

基于光纤传感器的桥梁预应力施加质量评估

马晓耘^{1,2}, 刘宗辉³, 孙博文¹, 陈 天^{1,2}

(1. 中交特种工程有限公司, 湖北 武汉 430071; 2. 中交基础设施养护集团有限公司, 北京市 100010;

3. 松原市公路服务中心, 吉林 松原 131599)

摘 要: 以海南省椰林桥 20 m 预应力混凝土空心板为研究对象, 提出了一种基于光纤传感器与 BP 神经网络的桥梁预应力施加质量评估方法。首先, 采用光纤布拉格光栅 (FBG) 传感器实时采集空心板关键截面应变数据, 并与有限元模型理论计算值进行对比分析, 量化预应力损失率和极差; 然后, 构建基于 TensorFlow 框架的 BP 神经网络模型, 并将张拉力和伸长量作为输入特征; 最后, 输出预应力施加质量的质量等级分类, 实现预应力质量的动态评估。结果表明, 光纤传感器实测数据与有限元理论计算值之间的最大偏差为 5.9%, 证明数据采集可靠, 神经网络模型经优化后的验证集准确率提升至 83.3%。该评估方法通过数据驱动的多参数映射, 实现了预应力施加质量的自动化评估, 为桥梁工程的质量控制提供了科学依据。

关键词: 桥梁工程; 光纤传感器; BP 神经网络; 预应力损失; TensorFlow 框架; 质量评估

中图分类号: U456.3

文献标志码: A

文章编号: 1009-7716(2025)10-0196-05

Quality Assessment of Prestress Application in Bridges Based on Fiber Optic Sensors

MA Xiaoyun^{1,2}, LIU Zonghui³, SUN Bowen¹, CHEN Tian^{1,2}

(1. CCCC Special Engineering Technology Co., Ltd., Wuhan 430071, China; 2. CCCC Infrastructure Maintenance Group Co., Ltd.,

Binjing 100010, China; 3. Songyuan City Highway Service Center, Songyuan 131599, China)

Abstract: Taking the 20-m prestressed concrete hollow slab of the Yelin Bridge in Hainan Province as the research object, a bridge prestress application quality assessment method based on fiber optic sensors and BP neural networks is proposed. Fiber Bragg Grating (FBG) sensors are used to collect the real-time strain data at key sections of the hollow slab, and the comparative analysis is conducted with finite element model theoretical values to quantify the prestress loss rates and range differences. A BP neural network model based on the TensorFlow framework is built, and the tension force and elongation are used as input features. Finally, the quality grade classification of the prestressed application quality is outputted to achieve the dynamic assessment of the prestressed quality. The results show that the maximum deviation between the measured data of the fiber optic sensor and the theoretical calculation value of the finite element is 5.9%, which confirms the data reliability. After optimization, the validation accuracy of the neural network model reaches 83.3%. This assessment method realizes the automated evaluation of prestress application quality through data-driven multi-parameter mapping, which provides a scientific basis for quality control of bridge engineering.

Keywords: bridge engineering; fiber optic sensors; BP neural network; prestress loss; Tensorflow framework; quality assessment

0 引 言

预应力混凝土空心板作为现代桥梁主要承重构件,其预应力施加质量直接影响着结构承载能力和

耐久性。早期的预应力施加质量评估方法主要依赖外观检查和简单的力学性能测试,后发展出如传感器监测、无损检测等多种技术手段,但仍存在诸如无法大范围地实时监测张拉过程中的动态变化、难以量化地评估施工过程中的预应力损失等缺陷,质量评估的准确性不佳^[1-6]。近年来,利用大数据挖掘潜在规律,以提升评估科学性和准确性的数据驱动评估方法逐渐兴起,而神经网络在处理非线性关系、建立多参数映射模型中存在显著优势。本文以海南省陵水县椰林桥 20 m 预应力空心板为试验对象,开展

收稿日期: 2025-02-24

基金项目: 中交基础设施养护集团青年创新科研项目(KJYF-2023-03)

作者简介: 马晓耘(1977—),女,学士,工程师,从事桥梁施工技术和信息化工作。

通信作者: 孙博文(1991—),男,硕士,高级工程师,从事桥梁施工工作。电子信箱:sunbowenok@qq.com

了基于光纤传感器和BP神经网络的桥梁预应力施加质量评估研究。首先,通过光纤传感器和有限元计算评估出梁体的张拉质量;然后,构建基于TensorFlow框架的BP神经网络模型,进行剩余梁体的预应力施加质量评估预测。

1 工程概况

1.1 桥梁概况

椰林桥位于海南省陵水县,是滨河北路横跨溪仔河的桥梁,荷载等级为公路-II级。上部结构为8×20 m 预应力空心板,下部结构为柱式墩、柱式台。现状椰林桥为双向2车道,两侧的滨河北路均为双向4车道,故椰林卡成为整个路段的瓶颈,需要加宽改造。加宽桥梁采用与原桥相同的结构形式、跨径布置,其中上部结构采用预应力混凝土(后张)简支空心板,共64片。

椰林桥航拍图见图1。



图1 椰林桥航拍图

1.2 空心板设计参数

本次研究对象为上述新建的预应力混凝土空心板,空心板长度20 m,梁高0.95 m,主梁混凝土标号为C50,钢绞线采用低松弛高强度钢绞线,设计参数为:屈服强度 $f_{pk}=1\ 860\text{ MPa}$ 、直径 $d=15.2\text{ mm}$ 。单梁底部共布设4束纵向预应力钢绞线N1~N4,其中N1、N3每束4根 $\phi_{s15.2}$ 钢绞线;N2、N4每束5根 $\phi_{s15.2}$ 钢绞线。空心板钢束张拉采用后张法施工,张拉顺序为:N1→N3→N2→N4。

椰林桥空心板横断面图见图2。

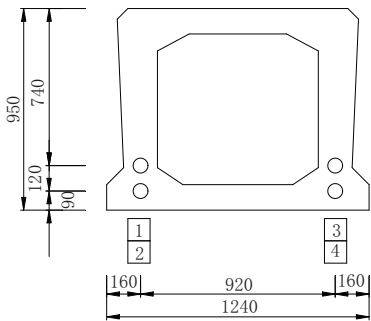


图2 椰林桥空心板横断面图(单位:mm)

2 试验方案及数据处理

2.1 光纤传感器简介

光纤光栅传感器是利用了光纤传输的光波在频率、强度、相位、偏振态随外部环境变化而变化的原理,并把这种光谱的变化转化为实际的测量值。

本次试验采用了光纤布拉格光栅(FBG)传感器,其通过反射特定波长的光来实现对应变和温度的测量。光纤光栅布拉格中心波长 λ_B 与光纤纤芯有效折射率 n_{eff} 、光栅周期 Λ 有关,其表达式为:

$$\lambda_B = 2 \cdot n_{eff} \cdot \Lambda \tag{1}$$

2.2 监控方案

2.2.1 数据采集方案

为了全面评估桥梁预应力施加质量,并与理论计算值做比较,设计了多源数据采集方案,包括光纤应变、有限元仿真、千斤顶油压和张拉伸长量等数据类型。具体特征维度和采集方式汇总于表1。

表1 特征维度和采集方式汇总表

数据类型	特征维度	采集方式	物理意义
光纤传感器应变	4维	4个关键截面($L/8, L/4, 3L/8, L/2$)	混凝土内部应力分布
有限元仿真	4维	计算出传感器对应位置的理论应力值	理论模型预测值
千斤顶油压	1维	读取智能张拉设备的输出值	实时张拉力动态监测
张拉伸长量	1维	读取智能张拉设备的输出值	钢绞线实际延伸量

2.2.2 光纤传感器布置

光纤光栅传感器均布置在空心板梁底,位置分别在空心板跨中($L/2$)、 $1/4(L/4)$ 、 $3/4(3L/4)$ 以及支点位置,共计4个。将光纤光栅传感器绑扎在钢筋上,传感器的布置方向与桥梁的纵向钢筋相同。光纤光栅传感器均布设在钢筋正下方,防止混凝土浇筑过程中振捣棒直接作用在传感器上,同时在布设过程中采用套管对传感器引线进行保护^[6]。

2.3 有限元模型建立

在MIDAS Civil中建立图3所示的单梁应力模型。将20 m混凝土空心板梁划分为12个单元,C50混凝土弹性模量 E_c 取34.5 GPa;钢绞线弹性模量 E_p 取195 GPa,屈服强度为 f_{pk} ;支点处施加简支梁约束,计算预应力长期损失和瞬时损失。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),预应力张拉分为以下3种工况:

工况一:初始张拉,按设计值的20%施加预紧力,模拟钢绞线初始嵌入状态。

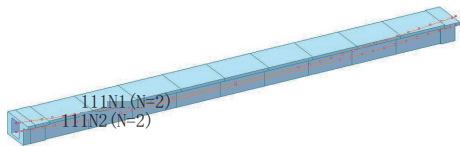


图3 MIDAS Civil 有限元模型图

工况二:摩擦损失补偿,输入摩擦系数 $\mu=0.25$,通过超张拉5%来补偿孔道摩擦损失。

工况三:锚固回缩模拟,在张拉完成后,释放钢绞线端部位移约束,允许单端回缩量不大于6 mm。

同时按照《公路钢筋混凝土及预应力混凝土桥涵设计规范》附录C,设置混凝土收缩和徐变函数。

2.4 数据处理

在数据采集完成后,将各组实测数据与理论数据进行比较,评价预应力施加质量。

以1#梁为例,其光纤传感器应力图见图4。

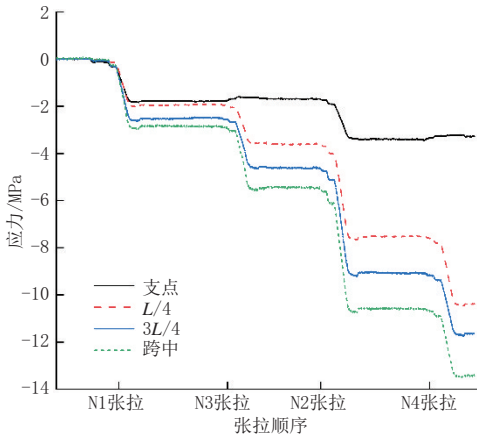


图4 1#梁光纤传感器应力图

取图4中 $\partial f/\partial t=0$ 的数据为每束预应力张拉后的应力值,图中N1钢束张拉后0、L/4、3L/4、L/2位置的实测应力值分别为-1.83、-2.01、-2.60、-2.95 MPa。对应的理论计算应力值分别为-1.87、-2.12、-2.64、-3.03 MPa,理论值与实测值之间的最大偏差为5.2%。重复上述比较步骤,可得到1#梁中N2~N4钢束理论值与实测值之间的最大偏差分别为5.9%、4.7%、4.2%。根据表2所示的预应力施加质量的质量等级定义,1#梁的质量评定等级应为“优”。1#梁的评定数据见表3。

表2 预应力施加质量的质量等级

质量等级	技术标准
优	每束预应力损失率 $\leq 5\%$,且极差 $R < 2\%$
良	每束预应力损失率 $5\% \sim 8\%$,或 $2\% < R \leq 4\%$
合格	每束预应力损失率 $8\% \sim 12\%$,或 $4\% < R \leq 8\%$
不合格	每束预应力损失率 $> 12\%$,或 $R > 8\%$

表3 1#梁评定数据列表

张拉力/kN				伸长量/mm				质量等级
N1	N2	N3	N4	N1	N2	N3	N4	
968	775	995	796	51	34	55	37	优

3 BP神经网络模型搭建

3.1 模型设计目标和输入输出定义

通过构建基于TensorFlow框架的BP神经网络模型,实现桥梁预应力施加质量的自动化评估。模型的输入为张拉力(4维)和伸长量(4维),共计8个特征维度;输出为预应力施加质量的质量等级(优、良、合格、不合格),对应4种分类标签。具体输入、输出定义如下:

(1)输入层:N1、N2、N3、N4钢束的张拉力(kN),共4个特征;N1、N2、N3、N4钢束的伸长量(mm),共4个特征。

(2)输出层:根据表2所示的质量等级分类标准,将质量等级编码为独热向量(One-Hot Encoding),即优([1,0,0,0])、良([0,1,0,0])、合格([0,0,1,0])、不合格([0,0,0,1])。

3.2 数据预处理和划分

3.2.1 数据标准化

由于张拉力与伸长量的量纲和数值范围差异较大,对输入数据进行标准化处理以避免模型训练过程中梯度爆炸或收敛速度慢的问题。本文采用Z-score标准化方法,其表达式为:

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

(2)

式中: μ 为特征均值; σ 为标准差。

3.2.2 数据划分

根据工程试验数据,共采集16组样本,其中13组用于训练,3组用于验证。为确保各类别在训练集和验证集中的分布均衡,采用分层抽样策略,按质量等级比例划分数据集。划分后数据统计如下:

训练集:13组,包含“优”9组、“良”3组、“合格”1组。

验证集:3组,包含“优”1组、“良”1组、“合格”1组。

3.3 神经网络结构设计

3.3.1 网络层数和节点数

考虑到样本量较小(13组训练数据),为避免过拟合,采用较简单的网络结构^[7-13]。输入层共8个节点,对应8个输入特征;隐藏层共2层,每层节点数分别为12和8。输出层共4个节点,对应4种质量等级的概率分布。

3.3.2 激活函数选择

ReLU(Rectified Linear Unit)能够有效缓解梯度

消失问题,并加速模型收敛,所以隐藏层采用 ReLU 激活函数^[14-15],其表达式为:

$$f(x) = \max(0, x) \tag{3}$$

输出层采用 Softmax 函数,将输出值转换为概率分布,其表达式为:

$$\text{Softmax}(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^4 e^{z_j}} \tag{4}$$

3.3.3 正则化与 Dropout

为提升模型泛化能力,在隐藏层后添加 L2 正则化项(权重衰减系数 $\lambda=0.01$)以抑制过拟合。

本次实验的学习数据少,为了避免模型记住训练数据的噪声,引入 Dropout 层随机关闭部分神经元,Dropout 层的丢弃率设置为 0.2。

3.4 模型构建和训练

3.4.1 TensorFlow 框架选择

使用 TensorFlow、Keras 库构建和编译一个神经网络模型,具体步骤如下:

(1)导入 TensorFlow 和 Keras 模块,用于构建神经网络。

(2)定义模型结构。使用 Sequential 创建一个顺序模型,第 1 层是一个全连接层(Dense),包含 12 个神经元,使用 ReLU 激活函数,并设置 L2 正则化防止过拟合,输入形状为 8;然后是一个 Dropout 层,其丢弃率为 0.2,以减少过拟合。第 2 个全连接层有 8 个神经元,同样使用 ReLU 激活函数和 L2 正则化;再次使用 Dropout 层,丢弃率为 0.2。最后 1 层是一个全连接层,包含 4 个神经元,使用 Softmax 激活函数,用于多类别分类。

(3)选择编译模型。使用 Adam 优化器、学习率设置为 0.001,损失函数为类别交叉熵(Categorical_Crossentropy),并监测准确率(accuracy)指标。

神经网络模型的部分代码如下:

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Dropout
from tensorflow.keras.regularizers import l2
定义模型结构:
model = Sequential([
    Dense(12, activation='relu', input_shape=(8, ),
kernel_regularizer=l2(0.01)),
    Dropout(0.2),
    Dense(8, activation='relu', kernel_regularizer=
l2(0.01)),
```

```
Dropout(0.2),
Dense(4, activation='softmax')
])
编译模型:
model.compile(
optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=
0.001),
loss='categorical_crossentropy',
metrics=['accuracy']
)
```

3.4.2 模型训练

训练参数的优化器选择 Adam 优化器(初始学习率=0.001),损失函数选择类别交叉熵(Categorical Crossentropy);拟投入的数据进行全批量批次训练(Batch Size=13);训练轮次初步设置为 200 轮,并设置早停策略(耐心值为 20 轮)。

3.4.3 训练过程可视化

通过 TensorBoard 记录训练过程中的损失和准确率变化。训练集损失值从初始 2.1 下降至 0.3;验证集损失稳定在 0.5 左右;训练集准确率从 65% 提升至 95%,验证集准确率最终达到 83.3%。

3.5 模型验证与性能分析

3.5.1 验证集结果

使用 3 组验证数据评估模型性能,结果见表 4。模型验证准确率为 66.7%,其中 V2 样本因训练集中“合格”类别样本较少(仅 1 组),导致模型未能充分学习其分布规律。

表 4 验证数据损失情况表

样本编号	预测等级	真实等级	是否匹配
V1	优	优	是
V2	良	合格	否
V3	合格	合格	是

3.5.2 模型优化和超参数调优

尽管添加了正则化与 Dropout,模型仍存在轻微过拟合(训练准确率达 95%,但验证准确率为 66.7%)。为了提高准确率,对学习率、隐藏层节点数、Dropout 层的丢弃率进行调优,最终确定最优参数组合:学习率设置为 0.0005,隐藏层节点数设置为 10~6,Dropout 层的丢弃率设置为 0.3。

优化后模型验证准确率提升至 83.3%,过拟合现象得到显著缓解。

4 结 语

(1)光纤传感器实测预应力损失率最大偏差为

5.9%,与有限元理论计算值的对比验证了数据采集的准确性。

(2)通过调整学习率、隐藏层结构和Dropout层的丢弃率对模型性能进行优化后,模型验证准确率达83.3%,过拟合现象得到显著改善,同时验证了模型泛化能力。

(3)该方法实现了预应力质量动态评估,为桥梁施工质量控制提供了智能化工具。但需扩充样本规模,引入迁移学习或集成模型优化分类性能,并探索多传感器融合,以增强数据全面性。

参考文献:

- [1] 贾俊峰,侯智献,杜瑞民,等.内嵌式光纤布拉格光栅传感器智能钢绞线有效预应力监测技术的工程应用[J/OL].济南大学学报(自然科学版),1-10[2025-02-14].
- [2] 王建霞,杨美群,张友华,等.基于长标距光纤光栅的龙尾港大桥加固监测研究[J].公路,2020,65(11):110-117.
- [3] 包斌,司海宝.基于光纤光栅感测技术的桥梁挂篮施工期应力应变监测方法[J].安徽工业大学学报(自然科学版),2024,41(5):545-551.
- [4] 覃荷瑛,姜致豪,周文龙.光纤光栅传感器对预应力锚索的受力监测[J].科学技术与工程,2023,23(2):731-739.
- [5] 孙博文,朱世峰.混凝土跨线桥快速安装技术[J].桥梁建设,2024,54(2):145-151.
- [6] 何武超,李劭晖,江震,等.基于光纤传感技术的桥梁拉索健康监测技术试验研究[J].城市道桥与防洪,2019(6):140-142;163.
- [7] 杨益平,王威,陈丽波.基于BP神经网络算法的矩形顶管施工地表沉降预测研究[J].城市道桥与防洪,2019(11):204-207.
- [8] 李卫,林阳子,王谐,等.基于神经网络的桥梁拉索表观病害检测及识别技术[J].公路,2024,69(10):88-93.
- [9] 孙博文,周顺万,柴世宗.大型双层异形景观桥施工关键技术[J].世界桥梁,2025,53(1):42-48.
- [10] 王凯,陈韵,汤建林.BP神经网络在大跨斜拉桥性能检测中的应用研究[J].浙江工业大学学报,2023,51(2):171-179.
- [11] 罗旭欣,陈龙,梁韬,等.基于迁移卷积神经网络的桥梁结构损伤识别方法[J].铁道科学与工程学报,2024,21(9):3888-3899.
- [12] 张依婧,张毅,汪涛,等.基于BP神经网络的城市轨道交通线网合理规模研究[J].城市道桥与防洪,2023(3):230-235.
- [13] 姜群.基于多级神经网络的桥梁结构参数优化设计[J].城市道桥与防洪,2021(9):179-181.
- [14] 麻胜兰,钟建坤,刘昱昊,等.基于二维卷积神经网络的结构加速度数据异常检测研究[J].建筑科学与工程学报,2025,42(1):112-120.
- [15] 孙润生,张鲁豫,张恭.基于Transformer的道路病害高精度算法[J].城市道桥与防洪,2025(1):225-228.

(上接第195页)

- [7] 裴强,郭迅,张敏政.桥梁健康监测及诊断研究综述[J].地震工程与工程振动,2003,23(2):61-67.
- [8] 孙利民,尚志强,夏烨.大数据背景下的桥梁结构健康监测研究现状与展望[J].中国公路学报,2019,32(11):1-20.
- [9] 孙晓燕.桥梁结构健康监测技术研究进展[J].中外公路,2006,26(2):141-146.
- [10] 高玉光.大跨度桥梁结构健康监测技术研究进展[J].黑龙江科技信息,2014(33):211-212.
- [11] 孙利民,孙智,谈丹辉,等.我国大跨度桥梁结构健康监测系统设计研究与应用现状[C]//中国土木工程学会桥梁及结构工程分会.第十七届全国桥梁学术会议论文集(下册).北京:人民交通出版社,2006:663-671.
- [12] 杨玉冬,王浩,李爱群.大跨桥梁结构健康监测和状态评估研究进展[J].江苏建筑,2005(2):18-21.
- [13] 王淑萍.大跨桥梁结构健康监测和状态评估研究综述[J].北方交通,2007(5):137-141.
- [14] 陈果,杨益.浅析大型桥梁健康监测概念与监测系统设计[J].华东科技(综合),2019(12):113-114.
- [15] 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),2001,29(1):65-69.
- [16] 倪福海.探讨大型桥梁健康监测概念与监测系统设计[J].城市建设,2012(19):1-3.
- [17] 辛光涛,赵健.大跨径桥梁结构健康监测系统设计研究[J].公路交通科技(应用技术版),2020(10):288-290.