

基于 EWT-FastICA 的斜拉桥监测挠度温度效应分离*

谭冬梅¹, 姚欢¹, 吴浩², 甘沁霖¹

(1. 武汉理工大学土木工程与建筑学院 武汉, 430070)

(2. 华中师范大学城市与环境科学学院 武汉, 430079)

摘要 考虑桥梁挠度中的温度效应和长期挠度成分将会一定程度影响到桥梁的安全评估, 提出基于经验小波变换 (empirical wavelet transform, 简称 EWT) 结合快速独立分量分析 (fast independent component analysis, 简称 FastICA) 方法对温度效应和长期挠度进行分离。首先, 利用经验小波变换分离出日温差效应; 其次, 考虑年温差效应与长期挠度频率相近难以分离, 因此运用经验小波变换自定义间隔把傅里叶频谱上年温差和长期挠度部分划分成多个区间, 并在每个区间内构造相应的小波滤波器, 将单通道的挠度信号转化成无虚假模态的一系列本征模态函数 (intrinsic mode function, 简称 IMF); 然后, 把多通道的 IMF 矩阵运用主成分分析 (principal component analysis, 简称 PCA) 降维; 最后, 将降维后的信号采用 FastICA 处理, 实现桥梁挠度年温差和长期挠度的分离。数值仿真结果以及桥梁实测数据研究结果均表明: 该方法能有效地分离挠度监测信号中的温度效应和长期挠度, 且分离效率高。

关键词 挠度; 温度效应分离; 经验小波变换; 快速独立分量分析

中图分类号 U441

引言

随着桥梁结构健康监测系统的发展, 桥梁的健康状态及安全评估越来越方便高效, 但大量的数据积累造成很多有用的信息被掩盖。挠度作为桥梁安全评估最直观的参数之一, 其中包括车载作用以及温度作用引起的挠度, 混凝土收缩徐变等引起的长期挠度^[1]。将这些不同的效应准确分离出来有利于对桥梁进行损伤识别及健康监测, 目前有许多学者针对这方面做过一系列的研究。

刘纲等^[2]从不同时间尺度展开, 以日温差效应频率为中心频率, 利用粒子群优化算法自适应的调整滤波器的带宽从而达到分离日温差效应。孙雅琼等^[3-4]通过应变监测数据, 运用时变的平均值法剔除出温度效应。陈国良等^[5]根据挠度响应在时间尺度上不耦合的特点, 运用中心移动平均法从时间序列分析来剔除年温差效应和日温差效应, 并用差分整合移动平均自回归模型 (autoregressive integrated moving average model, 简称 ARIMA) 预测了挠度变形的长期趋势。刘夏平等^[6]将温度输入最小二乘支持向量机中得到挠度温度效应来定量分析温度与温度效应之间的关系, 根据关系式来从温度变化得到挠度温度效应的变化。

梁宗保等^[7]建立了应变与温度之间的经验回归方程, 将温度效应视作回归方程得到的值与应变测量值之间的差值。谭冬梅等^[8]通过采用改进的集合经验模态分解 (modified ensemble empirical mode decomposition, 简称 MEEMD) 算法进行多次分解最终对温度效应进行了分离。

笔者提出一种基于 EWT-FastICA 挠度成分分离算法。首先, 采用经验小波变化根据极大值选取原则, 在频谱上将日温差效应分割并构造 Meyer 小波滤波器快速准确分离日温差效应; 其次, 针对年温差和长期挠度频率相近难分离或者分离效果差的问题, 修改傅里叶频谱分割边界, 将年温差和长期挠度成分充分分解, 形成一系列 IMF 分量; 然后, 采用 PCA 降维, 提取主元; 最后, 运用 FastICA 算法解混分离出年温差和长期挠度。EWT 对比传统的经验模态分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD) 和集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD) 算法, 可以极大地提升运算速度, 受噪声影响小, 自适应性好, 且结合 FastICA 算法解决了一般算法较难分离年温差和长期挠度的问题。

* 国家自然科学基金资助项目 (42271453); 湖北省重点实验室开放基金资助项目 (DQJJ201709)

收稿日期: 2020-03-15; 修回日期: 2020-07-06

1 理论简介

1.1 经验小波变换

经验小波变换^[9]是一种新颖的时频分析变换方法,它是对传统的小波变换以及EMD^[10]的改进。EWT实质是通过自适应分割频谱,提取出原始信号的调幅(amplitude modulation,简称AM)-调频(frequency modulation,简称FM)成分,从而成功地分解出各IMF^[11-12]。

EWT首先把信号的傅里叶谱归一化得到频率 $\omega_n \in (0, \pi)$,再在归一化后的区间上自适应划分将之分割成 N 份连续的小区间 Δ_n ,每个小区间长度为 $\omega_n - \omega_{n-1}$,可以表示为

$$\Delta_n = [\omega_{n-1}, \omega_n] \quad (n = 1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

$$\tau_n = \gamma \omega_n \left(0 < \gamma < 1, \gamma < \min \left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \right) \right) \quad (2)$$

其中: $\omega_0 = 0, \omega_N = \pi$ 。

以每个分割界限 ω_n 为中心设置一个宽度为 $2\tau_n$ 的过渡带, τ_n 如式2所示,自适应分割后在各区间 Δ_n 构造窄带滤波器。根据传统小波变换的定义,经验小波变换的细节系数和近似系数可以表示为

$$W_f^\varepsilon(n, t) = \langle f, \psi_n \rangle = \int f(\tau) \bar{\psi}_n(\tau - t) d\tau = F^{-1}(\hat{f}(\omega) \bar{\psi}_n(\omega)) \quad (3)$$

$$W_f^\varepsilon(0, t) = \langle f, \varphi_1 \rangle = \int f(\tau) \bar{\varphi}_1(\tau - t) d\tau = F^{-1}(\hat{f}(\omega) \bar{\varphi}_1(\omega)) \quad (4)$$

其中: $W_f^\varepsilon(n, t)$ 为经验小波变换的细节系数; $W_f^\varepsilon(0, t)$ 为经验小波变换的近似系数; $\langle \rangle$ 表示内积; $\hat{f}(\omega)$ 为小波函数; $\bar{\psi}_n(\omega)$ 为尺度函数; $\bar{\varphi}_1(\omega)$ 分别为 $\psi_n(\omega), \varphi_n(\omega)$ 的共轭复数;上标 \wedge 表示傅里叶变换; F^{-1} 表示求傅里叶逆变换。

因此,得到的各阶IMF则可以表示为

$$f_0(t) = W_f^\varepsilon(0, t) * \varphi_1(t) \quad (5)$$

$$f_k(t) = W_f^\varepsilon(k, t) * \psi_k(t) \quad (6)$$

1.2 主成分分析

主成分分析法(PCA)常运用于数据降维,在不损失主要信息的情况下精简了数据,极大提升了计算速度,同时可提取信号中的主元,降低信号中无用成分的干扰以及消除噪声等。通过运用 n 维向量代替 m 维向量,其中 $n < m$,PCA的处理步骤可以分为:

1) 数据中心化;

2) 计算信号的协方差矩阵 $C = E(XX^T)$;

3) 特征值分解协方差矩阵;

4) 将分解后的特征值 λ ,按降序排列,选取占比较大的前几个特征值;

5) 根据步骤4所求特征值得到其对应的特征向量 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$;

6) 将选取的特征向量构成新的矩阵乘上原信号矩阵实现降维。

1.3 快速独立分量分析

快速独立分量分析(FastICA)^[13]是利用快速寻优迭代的方法把采集到的盲信号进行批量分解,找出统计独立的源信号。盲信号指的是混合矩阵以及原始信号均无法知道的情况下,仅仅利用采集到的信号来估计源信号。

设有 m 个源信号 $S_{n \times m} = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_m(t)]$ 存在某个混合矩阵 $A_{n \times n}$,使得

$$X_{n \times m} = A_{n \times n} S_{n \times m} \quad (7)$$

其中: X 为观测信号。

在任一时刻 t , X 均符合式(7)。因此,关键目标则是找出分离矩阵 W ,其中 $W = A^{-1}$ 使得 $Y(t) = \hat{S}(t) = WAS(t) = A^{-1}AS(t) = S(t)$, $\hat{S}(t)$ 为 $S(t)$ 的估计。

快速独立分量分析可以分为如下步骤:

1) 将观测信号 X 去均值;

2) 进行白化预处理;

3) 引入定点迭代方式。

定点迭代方式为

$$w = E\{vg(w^T v)\} \quad (8)$$

$$\begin{cases} g_1(y) = \tanh(a_1 y) \\ g_2(y) = y \exp(-y^2/2) \\ g_3(y) = y^3 \end{cases} \quad (9)$$

其中: $E\{\}$ 为特征值分解; v 为白化处理后的数据; $g(y)$ 为非线性二次函数的3种形式; a_1 为常数,通常取为1。

通过近似牛顿法选择系数 α ,对式(8)两边各自加上 αw ;根据Kuhn-Tucker条件,在约束 $E\{(w^T v)^2\} = \|w\|^2 = 1$ 条件下, $E\{G(w^T v)\}$ 在 $E\{vg(w^T v)\} + \beta w = 0$ 点取得最优。令 $K = E\{vg(w^T v)\} + \beta w$,其中 β 为常数。

$$\frac{\partial K}{\partial w} = E\{vv^T g'(w^T v)\} + \beta I \quad (10)$$

$$E\{vv^T g'(w^T v)\} \approx E(vv^T)E\{g'(w^T v)\} = E\{g'(w^T v)\}I \quad (11)$$

此时式(10)变成了可逆的对角矩阵,于是得到如下牛顿近似迭代

$$w^* = w - \frac{(E\{vg(w^T v)\} + \beta w)}{(E\{g'(w^T v)\} + \beta)} \quad (12)$$

两边同乘上 $E\{g'(w^T v)\} + \beta$, 最终得到

$$\begin{cases} w^* = E\{vg(w^T v)\} - E\{g'(w^T v)\} w \\ w = w^* / \|w^*\| \end{cases} \quad (13)$$

FastICA 虽然能很好地解决频率混叠的问题,但是也有着幅值不确定性的缺点。当混合矩阵 w 某行乘上某个常数 k , 对应位置源信号同时乘上常数 $1/k$, 结果将会不变。

1.4 EWT-FastICA 分离流程

首先,利用 EWT 将桥梁挠度信号分解成为一系列 IMF, 其中由于日温差效应相比年温差效应以及长期挠度频率有明显的差异,便可根据频率有效地剔除出其中的日温差效应;其次,把剔除日温差效应后剩余的 IMF 运用 PCA 降维,根据特征值贡献占比来选取其对应的特征向量,将选取的特征向量与原始矩阵重构得到降维后矩阵;最后,把 PCA 降维后的矩阵运用 FastICA 盲源分离算法分解出长期挠度与年温差效应。分离流程如图 1 所示。

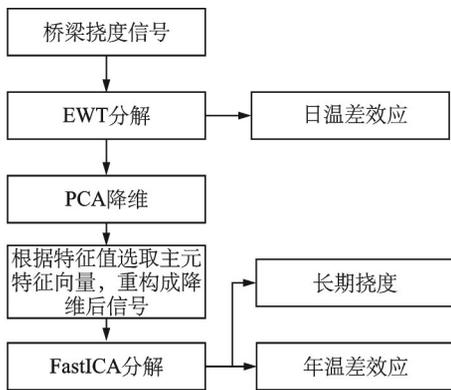


图 1 分离流程图

Fig.1 Separation flow chart

2 桥梁仿真挠度信号分离

2.1 桥梁模型仿真信号

桥梁挠度作为多种因素共同作用的结果,其长期监测的数据中包括车载和风载等引起的动挠度、温度作用挠度以及混凝土收缩徐变等引起的长期挠度^[14],其中温度作用引起的挠度主要包括日温差效应和年温差效应。运用 Midas civil 软件建立了如图 2 所示的

仿真模型,该模型为武汉某斜拉桥的简要模型。



图 2 武汉某斜拉桥的模型图

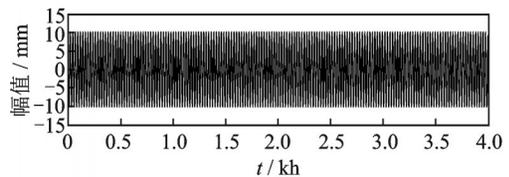
Fig.2 Model drawing of a cable-stayed bridge in Wuhan

根据改变模型温度来观测主跨跨中的挠度变化,其中每升高温度 1°C ,跨中下挠 1.53 mm ;每降低温度 1°C ,跨中上挠 1.53 mm 。再对跨中截面升高 1°C ,跨中下挠 0.34 mm ;截面降低 1°C ,跨中上挠 0.34 mm 。根据武汉天气,假设每天平均日温差为 12°C ,梁横截面日温差可假设为 6°C ,武汉 1 年的年温差可以假设为 36°C 。日温度变化以及年温度变化均可以用正弦函数来表示,由于温度与温度效应之间简化为简单的线性关系^[15],所以温度效应亦可表示成正弦函数。

整体日温差效应 $f_{11} = -9.18\sin(\pi t/12)$,截面日温差效应 $f_{12} = -1.02\sin(\pi t/12)$,因此日温差效应 $f_1(t) = f_{11}(t) + f_{12}(t)$,年温差效应 $f_2(t) = -27.54\sin(\pi t/4380)$ 。长期挠度 $f_3(t)$ 根据《公路钢筋混凝土及预应力混凝土桥涵设计规范》(JTG 3362—2018),运用指数型函数拟合得到,则总温度效应以及长期挠度可表示为

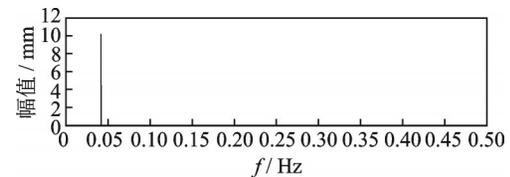
$$f(t) = f_1(t) + f_2(t) + f_3(t) \quad (14)$$

年温差 1 个周期为 8760 h 。为了方便显示日温差曲线图,日温差只取前 4 kh 的数据,年温差曲线图取 2 个周期 17520 h 的数据。各个效应时域曲线及频域图如图 3~5 所示。



(a) 日温差时域曲线

(a) Time domain curve of daily temperature difference



(b) 日温差频谱图

(b) Daily temperature difference spectrogram

图 3 日温差效应时域曲线及频谱图

Fig.3 Time domain curve and frequency spectrogram of daily temperature difference effect

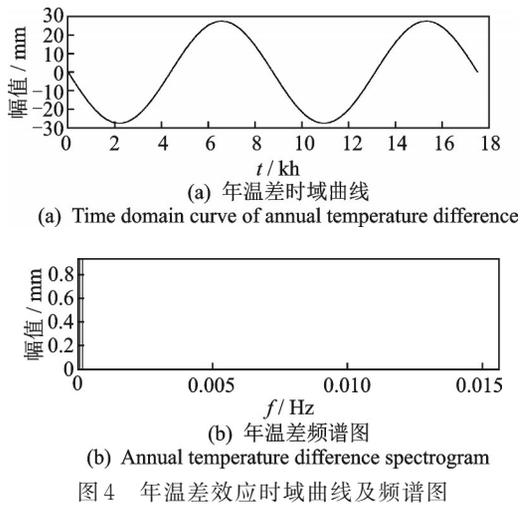


图 4 年温差效应时域曲线及频谱图

Fig.4 Time domain curve and frequency spectrogram of annual temperature difference effect

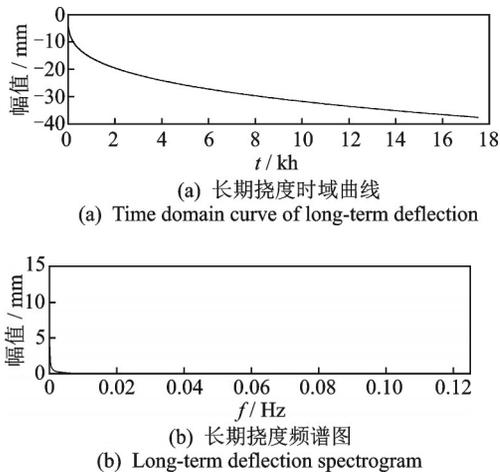


图 5 长期挠度时域曲线及频谱图

Fig.5 Time domain curve and frequency spectrogram of long-term deflection

2.2 温度效应分离

各效应合成的总挠度时程曲线如图 6 所示。由于年温差效应的频率为 1/8 760 Hz 及长期挠度频率过低接近于 0,因此一般的分离方法较难分离出年温差效应和长期挠度。

采用 EWT 对合成挠度信号进行分离,首先,选用 Locmax 分割策略,在频谱上自动判断选出极大值;其次,在两相邻极大值中间分割,对每个极大值

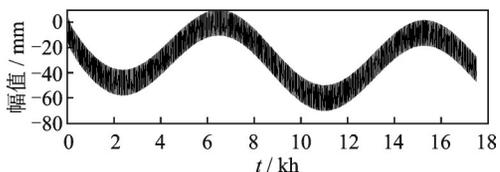


图 6 总挠度时域曲线

Fig. 6 Time domain curve of total deflection

建立 Meyer 小波滤波器。当取 N 值为 3 时,由于 0 和 π 总是第 1 个和最后 1 个边界,此时在信号频谱上根据极大值还会再次产生 2 个分割边界。EWT 频谱切割图和分割后接近 0 处的局部放大图分别如图 7 和图 8 所示,表明日温差频率部分得到较好的切割,但年温差与长期挠度频率接近,切割效果差。图 9 为分解后的 IMF 图,表明对日温差进行了有效的分离(为显示方便,仅显示前 4 kh),但长期挠度与年温差存在混叠。

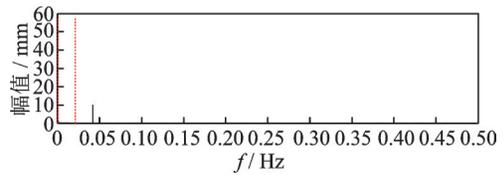


图 7 EWT 频谱切割图

Fig.7 EWT segmentation of spectrogram

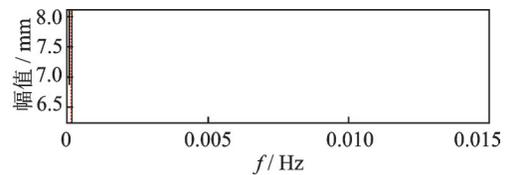


图 8 EWT 分割后接近 0 处的局部放大图

Fig.8 Enlarged local image near 0 after EWT segmentation

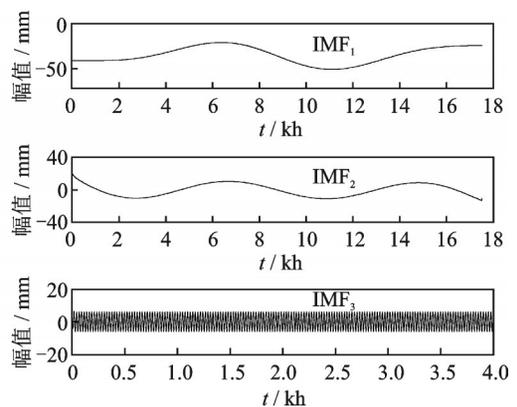


图 9 EWT 分解后 IMF 图

Fig.9 IMF diagram after EWT decomposition

即使选用 Locmaxmin 分割策略,分割界限位于年温差和长期挠度交汇处,分离得到的年温差与长期挠度也严重混叠。因此,笔者提出在日温差分割界限与年温差长期挠度界限间设定多个分割界限,将年温差和长期挠度混叠部分分离为多个 IMF,取自定分割区间数为 7,分解如图 10 所示。

图 10 中 IMF₇便是分离出来的日温差效应,由 IMF₁~IMF₆可看出长期挠度与年温差混叠。从原始信号 $f(t)$ 中剔除掉 IMF₇,得到长期挠度与年温差

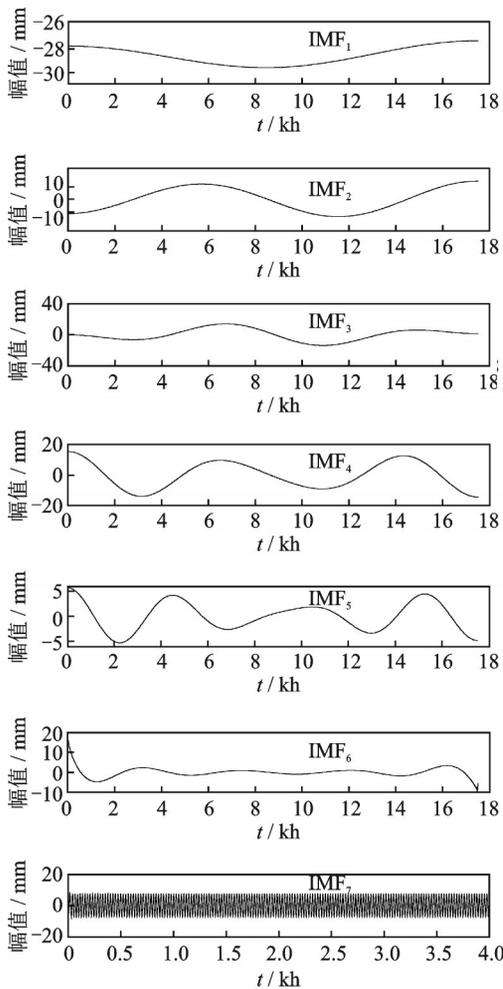


图10 EWT分解图

Fig.10 EWT decomposition diagram

效应的混合信号 $S_1(t)$, 将前6阶 IMF 以及 $S_1(t)$ 组成多通道的混合信号, 再运用 PCA 算法降维提取主元。PCA 数据特征值处理结果如表 1 所示, 其中占比为该特征值与所有特征值之和的比值。由表 1 可知, 前 2 阶特征值远大于其余特征值, 占比较大, 于是选取该 2 阶特征值所对应的特征向量来确定降维后的数据, 再把降维后的数据运用 FastICA 算法盲源分离, 然后对分离后的结果与原始信号进行幅值

表 1 PCA 处理后特征值数据

Tab.1 Eigenvalue data after PCA processing

特征值	占比/%	累计占比/%
3.173 8	45.34	45.34
2.937 2	41.96	87.30
0.554 7	7.92	95.22
0.225 4	3.22	98.44
0.102 1	1.46	99.90
0.004 5	0.06	99.96
0.002 3	0.04	100.00

对比, 把比值作为系数乘上分离后的结果, 最终分离出日温差、年温差和长期挠度, 各分离结果如图 11 所示。

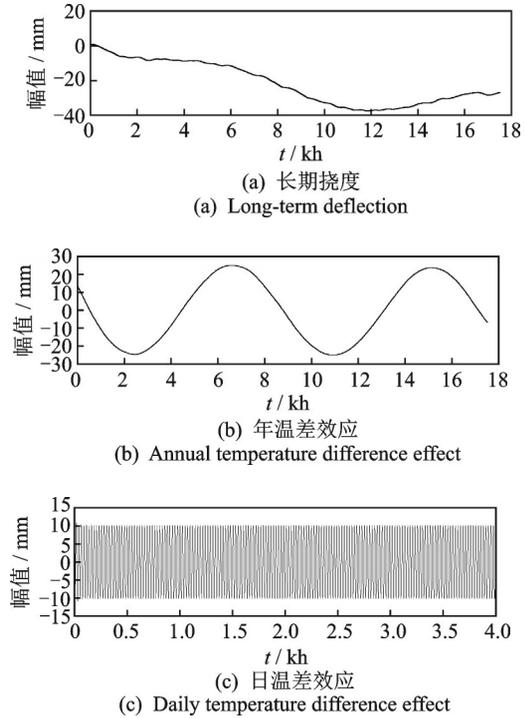


图 11 最终分解图

Fig.11 Final decomposition diagram

通过相关系数 (r) 来评价分解效果, 其中相关系数式为

$$r(x_i, y_i) = \frac{\text{cov}(x_i, y_i)}{\sqrt{\text{var}(x_i) \text{var}(y_i)}} \quad (15)$$

其中: x 为实际挠度信号; y 为分离后的信号。

当相关系数 r 越接近于 1, 则表明分离的效果越好。将分离前后的信号代入式 (15) 计算, 结果如表 2 所示。

表 2 各效应分离前后的相关系数

Tab.2 Correlation coefficient before and after effect separation

评价指标	长期挠度	年温差效应	日温差效应
r	0.893 1	0.984 3	0.999 8

从表 2 可以看出, 日温差效应以及年温差效应的相关系数都接近于 1, 均实现了很好的分离, 但其中年温差端点效应较为明显; 长期挠度由于受年温差效应干扰, 分离效果相对较差, 但总体相关系数都较高, 证明了该方法对于各效应分离的有效性。

3 实测桥梁挠度信号各成分分离

3.1 实际工程背景

武汉某斜拉桥主桥为双塔双索面钢箱梁与预应力混凝土箱梁组合型斜拉桥结构,如图 12 所示。该斜拉桥采用北斗实时在线监测技术,在斜拉桥关键位置布置挠度测点,用来监测桥梁运营状态的安全情况,达到实时监控挠度变化的效果。北斗通过全自动化的高精度监测技术对斜拉桥进行了全年挠度连续的监测,每秒记录 1 次挠度值。当挠度变化大于阈值时,将会自动产生告警,能为桥梁后期的运营服务提供很好的帮助。测点位置布置如图 13 所示。



图 12 武汉某斜拉桥

Fig.12 A cable-stayed bridge in Wuhan

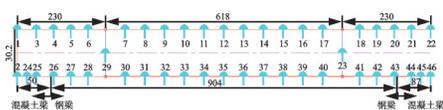


图 13 武汉某斜拉桥主桥监测测点布置图(单位:m)

Fig.13 Monitoring map of main bridge of a cable-stayed bridge in Wuhan (unit: m)

3.2 实际桥梁挠度分离

选取主跨跨中测点 BD₁₂的挠度数据,时间间隔为 2017 年 9 月至 2018 年 8 月,每秒采集数据 1 次,每小时取样 1 次,BD₁₂挠度曲线如图 14 所示。

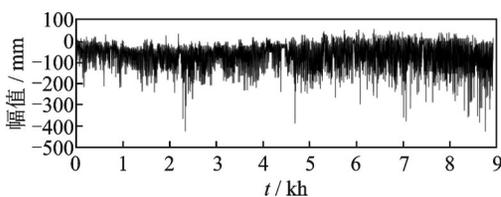


图 14 BD₁₂全年挠度数据

Fig.14 BD₁₂ annual deflection data

首先,对实测挠度数据用 EWT 分解;其次,将分解的低频信号进行 PCA 降维,根据特征值占比大小选取所对应的特征向量重组信号;最终,将重组后的信号输入到 FastICA 算法,分离出实测挠度中的各效应作用,并且考虑到实际分离信号受到环境因素等的影响,将分离结果拟合,得到 BD₁₂全年挠度数据分离结果如图 15 所示。

由于相邻测点之间受温度效应的影响基本相

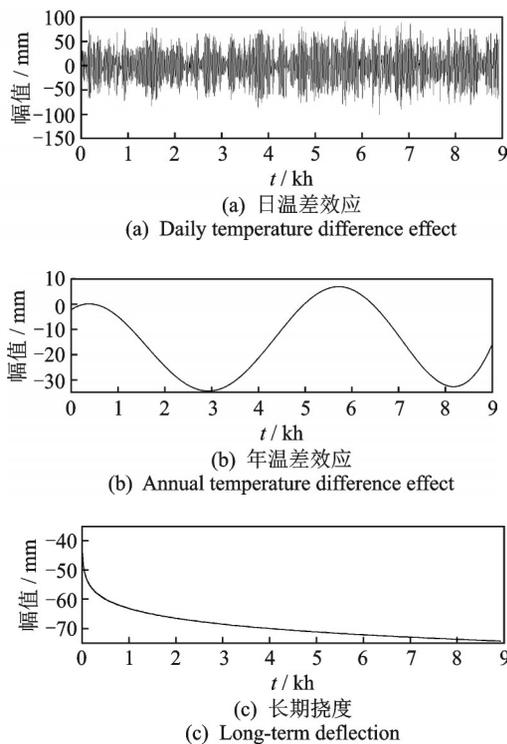


图 15 BD₁₂全年挠度数据分离结果

Fig.15 Separation results of BD₁₂ annual deflection data

同,为了验证实测挠度信号分离的效果,取该测点对称处跨中 BD₃₅测点的数据进行分离,将各自分离效果进行对比,图 16 和图 17 分别为 BD₃₅的全年挠度时程和分离后各挠度效应。

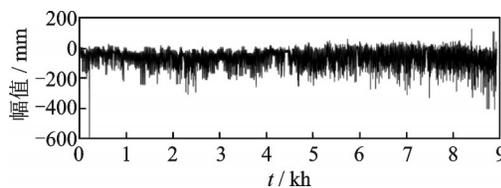


图 16 BD₃₅全年挠度数据

Fig.16 BD₃₅ annual deflection data

BD₁₂和 BD₃₅测点分离效果对比如图 18 所示,从图中可以看出,BD₁₂与 BD₃₅分解的效果相似度较好,证明准确率较高,分离效果好。将此方法与 EEMD 结合改进 PCA 算法进行对比,两侧点的分离结果相关系数如表 3 所示。

由表 3 可知,两测点相关系数均高于 0.9,说明基于 EWT-FastICA 与 EEMD 和改进 PCA 方法都能较好地分离出实际桥梁挠度信号中的温度效应,但基于 EWT-FastICA 算法精度较高。同时由于 EWT 是直接通过在频谱上自适应切割并构造滤波器,而 EEMD 则是通过多次添加高斯白噪声和多次求平均,因此 EWT 相比 EEMD 计算速度具有较大提升,可显著提高分离效率。为对比计算速度,选择

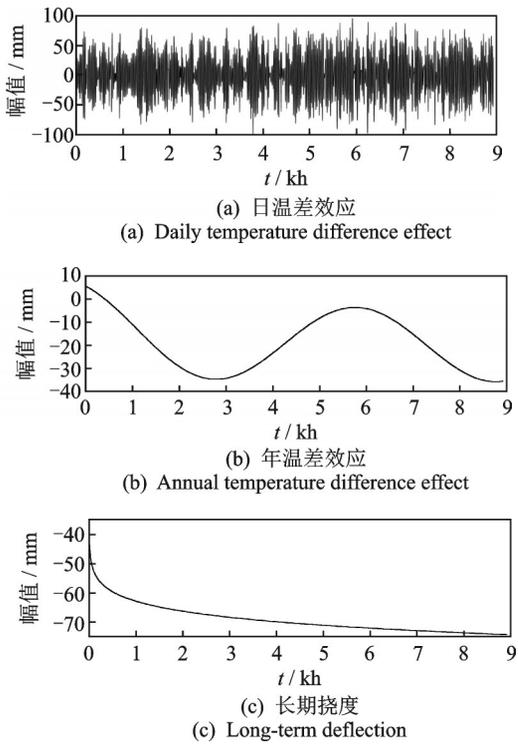


图 17 BD₃₅全年挠度数据分离结果

Fig.17 Separation results of BD₃₅ annual deflection data

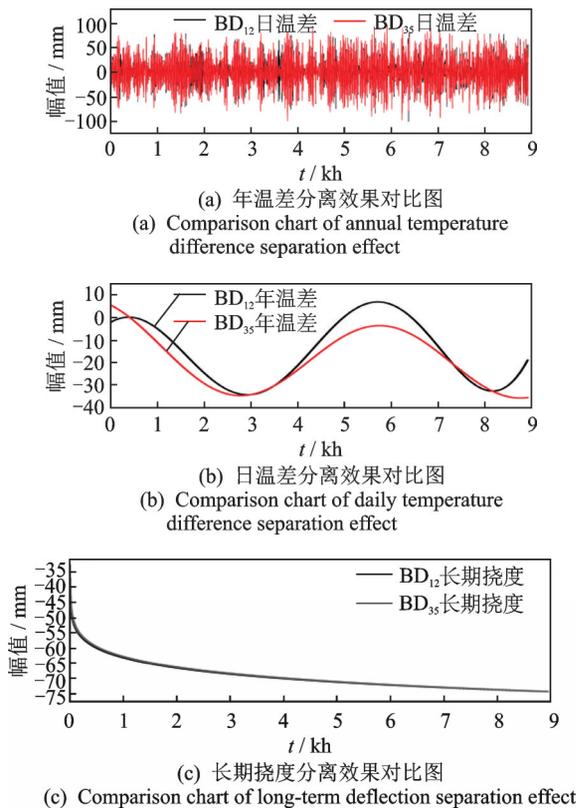


图 18 对称测点分离结果对比图

Fig.18 Comparison chart of separation results of symmetrical measuring points

2017年9月至2018年9月实测数据,考虑温度效应周期较长特性,故每小时提取1个数据,共8 928个

表 3 两测点分离后的相关系数

Tab.3 Correlation coefficient before and after effect separation

分离方法	长期挠度	年温差效应	日温差效应
EWT-FastICA	0.979 2	0.954 5	0.939 8
EEMD和改进PCA	0.908 3	0.971 6	0.919 3

数据分别运用EWT和EEMD算法进行信号分离,运行速度结果如表4所示。从表4可以看出,EWT运行速度远高于EEMD,而桥梁监测海量数据实时在线分析中,实测桥梁采集频率通常达到几十赫兹甚至几百赫兹,将会产生庞大的数据量,故EWT算法体现出了更大的优越性。

表 4 运行速度对比表

Tab.4 Running speed comparison table

分离方法	数据量	运行时间/s
EWT	8 928	0.058 7
EEMD	8 928	137.566 7

4 结 论

1) 采用EWT算法通过在频谱上自适应分割并构造小波滤波器将单通道的混合信号分解成多通道信号,解决了FastICA算法需要观测信号数大于等于源信号数的先决条件。

2) EWT算法相对于EMD和EEMD算法做到了直接分离日温差效应,对于难以分离的长期挠度和年温差,则通过PCA降维提取主元向量后,再基于FastICA算法较好地解决了频率相近信号模态混叠的问题,成功分离出长期挠度与年温差效应。

3) 从模拟信号和实测桥梁挠度信号的相关系数以及EWT运行速度来看,EWT算法较EEMD算法极大增强了运算速度,对于桥梁实时在线监测海量数据分析,EWT算法体现出较大的优越性。

参 考 文 献

[1] 陈波,郑瑾,王建平. 桥梁结构温度效应研究进展[J]. 武汉理工大学学报,2010,32(24):79-83.
CHEN Bo, ZHENG Jin, WANG Jianping. Research progress on temperature effect of bridge structures[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2010, 32(24):79-83.(in Chinese)

[2] 刘纲,邵毅敏,黄宗明,等. 长期监测中结构温度效应分离的一种新方法[J]. 工程力学,2010,27(3):55-61,100.
LIU Gang, SHAO Yimin, HUANG Zongming, et al.

- A new method for separation of structural temperature effects in long-term monitoring[J]. *Engineering Mechanics*, 2010, 27(3):55-61, 100. (in Chinese)
- [3] 孙雅琼,赵作周. 桥梁结构动应变监测的温度效应实时分离与动荷载识别[J]. *工程力学*, 2019, 36(2): 186-194.
SUN Yaqiong, ZHAO Zuozhou. Real-time temperature effect separation and dynamic load identification for dynamic strain monitoring of bridge structures[J]. *Engineering Mechanics*, 2019, 36(2): 186-194. (in Chinese)
- [4] 孙雅琼,赵作周. 混凝土桥梁应变监测的时变温度效应分离方法[J]. *中外公路*, 2018, 38(3):204-207.
SUN Yaqiong, ZHAO Zuozhou. Time-varying temperature effect separation method for strain monitoring of concrete bridges[J]. *Journal of China & Foreign Highway*, 2018, 38(3):204-207. (in Chinese)
- [5] 陈国良,林训根,岳青,等. 基于时间序列分析的桥梁长期挠度分离与预测[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2016, 44(6):962-968.
CHEN Guoliang, LIN Xungen, YUE Qing, et al. Long-term deflection separation and prediction of bridges based on time series analysis[J]. *Journal of Tongji University (Natural Science Edition)*, 2016, 44(6): 962-968. (in Chinese)
- [6] 刘夏平,杨红,孙卓,等. 基于LS-SVM的桥梁挠度监测中温度效应分离[J]. *铁道学报*, 2012, 34(10):91-96.
LIU Xiaping, YANG Hong, SUN Zhuo, et al. Separation of temperature effect in bridge deflection monitoring based on LS-SVM[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2012, 34(10):91-96. (in Chinese)
- [7] 梁宗保,陈伟民,符欲梅,等. 混凝土桥梁结构应变监测的温度效应分离方法研究[J]. *混凝土*, 2005(12): 3-5, 24.
LIANG Zongbao, CHEN Weimin, FU Yumei, et al. Study on temperature effect separation method for strain monitoring of concrete bridge structures[J]. *Concrete*, 2005(12):3-5, 24. (in Chinese)
- [8] 谭冬梅,聂顺,瞿伟廉,等. 大跨斜拉桥北斗监测挠度温度效应分离研究[J]. *建筑科学与工程学报*, 2019, 36(5):71-79.
TAN Dongmei, NIE Shun, QU Weilian, et al. Study on separation of temperature effect of beidou monitoring deflection of long-span cable-stayed bridge[J]. *Journal of Architecture Science and Engineering*, 2019, 36(5): 71-79. (in Chinese)
- [9] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [10] FLANDRIN P, RILLING G, GONCALVES P. Empirical mode decomposition as a filter bank[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, 11(2):112-114.
- [11] 李志农,朱明,褚福磊,等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2014(11): 2423-2432.
LI Zhinong, ZHU Ming, CHU Fulei, et al. Research on mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014(11):2423-2432. (in Chinese)
- [12] 胡爱军,南冰,任永辉. 基于PPCA-EWT的滚动轴承轻微故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2018, 38(2): 365-370.
HU Aijun, NAN Bing, REN Yonghui. Diagnosis of minor faults of rolling bearings based on PPCA-EWT[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2018, 38(2):365-370. (in Chinese)
- [13] HESSE C W, JAMES C J. The FastICA algorithm with spatial constraints[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(11):792-795.
- [14] 杨红,刘夏平,崔海霞,等. 大跨径桥梁实时动态挠度信号的分离[J]. *振动、测试与诊断*, 2015, 35(1):42-49.
YANG Hong, LIU Xiaping, CUI Haixia, et al. Separation of real-time dynamic deflection signals of long-span bridges[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2015, 35(1):42-49. (in Chinese)
- [15] WANG G, YE J. Localization and quantification of partial cable damage in the long-span cable-stayed bridge using the abnormal variation of temperature-induced girder deflection[J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2019, 26:e2281.



第一作者简介:谭冬梅,女,1976年1月生,博士,副教授。主要研究方向为结构的健康监测与损伤诊断。
E-mail:smiledongmei@163.com