

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2024.105



开放科学(资源服务)标识码 OSID:



基于物理信息神经网络的斜拉索索力识别

徐皓¹, 单德山¹, 吴康², 余忠儒¹

(1. 西南交通大学 土木工程学院, 成都 610031; 2. 河南省轨道交通研究院有限公司, 郑州 450046)

摘要: 准确识别索力具有重要现实意义, 但工程中常用的频率法存在计算公式复杂多样等问题。为实现高精度的索力识别, 将物理信息神经网络 (physics-informed neural network, PINN) 引入索力识别领域, 提出基于物理信息神经网络的斜拉索索力识别方法。该方法在神经网络损失函数中引入表征斜拉索索力的弦振动方程损失项作为物理信息, 将索力设置为神经网络的可学习参数, 并利用斜拉索的动位移响应进行网络训练, 通过最小化损失函数即可实现索力识别。建立 5 根典型斜拉索的有限元模型, 以获取响应数据, 并利用该方法进行索力识别。结果表明: 在设定的所有斜拉索索力识别问题中, 该方法的索力识别误差均不超过 3%, 识别精度高; 网络预测位移场难以精准重构斜拉索的真实位移, 但能较好地还原斜拉索的低阶振动位移场。在此基础上, 开展室内模型桥试验, 再次验证了该方法的有效性, 证明该方法具有较高的识别精度、较强的可靠性以及良好的可拓展性, 适用于实际工程中斜拉索索力的识别。

关键词: 斜拉桥; 物理信息神经网络; 振动方程; 索力识别; 参数识别

中图分类号: U443.38 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-6717(2026)05-0237-09

Identification of cable tension based on physics-informed neural network

XU Hao¹, SHAN Deshan¹, WU Kang², YU Zhongru¹

(1. School of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, P. R. China; 2. Henan Rail Transit Research Institute Co., Ltd., Zhengzhou 450046, P. R. China)

Abstract: Accurate identification of cable tension holds significant practical importance, but the vibration-based tension estimation methods commonly used in engineering have the problem of complex and diverse calculation formulas. To achieve high-precision cable tension identification, the physics-informed neural network (PINN) is introduced into the field for cable tension identification in cable-stayed bridges. This method incorporates the string vibration equation representing cable tension as physical information into the loss function of the neural network, sets the cable force as a learnable parameter of the neural network, and uses the dynamic displacement response of the cable for network training. The cable tension can be identified by minimizing the loss function. Finite element models of five typical cables were established to obtain response data, and cable tension identification using this method was conducted. The results indicate that the identification error of this method

收稿日期: 2024-07-23

基金项目: 国家自然科学基金 (51978577)

作者简介: 徐皓 (1996-), 男, 主要从事桥梁结构健康监测研究, E-mail: xhao@my.swjtu.edu.cn。

单德山 (通信作者), 男, 教授, 博士生导师, E-mail: dsshshan@163.com。

Received: 2024-07-23

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (No. 51978577)

Author brief: XU Hao (1996-), main research interest: bridge structural health monitoring, E-mail: xhao@my.swjtu.edu.cn.

SHAN Deshan (corresponding author), professor, doctoral supervisor, E-mail: dsshshan@163.com.

does not exceed 3% in all set cable tension identification problems, demonstrating high accuracy. While the network's predicted displacement field cannot fully reconstruct the actual displacement of the cable, it effectively restores the low-order vibration displacement field. On this basis, model bridge tests were conducted, verifying the effectiveness of the proposed method, confirming its high identification accuracy, strong reliability, and good scalability, making it suitable for identifying cable tension in real engineering applications.

Keywords: cable-stayed bridge; physics-informed neural network; oscillation equation; cable tension identification; parameter identification

索力是斜拉桥的重要力学指标之一,准确、高效地识别索力可为斜拉桥的施工控制、运营和养护提供强有力的支撑^[1]。目前,实际工程中常用的索力测定方法有:液压千斤顶法、压力传感器法以及频率法等^[2]。液压千斤顶法一般仅适用于张拉时的索力测定,压力传感器法费用较高^[3],频率法在实际工程中广泛应用。

频率法的核心在于建立索力与频率之间的映射关系^[4]。众多学者基于斜拉索振动微分方程,针对不同规格和构造特点的拉索构建了许多索力与测试频率间的计算公式^[5]。Zui等^[5]基于弦振动理论,忽略索的抗弯刚度,建立了索力与频率的平方成正比的关系式。宋一凡等^[6]引入压杆屈曲函数来构造刚性拉索的振型函数,基于RITZ法导出拉索索力与固有频率之间的关系式。Geier等^[7]发现已有的索力识别方法在某些情况下不满足精度要求,实测拉索的高阶频率比理想弦模型偏高,提出了一种既能考虑抗弯刚度、垂度和边界条件,又能考虑各阶频率变化趋势的高精度索力识别方法。孙永明等^[8]基于轴向受拉梁振动方程建立了任意边界条件下匀质拉索索力计算模型。各种实用公式的提出客观上推动了索力识别的发展,但也导致索力计算公式复杂、多样的问题,给选择适当的公式以实现快速、准确的索力计算带来了困难^[8]。

索力计算公式的推导过程实际上是针对不同边界条件下的振动微分方程的求解过程,深度学习技术的蓬勃发展为微分方程的求解开辟了新的途径^[9]。Raissi等^[10]提出了物理信息神经网络(physics-informed neural network, PINN)框架,通过结合控制微分方程和损失函数的方法成功求解了一系列经典微分方程问题。该研究首次利用神经网络求解工程中广泛存在的微分方程问题,同时为传统神经网络的物理可解释性提供了支撑,PINN为解决工程应用问题提供新的思路和方法。目前,PINN已经被应用到多领域的微分方程求解,如流体力学^[11]、热学^[12]、地下能源系统^[13]和剩余寿命预测^[14]等,但还未有研究将该框架用于斜拉索振动微分方

程建模以及斜拉索的索力识别任务中。

笔者将PINN应用于斜拉索的索力识别任务,基于斜拉索的弦振动微分方程构建PINN网络,并提出带修正项的全连接层。将索力作为神经网络的独立待识别参数^[15],利用有限测点的动位移数据对斜拉索的振动位移场进行重构,并通过最小化损失函数来逐步逼近真实索力。建立5根典型斜拉索的ANSYS模型,获取其在白噪声激励下的动位移响应信号,利用有限测点数据,在重构振动位移场的同时,识别拉索索力。最后,通过一座室内试验模型桥的实测数据验证了方法的实际应用效果。

1 基于PINN的斜拉索索力识别

1.1 基本思路

由斜拉索的弦振动理论可知,在不考虑抗弯刚度影响的情况下,斜拉索的振动微分方程为^[8]

$$\begin{cases} m \frac{\partial^2 w(x, t)}{\partial t^2} - \lambda \frac{\partial^2 w(x, t)}{\partial x^2} = 0 \\ w(0, t) = w(L, t) = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: x 为沿拉索长度方向的坐标; $w(x, t)$ 为 t 时刻拉索上各点的竖向位移; λ 为拉索索力; m 为拉索的线密度; L 为拉索长度。

区别于传统神经网络方法利用大量数据构建神经网络输出的预测函数范式^[16],基于PINN索力识别方法的核心思想在于,通过调整网络参数,使网络输出同时满足振动微分方程和已知的动位移数据。在这一过程中,索力作为待识别参数进行训练,训练结束即可输出满足当前微分方程和振动位移的索力值。具体实施时,PINN将振动微分方程作为先验信息引入到损失函数中,以约束输出来满足振动微分方程和已知的动位移数据。针对研究的问题,基于PINN的索力识别方法的损失函数主要包括3部分:偏微分方程(partial differential equation, PDE)项损失(L_f)、边界条件(boundary condition, BC)项损失(L_b)以及数据(data)项损失(L_d),总损失函数为

$$L = \omega_f L_f + \omega_b L_b + \omega_d L_d \quad (2)$$

其中, L_f 为偏微分方程项损失

$$L_f = \frac{1}{N_f} \sum_{x_i, t_i \in \Omega} \left| \left(m \frac{\partial^2}{\partial t^2} - \lambda \frac{\partial^2}{\partial x^2} \right) \hat{w}(x_i, t_i) \right|^2 \quad (3)$$

L_b 为边界条件项损失

$$L_b = \frac{1}{N_b} \sum_{t_i \in T} \left(|\hat{w}(0, t_i)|^2 + |\hat{w}(l, t_i)|^2 \right) \quad (4)$$

L_d 为数据项损失

$$L_d = \frac{1}{N_d} \sum_{x_i, t_i, \tilde{w}_i \in X} |\hat{w}(x_i, t_i) - \tilde{w}_i|^2 \quad (5)$$

式(2)~式(5)中: $\hat{w}(x, t)$ 为神经网络的解; $\{0, t_i\}_{i=1}^{N_b}$ 、 $\{l, t_i\}_{i=1}^{N_b}$ 为边界条件的配置点, 共 N_b 个; $\{x_i, t_i\}_{i=1}^{N_f}$ 为偏微分方程的配置点, 共 N_f 个; $\{x_i, t_i\}_{i=1}^{N_d}$ 为数据项的配置点, 共 N_d 个。配置点为 $[x, t]$ 域内选取的点, 用于计算损失^[17]。 ω_b 、 ω_f 、 ω_d 为各损失间的权重系数, 用于考虑各项损失间的相对关系。

利用振动微分方程与拉索振动位移训练神经网络, 在优化过程中, 识别索力(λ^*)须逐渐逼近真实索力(λ), 使得损失函数降低, 以达到识别索力的目的。

1.2 改进的全连接神经网络

采用经典 PINN 框架进行索力识别存在 3 项损失, 各项损失间的权重需进行细致的调整, 如果可以减少损失的项数, 将减少工作量^[18]。注意弦振动问题两端位移为 0 这一先验知识, 并将其融入神经网络的架构中, 提出带修正项的全连接神经网络(modified-multi layer perceptron, m-MLP)。m-MLP 将全连接神经网络(multi layer perceptron, MLP)的输出 w_θ 通过 Func 映射

$$\hat{w}_\theta = w_\theta \text{Func}(x) = w_\theta \cdot \sin\left(\frac{\pi x}{L}\right) \quad (6)$$

输出 $\hat{w}_\theta$ 自动满足边界条件, 总损失函数中可以不考虑边界条件项损失, 损失函数缩减为

$$L = \omega_f L_f + \omega_d L_d \quad (7)$$

索力识别的 PINN 框架如图 1 所示, 图 1 中 AD 指自动微分(automatic differentiation, AD), 用于计算各阶导数。不难看出, 区别于传统的神经网络方法, PINN 方法并没有求解频率与索力的映射关系, 而是将振动微分方程和边界条件作为损失项分别予以考虑。通过在损失函数中引入表征索力的振动微分方程, PINN 将拉索索力的识别问题转化为参数优化求解问题, 具有良好的拓展性, 更改振动微分方程和边界条件即可考虑不同约束条件下的索力识别问题, 如考虑抗弯刚度的吊杆索力识别。

1.3 索力识别流程

基于 PINN 的索力识别问题是一个参数识别问

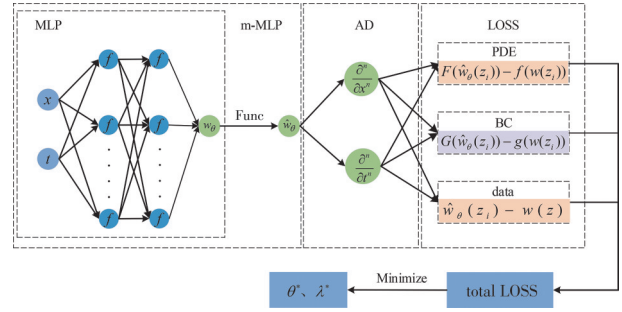


图1 PINN框架图

Fig. 1 Framework of PINN

题, 具体流程见图 2。主要分为以下几个步骤:

- 1) 构建训练数据集, 这里指配置点数据与测试动位移;
- 2) 进行数据归一化处理, 具体流程见下文;
- 3) 确定网络参数, 包括网络宽度、激活函数、优化器及损失函数等;
- 4) 进行网络训练, 并输出预测索力。

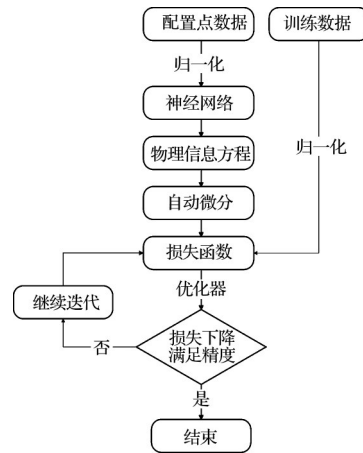


图2 索力识别流程图

Fig. 2 Flowchart of cable tension identification process

2 工程概况

2.1 工程背景

某斜拉桥为 72.5 m+203 m+522 m+203 m+72.5 m 的公铁两用双塔双索面斜拉桥, 单塔柱一侧共 21 对索, 全桥共计 336 根斜拉索, 斜拉索采用 $\phi 7$ 平行钢丝索, 钢丝强度为 1 860 MPa, 外包双层 PE 护套, 两层 PE 护套间设置隔离层, 有 LPES7-163、LPES7-187 等 8 种规格。主梁采用钢箱梁, 梁高 5 m、宽 63.9 m; 桥塔为外包钢箱梁的钻石形混凝土桥塔, 北塔高 250.8 m, 南塔高 239.9 m; 索塔基础采用 66 根钻孔灌注桩, 桩径为 2.5 m, 桩长为 29~36 m。斜拉桥立面布置如图 3 所示。

为研究提出的索力识别方法的有效性, 选取小里程边跨侧一扇索中在拉索长度、单根拉索所包含钢丝束数量、内力大小等方面差异较大的 5 根索作

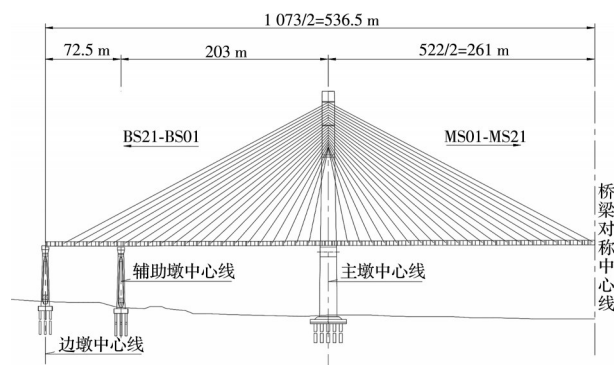


图3 某斜拉桥立面布置图

Fig. 3 Elevation layout of a cable-stayed bridge

为研究对象,具体参数如表1所示。

其中: L 为斜拉索设计长度; L_0 为斜拉索垫板间无应力索长; A 为钢丝束公称截面积; E 为弹性模量; m 为索体单位长度质量; λ 为斜拉索索力。

2.2 数据准备及预处理

2.2.1 数值模拟

为构造训练数据,采用ANSYS软件对斜拉索进行建模。斜拉索采用LINK10空间杆单元进行模拟,拉索索力换算为初应变并通过实常数施加到模型中,每根斜拉索均匀划分为100个单元;约束索两端的6个自由度模拟边界条件;向模型中除端点外的节点施加高斯白噪声模拟随机激励,获取节点处的位移响应时程数据^[19]。

对于参数识别问题,观测点数据的分布及数量将显著影响识别效率和精度,综合考虑两方面的因素,对观测数据的点位及长度做出如下考虑:1)选取有限元模型中3个点位的位移响应数据作为数据项,3个点位的选取示意图如图4所示,以拉索梁端坐标为0开始计算,1号点位位于拉索长度的1/10处,2号点位位于拉索长度的1/4处,3号点位位于拉索长度的1/2处;2)每一点位仅截取前4 s的响应数据。

2.2.2 归一化

由于弦振动方程涉及的常数数量级差别较大,如BS13号索的理论索力 $\lambda=3\,150\text{ kN}$,而索体的单位质量 $m=72.8\text{ kg/m}$,且训练输入数据索体坐标 x 是时间 t 的数十倍,需进行归一化^[20]。采用线

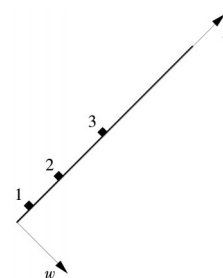


图4 斜拉索训练用数据采集点

Fig. 4 Data collection points for training of a stay cable

性归一化方法将空间、时间和位移参数归一化至 $[0,1]$ 范围,归一化后,待识别参数值将发生变化。

X 、 T 、 W 和 w 分别代表将数据归一化后微分方程的空间变量、时间变量、位移结果和待识别索力,归一化前后的变量关系为

$$X = a \cdot x \quad (8)$$

$$T = b \cdot t \quad (9)$$

$$W = c \cdot w \quad (10)$$

式中: a 、 b 和 c 分别为空间位置、时间和位移的归一化系数。

将式(10)代入式(1)并整理得

$$m \cdot \frac{\partial^2 W}{\partial T^2} - \frac{a^2}{b^2} \cdot \lambda \frac{\partial^2 W}{\partial X^2} = 0 \quad (11)$$

训练数据归一化后,网络识别参数 ϕ 变化为

$$\phi = \frac{a^2}{b^2} \cdot \lambda \quad (12)$$

需要说明的是,网络训练最终参数都是针对归一化后的数据而言,因此,识别的参数也是针对归一化后的偏微分方程,再通过反归一化得到最终的结果。5根典型斜拉索归一化前后待识别索力如表2所示。

2.3 神经网络参数的设置

基于PyTorch平台进行程序开发,并在Intel Core i5-12500 H上运行。根据表3中的训练参数,使用PINN求解5根典型斜拉索的索力。按照深度学习中的常用设置,优化器取Adam优化器,学习率取0.001,激活函数取Tanh函数。根据Hornik等^[21]的研究,并结合对网络架构开展的大量实验结果,选择一层隐藏层,节点数为50的网络架构。配置点数量的选取仍是一个开放的问题^[17],通过密集选取

表1 5根典型斜拉索的基本参数

Table 1 Basic parameters of five typical stay cables

索号	斜拉索规格	L/m	L_0/m	A/cm^2	E/GPa	$m/(\text{kg/m})$	λ/kN
BS01	LPES7-163	86.35	85.62	62.73	195	49.2	1 234
BS06	LPES7-187	135.26	134.50	71.97	195	56.5	2 684
BS13	LPES7-241	208.95	208.08	92.75	195	72.8	3 150
BS18	LPES7-301	265.91	264.96	115.84	195	90.9	3 575
BS21	LPES7-241	300.54	299.67	92.75	195	72.8	3 720

表 2 5根典型斜拉索归一化前后的索力值

Table 2 Cable forces of five typical stay cables before and after normalization

索号	L/m	t/s	m/(kg/m)	a	b	归一化	归一化
						前索力 λ/kN	后索力 ψ/kN
BS01	86.353	4	49.2	0.011 6	0.25	1 234	2.648
BS06	135.261	4	56.5	0.007 4	0.25	2 684	2.347
BS13	208.947	4	72.8	0.004 8	0.25	3 150	1.154
BS18	265.907	4	90.9	0.003 8	0.25	3 575	0.809
BS21	300.536	4	72.8	0.003 3	0.25	3 720	0.659

表 3 PINN 神经网络的配置

Table 3 Configuration of PINN

参数	物理含义	数值
α	学习率	0.001
Tanh	激活函数	
Adam	优化器	
layers	网络层数	输入层:1层 隐藏层:1层 输出层:1层
network structure	网络架构	[2,50,1]
epoch	迭代次数	17 000
N_f	域内配点数量	8 000
N_d	训练数据量	2 000
ω_f	偏微分方程项残差权重	1
ω_d	训练数据项残差权重	5 000 至 1

配置点的方式以回避对于这一问题的讨论。此外,实验还发现,训练初期微分方程项的损失比训练数据项大 4 个数量级,因此,设置数据项的权重在第 1 个 epoch 时为 5 000,当训练结束时,其权重取 1。训练过程中线性减小,以保证在训练初期网络能充分学习到训练数据的特征,在训练末期能够同时精细调整数据项损失和方程项损失。

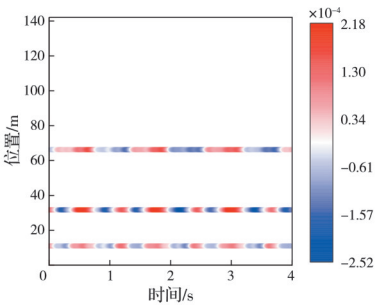
3 索力识别结果

3.1 BS06 索力识别过程

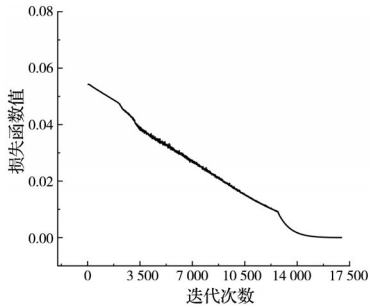
分析 BS06 号索的索力识别过程,如图 5 所示。

从图 5(b)可以看出,网络经过充分训练后,损失趋于收敛,训练效果良好。

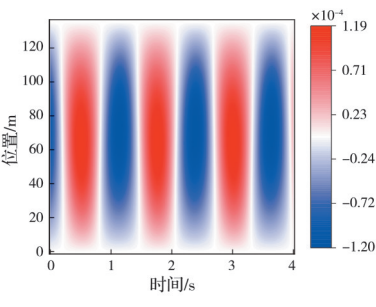
对比图 5(a)、(c)可以看出,用于网络训练的 3 个点位的位移响应较为复杂,其中点位 3 的位移绝对值比点位 2 要稍小,而网络预测的位移场索体中部振动幅度明显最大,并向两侧减小,所以,使用 3 个点位的位移响应数据并不能完全反映索体真实的振动位移场。观察图 5(c)中网络预测位移随时间变化的过程不难看出,其在时间维度上具有周期性,网络预测的位移场更接近索体的一阶振动过



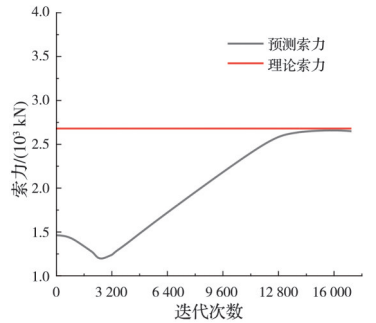
(a) 训练用位移



(b) 损失下降曲线



(c) 网络预测位移



(d) 待识别参数

图 5 环境激励下的 BS06 号索识别结果

Fig. 5 Recognition results of BS06 cable under environmental excitation

程。因此,该方法不能完整反映真实索体的位移场,真实索体的位移场应为各阶振动叠加而成。已有研究表明,PINN在训练过程中通常从低频拟合函数^[22],对于单层神经网络,学习高频成分尤为困难。同时,m-MLP采用 $\sin\left(\frac{\pi x}{L}\right)$ 对输出进行映射,形式较为单一,这也加大了神经网络学习高频成分

的难度。综合两方面因素,神经网络预测位移场未能准确还原真实位移场,而是学习到了斜拉索的一阶位移场。

从图 5(d)可以看出,随着训练轮数的增加,预测索力逐渐逼近理论索力,并最终稳定在理论索力附近。已知 BS06 号斜拉索理论索力值为 2 680 kN,识别索力值为 2 650 kN,相对误差为 1.22%,索力识别精度高。在还原拉索的一阶位移场过程中,预测索力通过不断调整,最终实现对真实索力的逼近。

在还原拉索的位移场方面,该方法表现欠佳,但在工程中更为关注的索力测试方面,该方法展现出在精度方面的优势。更为重要的是,该方法具有良好的拓展性,更改振动微分方程和边界条件即可考虑不同约束条件下的索力识别问题,比如吊杆的索力识别问题,这对于统一工程应用中索力计算的形式十分有帮助。

3.2 BS13的索力识别过程

分析 BS13 号索的索力识别过程,结果如图 6 所示。由图 6 可知:

1)该方法不能精准地还原位移场,网络预测位移更接近索体的一阶振动过程,进一步验证了前文的推断;

2)从图 6(b)、(d)可以看出,BS13 号的损失值有明显的 3 段式下降过程,而索力的识别值同时也具有明显的 3 个分段过程,说明损失下降的过程与索

力识别过程相关。BS13 号索理论索力为 3 150 kN,训练开始时,从某一随机索力开始,识别结果为 3 094 kN,相对误差为 1.95%,结果较为精确。

3)对比 BS06 号索的索力识别过程可知,BS13 号索的初始索力比较接近理论索力,因此,网络训练过程中,其逼近理论索力的过程也更为迅速。在实际应用中,可以考虑将初始索力设定为设计索力,这将加快索力识别的过程。

3.3 索力结果总结

汇总 5 根典型斜拉索的索力识别结果,如表 4 所示。由表 4 可知,识别索力最大相对误差为 -2.6%,最小相对误差为 -1.0%,该方法表现出良好的识别精度。

表 4 5 根典型斜拉索索力识别结果
Table 4 Tension identification results of five typical stay cables

索号	理论索力/kN	识别索力/kN	相对误差/%
BS01	1 234	1 203	-2.6
BS06	2 684	2 651	-1.2
BS13	3 150	3 089	-2.0
BS18	3 575	3 540	-1.0
BS21	3 720	3 791	1.9

4 实验验证

4.1 实验介绍

为验证所提方法的有效性,将其运用于一座室

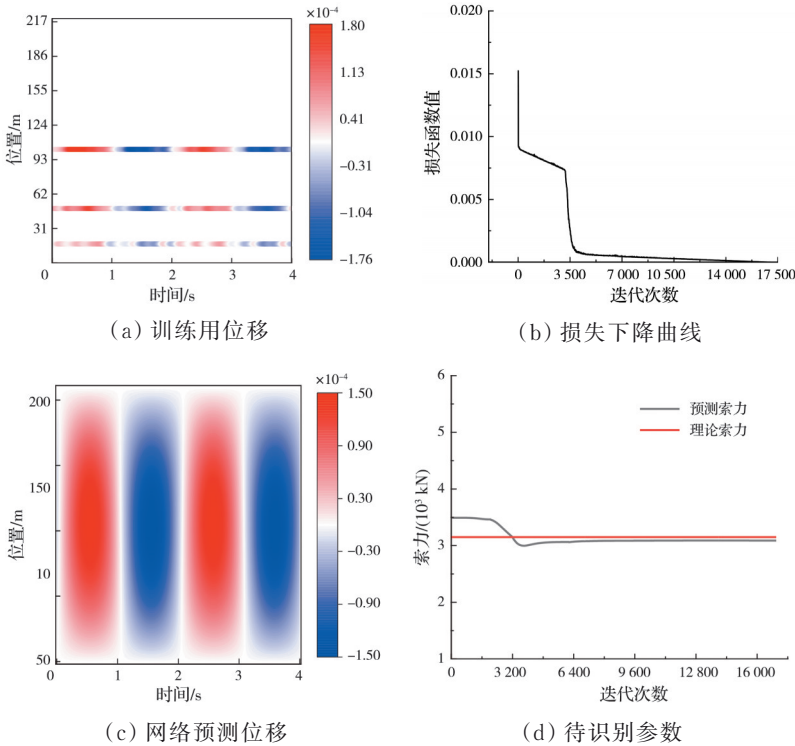


图 6 环境激励下 BS13 号索的索力识别结果

Fig. 6 Recognition results of BS13 cable under environmental excitation

内模型桥的索力识别中。该模型桥为双塔三跨斜拉桥,全桥长 9.58 m,桥跨布置为 0.49 m+2.0 m+4.6 m+2.0 m+0.49 m,主跨宽 0.24 m、高 0.012 m,采用 Q235 钢板焊接;桥塔为门式空心桥塔,高 1.7 m,塔顶横桥向中心距为 0.42 m;边墩、辅助墩高 0.6 m,

桥塔和桥墩均采用 Q235 钢板焊接;承台高 0.6 m,采用 C40 混凝土浇筑;共布置 4×5 对斜拉索,斜拉索由公称直径为 4 mm 的钢丝绳制成。模型桥立面布置图如图 7 所示,斜拉索索号从左至右为 S1~S10。

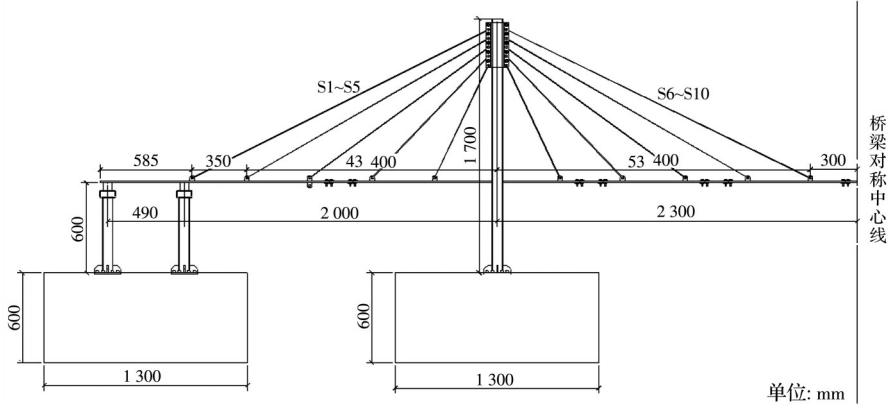


图 7 模型桥立面布置图

Fig. 7 Elevation layout of a model bridge

利用计算机视觉技术获取斜拉索的位移时程数据。在斜拉索中部粘贴靶标,并采用消费级相机 Sony-FDR-AX700 进行拍摄,相机架设在离结构平面 3 m 处,相机分辨率为 1 920×1 080,拍摄帧频为 50 fps。调整相机姿态,确保相机光轴与结构平面垂直。调整焦距,确保拍摄过程中靶标位于视频中心附近且成像清晰。在拉索中部附近施加人为向上拨动力,采集拉索的振动衰减过程。采用模板匹配法进行目标追踪,模板为粘贴的靶标,并根据靶标的实际尺寸及其在图像平面中对应的像素数计算尺度因子。最后根据尺度因子将像素位移转换为实际位移,实验概况如图 8 所示。已有研究表明,采用模板匹配法的位移测量误差在 3% 以内^[23],满足要求。

基于计算机视觉技术获得的 S1 号拉索 2 分点

位移时程曲线如图 9 所示。

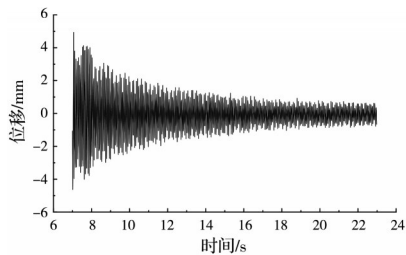


图 9 S1 号索 2 分点位移时程图

Fig. 9 Displacement time history at midpoint of S1 cable

4.2 识别结果

采用该方法识别的 S1~S5 号拉索的索力误差如表 5 所示。由表 5 可知,识别索力最大相对误差为 -2.07%,最小相对误差为 -0.86%,表明提出的基于 PINN 的索力识别方法具有较好的识别精度,可用于工程实际。

表 5 模型桥索力识别结果

Table 5 Force cable identification results of the model bridge

索号	参考索力/N	识别索力/N	相对误差/%
S1	105	104.1	-0.86
S2	89	89.6	0.96
S3	71	69.2	-2.07
S4	52	51.3	-1.22
S5	35	35.8	1.69

5 结论

为解决传统频率法使用条件的诸多限制,提出基于 PINN 的索力识别新方法。基于有限元仿真和



图 8 实验概况

Fig. 8 Overview of the experiment

室内模型桥实验,分析PINN方法的识别效果。得到如下结论:

1)基于PINN的索力识别方法能较好地还原斜拉索的低阶振动位移场,预测位移场收敛于斜拉索的一阶振动位移,但在还原高阶振动位移场方面还有待提升。

2)在有限元仿真数据与室内试验数据方面,基于PINN的索力识别方法均实现了对索力的高精度识别,最小误差为 -0.86% ,最大误差为 2.6% ,满足工程实际需求。

PINN面对实际拉索振动信号时的识别效果还有待检验,后续研究可围绕实桥数据展开,以验证其适应性与鲁棒性。此外,网络架构、权重设置等因素对PINN索力识别精度的影响也值得研究,虽然后续研究可以借鉴本文的参数设置,但如果能找到一种通用的解决方案,对该方法用于实际工程将大有帮助。最后,PINN应用于更加复杂的索力识别问题的研究也有待开展,如考虑抗弯刚度影响的吊杆索力识别等。

参考文献

- [1] 苑仁安,秦顺全,肖海珠.一种斜拉桥目标状态索力快速精准确定的方法[J].桥梁建设,2020,50(2):25-30.
Yuan R A, Qin S Q, Xiao H Z. A method to rapidly and accurately determine target cable forces for cable-stayed bridge[J]. Bridge Construction, 2020, 50(2): 25-30. (in Chinese)
- [2] 唐盛华,方志,杨索.考虑边界条件的频率法测索力实用公式[J].湖南大学学报(自然科学版),2012,39(8):7-13.
Tang S H, Fang Z, Yang S. Practical formula for the estimation of cable tension in frequency method considering the effects of boundary conditions[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2012, 39(8): 7-13. (in Chinese)
- [3] 单德山,董俊,刘昕玥,等.具有减震器的吊杆施工期索力识别[J].中国公路学报,2015,28(8):31-39.
Shan D S, Dong J, Liu X Y, et al. Tension identification of suspender with damper under construction[J]. China Journal of Highway and Transport, 2015, 28(8): 31-39. (in Chinese)
- [4] 刘文峰,应怀樵,柳春图.考虑刚度及边界条件的索力精确求解[J].振动与冲击,2003,22(4):14-16,27.
Liu W F, Ying H Q, Liu C T. Precise solution of cable tensile force in consideration of cable stiffness and its boundary conditions[J]. Journal of Vibration and Shock, 2003, 22(4): 14-16, 27. (in Chinese)
- [5] Zui H, Shinke T, Namita Y. Practical formulas for estimation of cable tension by vibration method[J]. Journal of Structural Engineering, 1996, 122(6): 651-656.
- [6] 宋一凡,贺拴海,吴小平.固端刚性拉索索力分析能量法[J].西安公路交通大学学报,2001,21(1):55-57.
Song Y F, He S H, Wu X P. Energy method of the tension for fixed-end rigid cables[J]. Journal of Xi'an Highway University, 2001, 21(1): 55-57. (in Chinese)
- [7] Geier R, de Roeck G, Petz J. Cable force determination for the Danube channel bridge in Vienna[J]. Structural Engineering International, 2005, 15(3): 181-185.
- [8] 孙永明,孙航,任远.频率法计算匀质竖直拉索索力的实用公式[J].工程力学,2013,30(4):211-218.
Sun Y M, Sun H, Ren Y. Practical formulas to calculate tensions of vertical cable with uniform properties by frequency method[J]. Engineering Mechanics, 2013, 30(4): 211-218. (in Chinese)
- [9] 查文舒,李道伦,沈路航,等.基于神经网络的偏微分方程求解方法研究综述[J].力学学报,2022,54(3):543-556.
Zha W S, Li D L, Shen L H, et al. Review of neural network-based methods for solving partial differential equations[J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2022, 54(3): 543-556. (in Chinese)
- [10] Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. Journal of Computational Physics, 2019, 378: 686-707.
- [11] 郑素佩,靳放,封建湖,等.双曲型方程激波捕捉的物理信息神经网络(PINN)算法[J].浙江大学学报(理学版),2023,50(1):56-62,82.
Zheng S P, Jin F, Feng J H, et al. PINN-type algorithm for shock capturing of hyperbolic equations[J]. Journal of Zhejiang University (Science Edition), 2023, 50(1): 56-62, 82. (in Chinese)
- [12] 余波,许梦强,高强.基于物理信息神经网络的功能梯度材料稳态/瞬态热传导分析[J].计算力学学报,2023,40(4):594-601.
Yu B, Xu M Q, Gao Q. Physics-informed neural networks for solving steady/transient heat conduction problems of functionally graded materials[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2023, 40(4): 594-601. (in Chinese)
- [13] Latrach A, Malki M L, Morales M, et al. A critical review of physics-informed machine learning applications in subsurface energy systems[J]. Geoenery Science and Engineering, 2024, 239: 212938.
- [14] Li H Q, Zhang Z X, Li T M, et al. A review on physics-informed data-driven remaining useful life prediction:

- Challenges and opportunities[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 209: 111120.
- [15] Cuomo S, Di Cola V S, Giampaolo F, et al. Scientific machine learning through physics-informed neural networks: where we are and what's next[J]. Journal of Scientific Computing, 2022, 92(3): 88.
- [16] 肖亮. 基于人工神经网络的索力识别[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- Xiao L. Cable force identification based on artificial neural network[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019. (in Chinese)
- [17] Wu C X, Zhu M, Tan Q Y, et al. A comprehensive study of non-adaptive and residual-based adaptive sampling for physics-informed neural networks[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023, 403: 115671.
- [18] Mcclenny L D, Braga-Neto U M. Self-adaptive physics-informed neural networks[J]. Journal of Computational Physics, 2023, 474: 111722.
- [19] 杨洋. 基于有限元方法的斜拉索线形参数计算[J]. 城市道桥与防洪, 2024(5): 256-259, 27.
- Yang Y. Calculation of linear parameters of stay cable based on finite element method[J]. Urban Roads Bridges & Flood Control, 2024(5): 256-259, 27. (in Chinese)
- [20] 杨寒雨, 赵晓永, 王磊. 数据归一化方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(3): 13-22.
- Yang H Y, Zhao X Y, Wang L. Review of data normalization methods[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(3): 13-22. (in Chinese)
- [21] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feed-forward networks are universal approximators[J]. Neural Networks, 1989, 2(5): 359-366.
- [22] Xu Z Q J, Zhang Y Y, Luo T. Overview frequency principle/spectral bias in deep learning[EB/OL]. 2022: 2201.07395. <https://arxiv.org/abs/2201.07395v4>.
- [23] 韩怡天, 冯东明, 吴刚. 基于机器视觉与无人机的结构动位移测量方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(19): 1-7.
- Han Y T, Feng D M, Wu G. Measurement method of structural dynamic displacement based on machine vision and UAV[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(19): 1-7. (in Chinese)

(编辑 王秀玲)