

基于 BP 神经网络与 BOLL 通道的 结构监测数据识别修复^①

马国杰¹, 赵锐^{1,2}, 淡丹辉^{1,3}, 张志⁴, 马福强⁴

1. 新疆大学 建筑工程学院, 乌鲁木齐 830017; 2. 新疆建筑结构与抗震重点实验室, 乌鲁木齐 830017;
3. 同济大学 土木工程学院, 上海 200092; 4. 中建新疆建工集团第四建筑工程有限公司, 乌鲁木齐 830000

摘要: 通过 BOLL 通道法巧妙地引入第三方数据, 与原始数据互相验证分析, 以此构建上下轨线, 求取偏离值得到改进型 BOLL 通道法进行相关的非均匀温度场异常温度识别过滤, 再结合 IDW 算法验证对非均匀温度场缺失温度数据的补全效果, 并且基于 BP 神经网络模型提出两种应力修复方法, 对应力监测数据进行修复, 然后对修复效果进行研究, 验证方法的实用价值. 研究表明: 改进型 BOLL 通道法在处理非均匀温度场方面具有独特的区域自适应性, 在去除异常温度数据的同时较好保留了非均匀温度场研究的突变温度细节; IDW 算法综合考虑了测点温度的非均匀性, 对于温度场缺失温度数据的补全具有较好效果; 同时基于 BP 神经网络构建温度相关性、多测点相关性的应力修复方法, 对非均匀温度场监测中的应力数据进行修复, 其结果具有相当的可靠度.

关键词: 大跨度空间结构; 数据修复; BOLL 通道; BP 神经网络; 温度场

中图分类号: TU393.3

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2023)07-0011-10

Research on Monitoring Data Repair Based on BP Neural Network and BOLL Channel Method

MA Guojie¹, ZHAO Rui^{1,2},
DAN Danhui^{1,3}, ZHANG Zhi⁴, MA Fuqiang⁴

1. School of Architecture and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China;

2. Xinjiang Key Laboratory of Building Structure and Seismic, Urumqi 830017, China;

3. College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China;

4. The Fourth Construction Engineering Co., Ltd. of CSCEC Xinjiang Construction Engineering Group, Urumqi 830000, China

Abstract: As the monitoring technology is widely used in large span space structures, the lack of monitoring data caused by equipment failure and signal interruption is gradually highlighted, so it is urgent to corresponding data processing repair methods to ensure the integrity of monitoring data for subsequent scientific research, in the monitoring data of heterogeneous temperature field, but traditional temperature i-

① 收稿日期: 2022-11-25

基金项目: 新疆大学天山学者特聘教授科研启动基金项目(620312327).

作者简介: 马国杰, 硕士研究生, 主要从事大跨度结构健康监测理论及设计技术研究.

通信作者: 赵锐, 副教授, 博士.

identification method is too rough, temperature repair and related stress repair methods are not studied enough. Therefore, BOLL channel method was adopted to introduce the third party data and raw data to build upper and lower rail lines, seeking the deviation to improve the BOLL channel method for heterogeneous temperature field anomalous temperature identification and filtering, in combined with IDW algorithm to verify the completion effect of the heterogeneous temperature field missing temperature; and based on machine learning related neural network, two stress repair methods were put forward, the stress monitoring data were repaired, and the repair effect was studied, which verifies practical value of the method. The experimental results showed that the proposed BOLL channel method has unique regional adaptability in dealing with the heterogeneous temperature field, which better retains the details of the mutation temperature studied while removing the abnormal temperature value. The IDW algorithm comprehensively considers the inhomogeneity of the measurement point temperature of the temperature field. The stress repair method based on temperature and stress correlation and multi-measurement point correlation based on BP neural network is quite reliable in stress data repair in heterogeneous temperature field monitoring, which deserves further study in this respect.

Key words: large-span structure; data repair; BOLL channel; BP neural network; temperature field

为了保障大跨度空间结构的安全性,越来越多大跨度空间结构安装了健康监测系统^[1-2]. 对大跨度空间结构长期的监测实践发现,完整且持续的监测数据对于后期科研工作的开展非常重要,这使得监测数据的处理修复成为一项十分重要的工作^[3]. 正因为如此,监测数据识别修复也是近年来重要的研究课题.

目前监测数据的识别修复技术手段主要应用在气象学领域和管理科学领域^[4-5],而在大跨度空间结构监测领域中关于非均匀温度场的监测数据处理方法研究较少,特别是大跨度空间结构监测的数据处理方法多种多样,针对温度、应力和加速度等数据处理均需要有针对性地采用不同的处理手段. 从以往的学者对温度数据处理方法的研究中可以看到,研究混凝土温度和研究钢结构温度采用的方法有差异,并且针对具体研究目的,数据处理手段也不尽相同. 比如:宁泽宇等^[6]使用移动平均线来识别大坝混凝土温度,韩晓健等^[7]采用改进的数据跳跃法剔除梁桥温度数据的粗差,高照明^[8]使用三倍西格玛准则作了异常数据识别处理,这些方法看似可以对温度监测数据进行处理,但是在细分的非均匀温度场研究领域,改进的数据跳跃法并不适用于大跨度结构的非均匀温度场监测数据的处理,并且无论是三倍西格玛准则还是移动平均线处理法,均是在原始数据的处理基础上进行数理统计分析,非常依赖原始数据的准确性,没有考虑各地区非均匀温度分布的各异性,导致方法应用不够灵活,而且未考虑极端温度的影响. 可见传统的温度识别法研究仍不够深入,在处理温度数据上过于“呆板”,往往是使用固定的分析参数进行应用,并且在处理数据时忽略了极端温度的突变情况,容易忽略非均匀温度场中关键的极端温度数据的影响,即把极端温度产生的突变温度“抹去”,不利于对非均匀温度场的研究. 而 BOLL 通道法^[9-10]虽然在金融领域应用较多,但是经过改造之后应用于结构监测领域可以对异常温度数据处理有较好效果. 因此本研究首次引入第三方数据与原始数据互相验证分析,以此构建 BOLL 通道上下轨线,处理温度数据时可以兼顾非均匀温度场对数据精细化、区域化的需求特点,并提出以偏离值衡量非均匀突变温度的发生概率频次,得到改进型 BOLL 通道法,达到较好完成对非均匀温度场监测数据处理的目的. 与此同时,若从非均匀温度场中识别出由传感器等非自然因素造成的异常温度,那么剔除识别出来的异常温度后,需要选择合适的温度补全方法. 以往的处理是使用线性插值法^[11]对温度值进行插值,但是线性插值法在处理非均匀温度场的研究数据时过于粗糙,无法体现温度数据的细部变化,而 IDW 算法^[12-13]基于多测点的温度之间的插值,考虑了非均匀温度场的细部区域不均匀温度的影响,综合各测点温度的权重影响系数,克服了线性插值法的缺点,得到的数据特征较好,可以较好地应用于非均匀温度场缺失数据的修复. 对于非均匀温度场研究的监测数据中另外一项应力数据缺失的修复方面,ZHANG Z Y 等^[14]使用线性回归的方法对数据进行修复,但是仅仅是针对监

测数据中的应力数据的修复,并且该方法的修复精度仍有待提高;赵昕等^[15]利用 BP 神经网络基于相关性分析得到了大跨高空连廊的应力修复数据,提供了相关的研究思路.因此本研究借此提出两种基于 BP 神经网络的应力数据修复方法,即基于温度相关性的应力数据处理方法和基于多测点相关性的应力数据处理方法,以此来验证 BP 神经网络在修复大跨度空间结构监测应力数据方面的可靠度.

根据以上研究思路,本研究结合 BOLL 通道法、IDW 算法与机器学习算法,提出一种适用于非均匀温度场监测数据处理的改进型 BOLL 通道法,用于识别异常温度数据;然后利用 IDW 算法对缺失温度数据进行修复;最后利用机器学习中的 BP 神经网络算法建立一种基于温度相关性、多测点相关性的神经网络模型,完成对监测数据中应力数据的修复.整体的数据处理流程见图 1.最后通过某大跨度空间结构的监测数据验证本研究方法的可靠度.

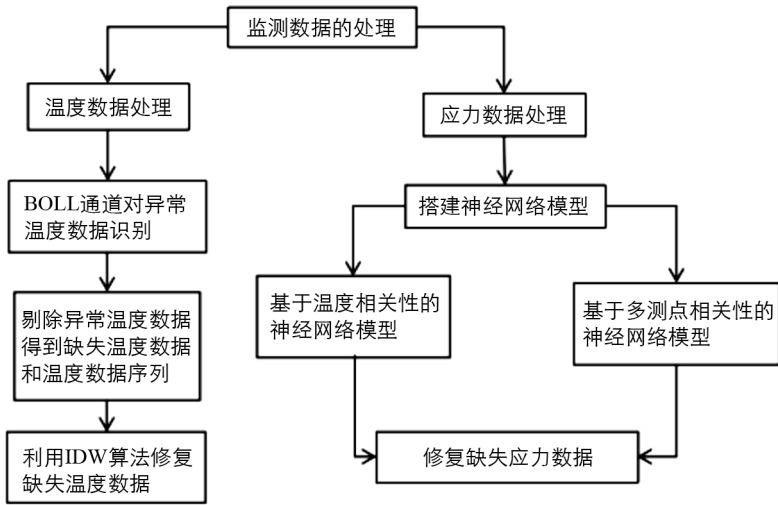


图 1 整体处理流程

1 温度监测数据的修复方法

本研究方法由两个子步骤组成,先是基于改进型 BOLL 通道法识别出异常温度数据,然后剔除异常温度数据,最后通过 IDW 算法进行重建,补全缺失温度数据.

1.1 基于改进型 BOLL 通道法的异常温度数据识别

BOLL 通道法是利用统计学原理求出股价的标准差及其信赖区间,然后对异常波动值进行识别,在实际应用中有较好的识别作用.自然界的温度升降是属于一种缓和的温度波动.温度的上升和下降都是在前面一个温度数值的基础上增长或者减少,其波动形态类似于股价波动,因此本研究以 BOLL 通道法作为参考借鉴,对这种统计方法进行改造,将其引入土木工程结构健康监测领域,得到改进型 BOLL 通道法.

BOLL 通道法的计算公式为:

$$MB = N \cdot MA \tag{1}$$

$$UP = MB + 2 \cdot MD \tag{2}$$

$$DN = MB - 2 \cdot MD \tag{3}$$

$$MD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (C_i - MA)^2}{n - 1}} \tag{4}$$

式中: MB 为中轨线,表示数据变化的平均趋势; N 为 n 个数值的移动平均周期数, MA 为移动平均线; UP 为上轨线,是区间上限的阈值; DN 为下轨线,是区间下限的阈值; MD 为计算数据的标准差; C_i 为第 i 个数据值.

这里借鉴 BOLL 通道法的原理,依据自然界温度升降的变化规律,引入温度通道的概念得到改进型

BOLL 通道法, 得到:

$$MB = T_i \quad (5)$$

$$UP = T_{i\max} + 2 \cdot MD + \bar{h} \quad (6)$$

$$DN = T_{i\min} \quad (7)$$

$$h_i = |T_i - T_{i\max}| \quad (8)$$

$$MD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n-1} (h_i - \bar{h})^2}{n}} \quad (9)$$

(5) — (9) 式作了如下改进: MB 为中轨线, 表示温度数据变化的平均趋势; T_i 为第 i 个温度数据实测值; UP 为上轨线, 是温度波动区间上限阈值; 上轨线由最高日气温值(由气象观测站获取)加上两倍偏离值的标准差再加上偏离值的平均值构成, 偏离值是测点温度值减去最高日气温值, 用来衡量测点温度值相对于最高日气温值的可靠度, 若测点温度值低于最高日气温值, 则不存在偏离值, 此时取偏离值等于零, 具体表述就是: h_i 表示第 i 天出现的偏离值, $T_{i\max}$ 为第 i 天的最高日气温值, $h_i = |T_i - T_{i\max}|$. 当 $T_i > T_{i\max}$ 时, 表示存在偏离值, 即这个数据可能是异常数据, 当 $T_i \leq T_{i\max}$ 时, 表示不存在偏离值, 即 $h_i = 0$; DN 为下轨线, 下轨线由最低日气温值(由气象观测站获取)构成, 是温度波动区间下限阈值; $T_{i\min}$ 为第 i 天的最低日气温值; MD 为计算偏离值的标准差; $\bar{h}$ 为 i 个偏离值的算术平均值; n 为统计的数据个数.

改进的细节说明: 中轨线由测点实际温度值构成, 因为考虑非均匀温度场的敏感性, 不用像(1) — (4) 式那样进行移动平均处理. 在构建上下通道时, (1) — (4) 式是采用数据经过移动平均后得出来的数值加减两倍标准差构成, 此计算步骤的值依赖原数据的准确性. 本次改造舍弃依赖原数据进行数据分析的方式, 把原数据与第三方数据结合分析, 降低原数据对指标识别准确性的影响. 本研究的方法巧妙地引入第三方气象数据构建上下轨线, 由于不同地区的气象数据有区域性, 非均匀温度场的特性也受区域气温的影响带有区域性, 以当地第三方气温作为核验非均匀温度场的温度监测数据具有较好的契合度. 下轨线由当日的气象最低气温构成, 考虑的是极端气温的影响, 无论是夜间无太阳辐射影响, 还是区域极端降温, 区域最低气温可以较好衡量下轨线的准确性. 偏离值是指测点温度值减去最高日气温值, 不是每个测点温度值都会高过最高日气温值, 偏离值是考虑到太阳辐射到结构上造成结构温度场分布非均匀, 导致局部测点出现测点温度值高于最高日气温值的情况, 研究非均匀温度场需要重视这些出现偏离值的测点的影响; 因此上轨线就是考虑到这种影响, 所以上轨线是由最高日气温值加上偏离值的平均值再加上两倍偏离值的标准差, 这种情况就能把处理非均匀温度场的数据细部化, 兼顾非均匀温度场产生的“突变”温度的影响, 在识别出异常温度点的同时最大程度地保留真实的非均匀温度场的“突变”温度.

1.2 基于 IDW 算法的异常温度数据修复

IDW 算法又叫空间插值算法, 是一种通过离散的空间数据计算未知空间数据的方法. 在本研究中, 分布于空间结构各处传感器测量的是三维空间温度场, 可以认为三维空间温度场的插值就是通过已知点的温度值 T_i 内插计算未知点温度值 T . 其思想是离所估算的未知温度点的距离越近的已知温度点对该未知温度点的影响越大, 距离越远的已知温度点影响越小, 甚至可以认为没有影响. 在计算某未知温度点的温度值时, 假设离该未知温度点最近的 n 个已知温度点对其有影响, 那么这 n 个点对该未知温度点的影响与这些已知点到未知点之间的距离成反比.

已知点的坐标为 (x_i, y_i) , 未知点的坐标为 (x, y) , 有:

$$Z(x, y) = \sum_{i=1}^m \frac{1}{D_i^p} Z_i \left(\sum_{i=1}^m \frac{1}{D_i^p} \right)^{-1} \quad (10)$$

$$D_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (11)$$

其中: $Z(x, y)$ 为未知点的估算温度值; x 为未知点的横坐标; y 为未知点的纵坐标; D_i 为已知温度点到未知

温度点的距离; p 是距离的幂, 一般取 2; m 为参与计算的已知温度点的个数; Z_i 为已知温度点的温度值。

在运用时, 第 1 步是利用(11) 式计算出所有已知温度点到未知温度点的距离, 第 2 步是把距离值和已知温度点的温度值代入(10) 式中计算得到未知点的温度值。

1.3 基于改进型 BOLL 通道的异常温度数据识别法的应用

某体育馆的屋盖结构是长为 131.98 m, 宽为 90.19 m 的大跨度空间结构, 网架支撑条件为下悬柱支撑。本研究选取该屋盖结构监测数据中的温度数据与应力数据进行研究验证。部分测点的安装位置见图 2。

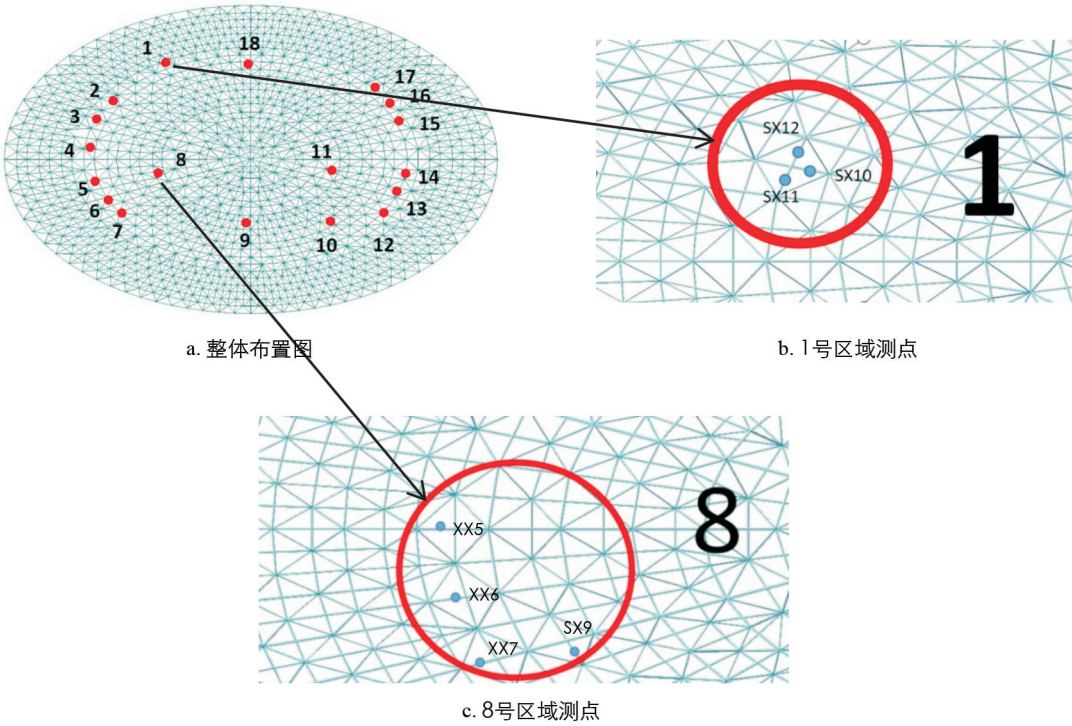


图 2 测点安装位置

选取屋盖结构的测点 SX11 在 2022 年 8 月记录的监测温度数据和从气象网站获取当地在 2022 年 8 月的最高日气温与最低日气温的气象温度数据, 将其全部代入(5) — (9) 式中进行计算分析, 得到图 3 所示的结果, 可以看到实际温度数据处在一个由 BOLL 上下轨道线组成的波动通道上, 而图 3 中的圆圈标注出来的是异常温度数据点。

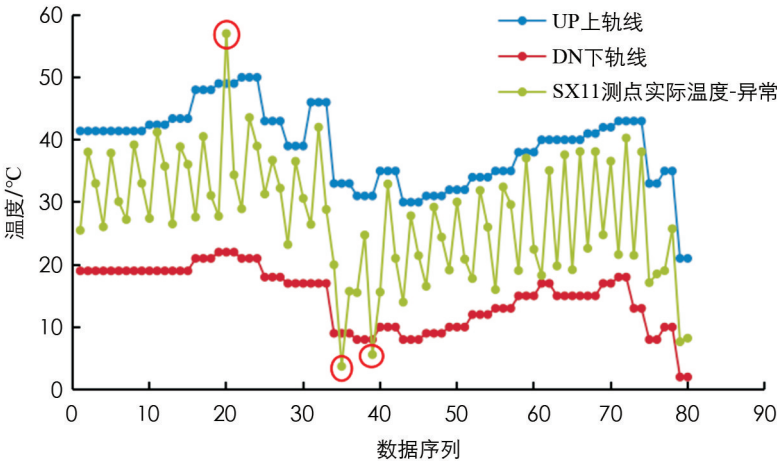


图 3 改进型 BOLL 通道法识别的数据

因此, 经过改进型 BOLL 通道的处理, 可以识别出异常的温度数据, 为下一步的缺失点的温度数据修复做准备.

1.4 基于 IDW 算法的测点异常温度修复法应用

利用此算法对图 3 识别并且对剔除异常数据后留下的空缺数据位置进行修复. 本次修复利用的数据点是 SX11 作为未知温度值的点, 其附近的两个测点 SX12 和 SX13 作为已知温度值的点, 把通过现场计算得到的这两个已知点到未知点的距离和这两个已知点的温度值代入 IDW 算法中得到未知点的温度值, 并把该温度值绘入图 4 中, 把未修复的效果图 3 与修复后的效果图 4 对比可以看到明显的修复效果.

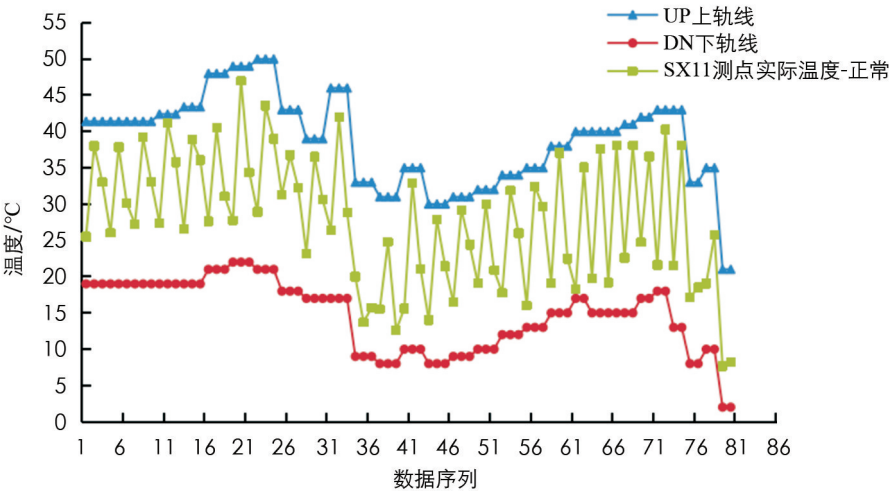


图 4 数据修复效果图

因此, 经过此步骤的处理, 将正常的温度值修复出来, 可以满足对非均匀温度场的科学研究, 同时避免异常温度值对后期研究结果的干扰.

2 应力监测数据的修复方法

2.1 基于温度相关性的应力数据修复

机器学习中的 BP 神经网络算法能够学习和存储大量输入输出模型的映射关系, 并且可以充分逼近任意复杂的非线性关系^[16-17]. 其核心在于反向传播在模拟的过程中收集系统所产生的误差, 并且返回这些误差到输出值, 然后用这些误差来调整神经元的权重, 从而生成一个可以模拟出原始问题的人工神经网络系统.

由于大跨度空间结构属于高次超静定结构, 其结构内各个杆件互相连接、共同作用, 既受太阳辐射影响, 也受自重荷载影响, 所以在测点处产生的应力属于综合应力. 并且大跨度屋盖结构在长期监测过程中, 受温度效应影响较大, 所以可以把温度荷载作为主控荷载, 认为综合性应力与温度荷载必然具有较强的相关性, 从图 5 可以看到温度与应力的相关性. 因此, 利用 BP 神经网络这种强大的非线性映射能力建立温度与应力之间的相关性模型就可以解决应力数据缺失的问题.

本研究选取下弦杆测点 XX7 在 2022 年 8 月的所有温度与应力数据; 每个温度数据对应一个应力数据, 因为在应力传感器失灵期间, 温度传感器能正常工作, 温度数据正常. 所以把温度数据作为输入数据,

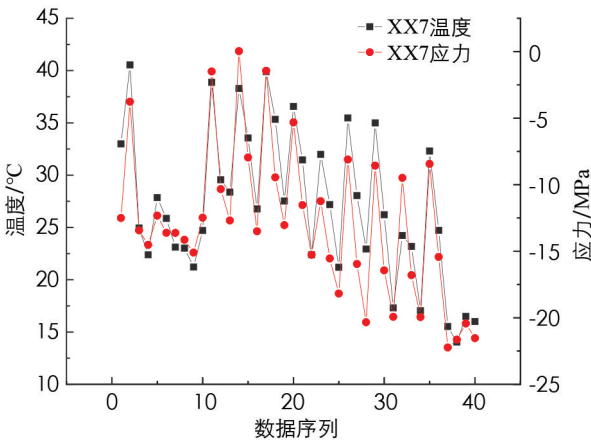


图 5 测点的实际应力与实际温度

输入到神经网络预测应力重建模型中,可以得到输出的预测应力,这个预测应力可以作为缺失的应力数据使用.因此可以利用 BP 神经网络来构建环境温度与结构响应的内在关系模型.

本次数据修复工作采用的神经网络模型是效率较高的 3 层神经网络,考虑到温度与应力作为输入与输出的量,隐藏层传递函数采用非线性变换函数,输出层激励函数采用线性函数,同时通过相关系数 R 值与均方根误差 $RMSE$ 值判断神经网络重建结果的精度.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k (X_i - T_i)^2}{k}} \tag{12}$$

$$R = \left| \frac{\sum_{i=1}^k (X_i - \bar{X})(T_i - \bar{T})}{\sqrt{\sum_{i=1}^k (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^k (T_i - \bar{T})^2}} \right| \tag{13}$$

式中: X_i 为重建的应力数据(实际输出), T_i 为真实的应力数据(期望输出), k 是需要重建的缺失数据的个数.

在实际操作中把 2022 年 8 月的监测数据随机分成 3 部分:训练集、测试集和验证集,比例分别为 70%,15%和 15%.采用试错法确定模型的最优隐藏层神经元个数,具体是把神经元的数量从 1 到 10 进行输入,比较在不同神经元数量影响下,相关系数 R 值与均方根误差 $RMSE$ 值的大小,然后根据 R 值和 $RMSE$ 值来判断模型的优劣.经过多次测试,神经网络隐藏层采用 5 个神经元的时候得到模型结果最优,此时 $RMSE$ 值较小, R 值趋近 1,预测精度较高,而且稳定.一般来说, R 越接近 1,表示 x 与 t 两个量之间的相关程度就越强,反之, R 越接近于 0, x 与 t 两个量之间的相关程度就越弱.与此同时,当整个模型的训练学习过程达到 6 000 epoches 时,若还不收敛,就强制停止.

因此得到训练好的神经网络模型后需要验证神经网络模型的数据修复性能.同时因为该数据完整,所以可以选择其中 60 个应力数据假设为丢失数据,用来验证该神经网络模型的数据修复能力.神经网络修复缺失应力数据的步骤为:

第 1 步 选取大跨度屋盖结构下弦杆测点 XX7 在 2022 年 8 月记录的所有温度与应力数据作为训练数据,其中 60 个作为验证数据;

第 2 步 以测点的温度训练数据作为输入层的输入数据,测点的应力训练数据为输出层的输出数据,隐藏层负责处理输入输出数据的关系,以此建立 3 层神经网络(图 6),拟合温度与应力之间的相关关系;



图 6 3 层神经网络

第 3 步 把 60 个验证数据输入训练好的神经网络模型,输出得到应力数据的重建结果;
第 4 步 本次丢失的应力数据为假定丢失数据,所以可以把应力数据的修复结果与实测数据进行比较,从而验证神经网络修复数据的能力.

图 7 是修复后的应力数据与原始数据的效果对比.可以看到,此时修复的效果较好: R 值为 0.712 6, $RMSE$ 值为 3.218 5,修复的应力数据与实际数据相差较小,满足长期监测数据的精度需求.

2.2 基于测点相关性的应力数据修复

由于该大跨度空间结构属于高次超静定结构,其结构的连接关系与力学性能存在内在联系,不同测点

之间的应力变化具有相关性,所以可以利用不同测点应力之间的相关性建立神经网络模型,然后通过该模型修复缺失测点的应力数据.前面图 2b 和图 2c 是该大跨度空间结构的部分测点,假设 XX7 为缺失应力数据的测点,XX6,XX5,SX9 均为有完整应力数据的测点.因此选择对比利用应力数据缺失点 XX7 与不同距离的测点 XX6,XX5 和 SX9 之间的相关性展现修复效果.

首先选择的是距离最近的相邻测点 XX6 与测点 XX7 的应力传感器在 2022 年 8 月正常工作时间段内监测的数据,随机选择 70% 的数据作为训练集,15% 的数据作为测试集,15% 的数据作为验证集,训练完成神经网络模型.然后把测点 XX6 的应力数据输入训练好的神经网络模型中,输出得到测点 XX7 的预测重建应力数据.XX5 和 SX9 两个测点的相关处理步骤与测点 XX7 与测点 XX6 相关性的应力数据的分析步骤一样.本次利用测点 XX7 与 XX6,XX5,SX9 这 3 个测点分别依次建立相关关系模型,从而得到对应的输出应力数据.缺失的应力数据重建效果见图 8—图 10.

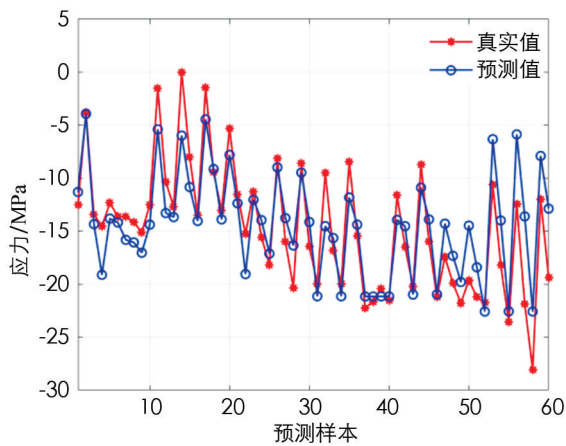


图 7 重建应力的效果

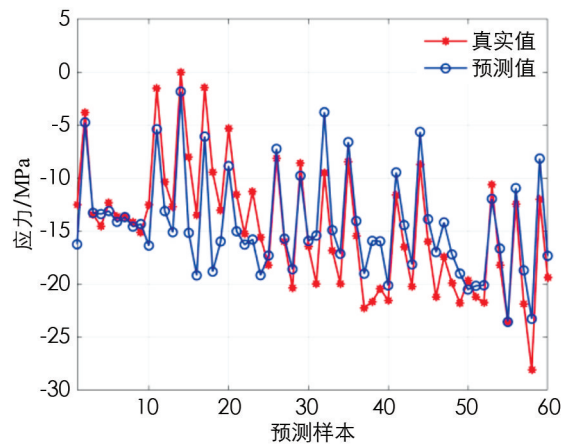


图 8 基于测点 XX7 与 XX6 的相关性

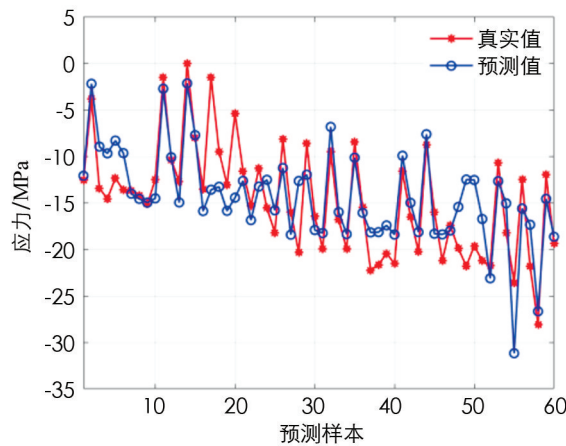


图 9 基于测点 XX7 与 XX5 的相关性

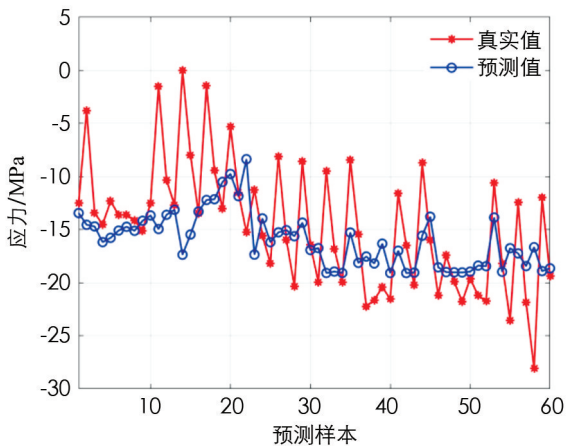


图 10 基于测点 XX7 与 SX9 的相关性

测点 XX7 与 XX6,XX5,SX9 的相对位置关系与重建精度的指标值见表 1.

表 1 模型的相关参数与重建精度

相关性测点	杆件位置	<i>R</i> 值	<i>RMSE</i> 值	重建精度
XX6	临近下弦杆	0.722 32	3.450 1	高
XX5	稍远的下弦杆	0.584 30	3.770 7	低
SX9	更远的上弦杆	0.197 75	5.238 3	更低

从表 1 可以看到选择位于邻近下弦杆的测点 XX6 与 XX7 的相关性来重建应力数据的效果是最好的,重建应力曲线与实际应力曲线具有相当高的一致性.此时计算出来的 R 值为 0.722 32, $RMSE$ 值为 3.450 1,相关系数表明其相关性较好,同时均方根误差也较小,说明测点 XX6 与 XX7 的相关性较强,从图 8 的效果也可以看出神经网络模型重建精度较高,真实值与重建值的误差较小,满足工程误差的要求.

当选择稍远的下弦杆的测点 XX5 与 XX7 的相关性重建应力时,计算出来的相关系数 R 值为 0.584 30, $RMSE$ 值为 3.770 7,此时相关系数下降,均方根误差也变大,说明选取的测点距离变远之后,杆件测点的相关性会变弱,从图 9 也能看到重建应力数据的效果变差,误差也变大.

当选择位于上弦杆的测点 SX9 与 XX7 的相关性重建应力时,计算出来的 R 值为 0.197 75, $RMSE$ 值 5.238 3.此时相关系数已经低于 0.50,属于不太相关,此时均方根误差已经大到 5.238 3.从图 10 也能看到重建应力数据的精度下降不少,重建效果也较差.

所以经过表 1 的比较可以看到,在选择基于多测点应力相关性的方法进行神经网络模型建立时,对相关测点的选取尤为重要.选择测点 XX6 重建测点 XX7,其相关性较好,重建精度较高,选择测点 SX9 的重建精度最低.离待测点越近的测点,建立的神经网络模型相关性越高.在最近的杆件上的测点其相关性是最强的,是最优的选择.

3 结论

本研究针对大跨度空间结构长期监测数据修复的问题,提出一种以改进型 BOLL 通道法结合 IDW 算法的温度数据修复方法以及基于温度与应力相关性和测点应力相关性通过 BP 神经网络算法建立模型从而对丢失应力数据进行修复的方法,并对其修复效果进行分析,得出如下的结论.

1) 通过引入第三方数据结合原始数据构造上下轨线,基于 BOLL 通道法提出一种改进型 BOLL 通道法,在进行非均匀温度场的监测数据处理方面有较大优势,克服了传统方法的缺点,方法在应用上具有区域适用性和针对性.

2) 提出使用 IDW 算法应用于非均匀温度场的缺失数据补全环节,该方法考虑了非均匀温度场的细部不均匀温度的影响,综合各测点温度的权重影响系数,克服了线性插值法的缺点,使用该算法可以较好地修复缺失温度数据的修复.

3) 研究分析了基于 BP 神经网络建立数据之间的相关关系模型,提供了基于温度与应力相关性和基于测点相关性的两种应力修复方法,证明了 BP 神经网络在修复大跨度空间结构应力数据方面的可靠性.对于大跨度空间结构,其温度与应力具有较强相关性,可以对缺少的应力数据进行修复.同时不同测点之间的应力在距离上也具有相关性,最近距离杆件上两个测点的应力相关性是最强的.所以基于最近距离杆件上的两个测点的相关性建立的模型其重建精度最好,离待测点杆件的距离越远,经过杆件的节点越多,其相关性越弱.那么,在选择修复的待测点应力数据的时候,建议选择最近距离的杆件甚至是同一根杆件上的两个测点,而不是距离较远的测点.

参考文献:

- [1] 李惠,周峰,朱焰煌,等.国家游泳中心钢结构施工卸载过程及运营期间应变健康监测及计算模拟分析[J].土木工程学报,2012,45(3):1-9.
- [2] 鲍跃全,陈智成,魏世银,等.结构健康监测数据科学与工程研究进展[J].Engineering,2019,5(2):234-242,261.
- [3] 李嘉维,夏樟华,余印根,等.基于长期动力特性监测数据的大跨度桥梁安全性能评估[J].福州大学学报(自然科学版),2014,42(4):596-605.
- [4] 金垚,王锐婷,邹雨伽,等.基于水分亏缺指数的四川省水稻干旱灾害综合风险评价[J].西南大学学报(自然科学版),

2022, 44(11): 51-61.

[5] 谭媛元, 陈建英, 孙健. 基于 CNN 的上市公司财务危机预警研究 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2021, 46(5): 73-80.

[6] 宁泽宇, 林鹏, 彭浩洋, 等. 混凝土实时温度数据移动平均分析方法及应用 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2021, 61(7): 681-687.

[7] 韩晓健, 吴家栋. 叠合梁桥监测数据预处理技术应用研究 [J]. 江苏建筑, 2019(5): 36-38.

[8] 高照明. 结构健康监测数据异常诊断与修复方法研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2020.

[9] 周彩霞, 张斌, 张义葆. KD 和 BOLL 指标对判断股价走势有效性分析 [J]. 郑州航空工业管理学院学报, 2003, 21(2): 49-52.

[10] 潘清斌. 基于改进 BOLL 指标和资金管理结合的程序化交易策略研究 [D]. 泉州: 华侨大学, 2018.

[11] 张紫嫣, 卢文科, 左锋, 等. 基于分段线性插值法的应变片式扭矩传感器的温度补偿 [J]. 电子测量技术, 2022, 45(8): 143-147.

[12] 颜金彪, 段晓旗, 郑文武, 等. 顾及空间异质性的自适应 IDW 插值算法 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(1): 97-104.

[13] 朱浩楠, 刘晓冉, 李永华, 等. 考虑地形的空间插值算法在复杂下垫面地区气温和降水精细化插值的评估 [J]. 气象, 2020, 46(5): 655-665.

[14] ZHANG Z Y, LUO Y Z. Restoring Method for Missing Data of Spatial Structural Stress Monitoring Based on Correlation [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 91: 266-277.

[15] 赵昕, 贾京, 郑毅敏. 基于 BP 神经网络的大跨高空连廊应变监测数据恢复 [J]. 建筑科学与工程学报, 2009, 26(1): 101-106.

[16] 周思吉, 钱真坤. 基于深度学习的高精度交通流量大数据预测 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2022, 47(8): 9-15.

[17] 姚洁, 邱劲. 基于 SSA-BP 算法的道路交通流量预测研究 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2022, 44(10): 193-201.

责任编辑 潘春燕