采样数据重构出原信号^[5], 在结构健康监测领域得到广泛关注。Huang等^[6]提出了一种改进的稀疏贝叶斯学习超参数优化方法, 并对天津永和大桥的加速度数据分析处理, 验证该方法能精确重构原始数据且具备鲁棒性。李惠等^[7]采用了一种基于随机解调器的方法来产生CS随机采样矩阵, 将其植入传

感器用于数据的变换, 节省了传感器内存空间。

CS依赖于信号自身的稀疏性, 选择合适的稀疏字典对信号重构十分重要。Wan等^[8]基于不同测点的风速信号, 提出构造专用稀疏字典的CS方法, 并在杭州东站和浙大体育馆中得到验证。风速信号非自然稀疏, 常用稀疏字典(例如逆离散余弦变换(inverse discrete cosine transform, 简称IDCT))、逆离散傅里叶字典等在拟合非平稳信号时产生吉布斯效应^[9], 即需要增加大量非零系数拟合出信号中的非平稳特征, 导致信号的稀疏性下降, 而稀疏性又是影响CS效果的重要因素。常用字典在重构加速度信号方面有较大优势, 但对于重构非平稳性较强的风速信号效果不佳。小波变换能更好体现信号时频域特征以及表征信号的非平稳特性, 笔者探讨了一种基于小波字典的风速数据压缩感知方法。

1 基于小波字典的压缩感知方法

1.1 压缩感知原理

假设原始信号 $x \in \mathbb{R}^N$, 经特定观测矩阵 $\Phi \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 观测, 可得测量信号 $y \in \mathbb{R}^N$, 即

$$y = \Phi x \quad (1)$$

原始信号 x 可使用字典 $\Psi \in \mathbb{R}^{N \times M}$ 表示

$$x = \Psi w \quad (2)$$

其中: w 为稀疏系数。

* 国家重点研发计划资助项目(2021YFF0501001); 国家自然科学基金资助项目(51878235); 浙江省重点研发计划资助项目(2021C03154); 混凝土及预应力混凝土结构教育部重点实验室开放课题资助项目(CPCSME2020-05)

收稿日期: 2022-03-15; 修回日期: 2022-04-09

将式(2)代入式(1),可得

$$\mathbf{y} = \Phi \Psi \mathbf{w} = D \mathbf{w} \quad (3)$$

其中: $D = \Phi \Psi \in \mathbb{R}^{N \times M}$ 为测量矩阵。

假设测量信号 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^N$ 在传输过程中丢失 $N - N'$ 个数据,得到有损信号 $\mathbf{y}' \in \mathbb{R}^{N'}$ 。为建立有损信号 $\mathbf{y}'$ 与稀疏系数 $\mathbf{w}$ 的线性关系,移除观测矩阵 Φ 中的对应行,得到 $\Phi' \in \mathbb{R}^{N' \times N}$ 。式(3)表示为

$$\mathbf{y}' = \Phi' \Psi \mathbf{w} = D' \mathbf{w} \quad (4)$$

Candes等^[10]指出测量矩阵 D' 需满足等距约束条件(restricted isometry property, 简称 RIP), 即

$$(1 - \delta_k) \|\mathbf{w}\|_2^2 \leq \|D' \mathbf{w}\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|\mathbf{w}\|_2^2 \quad (5)$$

其中: $\|\cdot\|_2$ 表示 l_2 范数。

式(4)在 $\mathbf{w}$ 具有稀疏性的先验条件下,可转换为求解式(6)的 l_1 范数最小化问题。当观测矩阵 Φ 为随机伯努利矩阵时,测量矩阵 D' 通常满足 RIP 条件

$$\min_{\mathbf{w}} \|\mathbf{w}\|_1, \quad \text{s.t. } \mathbf{y}' = D' \mathbf{w} \quad (6)$$

其中: $\|\cdot\|_1$ 表示 l_1 范数,即向量中各个元素绝对值之和。

式(6)可通过 LASSO 算法^[11]求解

$$\mathbf{w} = \arg \min \|\mathbf{y}' - D' \mathbf{w}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{w}\|_1 \quad (7)$$

其中: α 为控制稀疏度的正则化参数。

通过对式(7)迭代,得到稀疏系数 $\mathbf{w}$ 的估计值 $\hat{\mathbf{w}}$,再通过式(2)得到原始信号估计值 $\hat{x}$,实现对原始信号的修复。

1.2 基于小波变换的字典构造

小波变换是进行信号时频分析和处理的理想工具,能有效体现风速信号在时域上的非平稳特征。

小波函数由初始小波函数缩放和平移得到。离散小波函数 $\phi_{j,k}(t)$ 可表示为

$$\phi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \phi\left(\frac{t - ka_0^j b_0}{a_0^j}\right) = a_0^{-j/2} \phi(a_0^{-j} t - kb_0) \quad (8)$$

其中: $\phi(t)$ 为初始小波函数; a 为伸缩因子, $a = a_0^j$; b 为平移因子, $b = kb_0$ 。

a 和 b 决定时间和频率分辨率的特性,常通过二进制定态采样网格分析方法选取,即 $a = 2^j$, $b = 2^{-j}k$, $j, k \in \mathbb{Z}$, 由此得到二进制小波函数为

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}(t - k)) \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix} R_{ff}(t' - \Delta t, 0) & R_{ff}(t' - 2\Delta t, -\Delta t) & \cdots & R_{ff}(t' - p\Delta t, (1-p)\Delta t) \\ R_{ff}(t' - \Delta t, \Delta t) & R_{ff}(t' - 2\Delta t, 0) & \cdots & R_{ff}(t' - p\Delta t, (2-p)\Delta t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{ff}(t' - \Delta t, (p-1)\Delta t) & R_{ff}(t' - 2\Delta t, (p-2)\Delta t) & \cdots & R_{ff}(t' - p\Delta t, 0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_1(t') \\ A_2(t') \\ \vdots \\ A_p(t') \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{ff}(t', \Delta t) \\ R_{ff}(t', 2\Delta t) \\ \vdots \\ R_{ff}(t', p\Delta t) \end{bmatrix} \quad (12)$$

小波函数 $\phi_{j,k}(t)$ 随伸缩因子 a 、平移因子 b 的变化,对应不同的频段区间、时间区间。为了构造不同尺度的小波,需要调整 j 的取值,因此引入小波层数 L 的概念,用来描述 j 的取值范围。 k 为与小波平移有关的参数,需要避免在 t 取值范围内出现小波函数取值均为 0 的情况。

某一特定类型的小波均有初始父函数和初始母函数,分别记为 $\varphi(t)$ 和 $\phi(t)$,经缩放与平移后得到 $\varphi_{j,k}(t)$ 和 $\phi_{j,k}(t)$ 。父函数仅取 $j = L - 1$ 的情况,将其按顺序排列,记为 A ;母函数取 $j = 0, 1, \dots, L - 1$ 的情况,将其按顺序排列,并将相同 j 值的母函数组合在一起,记为 B_j 。

$$A = \begin{bmatrix} \varphi_{L-1,1}(t_1) & \varphi_{L-1,2}(t_1) & \cdots & \varphi_{L-1,k_L}(t_1) \\ \varphi_{L-1,1}(t_2) & \varphi_{L-1,2}(t_2) & \cdots & \varphi_{L-1,k_L}(t_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{L-1,1}(t_n) & \varphi_{L-1,2}(t_n) & \cdots & \varphi_{L-1,k_L}(t_n) \end{bmatrix}$$

$$B_j = \begin{bmatrix} \phi_{j,1}(t_1) & \phi_{j,2}(t_1) & \cdots & \phi_{j,k_j}(t_1) \\ \phi_{j,1}(t_2) & \phi_{j,2}(t_2) & \cdots & \phi_{j,k_j}(t_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{j,1}(t_n) & \phi_{j,2}(t_n) & \cdots & \phi_{j,k_j}(t_n) \end{bmatrix}$$

将 A, B_j 按照下式进行组合,得到层数为 L 的小波字典 Ψ 为

$$\Psi = [A \ B_0 \ B_1 \ \cdots \ B_{L-1}] \quad (10)$$

2 方法验证

2.1 仿真数据验证

利用时变自回归(auto regressive, 简称 AR)模型^[12]生成非平稳高斯随机过程,用于构造非平稳风速信号 x 。基于时变 AR 模型,非平稳高斯随机过程模拟表示为

$$f(t) = \sum_{i=1}^p A_i(t) f(t - i\Delta t) + L(t)w(t) \quad (11)$$

其中: $f(t)$ 为零均值非平稳高斯随机过程; $A_i(t)$ 为时变自回归模型系数; $L(t)$ 为待定时变模型系数; p 为模型阶数; Δt 为采样时间间隔; $w(t)$ 为高斯白噪声序列。

$A_i(t)$ 和 $L(t)$ 为模型系数, $A_i(t)$ 可通过式(12)解得

其中: $R_{ff}(t, \tau)$ 为 $f(t)$ 和 $f(\tau)$ 的互相关函数, 可通过时变功率谱的非均匀调制函数 $A(\omega, t)$ 和调制谱函数 $J(\omega)$ 求得。

笔者采用 Davenport 谱, $A(\omega, t)$ 和 $J(\omega)$ 可表示为

$$A(\omega, t) = \left(1 + \left(\frac{1200\omega}{2\pi U} \right)^2 \right) / \left(1 + \left(\frac{1200\omega}{2\pi \tilde{U}(t)} \right)^2 \right)^{2/3}$$

$$J(\omega) = 4K \times 1200^2 \times \frac{\omega}{2\pi} \left(1 + \left(\frac{1200\omega}{2\pi U} \right)^2 \right)$$

其中: K 为表面阻力系数, 取 0.003; ω 为圆频率, 上截止圆周频率为 4 rad/s; $\tilde{U}(t)$ 为时变风速, 假定为周期较长的三角函数, 即 $\tilde{U}(t) = 5 + \cos(0.002t)$; U 为时变平均风速, 取 5 m/s。

$L(t)$ 的计算公式为

$$L(t) = \sqrt{R_{ff}(t, 0) - \sum_{i=1}^p A_i(t) R_{ff}(t - i\Delta t, -i\Delta t)} \quad (13)$$

通过不断迭代计算式(12)可构造出非平稳高斯随机过程 $f(t)$, 风速时程信号可表示为

$$V(t) = U(t) [1 + f(t)] \quad (14)$$

根据 $V(t)$ 得到原始风速信号 x 为

$$x = [V(\Delta t) \quad V(2\Delta t) \quad \cdots \quad V(N\Delta t)] \quad (15)$$

其中: N 为采样个数。

本仿真模拟采用的电脑计算平台包括 Windows10 操作系统/Intel Core i7-9750H CPU/16G RAM, 以及数值软件 Python 3.9+numpy 1.21.1+scipy 1.7.1。

根据时变 AR 模型相关理论, 仿真模拟的原始风速信号 x (传感器采集得到) 如图 1 所示。仿真生成测量信号 y 如图 2 所示。

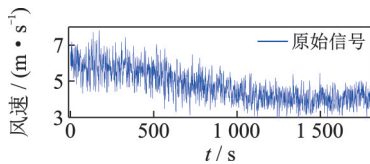


图1 原始风速信号 x

Fig.1 Original wind speed signal x

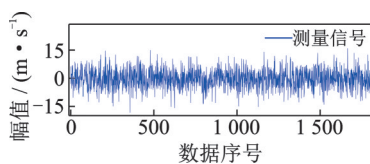


图2 测量信号 y

Fig.2 Measurement signal y

传输测量信号 y 的过程中, 部分信号丢失, 得到有损信号 y' 。数据损失率和损失段数是描述数据丢失情况的 2 个主要参数, 为了进一步研究 2 个参数与修复效果之间的关系, 对不同形式的数据丢失情况展开讨论。第 1 组情况, 数据损失率均为 20%, 但分别损失 20 段、10 段和 4 段。第 2 组情况, 损失段数均为 10 段, 损失率分别为 10%、20% 和 30%。

第 1 组情况, 损失率为 20% 且损失段数不同的有损信号 y' 如图 3 所示。对比笔者的小波字典和 IDCT 字典的修复效果。

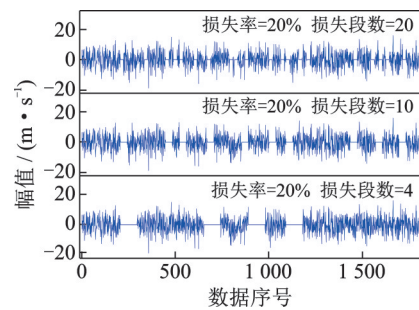


图3 损失率为 20% 且损失段数不同的有损信号 y'

Fig.3 Signal y' with loss ratio of 20% and different loss segments

使用小波字典进行数据修复之前, 需要确定构建字典所需的层数 L 和 LASSO 算法中的正则化参数 α , 选择合适的参数组合有利于提升修复效果。将参数的取值范围定为 $\alpha = 0.1, 0.01, 0.001, \dots, 10^{-10}$, $L = 2, 3, \dots, 22$, 均方误差 $MSE = \|\hat{x} - x\|_2 / \|x\|_2 \times 100\%$ 是用来衡量修复效果的指标, 选出 α 和 L 的最优参数组合。在使用传统 IDCT 字典前, 需要确定 LASSO 算法中的正则化参数 α , 取值范围同样设为 $\alpha = 0.1, 0.01, 0.001, \dots, 10^{-10}$, 根据 MSE 指标选取修复效果最佳的参数。

sym7 小波字典在不同参数组合下修复误差 MSE 如图 4 所示。从中选出使 MSE 最小的 α 和 L 参数组合, 使用上述 2 种方法对有损数据进行重构。不同损失段数情况下, sym7 小波字典与 IDCT 字典修复效果对比如图 5 所示。可见, 在不同损失段数情况下, sym7 小波字典对有损仿真信号的修复效果优于 IDCT 字典。

第 2 组情况, 损失段数为 10 且损失率不同的有损信号 y' 如图 6 所示。不同损失率情况下 2 种字典修复效果对比如图 7 所示。可见, 在不同损失率情况下, sym7 小波字典对有损仿真信号的修复效果优于 IDCT 字典。

此外,对比第1组情况可知,损失率的升高会造成2种字典修复效果降低,而损失段数的变化对修复效果的影响不明显。

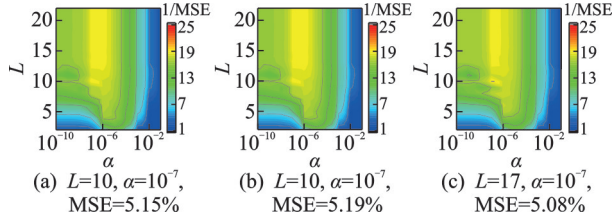


图4 sym7小波字典在不同参数组合下修复误差MSE
Fig.4 Recover error MSE of sym7 wavelet dictionary under different parameter combinations

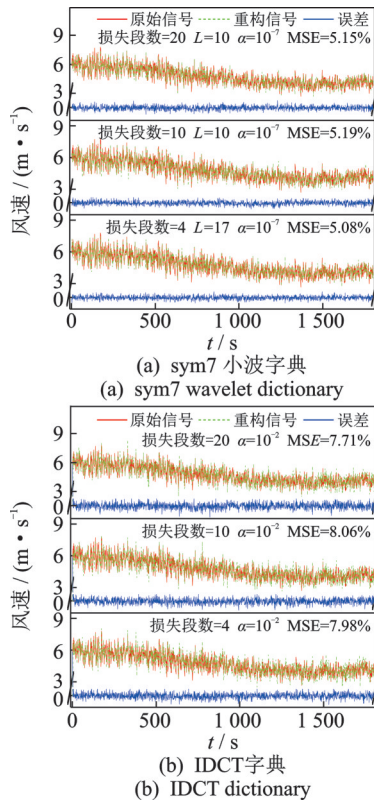


图5 不同损失段数情况下sym7小波字典与IDCT字典修复效果对比
Fig.5 Comparison of recover effects between sym7 wavelet dictionary and IDCT dictionary under different loss segments

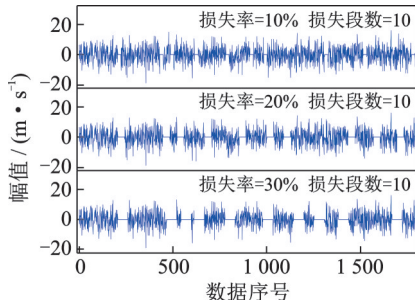


图6 损失段数为10且损失率不同的有损信号 y'
Fig.6 Signals y' with 10 loss segments and different loss ratios

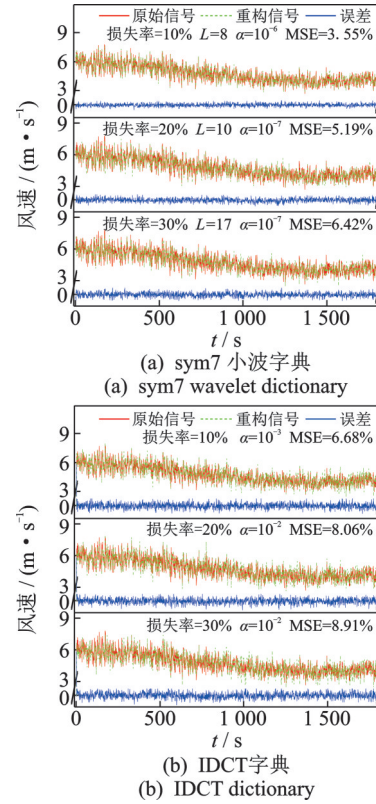


图7 不同损失率情况下2种字典修复效果对比
Fig.7 Comparison of recover effects between sym7 wavelet dictionary and IDCT dictionary under different loss ratios

为进一步比较在不同损失率情况下的修复效果,考虑到实际应用中损失率通常不会超过50%,所以笔者讨论在1%~50%损失率下2种字典对应的修复效果。不同损失率情况下2种字典修复误差MSE对比如图8所示。可以看出,在不同损失率下,sym7小波字典的MSE均小于IDCT字典的MSE。综上分析,对于风模拟数据的修复,sym7小波字典修复效果优于传统的IDCT字典。

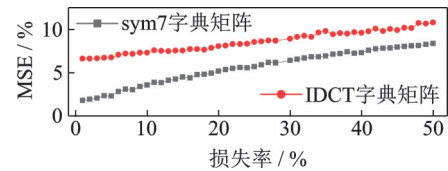


图8 不同损失率情况下2种字典修复误差MSE对比
Fig.8 Comparison of two dictionaries recover errors MSE under different loss ratios

上述仅分析了sym7小波,下面将进一步讨论其他小波基函数构造的小波字典的修复效果。3种损失率情况下,各类小波字典与IDCT字典修复效果对比如图9所示。可以看出,虽然不同小波字典的修复效果略有差异,且修复误差均明显小于IDCT字典,表明基于小波字典的CS方法具有精度高的优点,

且无需选取特定的小波字典用于修复风速信号。

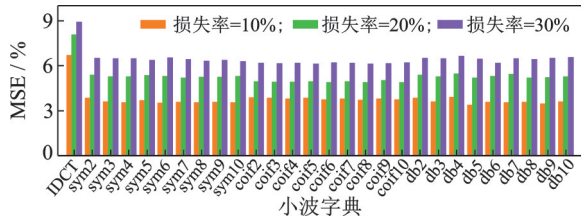


图 9 各类小波字典与 IDCT 字典修复效果对比
Fig.9 Comparison of recover effects between various wavelet dictionaries and IDCT dictionaries

2.2 实测数据验证

采用广州塔的风速监测信号进一步验证笔者提出方法的有效性。广州塔风速传感器布置如图 10 所示。该塔总高度为 600 m,其中天线桅杆高为 146 m,塔身主体高为 454 m。图 10 中,风速传感器安装在广州塔塔顶 461.1 m 处,采集频率为 50 Hz^[13]。

在实际工程中,风速采样频率常设为 1 Hz^[12, 14],对广州塔风速监测数据进行 1 Hz 的重采样,得到的重采样风速信号如图 11 所示。



图 10 广州塔风速传感器布置
Fig.10 Wind speed sensor layout of Canton Tower

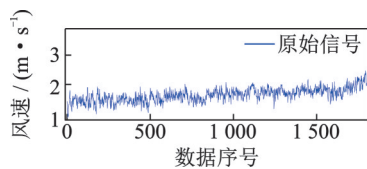
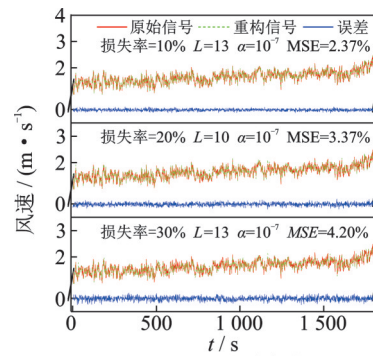


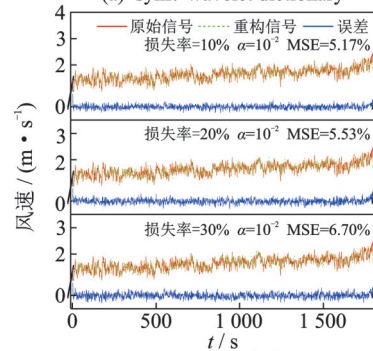
图 11 广州塔重采样风速信号
Fig.11 Resampled wind speed signal of Canton Tower

在损失率分别为 10%, 20% 和 30% 的情况下,对有损信号进行重构。仍以 sym7 小波字典为例,广州塔不同损失率情况下 2 种字典修复效果对比如图 12 所示。可见, sym7 小波字典对有损风信号的修复效果优于 IDCT 字典。

为进一步比较在不同损失率情况下的修复效果,研究 1%~50% 损失率下 2 种字典的修复效果。广州塔不同损失率情况下 2 种字典修复误差 MSE 对比如图 13 所示。可见,在不同损失率下 sym7 小



(a) sym7 小波字典
(a) sym7 wavelet dictionary



(b) IDCT 字典
(b) IDCT dictionary

图 12 广州塔不同损失率情况下 2 种字典修复效果对比
Fig.12 Comparison of recover effects between sym7 wavelet dictionary and IDCT dictionary under different loss ratios of Canton Tower

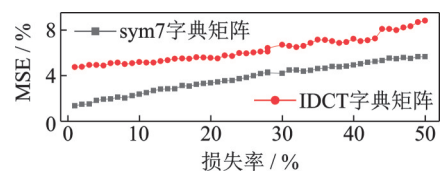


图 13 广州塔不同损失率情况下 2 种字典修复误差 MSE 对比
Fig.13 Comparison of two dictionaries recover errors MSE under different loss ratios of Canton Tower

波字典的 MSE 均小于 IDCT 字典的 MSE, sym7 小波字典修复效果优于传统的 IDCT 字典。

广州塔各类小波字典与 IDCT 字典修复效果对比如图 14 所示,再次验证在不同损失率的情况下,不同小波字典的修复效果差异不明显,且均优于 IDCT 字典。可见,在实际工程应用中,无需选取特定的小波字典。

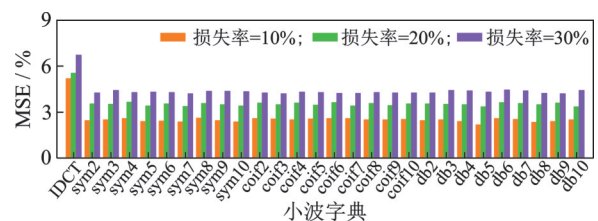


图 14 广州塔各类小波字典与 IDCT 字典修复效果对比
Fig.14 Comparison of recover effects between various wavelet dictionaries and IDCT dictionaries of Canton Tower

3 结 论

1) LASSO算法的正则化参数和小波字典层数是2个关键参数,选择合适的参数组合能够提升重构效果。

2) 通过对比不同损失率和不同损失段数下的修复效果发现,损失率对于修复效果有明显影响,损失段数对修复效果影响不明显。

3) 相较于IDCT字典,使用小波字典重构的信号与原信号的偏差更小,表明使用小波字典可有效提升压缩感知方法修复缺失风速信号的效果,且不同小波字典修复效果差异不明显,无需选取特定的小波字典用于风速信号修复。

参 考 文 献

- [1] ZENG X S, PENG Y B, CHEN J B. Serviceability-based damping optimization of randomly wind-excited high-rise buildings [J]. The Structural Design of Tall and Special Buildings, 2017, 26(11): e1371.
- [2] WAN H P, NI Y Q. Bayesian multi-task learning methodology for reconstruction of structural health monitoring data [J]. Structural Health Monitoring, 2019, 18(4): 1282-1309.
- [3] 马帆, 罗尧治, 万华平, 等. 基于概率主成分分析的结构健康监测数据修复方法研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(21): 135-141, 167.
MA Zhi, LUO Yaozhi, WAN Huaping, et al. Repair method of structural health monitoring data based on probabilistic principal component analysis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(21): 135-141, 167. (in Chinese)
- [4] 舒新玲, 周岱, 王泳芳. 风荷载测试与模拟技术的回顾及展望[J]. 振动与冲击, 2002, 21(3): 6-10, 25.
SHU Xinling, ZHOU Dai, WANG Yongfang. Review and prospect on measurement and simulation techniques of wind load[J]. Journal of Vibration and Shock, 2002, 21(3): 6-10, 25. (in Chinese)
- [5] CANDES E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [6] HUANG Y, BECK J L, WU S, et al. Robust Bayesian compressive sensing for signals in structural health monitoring[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2014, 29(3): 160-179.
- [7] 李惠, 鲍跃全, 李顺龙, 等. 结构健康监测数据科学与工程[J]. 工程力学, 2015, 32(8): 1-7.
LI Hui, BAO Yuequan, LI Shunlong, et al. Data science and engineering for structural health monitoring[J]. Engineering Mechanics, 2015, 32(8): 1-7. (in Chinese)
- [8] WAN H P, DONG G S, LUO Y Z. Compressive sensing of wind speed data of large-scale spatial structures with dedicated dictionary using time-shift strategy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 157: 107685.
- [9] 陶天友, 王浩, 姚程渊. 非平稳风速的HHS时频状态表征[J]. 振动工程学报, 2019, 32(1): 49-55.
TAO Tianyou, WANG Hao, YAO Chengyuan. HHS-based time-frequency characterization of non-stationary wind velocities [J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(1): 49-55. (in Chinese)
- [10] CANDES E J, TAO T. Decoding by linear programming [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(12): 4203-4215.
- [11] KOH K, KIM S J, BOYD S. An interior-point method for large-scale l1-regularized logistic regression[J]. Journal of Machine Learning Research, 2007, 8: 1519-1555.
- [12] 李锦华, 陈水生, 吴春鹏, 等. 基于时变AR模型的非平稳非高斯随机过程的数值模拟[J]. 振动与冲击, 2015, 34(17): 142-146.
LI Jinhua, CHEN Shuisheng, WU Chunpeng, et al. Simulation of non-stationary non-Gaussian stochastic process based on a time-varying AR model[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(17): 142-146. (in Chinese)
- [13] NI Y Q, XIA Y, LIAO W Y, et al. Technology innovation in developing the structural health monitoring system for Guangzhou New TV Tower [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2009, 16(1): 73-98.
- [14] 王浩, 杨敏, 陶天友, 等. 苏通大桥桥址区实测强风非平稳风特性分析[J]. 振动工程学报, 2017, 30(2): 312-318.
WANG Hao, YANG Min, TAO Tianyou, et al. Analysis on non-stationary wind characteristics of measured strong winds at the site of Sutong Bridge [J]. Journal of Vibration Engineering, 2017, 30(2): 312-318. (in Chinese)



第一作者简介:朱一凯,男,2001年3月生,博士生。主要研究方向为结构健康监测与信号处理研究。曾发表《采用BP神经网络优化的振动信号压缩感知方法》(《振动工程学报》2023年36卷5期)等论文。

E-mail: zhuyk@zju.edu.cn

通信作者简介:万华平,男,1986年4月生,博士、研究员、博士生导师。主要研究方向为结构健康监测与结构不确定性分析。

E-mail: hpwan@zju.edu.cn