

具有复杂边界条件的拉索索力机器视觉识别方法

石海健¹, 王佐才^{1,2}, 王令侠³, 辛宇¹, 段大猷⁴

(1. 合肥工业大学土木与水利工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 安徽省道路与桥梁检测工程研究中心, 安徽 合肥 230009; 3. 中铁大桥局集团有限公司, 湖北 武汉 430050; 4. 合肥大学城市建设与交通学院, 安徽 合肥 230601)

摘要: 为准确识别具有复杂边界条件的拉索索力, 提出了基于机器视觉和广义回归神经网络 (generalized regression neural network, GRNN) 的索力识别方法。采用基于相位的运动放大算法和亚像素边缘定位等机器视觉技术, 通过拉索振动视频提取振动位移时程并识别频率, 实现拉索振动变形的多点非接触同步测量; 利用有限差分法生成样本数据集, 通过麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA) 寻找 GRNN 最优光滑因子, 构建 SSA-GRNN 索力识别模型以建立复杂边界条件下频率与索力的对应关系, 将获取的频率信息输入模型中进行索力识别。以单根拉索为例, 开展了复杂边界下拉索的数值模拟和人工激励状况下的拉索试验。结果表明, 基于机器视觉和 GRNN 的索力识别方法可以通过振动视频准确识别频率, 提高了对具有复杂边界条件的拉索索力的识别精度。

关键词: 索力识别; 振动频率法; 复杂边界条件; 机器视觉; 广义回归神经网络

中图分类号: U443.38; P234 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2025)04-0739-11

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2025.04.009

Machine vision method for cable force identification in complex boundary conditions

SHI Haijian¹, WANG Zuocai^{1,2}, WANG Lingxia³, XIN Yu¹, DUAN Dayou⁴

(1. College of Civil Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Anhui Province Road and Bridge Inspection Engineering Research Center, Hefei 230009, China;

3. China Railway Major Bridge Engineering Group Co., Ltd., Wuhan 430050, China;

4. School of Urban Construction and Transportation, Hefei University, Hefei 230601, China)

Abstract: In order to accurately identify cable force in complex boundary conditions, a new method of cable force identification using machine vision and generalized regression neural network (GRNN) is proposed. Machine vision technologies, such as the phase-based motion amplification algorithm and sub-pixel edge detection algorithm, are used to extract the vibration displacement time history data and identify the frequency through the cable vibration video to realize multi-point non-contact synchronous measurement of cable vibration deformation. A sample dataset is generated using the finite difference method. The smoothing factor of GRNN is obtained by the sparrow search algorithm (SSA), and a SSA-GRNN cable force prediction model is constructed, establishing the correspondence between frequencies and cable force under complex boundary conditions. The obtained frequency information is input into the model for cable force recognition. Taking a single cable as an example, the numerical simulation of the cable in complex boundary conditions and the cable test under artificial excitation condition are carried out. The results show that the cable force identification using machine vision and GRNN can accurately identify frequencies through vibration video, and improve the recognition accuracy of the cable force in complex boundary conditions.

Keywords: cable force identification; vibration frequency method; complex boundary conditions; machine vision; GRNN

拉索结构, 主要承受轴向荷载。典型的有斜拉桥斜拉索、悬索桥垂直吊杆等。在桥梁运营阶段, 拉索易因腐蚀和振动等原因而受到损害, 进而影响桥

梁结构安全, 因此准确识别索力对桥梁结构的健康监测具有重要意义。在对运营阶段桥梁进行索力测试时, 振动频率法因其测量精度高、操作简单、设备

收稿日期: 2024-01-02; 修订日期: 2024-04-02

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52278301, 52308310)

携带方便及可重复性使用等优点而被广泛应用^[1]。振动频率法通过获取拉索在环境激励或人工激励状况下的振动信号,识别拉索自振频率,从而根据频率与索力的关系间接得到索力。

国内外学者们针对振动频率法进行了相关研究。ZUI等^[2]提出了两端固支梁模型索力计算公式。MEHRABI等^[3]利用有限差分原理,计算出了抗弯刚度、垂度及阻尼影响下的索力数值解。任伟新等^[4]考虑抗弯刚度和垂度的影响,在能量法求解的基础上,提出了两端固支条件下的索力计算公式。袁俊桃^[5]和万磊^[6]利用有限元模拟数据对BP神经网络索力预测模型进行训练,但未能实现考虑复杂边界条件影响的索力识别。盖彤彤等^[7]基于三种典型边界条件下的拉索开展了神经网络预测模型研究。针对复杂边界条件,DAN等^[8]将超越方程的求根问题转化为参数识别与优化问题,提出了基于粒子群算法的索力识别方法。CHEN等^[9]推导了复杂边界条件下的拉索振动方程和模态振型函数,通过振型的有效长度来识别索力。ZHANG等^[10]构建了复杂边界条件下的拉索振动非线性数学模型,并采用基于频率的灵敏度更新算法对拉索进行多参数识别。LE等^[11]提出了基于BP神经网络的索力预测模型,该模型适用于拉索参数信息受限的情况。

索力计算公式仅适用于特定边界条件,而在对具有复杂边界条件的拉索进行索力识别时,现有研究往往涉及迭代计算,过程复杂。相较于其他方法,神经网络凭借其强大的映射能力,在建立频率与索力的关系上展现出显著优势。但是,人工神经网络须人工构建,且其识别精度依赖于网络结构的选取,易陷入局部最优,所以有必要寻找更为适合的神经网络模型。GRNN具有良好的非线性映射能力和较强的鲁棒性,收敛速度快,且只需确定光滑因子,可以用来建立复杂边界条件下频率与索力的非线性关系。

同时,对于具有复杂边界条件的拉索,通过某一个测点位置处的频率很难准确识别索力,而传统索力识别方法难以获取多点同步振动响应。因此,有学者利用机器视觉方法同步获测多点振动响应,提高索力识别精度。WADHWA等^[12]提出基于相位的运动放大算法,提高了微小运动放大效果。晏班夫等^[13]将机器视觉测量技术与振动频率法相结合,开展了基于运动目标图像跟踪法的索力测试方法研究。TIAN等^[14]通过无人机捕获拉索振动视频,结合线段检测器和匹配算法提取位移,最后利用频率差进行索力识别。WANGCHUK等^[15]利用基于相位的运动放大算法实现了拉索非接触、远距离的模态分析和索力识别。

为准确识别具有复杂边界条件的拉索索力,提出了基于机器视觉和GRNN的索力识别方法。该方法采用基于相位的运动放大算法放大拉索微小振动,并结合亚像素边缘定位算法进一步提高拉索位移提取和频率识别的精度,实现拉索振动变形的多点非接触同步测量。同时,利用GRNN建立复杂边界条件下频率与索力的非线性关系,完成索力识别。

1 基于机器视觉和GRNN的索力识别流程

基于机器视觉和GRNN的索力识别流程如图1所示。首先,通过机器视觉技术识别视频中拉索的振动频率。采用基于相位的运动放大算法放大拉索微小振动,利用考虑局部效应的亚像素边缘定位算法获取拉索的亚像素级边界点,追踪边界点以提取拉索振动位移时程并识别频率。

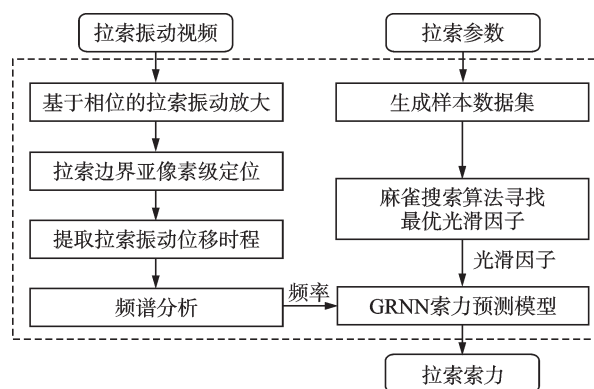


图1 基于机器视觉和GRNN的索力识别流程图

Fig. 1 Flow chart of cable force identification using machine vision and GRNN

其次,利用SSA寻找最优光滑因子,进一步构建SSA-GRNN索力识别模型。将拉索参数分为已知参数和未知参数,并确定未知参数的生成范围。根据以上数据,采用有限差分法求解拉索模态方程以生成样本数据集,通过SSA寻找最优光滑因子,最大程度发挥GRNN识别效果,从而建立复杂边界条件下频率与索力的关系。

最后,将已知参数和获取的频率信息输入SSA-GRNN索力识别模型中进行索力识别。

2 基于机器视觉的拉索位移提取及频率识别

2.1 基于相位的运动放大算法

由于拉索振动幅度很小,在视频中可能仅产生

1 pixel的变化,很难准确测量。因此,运动放大算法是基于机器视觉的拉索位移提取及频率识别的关键步骤。

基于相位的运动放大算法,利用复可控金字塔对输入的数字图像进行空间域滤波,提取局部幅值和局部相位,采用一定的频率范围对图像序列进行滤波以提取运动信号的相位差,进一步放大该相位差,并通过复可控金字塔重建实现微小运动放大。

该算法将像素亮度值视为时间与空间位置的函数,以一维图像为例阐述该算法原理。设 $f(p)$ 为一维图像亮度函数,经过时间 t 后,目标位移为 $\delta(p,t)$,则 t 时刻图像亮度为 $f(p+\delta(p,t))$,分别对 $f(p)$ 和 $f(p+\delta(p,t))$ 进行傅里叶变换,如下式所示:

$$f(p) = \sum_{\zeta=-\infty}^{\infty} A_{\zeta} e^{i\zeta p} \quad (1)$$

$$f(p+\delta(p,t)) = \sum_{\zeta=-\infty}^{\infty} A_{\zeta} e^{i\zeta[p+\delta(p,t)]} \quad (2)$$

式中, p 为像素坐标; ζ 为谐波频率; A_{ζ} 为谐波振幅。

对于某一谐波频率 ζ , $f(p)$ 和 $f(p+\delta(p,t))$ 的谐波分量相位差 $\varphi_{\zeta}(t)$ 可表示为:

$$\varphi_{\zeta}(t) = \zeta \delta(p,t) \quad (3)$$

此相位差与运动信号 $\delta(p,t)$ 直接相关,包含了运动信息。将 $\varphi_{\zeta}(t)$ 放大 q 倍,利用调整后的谐波分量重构图像亮度函数,如下式所示:

$$f(p+(1+q)\delta(p,t)) = \sum_{\zeta=-\infty}^{\infty} A_{\zeta} e^{i\zeta[p+(1+q)\delta(p,t)]} \quad (4)$$

通过对比函数 $f(p)$ 和 $f(p+(1+q)\delta(p,t))$ 获取放大的运动信号 $(1+q)\delta(p,t)$ 。其中,为了放大某个频率范围内的运动信号,式(3)中的 $\delta(p,t)$ 实际上是经过时域滤波的。

基于相位的运动放大算法具有较强的鲁棒性,能有效放大拉索微小振动而不会放大噪声,为后续边缘检测等一系列步骤的开展创造了良好条件,从而更准确地识别拉索频率,进一步提高索力识别精度。

2.2 亚像素边缘检测

边缘,即图像中亮度突变的位置,不随外界变化而产生巨大变化,是人眼区分识别不同物体的基础^[16]。像素级边缘检测技术,如CANNY^[17],难以满足振动频率法所需的精度要求;亚像素检测技术主要分为三类,即基于矩、基于最小二乘误差和基于差值的亚像素检测技术。然而传统亚像素边缘检测的梯度大小和方向定义与实际边缘不相符,因此采用考虑局部面积效应的亚像素边缘定位方法^[18],可以定位边缘的位置、角度以及曲线边缘。

假设边缘信号是不连续的,在图像采集过程中产生了局部面积效应。以单个像素与边缘相互作用

的模型为例,具体步骤如下所示:在被分析像素(红色部分)的周围选取 3×5 的邻域作为研究对象,如图2所示。

根据图2中的空间几何关系和灰度分布,分别计算L、M和R三列像素中5个像素的灰度值之和 SG_L 、 SG_M 和 SG_R ,则有:

$$\begin{cases} A = \frac{SG_R - SG_L}{2(g_{\max} - g_{\min})} \\ B = \frac{2SG_M - 5(g_{\max} - g_{\min})}{2(g_{\max} - g_{\min})} \end{cases} \quad (5)$$

式中, A 为边缘的斜率; B 为边缘的亚像素距离; g_{\max} 和 g_{\min} 分别为实际图像中边缘法线指向角点区域的3个像素值的最大值和最小值,即图2中绿色部分。

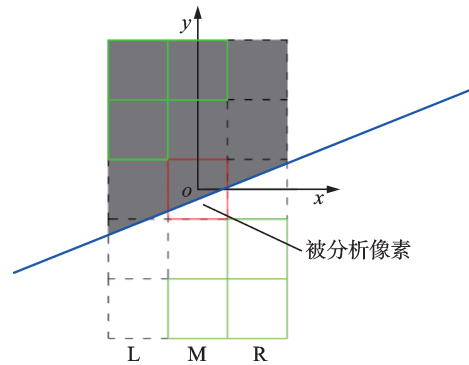


图2 理想边缘模型示意图

Fig. 2 Schematic diagram of an ideal edge model

当 $0 < A < 1$ 时,根据斜率可计算出包含幅值和方向边缘的边缘法向量 N ,如下式所示:

$$N = \frac{(g_{\max} - g_{\min})}{\sqrt{1 + A^2}} (A, 1) \quad (6)$$

2.3 拉索位移提取及频率识别

为避免视频中其他物体边缘对拉索边缘识别造成影响,在放大后的视频中选定多个待追踪位移的拉索局部图像作为感兴趣区域(region of interest, ROI),通过边缘定位算法获取ROI中拉索边界亚像素级位置。确定视频中拉索的运动方向,通过计算后续帧拉索边界相对于初始帧的距离获取拉索的振动位移时程。对该位移时程进行快速傅里叶变换,峰值点位置即为拉索的自振频率。

对各ROI重复上述步骤,识别一根拉索不同区域的频率,实现多点同步测量,从而提高对具有复杂边界条件的拉索索力的识别精度。

3 GRNN索力识别模型

3.1 GRNN

GRNN是基于径向基函数引申而来的前馈式

神经网络模型^[19],具有很高的学习速度、良好的非线性映射性能以及很强的鲁棒性和容错能力。GRNN共4层网络,分别为输入层、模式层、求和层和输出层,网络拓扑结构如图3所示^[20]。图3中, Z_m 为输入向量,其中 m 为维数; O_j 为输出向量,其中 j 为维数; r 为样本数据的个数; G_r 为模式层中神经元 r 的传递函数; S_{Nj} 为模式层数据的加权求和; S_D 为模式层所有数据的算法求和。相比径向基函数网络,其训练更为方便。

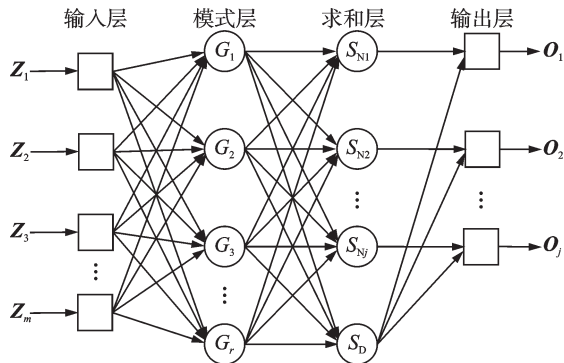


图3 GRNN网络拓扑结构

Fig. 3 GRNN network topology

GRNN是一个基于核估计理论的强大工具^[21],通过Parzen窗口估计样本数据中自变量和因变量之间的概率密度函数^[22],之后计算因变量对自变量的回归值,如下式所示:

$$\hat{O} = \frac{\sum_{i=1}^r O_i \exp\left[-\frac{(\hat{Z} - Z_i)^T (\hat{Z} - Z_i)}{2\sigma^2}\right]}{\sum_{i=1}^r \exp\left[-\frac{(\hat{Z} - Z_i)^T (\hat{Z} - Z_i)}{2\sigma^2}\right]} \quad (7)$$

式中, σ 为光滑因子; Z_i 和 O_i 分别为第 i 个样本的输入和输出; \hat{O} 为输入变量 Z 为 \hat{Z} 时的 O 的识别输出。

由式(7)可知,除样本数据外,GRNN只需要确定光滑因子,且光滑因子对GRNN的识别效果影响较大^[23],若其取值过大,会导致识别结果偏向于所有样本数据输出量的均值,造成欠拟合现象;若其取值过小,会导致识别结果偏向于最接近的某一样本数据,造成过拟合现象。

GRNN的训练过程本质上是光滑因子的寻优过程。光滑因子的传统寻找方法是遍历法,但这种方法操作不够便捷,容易错过最优值。麻雀搜索算法^[24]是一种基于麻雀种群捕食和反捕食行为的群智能优化算法,寻优能力强,求解效率高。该算法模型模拟了麻雀种群觅食及躲避天敌的行为,将麻雀种群分为三类群体,分别为发现者、跟随者和预警者,通过不断更新麻雀位置,实现局部最优解的跳脱,从而获得较好的全局搜索能力,具体流程如图4所示。

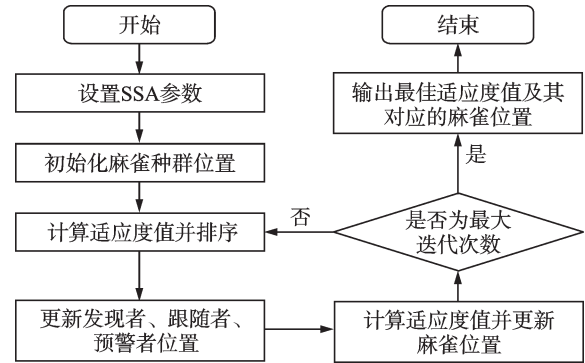


图4 SSA流程图

Fig. 4 Flow chart of SSA

因此,为提高GRNN识别效果,利用麻雀搜索算法优化GRNN的光滑因子,进一步构建SSA-GRNN索力识别模型。

3.2 拉索模态方程的有限差分形式

拉索平面内自由振动微分方程^[25]如下式所示:

$$EI \frac{\partial^4 v(x, t)}{\partial x^4} + m \frac{\partial^2 v(x, t)}{\partial t^2} - T \frac{\partial^2 v(x, t)}{\partial x^2} - h(t) \frac{d^2 y(x)}{dx^2} = 0 \quad (8)$$

式中, x 为拉索截面坐标; EI 为抗弯刚度; $v(x, t)$ 为索的位移; m 为单位长度索的质量; T 为索力; $y(x)$ 为由索的自重引起的静挠度; $h(t)$ 表示由振动引起的额外索力。

采用分离变量法,用时间相关和时间无关两部分来描述 $v(x, t)$ 和 $h(t)$,如下式所示:

$$v(x, t) = \hat{v}(x) e^{i\omega t} \quad (9)$$

$$h(t) = \hat{h} e^{i\omega t} \quad (10)$$

式中, $\hat{v}(x)$ 为索的模态振型; \hat{h} 为与时间无关的附加弦张力; ω 为无阻尼固有圆频率。

将式(9)和(10)代入(8)中,得到拉索模态方程为:

$$EI \frac{d^4 \hat{v}(x)}{dx^4} - T \frac{d^2 \hat{v}(x)}{dx^2} - m\omega^2 \hat{v}(x) + \hat{h} \frac{d^2 y(x)}{dx^2} = 0 \quad (11)$$

式中, $\hat{h} = \int_0^l \frac{d^2 y(x)}{dx^2} \hat{v}(x) dx / \int_0^l \left[\left(\frac{dy}{dx} \right)^2 + 1 \right]^{\frac{3}{2}} dx$,其中, l 为拉索长度, EA 为抗拉刚度。

拉索两端边界条件为:

$$\begin{cases} \hat{v}(0) = 0, K_r \hat{v}'(0) = EI \hat{v}''(0) \\ \hat{v}(l) = 0, K_r \hat{v}'(l) = EI \hat{v}''(l) \end{cases} \quad (12)$$

式中, K_r 为旋转约束刚度。

通过 K_r 模拟复杂边界条件, $K_r=0$ 时表示铰支, K_r 趋近无穷大时表示固支。

采用有限差分法对式(11)进行离散化^[11],将索沿弦线方向离散为 n 个内部节点, $n+1$ 个长度为 a 的网格,如图5所示。

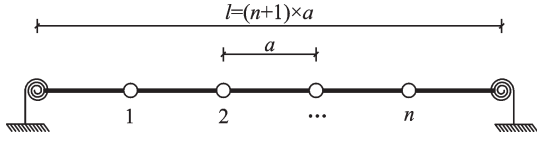


图5 拉索离散化模型

Fig. 5 Model of a discretized cable

离散方程的矩阵形式为:

$$\mathbf{K}\mathbf{v} - \omega^2 \mathbf{M}\mathbf{v} = 0 \quad (13)$$

式中, $\mathbf{K} = \mathbf{K}_1 + \mathbf{K}_2$ 为刚度矩阵; $\mathbf{M} = \text{diag}\{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ 为质量矩阵, 其中 m_n 为拉索第 n 个内部节点的质量; $\mathbf{v}^T = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 为节点位移矩阵, 其中 v_n 为拉索第 n 个内部节点的位移。

线性刚度矩阵 \mathbf{K}_1 如下式所示:

$$\mathbf{K}_1 = \frac{T}{a^2 \xi^2} = \begin{pmatrix} Q & U & W & 0 & 0 & 0 & 0 \\ U & S & U & W & 0 & 0 & 0 \\ W & U & S & U & W & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & W & U & S & U & W \\ 0 & 0 & 0 & W & U & S & U \\ 0 & 0 & 0 & 0 & W & U & Q \end{pmatrix}_{n \times n} \quad (14)$$

式中, $Q = an^2 + 2\xi^2$; $U = -4n^2 - \xi^2$; $W = n^2$; $S = 6n^2 + 2\xi^2$; $\xi = l\sqrt{T/(EI)}$ 为拉索抗弯刚度的无量纲

参数; $\alpha = \frac{\xi^2 [K_T/(aT)] (a/l)^2 - 2}{\xi^2 [K_T/(aT)] (a/l)^2 + 2} + 6$ 为边界条件

参数, 当 $\alpha=5$ 或 $\alpha=7$ 时, 拉索端部为铰支或固支。

非线性刚度矩阵 \mathbf{K}_2 , 如下式所示:

$$\mathbf{K}_2 = \text{diag}\{r_1 s_1, r_2 s_2, \dots, r_n s_n\} \quad (15)$$

其中:

$$s_i = \frac{y_{i+1} - 2y_i + y_{i-1}}{a^2},$$

$$r_i = \frac{s_i}{\sum_{i=1}^n \left[\left(\frac{y_{i+1} - y_{i-1}}{2a} \right)^2 + 1 \right]^{3/2} / (EA)}$$

式中, $y = \mathbf{K}_1^{-1} \mathbf{M}g \cos \theta$, g 为重力加速度, θ 为拉索倾角。

将完成后的刚度矩阵和质量矩阵代入求解式(13), 以确定 k 阶固有圆频率 ω_k , 则拉索的 k 阶频率 $f_k = \omega_k / (2\pi)$ 。

在有限差分法中, 求解精度与网格密切相关, 随着网格划分数量的增加, 计算结果逐渐趋于真实解。以一组拉索参数为例, 其频率与拉索内部离散节点数量的关系如图6所示。1阶频率与2阶频率变化趋势相同, 当离散节点数量大于50时, 频率开始收

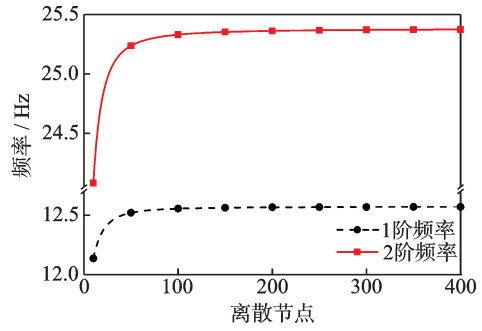


图6 频率与拉索内部离散节点数量的关系

Fig. 6 The relationship between frequency and the number of discrete nodes in the cable

敛; 当离散节点数量为300时, 频率变化已趋于稳定。因此, 本文将拉索离散为300个内部节点, 以保证有限差分结果的准确性。

3.3 SSA-GRNN 索力识别方法

SSA-GRNN索力识别方法具体步骤如下:

(1) 采用有限差分法生成样本数据集。一般情况下, 拉索长度 l 、线密度 m 等参数获取简单, 且精度较高, 因此可设为已知参数, 而索力 T 、抗拉刚度 EA 、抗弯刚度 EI 、倾角 θ 以及转动约束刚度 K_r 等参数获取困难, 故设为未知参数, 在应用中可根据实际情况适当调整。针对每一个未知参数设置一个合适的取值范围, 在该范围内随机生成 r 个数, 不同参数结合建立 r 组数据, 形式为 $(l, m, T, EA, EI, \theta, K_r)$ 。每组数据代表不同种拉索, 将各组数据代入式(13)中, 求解每组拉索前 k 阶频率 (f_1, f_2, \dots, f_k) 。

(2) SSA 寻找最优光滑因子。生成数据集后, 将 $(l, m, f_1, f_2, \dots, f_k)$ 作为 GRNN 的输入, 输出为索力 T , 并进行归一化处理。根据交叉验证理论, 按一定比例将样本数据划分为训练集和测试集。在采用 SSA 优化光滑因子的过程中, 麻雀位置为光滑因子, 适应度函数为目标索力与识别索力之间的均方误差 (mean squared error, MSE), 如下式所示:

$$MSE = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r (T_{\text{targ}, i} - T_{\text{pred}, i})^2 \quad (16)$$

式中, $T_{\text{pred}, i}$ 为识别索力, 通过 GRNN 依据输入 $(l, m, f_1, f_2, \dots, f_k)$ 识别得到; $T_{\text{targ}, i}$ 为目标索力, 是样本数据的真实索力。MSE 越小, 表明识别数据和样本数据重合度越高。

SSA 目标是 minimized 适应度函数, 即寻找一个能使 MSE 最小的光滑因子, 并将其输入 GRNN 中以构建 SSA-GRNN 索力识别模型。

(3) 分析模型识别效果。通过计算测试集的误差统计指标来分析该模型的识别效果, 误差统计指标选择相关系数 R 和平均绝对百分误差 (mean absolute percentage error, MAPE), 如下式所示:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^r (T_{\text{pred},i} - \bar{T}_{\text{pred}})(T_{\text{targ},i} - \bar{T}_{\text{targ}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^r (T_{\text{pred},i} - \bar{T}_{\text{pred}})^2 \sum_{i=1}^r (T_{\text{targ},i} - \bar{T}_{\text{targ}})^2}} \quad (17)$$

$$MAPE = \frac{100}{r} \sum_{i=1}^r \left| \frac{T_{\text{targ},i} - T_{\text{pred},i}}{T_{\text{targ},i}} \right| \quad (18)$$

式中, \bar{T}_{pred} 和 \bar{T}_{targ} 分别为识别索力和目标索力的平均值。

(4) 索力识别。创建一个训练完成、识别良好的 SSA-GRNN 索力识别模型, 即创建输入和输出之间的非线性关系。将已知参数索长、线密度以及基于机器视觉识别的频率信息输入 SSA-GRNN 索力识别模型中, 即可完成索力识别。

4 数值模拟

4.1 SSA-GRNN 索力识别模型的构建

为验证 SSA-GRNN 索力识别模型的可行性, 并探究其精度和适用范围, 本节选取某钢绞线作为试验拉索, 进行数值模拟。

拉索具体参数如下: 长度为 3 m, 线密度为 0.123 kg/m, 弹性模量为 1.95×10^5 MPa, 直径为 5 mm。在生成神经网络的样本数据集时, EI 、 EA 、 θ 等未知参数均可根据实际情况、图纸等选择生成范围, 但旋转约束刚度 K_r 的范围难以确定。因此选取一组拉索的近似参数, 以探究 K_r 对频率的影响, 如图 7 所示。

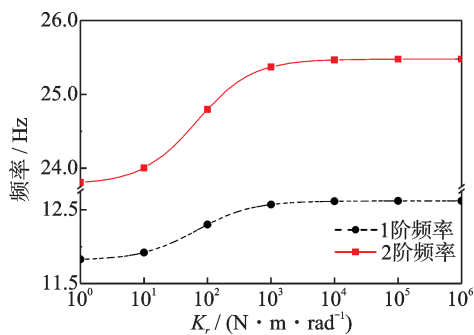


图 7 拉索频率与 K_r 的关系

Fig. 7 The relationship between cable frequency and K_r

拉索前 2 阶频率变化趋势相同, 当 $10^0 < K_r < 10^4$ 时, 随着 K_r 的增大, 频率逐渐增大, 增长率先增大后减小; 当 $K_r > 10^4$ 时, 频率趋于稳定。因此 K_r 的范围选择为 $[10^0, 10^4]$, 即可包含该拉索的简支、弹性和固支三种边界条件。

在工程实际应用中, 高阶频率的获取受到一定限制, 如视频帧率, 采集频率等, 因此本文选择前 3 阶频率作为神经网络模型的输入。根据该拉索性质, 共建立 2000 组样本数据集, 各项参数取值范围

如表 1 所示, 将各组数据代入式 (13) 中, 获取前 3 阶频率 (f_1, f_2, f_3)。

GRNN 的输入为 (l, m, f_1, f_2, f_3) , 输出为索力 T 。训练集和测试集的比例为 4:1, 即 1600 组数据用于训练, 400 组数据用于测试。

在利用 SSA 寻找最优光滑因子时, SSA 参数设置如下: 种群数为 30, 最大迭代次数为 30, 下边界为 0.001, 上边界为 1, 安全值为 0.6, 发现者占比为 70%, 跟随者占比为 30%, 预警者占比为 20%。适应度函数为 GRNN 训练后的 MSE。

表 1 拉索参数取值范围

Tab. 1 The value range of cable parameters

参数	单位	取值
l	m	3
m	kg/m	0.123
T	N	[300, 900]
EI	$N \cdot m^2$	[3, 9]
EA	N	$[2 \times 10^6, 6 \times 10^6]$
θ	$^\circ$	[0, 10]
K_r	$N \cdot m / \text{rad}$	$[10^0, 10^4]$

SSA 迭代过程中的适应度函数曲线如图 8 所示。迭代 9 次后, 寻找到适应度函数最小值, 即麻雀最佳适应度值, 为 1.6701×10^{-4} ; 进一步推算该值对应的麻雀位置, 即光滑因子, 为 0.0019。将该光滑因子代入 GRNN 构建索力识别模型, SSA-GRNN 索力识别模型对测试集的识别结果如图 9 所示。

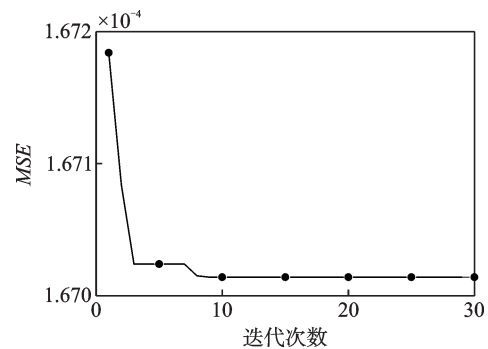


图 8 迭代收敛曲线

Fig. 8 Iterative convergence curve

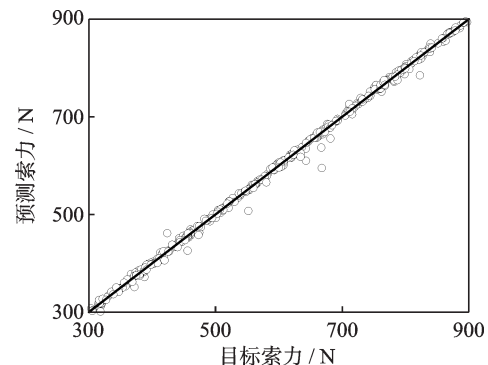


图 9 GRNN 回归拟合图

Fig. 9 Regression fitting graph of GRNN

通过式(17)和(18)计算误差统计指标,其中相关系数 R 为 0.99904, $MAPE$ 为 0.7708%,表明该 SSA-GRNN 索力识别模型的识别效果良好,可以进一步应用于实际索力识别。

4.2 弹性边界条件下不同索力的识别

为探究 SSA-GRNN 索力识别模型针对不同索力的识别效果,选取除索力外其他参数完全相同的 7 根拉索,其中, $K_r=10^3 \text{ N}\cdot\text{m}/\text{rad}$, $EI=6 \text{ N}\cdot\text{m}^2$,拉索频率如表 2 所示。

表 2 弹性边界条件下不同索力的拉索频率

Tab. 2 Cable frequencies of different cable forces under elastic boundary condition

编号	T_{targ}/N	f_1/Hz	f_2/Hz	f_3/Hz
1	300	9.542	18.857	29.637
2	400	10.598	21.266	33.082
3	550	12.100	24.413	37.636
4	600	12.569	25.371	39.030
5	650	13.023	26.292	40.373
6	800	14.305	28.869	44.149
7	900	15.101	30.461	46.488

该弹性边界接近于固支,因此选取 ZUI 等^[2]、任伟新等^[4]、陈淮等^[26]提出的索力计算实用公式与本文方法同时识别索力,结果如表 3 所示。不同方法的识别误差如图 10 所示。与经典索力识别方法对比,本文提出的 SSA-GRNN 索力识别模型识别精度更高,识别效果更好。

在生成神经网络的样本数据集时,索力的参数范围为 [300, 900] N。由表 3 可知,3~5 号拉索索力处于索力范围中心位置,索力识别误差较小,最大误差仅为 0.3%;1~2 号和 6~7 号拉索索力处于索力范围边缘,误差相对较大,最大误差为 1.1%,最小误差为 0.5%。随着待测索力不断接近索力生成范围的中心,索力误差逐渐降低。当索力超出一定范

表 3 不同索力识别方法的识别结果

Tab. 3 Prediction results of different cable force identification methods

编号	T_{targ}/N	T_{ZUI}/N	$T_{\text{任伟新}}/\text{N}$	$T_{\text{陈淮}}/\text{N}$	T_{GRNN}/N
1	300	329.6	329.4	326.2	302.9
2	400	415.8	415	412	395.9
3	550	555.4	553.8	551.1	551.7
4	600	603	601.2	598.7	601.3
5	650	651.1	649	646.5	652.1
6	800	796.5	793.7	791.5	796.4
7	900	894.1	890.9	888.9	894.1

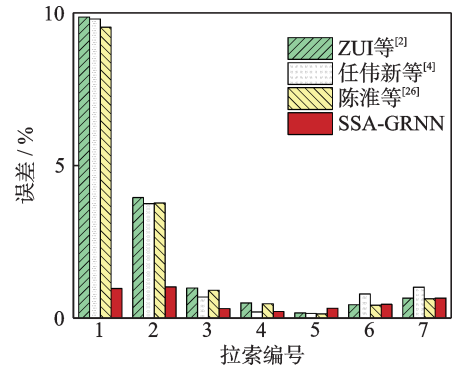


图 10 不同索力识别方法的误差对比

Fig. 10 Comparison of error of different cable force identification methods

围后,GRNN 依然能识别索力,具有一定的泛化能力,但随着待测索力偏离生成范围程度的增加,误差会变大。因此,在生成样本数据集时,应尽量保证待测索力处于索力范围中心位置,避免超出索力范围,有利于提高索力识别精度。

4.3 相同索力下不同边界条件的识别

为探究 SSA-GRNN 索力识别模型针对不同边界的识别效果,选取除边界条件外其他参数完全相同的 7 根拉索,其中拉索索力均为 600 N,结果如表 4 所示。

由表 4 可知,GRNN 对铰支边界的索力识别误差为 8.4%,对固支边界的索力识别误差较小,仅为 0.1%。随着 K_r 的增加,误差逐渐减小。实际工程中,拉索边界基本不存在铰支,即使存在铰支,由于铰支与其他边界相比易于区分,可以针对铰支边界缩小边界范围,从而达到提高精度的目的。将边界 K_r 的范围改为 0~50 $\text{N}\cdot\text{m}/\text{rad}$,生成 1000 组样本数据,生成 SSA-GRNN 索力识别模型,再次对 1 和 2 号拉索进行索力识别,结果分别为 568.9 和 602.4 N,误差分别为 5.2% 和 0.4%。因此,SSA-GRNN 索力识别模型针对具有复杂边界条件的拉索索力识别精度较高。

表 4 相同索力下不同边界条件的识别

Tab. 4 Prediction of different boundary conditions under the same cable force

编号	$K_r/(\text{N}\cdot\text{m}\cdot\text{rad}^{-1})$	f_1/Hz	f_2/Hz	f_3/Hz	T_{pred}/N	误差/%
1	0	11.815	23.782	36.595	549.8	8.4
2	10	11.920	24.002	36.917	567.7	5.4
3	10^2	12.298	24.797	38.125	582.6	2.9
4	10^3	12.569	25.371	39.030	601.3	0.2
5	10^4	12.614	25.466	39.182	601.3	0.2
6	10^5	12.619	25.476	39.198	600.4	0.1
7	∞	12.619	25.477	39.200	600.3	0.1

5 试验验证

5.1 试验方案

选取第4节中的单根拉索进行试验,用弹簧夹约束拉索两端以模拟复杂边界,采用加载重物的方式提供索力,共设置三种工况,分别为60、30、20 kg。本次试验使用海康机器视觉相机MV-CA016-10UM记录拉索振动,视频采集格式为(1440×1080) pixel分辨率,帧率为100 fps。作为对照验证,在拉索左端安装加速度计,以200 kHz的采样频率采集加速度。其中,为了避免加速度计重量对拉索振动的影响,将加速度计安装在钢绞线的末端。通过手动随机锤击进行垂直激励,测量索的平面内自由振动,试验装置如图11所示。



图11 试验装置

Fig. 11 The experimental devices

5.2 试验数据分析

以工况一60 kg重物作用下拉索的振动视频为例详细阐述本方法。首先对视频灰度变换,这有利于提高机器视觉技术处理图像的效率。其次采用基于相位的运动放大算法对预处理后的图像序列进行分解、放大和重构处理,其中,为了针对拉索特定频率范围内的运动进行放大,需要选择低频和高频截止频率。合理的频率范围划分有利于在现场环境中去除噪声,从而更准确地识别频率。根据第4节中拉索的前3阶频率分布情况,选择10~40 Hz频率范围进行运动放大。针对放大因子 q ,需比较振动视频在不同放大系数下的运动放大效果,如图12所示。 q 过小,则不能起到运动放大的作用; q 过大,易造成图像模糊,不利于后续拉索边界的亚像素定位。因此,为产生足够的放大倍数,同时最大限度减少图像模糊,通过对比放大后的效果,将放大因子 q 设置为10。

通过基于相位的运动放大算法获取运动放大视频后,在视频初始帧中选择5个ROI进行拉索的亚像素边缘定位,如图13所示。对ROI-1采用考虑局部面积效应的亚像素边缘定位方法,效果如

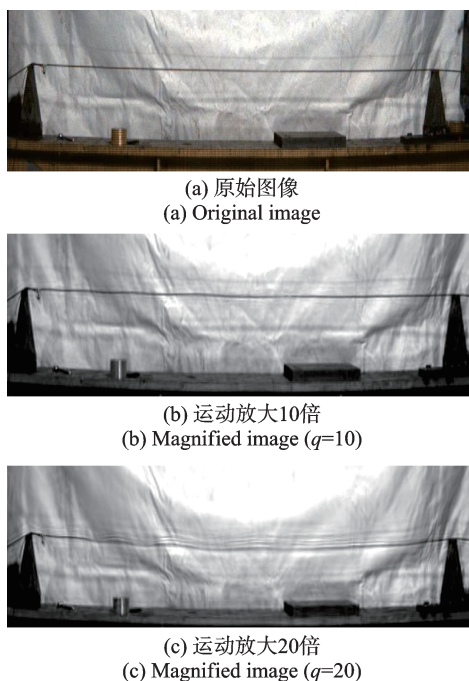


图12 基于相位的运动放大效果

Fig. 12 Motion magnification effect based on phase

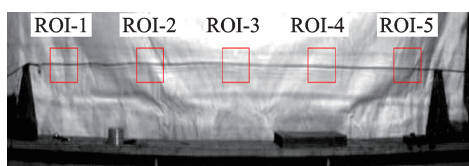


图13 ROI示意图

Fig. 13 Schematic diagram of ROI

图14(a)所示。除拉索边界外,幕布的部分褶皱也被识别,进一步通过边缘连续性、方向以及左右侧强度等条件筛选出拉索边界点,筛选后效果如图14(b)所示。

针对ROI-1中的拉索部分,获取视频各帧中拉索边界点的坐标,通过坐标信息可以进一步获取边界点位移,提取中间区域两组相邻上下边界点位移,取算术平均值作为ROI-1的拉索位移,如图15(a)所示。值得注意的是,提取的位移是视频运动放大后的像素位移,并非拉索的真实位移。对该位移时程进行快速傅里叶变换,如图15(b)所示。从位移时程的傅里叶谱峰中可以识别出拉索

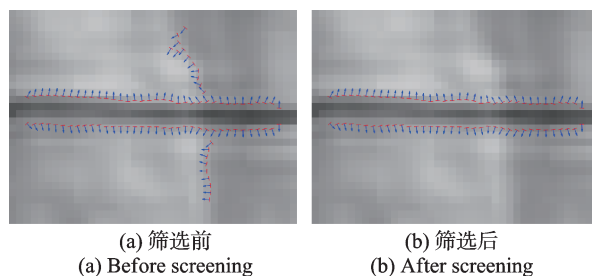


图14 拉索边界识别效果

Fig. 14 The identification effect of cable boundary

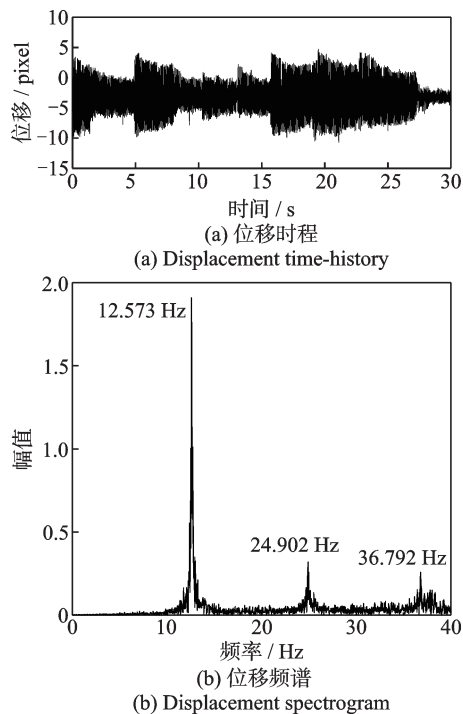


图 15 ROI-1 基于机器视觉的位移提取和频率识别
Fig. 15 Displacement extraction and frequency identification based on machine vision of ROI-1

1 阶频率为 12.573 Hz, 2 阶频率为 24.902 Hz, 3 阶频率为 36.792 Hz。工况一作用下拉索振动的加速度计测量结果如图 16 所示。该方法识别出的拉索前 3 阶频率分别为 12.573、24.976 和 36.816 Hz。将拉索的已知参数和频率信息输入训练好的 SSA-GRNN

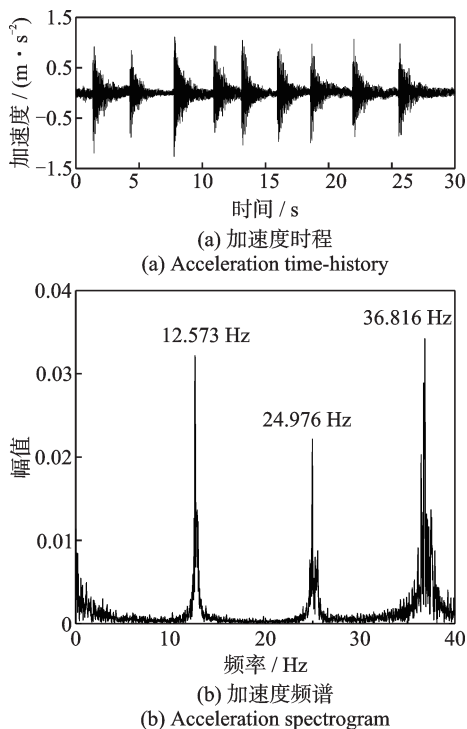


图 16 加速度计测量结果
Fig. 16 Measurement results of accelerometer

索力识别模型中,即可完成索力识别。

针对工况二和三,分别构建不同索力范围的 SSA-GRNN 识别模型以提高识别精度。重复上述步骤,三种工况下拉索的索力识别结果如表 5 所示,表中 T_{aver} 为 5 个 ROI 的索力平均值。

表 5 索力识别结果

Tab. 5 The results of cable force identification

加载工况	加载物体质量/kg	测量方式	f_1 /Hz	f_2 /Hz	f_3 /Hz	T_{targ} /N	T_{aver} /N	误差/%
工况一	60	ROI-1	12.573	24.902	36.792	570.1	580.6	1.3
		ROI-2	12.573	25.415	37.598	589.3		
		ROI-3	12.573	24.927	37.500	584.3		
		ROI-4	12.573	25.147	37.769	589.3		
		ROI-5	12.573	24.878	36.792	570.1		
		加速度计	12.573	24.976	36.816	570.1		
工况二	30	ROI-1	9.375	18.359	27.779	282.2	290.5	1.2
		ROI-2	9.375	18.701	28.125	293.4		
		ROI-3	9.375	18.799	28.101	297.6		
		ROI-4	9.375	18.604	27.881	291.5		
		ROI-5	9.375	18.335	28.027	288.0		
		加速度计	9.375	18.359	27.148	284.1		
工况三	20	ROI-1	7.617	14.485	21.532	183.4	189.6	3.3
		ROI-2	7.617	15.105	22.218	197.3		
		ROI-3	7.617	14.794	21.831	192.1		
		ROI-4	7.617	14.601	21.659	185.6		
		ROI-5	7.617	14.801	21.763	189.7		
		加速度计	7.617	14.648	21.680	187.2		

注:重力加速度 g 取为 9.8 m/s^2 。

由表5可知,相较于机器视觉,加速度计识别的频率普遍较低,造成此现象的原因是加速度计的附加质量对拉索振动频率产生了一定影响。

由图13可知,ROI-1的位置与加速度计相距较近,因此通过比较二者识别的频率来验证基于机器视觉的频率识别方法的准确性。三种工况作用下,二者识别的1阶频率高度一致,2阶频率和3阶频率存在一定误差,最大误差为2.3%。结果表明,基于机器视觉的频率识别方法对低阶频率的识别精度较高,对高阶频率的识别精度可以满足工程要求。

由表5可知,同种工况条件下,将拉索不同ROI的频率识别情况进行对比,结果表明,各ROI识别的1阶频率相同,但2阶频率和3阶频率存在一定差异,最大相差5.2%。加速度计法识别的索力误差为4.5%,而综合基于机器视觉获取的5个ROI频率信息识别的索力,误差相对较低,仅为3.3%。

针对具有复杂边界条件的拉索,基于机器视觉的多点同步测量方法,可以同时识别拉索多个区域的频率,在此基础上识别的索力,误差低于传统接触式加速度计的单点测量方法。

通过试验研究,进一步验证了所提方法的可行性和准确性。本方法可以通过拉索振动视频识别频率,同时依据待测拉索参数信息生成样本数据以构建SSA-GRNN索力识别模型,因此,可进一步应用于实际工程,适用于两端边界条件复杂的拉索。

6 结 论

针对具有复杂边界条件的拉索,提出了一种基于机器视觉和GRNN的索力识别方法。开展复杂边界下拉索的数值模拟和人工激励状况下的拉索试验,验证了所提方法的有效性和实用性。主要结论如下:

(1) 在基于相位的运动放大算法中,频率范围和放大系数应合理取值,放大系数过小,则不能起到运动放大作用;放大系数过大,则图像产生模糊,不利于拉索边界的亚像素定位。基于机器视觉的频率识别方法对低阶频率的识别精度较高,对高阶频率的识别精度可以满足工程要求。

(2) SSA-GRNN索力识别模型在训练过程中通过有限差分法生成样本数据集,既保证了数据准确性,又提高了数据生成效率。同时可以根据实际已知参数情况调整数据范围,泛用性高,但应尽量避免待测索力超出范围。训练完成后,该模型可以有效识别具有复杂边界条件的拉索索力,且在特定边界条件下的识别效果优于经典索力识别方法。

(3) 基于机器视觉和神经网络的索力识别方法可以实现拉索振动变形的多点非接触同步测量,同时避免接触式传感器附加质量的影响,有利于提高对具有复杂边界条件的拉索索力的识别精度。该方法也可以通过一个视频识别多根拉索索力,为传统索力测试方法提供了一个可替代方案。

参考文献:

- [1] 张华平,魏良军,汪劭祎.斜拉桥索力测试方法及原理综述[J].公路交通科技(应用技术版),2011,7(10):268-269.
- [2] 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.
- [3] MEHRABI A B, TABATABAI H. Unified finite difference formulation for free vibration of cables[J]. Journal of Structural Engineering, 1998, 124(11): 1313-1322.
- [4] 任伟新,陈刚.由基频计算拉索拉力的实用公式[J].土木工程学报,2005,38(11):26-31.
REN Weixin, CHEN Gang. Practical formulas to determine cable tension by using cable fundamental frequency [J]. China Civil Engineering Journal, 2005, 38(11): 26-31.
- [5] 袁俊桃.短吊杆索力识别研究[D].广州:华南理工大学,2011.
YUAN Juntao. Study for cable tensions identification of short suspender[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2011.
- [6] 万磊.拉索索力识别方法的研究分析[D].武汉:武汉理工大学,2012.
WAN Lei. Exploration and analysis on methodologies for cable force identification [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2012.
- [7] 盖彤彤,曾森,于德湖,等.索力振动法测量神经网络赋泛研究[J].工程科学与技术,2021,53(4):118-127.
GAI Tongtong, ZENG Sen, YU Dehu, et al. Research on neural network generalization of cable force vibration measurement[J]. Advanced Engineering Sciences, 2021, 53(4): 118-127.
- [8] DAN D H, XIA Y, XU B, et al. Multistep and multi-parameter identification method for bridge cable systems [J]. Journal of Bridge Engineering, 2018, 23(1): 04017111.
- [9] CHEN C C, WU W H, CHEN S Y, et al. A novel tension estimation approach for elastic cables by elimination of complex boundary condition effects employing mode shape functions[J]. Engineering Structures, 2018, 166: 152-166.

- [10] ZHANG W M, WANG Z W. Frequency-based cable tension identification using a nonlinear model with complex boundary constraints[J]. Shock and Vibration, 2023, 2023: 7795452.
- [11] LE L X, SIRINGORINGO D M, KATSUCHI H, et al. Stay cable tension estimation of cable-stayed bridge under limited information on cable properties using artificial neural networks[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2022, 29(10): e3015.
- [12] WADHWA N, RUBINSTEIN M, DURAND F, et al. Phase-based video motion processing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): 1-10.
- [13] 晏班夫, 陈泽楚, 朱子纲. 基于非接触摄影测量的拉索索力测试[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2015, 42(11): 105-110.
YAN Banfu, CHEN Zechu, ZHU Zigang. Cable force identification based on non-contact photogrammetry system[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2015, 42(11): 105-110.
- [14] TIAN Y D, ZHANG C, JIANG S, et al. Noncontact cable force estimation with unmanned aerial vehicle and computer vision[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2021, 36(1): 73-88.
- [15] WANGCHUK S, SIRINGORINGO D M, FUJINO Y. Modal analysis and tension estimation of stay cables using noncontact vision-based motion magnification method[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2022, 29(7): e2957.
- [16] SONKA M, HLAVAC V, BOYLE R. Image Processing, Analysis, and Machine Vision[M]. Boston, USA: Cengage Learning, 2014.
- [17] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.
- [18] TRUJILLO-PINO A, KRISSIAN K, ALEMÁN-FLORES M, et al. Accurate subpixel edge location based on partial area effect[J]. Image and Vision Computing, 2013, 31(1): 72-90.
- [19] SPECHT D F. A general regression neural network [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2(6): 568-576.
- [20] DING H, WANG Z C, GUO Y C. Multi-objective optimization of fiber laser cutting based on generalized regression neural network and non-dominated sorting genetic algorithm[J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 108: 103337.
- [21] SCHLÖLER H, HARTMANN U. Mapping neural network derived from the Parzen window estimator[J]. Neural Networks, 1992, 5(6): 903-909.
- [22] PARZEN E. On estimation of a probability density function and mode[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1962, 33(3): 1065-1076.
- [23] SCOTT D W. Multivariate Density Estimation: Theory, Practice, and Visualization[M]. New York: Wiley, 1992: 45-67.
- [24] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [25] FUJINO Y, HOANG N. Design formulas for damping of a stay cable with a damper[J]. Journal of Structural Engineering, 2008, 134(2): 269-278.
- [26] 陈淮, 董建华. 中、下承式拱桥吊索张力测定的振动法实用公式[J]. 中国公路学报, 2007, 20(3): 66-70.
CHEN Huai, DONG Jianhua. Practical formulae of vibration method for suspender tension measure on half-through and through arch bridge [J]. China Journal of Highway and Transport, 2007, 20(3): 66-70.

第一作者:石海健(1998—),男,硕士研究生。

E-mail: shihaijian@mail.hfut.edu.cn

通信作者:王佐才(1982—),男,博士,教授。

E-mail: wangzuocai@hfut.edu.cn