

斜拉桥应变监测数据预处理方法及应用

胡睿¹, 季云峰¹, 马明雷², 丁良²

(1. 同济大学, 上海市 200092; 2. 上海浦江桥隧运营管理有限公司, 上海市 200231)

摘要: 为解决大跨度斜拉桥监测数据存在的高频噪声、局部缺失及温致干扰等问题, 采用数据重采样、缺失数据填补与温致响应分离的预处理流程。首先, 通过时间窗口平均法将原始高频数据重采样至2s间隔以实现数据量压缩与关键趋势特征保留。其次, 基于时间戳对齐自动识别缺失点并采用五点加权平滑法完成缺失数据稳健填补。最后, 利用经验模态分解技术自适应分离信号中的温致应变分量以消除环境温度波动影响。经预处理的应变数据成功应用于该桥梁结构状态预警分析, 验证了所提方法的工程适用性, 有效提升了监测数据质量, 为桥梁长期安全评估与维护决策提供了可靠的数据支撑。

关键词: 桥梁结构健康监测; 数据预处理; 温致响应; 经验模态分解; 五点加权平滑

中图分类号: U446.2; TU997

文献标志码: B

文章编号: 1009-7716(2026)06-0121-05

Data Preprocessing Method and Its Application for Strain Monitoring of Cable-stayed Bridge

HU Rui¹, JI Yunfeng¹, MA Minglei², DING Liang²

(1. College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. Shanghai Pujiang Bridge and Tunnel Operation Management Co., Ltd., Shanghai 200231, China)

Abstract: To address the issues of high-frequency noise, local missing and temperature-induced interference in the monitoring data of long-span cable-stayed bridges, a preprocessing workflow integrating data resampling, missing data filling and temperature-induced response separation is adopted. Firstly, the original high-frequency data are resampled to a 2 s interval via the time-window averaging method, realizing both data volume compression and retention of key trend features. Secondly, the missing points are automatically identified through timestamp alignment, and the robust filling of missing data is accomplished using the five-point weighted smoothing method. Finally, the empirical mode decomposition (EMD) technique is adopted to adaptively separate the temperature-induced strain components from the signals, thus eliminating the impact of ambient temperature fluctuations. The preprocessed strain data have been successfully applied to the structural condition early-warning analysis of the bridge, which verifies the engineering applicability of the proposed method, effectively improves the quality of monitoring data and provides the reliable data support for the long-term safety assessment and maintenance decision-making of bridges.

Keywords: bridge structural health monitoring; data preprocessing; temperature-induced response; empirical Mode decomposition; five-point weighted smoothing

0 引言

随着大跨度桥梁(如斜拉桥、悬索桥等)在现代交通基础设施中的广泛应用,其长期服役安全性能日益受到关注。结构健康监测系统(structural health monitoring system, SHMS)通过在桥梁关键部位布设

传感器网络,实时采集结构响应数据,为评估桥梁状态、诊断潜在损伤及预警风险提供了重要手段^[1-4]。然而,实际监测过程中产生的海量原始数据往往存在诸多质量问题:传感器的采样频率过高导致数据冗余^[5-6];通信中断、设备故障等因素造成的数据局部缺失^[7-8];而环境温度变化引起的结构温致应变可能掩盖了荷载响应(如车致应变)^[9-11]。这些问题直接制约了监测数据的可用性与后续分析的可靠性。

因此,在深入进行结构状态评估前,对原始监测数据进行有效的预处理至关重要。现有研究在数据清洗、异常检测与缺失填补等方面已有一定探索。张愠娟^[12]采用拉依达准则对异常数据进行检测,并

收稿日期: 2025-12-31

基金项目: 上海浦江桥隧运营管理有限公司科研项目(2023-YKY-016)——桥梁健康监测数据预处理分析技术及应用研究

作者简介: 胡睿(1999—),男,博士,从事桥梁健康检测研究工作。

通信作者: 季云峰(1977—),男,博士,讲师,从事桥梁与隧道工程教学工作。电子信箱: betoneyji@163.com

采用拉格朗日插值法对缺失值进行填补。张永平^[13]提出一种结合突变点检测和稳健回归的自适应基线校正方法,以提高数据质量。唐亮等^[14]通过可信度评估、异常数据剔除、遗漏数据插补及平滑滤波模块对原始监测数据进行了有效预处理,能完成海量监测数据的批量化处理工作。林日成等^[15]和雷旺龙^[16]采用拉依达法则对索力异常数据进行剔除,并采用数据平滑方法对缺失数据进行填补。

基于此,聚焦大跨度斜拉桥长期应变监测数据,采用一套包含数据重采样、缺失数据填补及温致响应分离的系统化预处理流程。首先,采用时间窗口平均法开展数据重采样工作,核心思路是根据监测数据的实际应用需求划分固定时长的时间窗口,对每个窗口内的高频原始应变数据进行均值计算,以单个均值替代窗口内的所有原始数据,实现数据降维与压缩。其次,针对监测过程中因通信中断、设备短暂故障、信号干扰等导致的低密度、分散性数据缺失问题,构建“时间戳识别-局部相关性填补”的自动化修复流程。基于监测系统的采样频率生成完整的标准时间戳序列,通过将实际监测数据的时间戳与标准序列进行逐一对齐比对,精准定位缺失数据的时间点,确保缺失识别的无遗漏与高精度。随后,采用稳健的五点加权平滑法进行数据填补,该方法选取缺失点前后各两个有效数据点构成五点点集,通过加权平均计算得到缺失点的填补值。最后,采用

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)技术实现温致响应与结构真实应变的有效分离。EMD技术的核心优势在于无需预设信号模型,可自适应地将复杂的应变监测信号分解为一系列具有不同频率特征的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)及一个残余分量。该方法以某大跨度独塔斜拉桥的长期监测数据为案例,进行了方法验证与应用,证明了其工程实用价值。

1 工程背景

依托某大跨度独塔斜拉桥(主跨布置为50 m+2×220 m+50 m=540 m)的结构健康监测系统。该系统在桥梁关键部位(主梁、索塔、斜拉索)部署了共计98个各类传感器,对环境作用(如温度)与响应(如位移、索力、应变、振动)进行长期连续监测。

主要关注主梁关键截面的应变监测数据。图1直观展示了该斜拉桥监测系统的整体布置情况,各个传感器合理分布于桥梁的关键部位,形成了一套完整的监测网络。如图2所示,目标截面共布设19个应变传感器,以20 Hz的高频进行采样,旨在精确捕捉结构在车辆荷载、温度变化等因素作用下的应变响应。然而,原始数据表现出显著的高频波动、局部缺失点(主要由数据传输问题导致)以及强烈的温致趋势(与日/季节温度变化相关)。

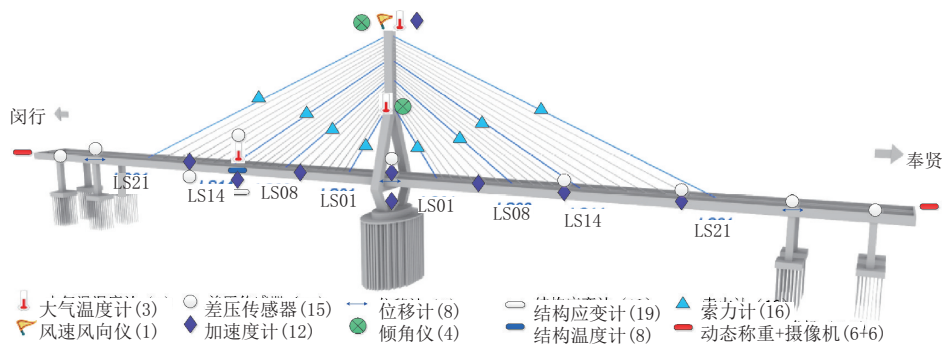


图1 某斜拉桥监测系统整体布置

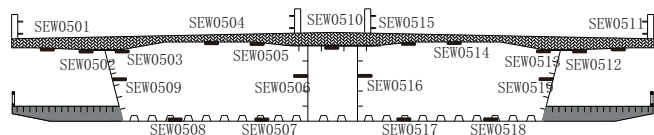


图2 应变测点布置

2 数据预处理

2.1 数据重采样

为应对高频采样导致的海量数据压力并抑制高频噪声,同时保留结构响应的关键低频趋势信息,采用时间窗口平均法进行数据重采样,目标频率为2 s

(即0.5 Hz)。具体操作步骤如下:

(1)精确计算原始数据的起止时间范围以及根据预设的重采样频率确定重采样后的数据总量,并据此建立一个空的数据存储表格,为后续的数据整理工作做好准备。

(2)依据每个重采样时间区间的起始与终止时间,准确确定该区间内对应的原始数据的序号范围,确保数据匹配的准确性。

(3)对每个确定的区间内的原始数据进行逐一检查,剔除其中的空值或无效数据点,避免这些无效

数据对最终结果产生干扰。

(4)对经过清理后的原始数据区间计算平均值,并将该平均值存入之前建立的空表中对应的位置,完成一个重采样周期的数据处理。

通过上述系统化的操作流程,不仅能够有效地降低数据量的规模,使其更易于管理和处理,而且能够最大程度地保留原始数据所蕴含的关键变化趋势信息,确保后续分析结果的可靠性。以该独塔斜拉桥的实际监测数据为例,典型的重采样效果见图3和图4。从图中可知,重采样后的数据在保持整体趋势一致的前提下,数据量得到了显著的压缩,为后续的数据分析提供了高效的数据基础。灰色曲线代表的原始数据呈现出密集的波动特征,采样点数量庞大且数据离散性较强,虽然保留了细节信息,但冗余度高、处理成本大;而黑色曲线对应的重采样后平均数据,则在贴合原始数据整体趋势的基础上,通过聚合计算实现了数据的简化。表1给出了2024年7月2日19个应变传感器数据在重采样前后的采样点数量及文件大小,此处文件以.mat格式进行存储。文件大小约为38 711 kB;经2 s时间窗口平均重采样后,数据量降至43 200个采样点,文件大小约为2 911 kB,数据量压缩比例为40:1,文件存储需求降低92.5%。

这种重采样的价值在于,其在“数据精度”与“存储效率”之间达成了平衡:既避免了原始数据冗余带来的分析延迟、存储压力,又不会丢失关键的趋势特征,从而为后续的数据分析(如趋势拟合、异常检测、模型训练等)提供更轻量化、更易处理的高效数据基础,同时也能降低后续计算过程中的资源消耗与时间成本。

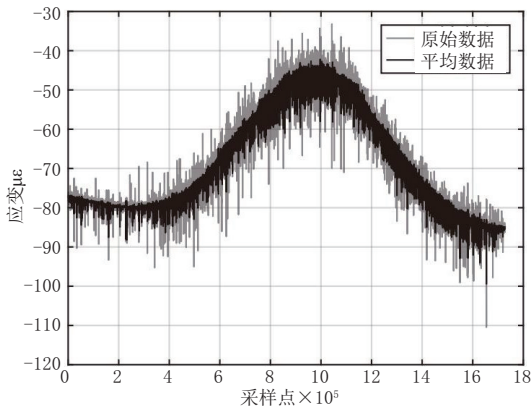


图3 传感器 SEW0504 重采样前后数据对比(2024 年 7 月 2 日)

2.2 缺失数据检测和填补

在大跨度斜拉桥长期应变监测过程中,时间戳

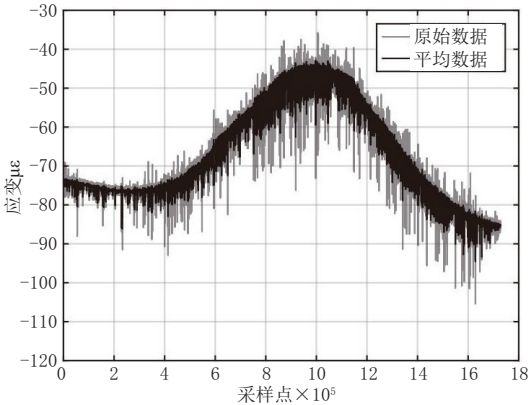


图4 传感器 SEW0514 重采样前后数据对比(2024 年 7 月 2 日)

表 1 重采样前后数据量对比

数据版本	采样点数/个	文件大小/kB
原始数据	1 728 000	38 711
重采样数据	43 200	2 911

缺失难以避免,主要源于三类核心因素:一是通信传输干扰,桥梁所处户外环境复杂,强电磁干扰、极端天气(暴雨、暴雪、强风)会导致监测数据传输链路短暂中断,使得部分时间节点的数据无法正常上传,进而形成时间戳缺失;二是设备运行故障,监测传感器、数据采集器等设备长期连续工作易出现短暂宕机、供电不稳等问题,导致特定时段无法完成数据采集,对应时间戳同步缺失;三是数据存储异常,存储设备的临时读写故障可能造成已采集数据的时间戳信息丢失或错乱。基于此,需要识别出缺失的时间戳,具体步骤为:首先,依据监测系统预设的采样频率(如10 Hz,即每0.1 s采集1个数据点),生成覆盖整个监测周期的标准完整时间戳序列,该序列严格遵循固定时间间隔,确保无任何时间断点;其次,将实际采集到的应变数据时间戳与标准时间戳序列进行逐元素比对,通过差值判断精准定位所有缺失的时间戳位置;最后,按照标准时间戳序列的间隔规则,在缺失位置插入对应的标准时间戳,完成时间戳层面的补全,为后续数据值的精准填补提供统一、连续的时间基准。

重采样后的数据序列仍可能因传输问题存在局部时间点的数据缺失。为确保时间序列的连续性与完整性,采用以下流程进行自动化缺失检测与填补,采用稳健的五点加权平滑法进行数据填补。该方法选取缺失点前后各两个有效数据点构成五点点集,根据数据的时间邻近性赋予不同权重,通过加权平均计算得到缺失点的填补值。相较于传统的线性插值、均值填补等方法,五点加权平滑法能更好地利用

应变数据的局部时序相关性,填补结果更贴合数据的自然变化规律。图5展示了SEW0503、SEW0504、SEW0505三个相似位置传感器在典型数据缺失时段的应变。在部分时段内所有通道数据同步缺失,仅在缺失时段的前后区间可见完整的应变曲线。

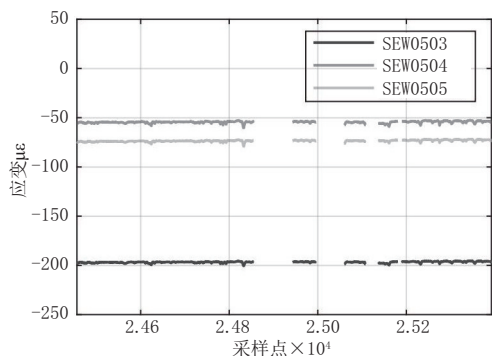


图5 典型时段数据缺失图

图6为SEW0504号传感器缺失数据的填补结果,灰色曲线是原始信号,呈现出连续的波动特征,代表完整采集的应变数据,反映了监测对象的实际变化状态;黑色星形曲线是填补部分,对应原始信号中缺失的片段,是通过算法对缺失数据进行补全后的结果。从图中能清晰看到:填补部分与原始信号的连续线较强,在缺失区间的两端(2.48×10^4 和 2.51×10^4 样本点附近),填补曲线与原始信号的数值、波动趋势几乎无缝衔接;填补部分的特征一致性高:即使在原始信号的剧烈波动区间(比如 2.49×10^4 样本点附近的低谷),填补曲线也复现了原始信号的波动幅度、变化节奏,没有出现明显的偏差。以上数据填补结果体现了数据填补算法的有效性:当原始监测数据因设备故障、传输中断等原因出现缺失时,通过算法填补后的信号既能还原缺失区间的变化规律,又能与完整数据保持特征统一,从而保证了数据的连续性与完整性,为后续的状态分析、异常检测等工作提供了可靠的完整数据集。

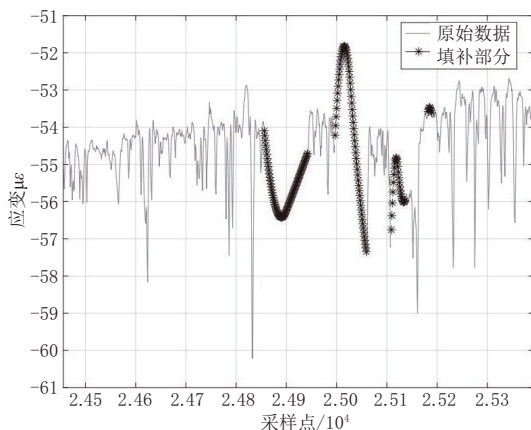


图6 典型缺失数据填补

2.3 温致响应成分分离

环境温度变化引起桥梁结构产生显著的热胀冷缩效应(温致应变),其量级常远超车辆荷载引起的瞬时动态应变(车致应变),且具有明显的低频(日变化、季节变化)特征。为提取反映真实结构性能(如车辆荷载响应)的“纯净”应变信号,需分离温致响应分量。

采用EMD对监测数据进行处理,该算法能够将复杂的信号分解为多个不同频率特性的子信号,从而使得温致响应信号和其他响应信号得以有效区分。具体实施过程中,首先对预处理前的应变信号进行EMD分解,得到多个IMF分量;随后通过功率谱分析提取各IMF分量的频率特征,结合桥梁结构动力学特性及环境温度监测数据,明确温致应变分量的频率范围(通常为低频,0.001~0.01 Hz);最终将该频率范围内的IMF分量归为温致干扰分量并予以分离,剩余分量则为反映桥梁结构真实受力状态的有效应变信号。该方法能精准剥离温致干扰的影响,使后续的结构状态评估更聚焦于真实的结构响应,显著提升评估结果的准确性。在完成模式分解后,通过对各层信号的特征进行详细分析,准确识别出其中的温致响应信号,并将其分离出来,各个分量见图7。由图7可知,分量1信号对应的频率最高,可将其视为监测噪声成分,分量8和分量9信号对应的频率较低,可视为温度影响下的应变响应。图8给出了模式分解后的车致响应和温致响应信号,对加劲梁应变监测数据进行预处理(降噪+温度效应分离)后,应变信号无明显趋势项,可认为是车致响应信号。分离出温致响应信号后,不仅可以更清晰地研究温度变化对桥梁结构的影响规律,还能够为后续的车致响应等其他关键响应成分的分析提供更纯净的数据环境,有助于提高结构安全评估的准确性。

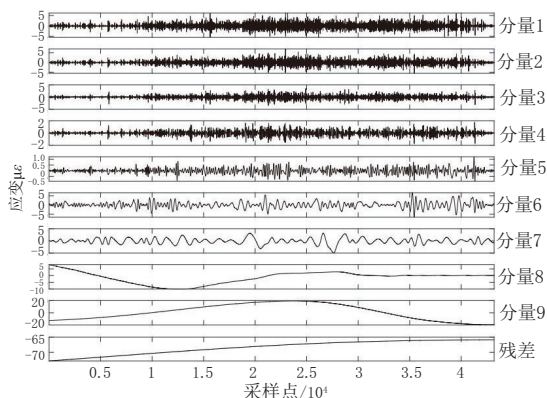


图7 模式分解后的各层信号

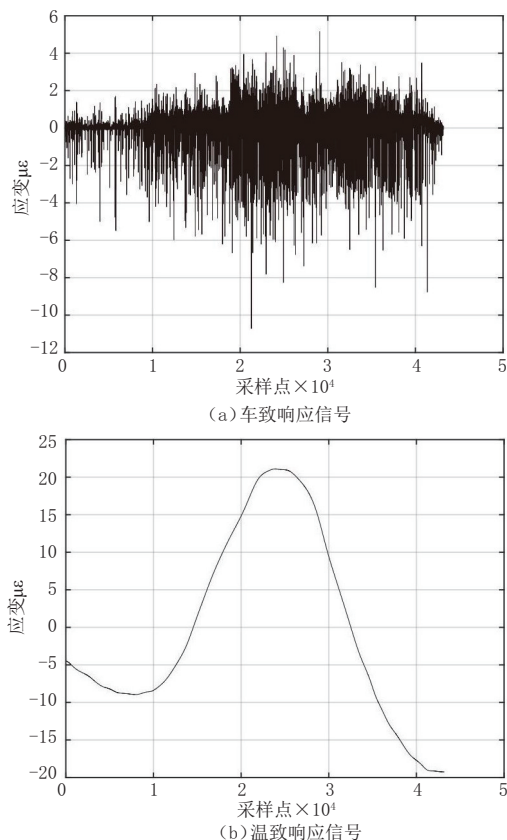


图8 模式分解后的车致响应和温致响应信号

2.4 结论

大型斜拉桥结构健康监测系统产生的海量、高频、多干扰应变数据,是评估桥梁状态与安全性的核心依据,但其直接可用性常受制于数据冗余、局部缺失及强温致干扰。针对性地采用并实践了一套系统化的预处理流程,在某独塔斜拉桥的长期监测数据上得到有效验证,主要结论如下:

(1)基于时间窗口平均法的数据重采样技术在显著压缩数据量的同时,有效保留了原始数据的关键变化趋势。这极大减轻了数据存储与传输压力,为后续处理与分析提供了高效、精炼的数据基础。

(2)缺失数据自动化修复:基于完整时间戳序列生成与精确时间戳比对,实现了缺失时间点的自动化、高精度识别。结合稳健的五点加权平滑法进行数据填补,该方法计算效率高,能够有效利用数据局部相关性,对由通信中断、设备短暂故障等造成的低密度、分散缺失点进行合理修复,保证了时间序列的完整性,显著提升了数据的连续性和可靠性。

(3)温致干扰的有效分离:成功应用经验模态分解(EMD)技术将复杂应变监测信号自适应地分解为多个本征模态函数(IMF)。通过分析各 IMF 的频率

特性精准识别并分离出由环境温度变化主导的低频温致应变分量。

采用的系统化预处理流程为提升斜拉桥应变监测数据质量提供了有效解决方案,但预处理后的数据如何更精准地服务于桥梁结构状态评估,仍有待进一步深入研究。后续可重点探索预处理数据与桥梁结构力学特性的关联模型构建,结合机器学习、结构动力学等理论方法,建立基于高质量监测数据的桥梁损伤识别、性能退化评估及安全预警体系,实现监测数据向桥梁安全保障决策的有效转化。

参考文献:

[1] 李爱群,丁幼亮,王浩,等.桥梁健康监测海量数据分析与评估——“结构健康监测”研究进展[J].中国科学:技术科学,2012,42(8):972-984.

[2] 张启伟.大型桥梁健康监测概念与监测系统设计[J].同济大学学报(自然科学版),2001(1):65-69.

[3] 秦权.桥梁结构的健康监测[J].中国公路学报,2000(2):39-44.

[4] Sun L, Shang Z, Xia Y, et al. Review of Bridge Structural Health Monitoring Aided by Big Data and Artificial Intelligence: From Condition Assessment to Damage Detection[J]. Journal of Structural Engineering, 2020, 146(5): 04020073.

[5] 倪艳春,蔡永宜,张启伟.大跨径斜拉桥长期健康监测数据的性能分析与应用[J].结构工程师,2024,40(5):19-27.

[6] 王代君,华鹏.大型桥梁健康监测系统数据存储优化设计[J].中外公路,2019,39(5):176-178.

[7] 谌楨文,常军.综合岭回归和 SARIMA 方法在桥梁健康监测数据分析中的应用[J].科学技术与工程,2023,23(20):8846-8853.

[8] Li Z, Zhang K, Zheng Q, et al. Unsupervised fault detection with multi-source anomaly sensitivity enhancing convolutional autoencoder for high-speed train bogie bearings[J]. Expert Systems with Applications, 2025, 281: 127570.

[9] 丰权章,刘保东,赵莉弘,等.中小跨径桥梁监测数据车致响应自适应分离方法[J].中国公路学报,2025,38(5):124-133.

[10] 肖林,蔡俊宇,杨妍秋,等.桥梁温度作用与效应 2020 年度研究进展[J].土木与环境工程学报(中英文),2021,43(增刊1):167-174.

[11] Tan D, Guo T, Luo H, Jet al. Dynamic Threshold Cable-Stayed Bridge Health Monitoring System Based on Temperature Effect Correction[J]. Sensors, 2023, 23(21): 8826.

[12] 张温娟.公路桥梁健康监测数据预处理技术应用研究[J].青海交通科技,2023,35(5):140-144;158.

[13] 张永平,王润建.基于挠度监测数据的在役桥梁结构安全状态评估方法研究[J].中外公路,2022,42(1):173-177.

[14] 唐良,边祖光,赵银飞,等. Matlab 在桥梁监测数据预处理中的应用[J].低温建筑技术,2021,43(7):104-108.

[15] 林日成,黄华丽,徐波.分析桥梁结构监测数据预处理方法及其应用[J].湖南交通科技,2014,40(4):105-107.

[16] 雷旺龙,孙洪鑫,郭雪涛.桥梁结构监测数据预处理方法及其应用[J].湖南工程学院学报(自然科学版),2012,22(2):79-82.