

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1804372

基于导波奇异值向量的钢绞线应力检测方法研究*

钱 骥^{1,2}, 杨金川², 李健斌², 姚国文^{1,2}

(1. 重庆交通大学省部共建山区桥梁及隧道工程国家重点实验室 重庆 400074;
2. 重庆交通大学土木工程学院 重庆 400074)

摘要:钢绞线是大跨度桥梁必不可少且最重要的受力构件之一,但受必需的防腐蚀措施影响,目前仍缺乏有效的在役桥梁钢绞线应力检测监测方法。超声导波在钢绞线中传播带有明显的应力特征,通过在时-频域内进行导波信号的小波包分解提取不同应力状态下小波包分解系数矩阵,并以系数矩阵的奇异值向量为特征参量,建立具有学习能力的支持向量回归模型检测钢绞线应力值。结果表明,导波的奇异值向量是有效的应力特征参量,逐级加载过程中奇异值向量距与钢绞线应力值呈单调线性变化关系;以奇异值向量构建的支持向量回归模型预测钢绞线应力,其结果确定系数达到0.973 9,对比神经网络方法,支持向量回归模型应力预测结果更为稳定。

关键词:钢绞线;超声导波;应力检测;奇异值向量;支持向量回归

中图分类号: TB553 TH878 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.1020

Research on the stress measurement method of steel strand based on singular value vector of guided wave

Qian Ji^{1,2}, Yang Jinchuan², Li Jianbin², Yao Guowen^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Mountain Bridge and Tunnel Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;
2. College of Civil Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: Steel strand is one of the most important and indispensable stress components in long-span bridges, however, there is still lack of effective method to detect and monitor the stress of the steel strand in existing bridges due to the influence of necessary anti-corrosion measures. The ultrasonic guided wave carries obvious stress characteristics in the propagation along the steel strand. Through the wavelet packet decomposition of the guided wave signal in the time-frequency domain, the coefficient matrix of wavelet packet decomposition is extracted under different stress states. Then, the singular value vector of the coefficient matrix is used as the characteristic parameter, the support vector regression model with learning ability is established to detect the stress value of the steel strand. The results show that the singular value vector of the guided wave is an effective characteristic parameter in presenting stress state, and the relationship between the singular value vector distance and steel strand stress value shows a monotonous linear law in stepwise loading process. While adopting the support vector regression model established with the singular value vector to predict the steel strand stress, the determination coefficient of the results reaches to 0.973 9, the prediction result obtained using the support vector regression model is more stable than that using neural network method.

Keywords: steel strand; ultrasonic guided wave; stress measurement; singular value vector; support vector regression

0 引言

钢绞线是斜拉桥拉索、悬索桥和拱桥吊杆、预应力梁桥主筋的基本组成单元,是大跨度桥梁必不可少且最重要的受力构件。受环境侵蚀及结构徐变等多因素影响,钢绞线应力水平在长期运营过程中不可避免地会降低,进而引起结构承载能力下降并衍生次生损伤,缩短结构使用寿命。通常在桥梁设计阶段已考虑钢绞线的重要性和易损性,多种防腐措施在提高钢绞线防腐性能的同时,也增加了钢绞线检测及监测的技术难度,目前工程技术领域仍缺乏有效的在役桥梁钢绞线应力水平检测评估方法。

超声导波是一种可行的结构应力检测方法,目前已应用于钢轨、管道等结构的应力检测^[1-3]。导波信号无法直接反映应力水平,对导波信号进行分析,提取有效的应力特征参量,是实现钢绞线应力水平识别的关键。Chaki等^[4-5]和刘增华等^[6-7]根据声弹性理论,分析导波信号传播时间随应力变化规律,提出了导波波速与应力水平之间的关系,但波速对应力变化的敏感度较低,且低应力识别存在困难。Kwun等^[8]、吴斌课题组^[9-11]、Nucera等^[12]通过导波信号的频域分析,提出了陷波特征频率、陷波旁侧峰值比、导波倍频能量比等特征参量与应力水平之间的线性关系,证明采用导波频域特征进行应力识别的可行性,但同时也受传感器影响较大。钱骥等^[13-14]通过导波信号的时-频域分析,提出时频能量熵谱距与应力水平之间的线性关系,其中基准值的确定还需要更丰富的实验数据。钢绞线应力识别是一个工程技术难题,现有的研究成果离实际应用仍存在一定距离。

现有研究成果表明,钢绞线受力状态影响导波传播特性是毋庸置疑的,但从理论上建立导波传播模态的特征方程还难以实现,更多是基于实验数据和有限元结果。本文提出一种基于导波奇异值向量的模式识别方法,以实测导波的奇异值分解结果,建立具有学习能力的支持向量回归模型,实现在役桥梁钢绞线应力检测。

1 应力识别策略

钢绞线为只受拉受力构件,工程设计亦以轴向拉应力作为控制指标,文中钢绞线应力值均指公称轴向拉应力。

基于奇异值向量的钢绞线应力检测方法主要包括以下两个步骤。

1) 导波信号特征提取。导波信号特征提取过程采用导波信号小波包变换得到的小波包系数构建小波包系数矩阵,并对小波包系数矩阵进行奇异值分解,得到反映导

波信号时频域应力特征信息的奇异值向量。

2) 钢绞线应力预测。采用模式识别方法,以导波信号的奇异值向量为输入,以应力水平为输出,建立反映二者映射关系的支持向量回归模型,并用建立的支持向量回归模型预测钢绞线应力水平。流程如图1所示。

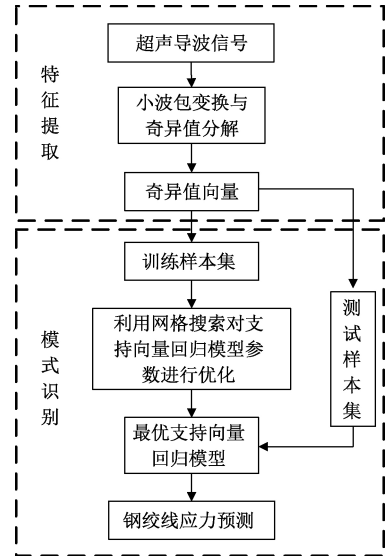


图1 应力检测流程

Fig.1 Flow chart of stress measurement

1.1 导波信号特征提取

导波信号在时域和频域中,均具有反映应力变化的特征指标,因此,从时-频域对导波信号进行分析,提取得到的应力特征指标将更为完整。小波包变换是一种具有较高时-频分辨率的信号分析方法,适用于导波信号时频域中的特征提取。

对于任意导波信号 $f(t)$ 的小波包变换可以表示为^[15]:

$$W_{j,k}^i(t) = \langle f(t), u_{i,k}^j(t) \rangle \quad (1)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n$, $W_{j,k}^i(t)$ 为小波包系数; i 为频带阶次; j 为分解层次; k 为平移参数; $u_{i,k}^j(t)$ 为小波包函数, $u_{i,k}^j(t) = w^{j/2} u(2^j t - k)$ 。

利用小波包分析得到的各频带阶次小波包系数构建小波包系数矩阵 A 如式(2)所示:

$$A = \begin{bmatrix} W_{j,k}^1(t) \\ \vdots \\ W_{j,k}^m(t) \end{bmatrix}_{n \times m} \quad (2)$$

式中: $n = 2^j$ 为 j 层小波包分解得到的频带总数; m 为每个频带的小波包系数长度。

小波包系数矩阵能够反映导波信号在时频域上的特征,但由于矩阵维度较大,不适合直接用于应力识别。因此,进一步采用奇异值分解,对小波包系数矩阵进行

降维。

对于任意小波包系数矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times m}$, 不管其行列是否相关, 必定存在正交矩阵 $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 和正交矩阵 $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{m \times m}$, 使得式(3)成立^[16]。

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T \quad (3)$$

式中: $\mathbf{\Sigma} = \begin{cases} (\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_q), 0), & n \leq m \\ (\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_q), 0)^T, & n > m \end{cases}$; $\mathbf{\Sigma} \in \mathbb{R}^{n \times m}$, 0 表示零矩阵; $q = \min(n, m)$ 。

矩阵 $\mathbf{\Sigma}$ 对角线上非零的元素即为小波包系数矩阵 \mathbf{A} 的奇异值, 且满足 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n$ 。小波包系数矩阵是包含有应力状态信息的时域导波在时-频域的可逆分解, 而奇异值是小波包系数矩阵的特征值, 由奇异值组成的向量 $\{\sigma_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, q$) 与钢绞线应力值之间存在相互影响关系。因此, 可以考虑采用奇异值向量作为钢绞线应力检测的特征参量。

1.2 钢绞线应力预测

采用支持向量回归方法, 对钢绞线应力值进行预测。支持向量回归模型的建立过程是通过核函数将奇异值向量 $\{\sigma_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, q$) 映射到多维特征空间, 并在此高维特征空间求解回归函数 $f(x)$, 使其满足结构风险最小化^[17]。求解得到的最优回归函数 $f(x)$ 即为支持向量回归模型, 它能够反映奇异值向量与应力值之间的关系。

给定训练样本集 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$, ($x_i \in \mathbb{R}^k$, $y_i \in \mathbb{R}$), 回归函数 $f(x)$ 如式(4)所示, 其结构风险最小时应满足式(5)~(6)。

$$f(x) = \mathbf{w}\phi(x) + b \quad (4)$$

$$E(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + c \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i)|_\varepsilon \quad (5)$$

$$|y_i - f(x_i)|_\varepsilon = \max\{0, |y_i - f(x_i)| - \varepsilon\} \quad (6)$$

式中: \mathbf{w} 为权重系数; $\phi(\cdot)$ 为非线性映射; b 为偏置项; c 为惩罚参数; ε 为不敏感损失系数。

最小化结构风险问题可等价于最优化问题。

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}, \xi_i, \xi_i^*, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + c \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} \quad (\mathbf{w}_g \cdot \phi(x_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ y_i - (\mathbf{w}_g \cdot \phi(x_i) + b) \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: ξ_i, ξ_i^* 为松弛变量。

不敏感损失系数 ε 对模型预测结果影响明显, 但由于没有相关经验参考, 其值的大小确定变得困难。通过引入控制支持向量个数的参数 v (当样本数趋于无穷时, v 表示支持向量个数与样本总数之比), 进行支持向量回归模型建立, 能够避免人为设置不敏感损失系数 ε 对模型预测结果带来的影响。采用 v -SVR (v -support vector regression) 预测模型时, 将由式(7)表示的原始优化问

题转化为式(8)。

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}, \xi_i, \xi_i^*, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + c \left[v\varepsilon + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \right] \\ \text{s.t.} \quad (\mathbf{w}_g \cdot \phi(x_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ y_i - (\mathbf{w}_g \cdot \phi(x_i) + b) \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, \varepsilon \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

引入拉格朗日乘子 α_i, α_i^* , 并根据 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件, 得到原始优化问题的对偶问题, 具体如式(9)所示。

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot (\alpha_j - \alpha_j^*) \\ \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \leq cv \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq c/n \end{cases} \quad (9)$$

对偶问题中, 已消去不敏感损失系数 ε , 通过求解 α_i, α_i^*, b , 得到回归函数 $f(x)$ 如式(10)所示。

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (10)$$

其中: $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$ 为核函数。

采用径向基核函数, 其表达式如式(11)所示。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp \left[-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (11)$$

采用支持向量回归模型预测时, 将任意导波信号的奇异值向量作为模型输入, 即 $\mathbf{x} = \{\sigma_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, q$), 通过计算式(10)所示的最优回归函数 $f(x)$, 得到的函数值即为预测的应力值 P 。

2 钢绞线张拉及导波传播实验

实验系统主要包括大型反力架、数控液压千斤顶、锚具、PCI-2 声发射系统、前置放大器、传感器, 总体布置如图2所示。数控液压千斤顶的张拉力由电脑终端控制, 张拉力与设定值一致后, 张拉过程自动停止。PCI-2 声发射系统能够实现超声导波信号的激励与采集。传感器为 WD 宽频压电换能器, 频率范围 100~1 000 KHz。

实验用钢绞线采用公称直径为 15.2 mm、公称抗拉强度为 1 860 MPa 的七芯钢绞线, 钢绞线几何及材料参数如表1所示。钢绞线两侧端面打磨平整, 确保钢绞线与传感器间接触良好。钢绞线直径略大于传感器接触面直径, 传感器布置于钢绞线端面中心, 能够同时接触中心钢丝以及外围螺旋钢丝。实验采集的导波信号同时包括中心钢丝以及外围螺旋钢丝在不同张拉力下的响应, 且具有与张拉力大小相关的钢丝间接触信息。

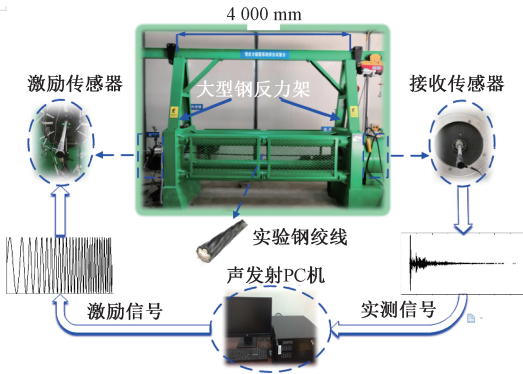


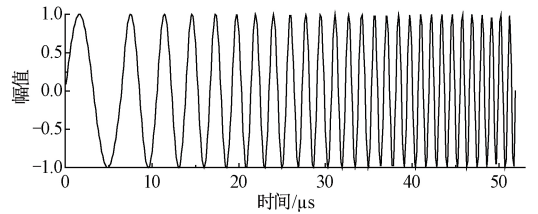
图2 实验系统布置

Fig.2 Layout of the experiment system

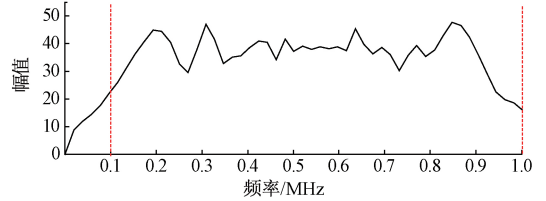
表1 钢绞线几何及材料参数

Table 1 Geometry and material parameters of the steel strand

几何参数	数值	材料参数	数值
中心钢丝直径 d_c/mm	5.08	弹性模量 E/GPa	196
外围螺旋钢丝直径 d_h/mm	5.08	泊松比 ν	0.29
钢绞线直径 d/mm	15.2	密度 $\rho(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	7 850
外围螺旋钢丝 螺距 h/mm	230	抗拉强度 f_{pk}/MPa	1 860
外围螺旋钢丝捻角 $\beta/(\circ)$	7.9		



(a) The guided wave excitation signal in time domain



(b) The guided wave excitation signal in frequency domain

图3 导波激励信号

Fig.3 The guided wave excitation signals

3 实验结果分析

3.1 导波能量的频域分布

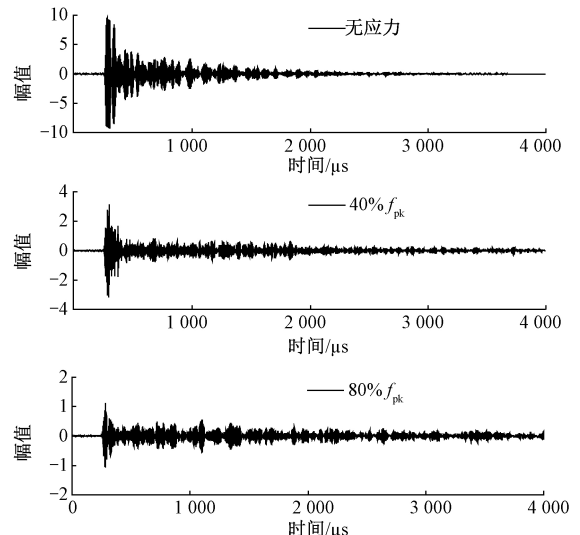
在相同的激励源下,不同应力状态所接收的导波信号如图4所示。在时域内,导波信号的幅值随钢绞线应力增加而降低;在频域内,导波信号在0.2、0.3、0.5 MHz附近出现3个峰值点,且能量主要集中在0.2 MHz,随钢绞线应力增大,该频带能量逐渐降低。总体而言,当钢绞线应力逐级增大时,导波在时、频域内均发生了明显变化,且变化具有规律性。但仅通过时域和频域分析,无法量化描述这一规律,获得准确的应力状态。

使用液压千斤顶对钢绞线进行逐级加载,加载范围为0~208 kN(0~80% f_{pk}),每级张拉力为26 kN(10% f_{pk})。加载到位并持载稳定后采用PCI-2声发射系统进行超声导波信号的激励与接收。信号采样率2 MHz。激励波源为步径频率 $\Delta f = 50$ kHz的一系列0.1 MHz~1 MHz单周期正弦脉冲,各频率成分能量基本相同,激励波源如式(12)和图3所示。

$$f(t) = \sum_{i=0}^{f-f/\Delta f} V_i(t) \cdot \sin(2\pi(f_0 + \Delta f)) \quad (12)$$

式中: $V_i(t)$ 为矩形窗函数; $f_0 = 100$ kHz 为起始频率; $f = 1 000$ kHz 为终止频率 $\Delta f = 50$ kHz 为步径频率; 矩形窗窗长 $T_i = 1/f_0 + i \cdot \Delta f$ 。

完成一根钢绞线的逐级加载以及导波检测后,对钢绞线进行卸载,并更换新钢绞线进行重复实验。本文共进行8根钢绞线在9个荷载等级下的72个导波激励与采集实验样本。



(a) The signal in time domain

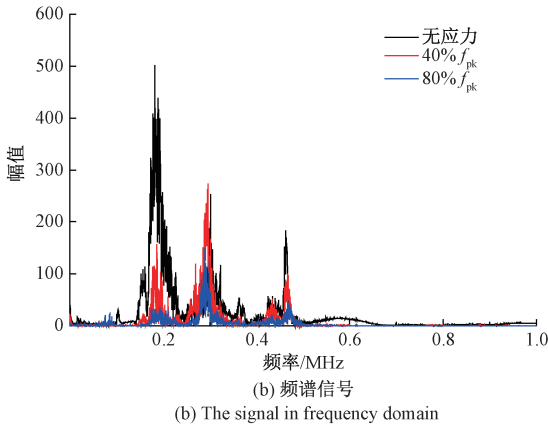


图4 实测导波信号

Fig.4 The actually measured guided wave signal

3.2 奇异值向量

为同时提取导波信号时域和频域中包含的应力特征信息,采用小波包变换对信号进行时-频域分析。实测导波信号按式(1)进行小波包变换,能够得到不同频带阶次的小波包系数。为确定式(1)中最优的小波包函数,采用小波包系数能量谱 I_j^i 的信息熵作为代价函数 S ,如式(13)~(14)所示。

$$I_j^i = \left| \frac{|W_{j,k}^i(t)|^2}{\sum_{i=0}^{2^j-1} |W_{j,k}^i(t)|^2} \right| \quad (13)$$

$$S = - \sum_{i=0}^{2^j-1} |I_j^i|^2 \log(|I_j^i|^2) \quad (14)$$

代价函数 S 越大,表示各频带间的能量差异越大,更有利于找到最能反映导波信号随应力变化的最敏感频带。因此,通过对实测导波信号进行3层小波包变换,分别计算采用不同小波包函数时的代价函数值 S ,如表2所示。

表2 不同小波包函数的代价函数值 S

Table 2 The cost function value S of different wavelet packet functions

Daubechies 函数	S	Coiflets 函数	S
db1	0.595 4	coif1	0.556 8
db2	0.573 0	coif2	0.466 4
db3	0.537 7	coif3	0.411 2
db4	0.472 9	coif4	0.380 1
db5	0.454 7	coif5	0.360 5

Daubechies 函数和 Coiflets 函数作为小波包函数时,随阶次的增加,代价函数值逐渐减小;比较同阶次的两种函数,采用 Daubechies db1 函数计算得到的代价函数值更大。因此,选取代价函数值最大的 Daubechies1 函数作为导波信号小波包变换的小波包函数。

对实测导波信号按式(1)进行小波包分析,小波基函数为 Daubechies1 db1 函数,分解层数为3层,得到8个频带小波包重构系数,并按式(2)进行组合,得到小波包系数矩阵 A ,如图5所示。

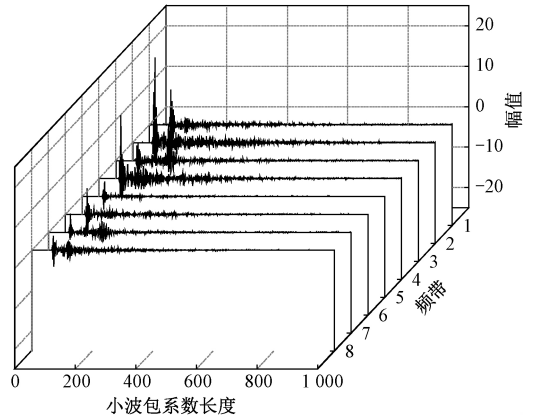


图5 小波包系数矩阵

Fig.5 Wavelet packet coefficient matrix

由图5可知,小波包系数矩阵的每行,反映信号在某一频带上的能量变化。频带2与频带4小波包系数幅值明显大于其他频带,计算其能量谱可知,频带2能量占比为48.5%,频带4能量占比为24.7%。激励信号中,各频带能量基本相同(见图3(b)),经钢绞线传播后,信号能量分布发生变化,主要集中于频带2和频带4中,表明这两个频带能量衰减较小,能够有效地保留导波中携带的钢绞线应力特征信息。

将实测导波信号在时-频域中的小波系数矩阵 A 按式(3)进行奇异值分解,得到奇异值向量 $\{\sigma_i\} (i=1,2,\dots,8)$ 。同一钢绞线不同应力水平导波奇异值向量如图6所示。

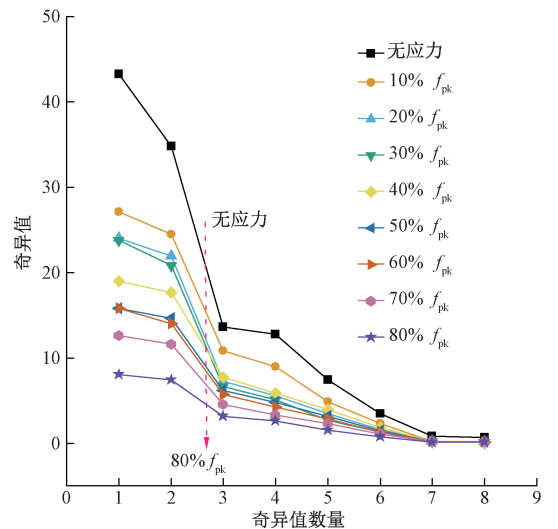


图6 不同应力水平导波奇异值向量

Fig.6 The singular value vectors of the guided wave at different stress levels

由图6可以明显看到,随钢绞线应力水平增加,奇异值数值逐渐减小,通过观察不同应力导波信号对应的奇异值向量曲线,能够定性地进行钢绞线应力水平预测。

3.3 基于奇异值向量距的应力识别结果分析

提出以钢绞线无应力状态导波信号奇异值向量为基准奇异值向量 I_c , 定义应力为 p 时导波奇异值向量 I_p 与基准奇异值向量 I_c 间的向量距 $D(p)$ 作为钢绞线应力识别量化指标, 如式(15)所示。

$$D(p) = \|I_p - I_c\| \quad (15)$$

式中: I_c 和 I_p 分别为无应力状态和应力为 p 时的奇异值向量。

一组钢绞线完整加载过程中不同应力水平的奇异值向量距如图7所示。从无应力状态到 $0.1f_{pk}$ 应力状态奇异值向量距变化较大, 其余奇异值向量距随钢绞线应力值的增加呈明显的单调线性递增趋势。分析引起奇异值向量距在无应力状态到 $0.1f_{pk}$ 之间不吻合线性规律的原因有以下两点: 1) 钢绞线中存在初应力; 2) 钢绞线钢丝间接触状态在初期加载阶段的突变。总体而言, 在正常钢绞线应力水平下, 采用线性规律描述奇异值向量距与钢绞线应力水平之间的关系是可行的。

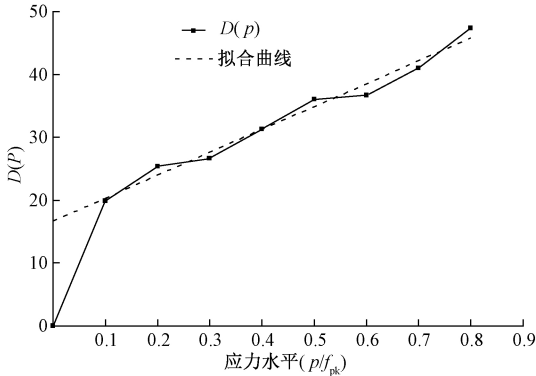


图7 奇异值向量距与应力水平关系曲线

Fig.7 The relation curve of singular value vector distance vs. stress level

以奇异值向量距为特征指标建立与钢绞线应力值之间关系, 线性规律非常明显, 说明导波的奇异值向量与钢绞线应力值之间真实存在对应关系, 但潜在的难题是如何建立式(15)中的基准值。模式识别方法能够有效地解决这一问题, 它可以通过建立具有学习能力的回归模型来反映奇异值向量与应力值之间的关系, 从而避免在不同应用场景中构建统一的基准值。

3.4 基于支持向量回归模型的应力预测结果分析

支持向量回归是模式识别在回归分析中有效使用的一种方法, 它能根据有限的样本, 建立反映奇异值向量和应力值关系的支持向量回归模型, 实现钢绞线应力检测。

将实验得到的72组实测导波信号均按上文所述的信号特征提取方法进行处理, 得到相应的72组奇异值向量。随机选取6根钢绞线, 9个荷载等级, 共计54个导波信号的奇异值向量作为训练样本集, 剩余2根钢绞线18个导波信号的奇异值向量作为测试样本集。

将训练样本集用于 ν -SVR 模型训练, 其中式(9)参数, 表示建立的支持向量回归模型时, 支持向量数目不超过训练样本总数的一半, 惩罚参数 $\nu=0.5$ 需要在模型建立过程中进行确定。核函数的类型直接关系到支持向量回归模型训练时收敛速度的快慢和预测结果的精度。相较于线性核函数和多项式核函数, 径向基核函数模型参数少、收敛速度快, 更适用于输入输出关系复杂的模型建立。本文采用式(11)所示的径向基函数, 式中参数 σ 需要在模型建立过程中进行确定。

惩罚参数 c 和径向基核函数参数 σ 采用5折交叉验证, 以最小均方差值为目标, 利用网格搜索进行参数寻优。网格搜索范围 $c \in (2^{-8}, 2^8)$, $\sigma \in (2^{-8}, 2^8)$, 搜索步径为 $2^{0.8}$, 得到最优参数 $c=0.5743$, $\sigma=1$ 。

模型预测结果的准确性采用均方差值 (mean square error, MSE) 和确定系数 (R^2) 进行评价, 计算如式(16)、(17)所示。

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f(x_i) - y_i)^2 \quad (16)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (17)$$

式中: n 为样本总数; $f(x_i)$ 为模型预测应力值; y_i 为实际应力值; \bar{y} 为实际应力值的平均值。

以训练样本集确定最优参数, 建立支持向量回归模型, 该模型对训练样本集的预测结果如表3和图8所示。训练样本集的预测结果均方差值为 7.964×10^{-4} , 确定系数为0.9881。结果表明, 采用交叉验证和网格搜索方法, 能够得到合适的模型参数, 所建立支持向量回归模型具有较高的预测精度。

表3 支持向量回归模型评价指标

Table 3 The evaluation index of support vector regression model

数据集	均方差值 MSE	确定系数 R^2
训练样本集	7.964×10^{-4}	0.9881
测试样本集	1.739×10^{-3}	0.9739

最优支持向量回归模型对测试样本集的预测结果如表3和图9所示。测试样本集的预测结果均方差值为 1.739×10^{-3} , 确定系数为0.9739, 预测结果具有较高的准确性, 离散性较小, 绝大部分样本预测结果均在 $\pm 5\% f_{pk}$

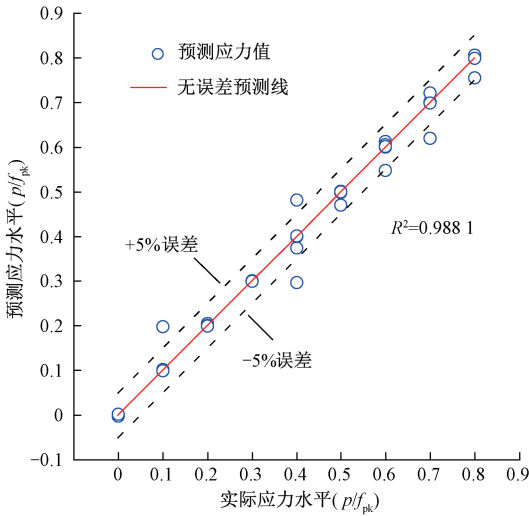


图8 训练样本集应力识别结果

Fig.8 The stress identification result for training sample set

预测误差范围内。导波奇异值向量具有能够反映钢绞线应力值变化的特征信息,以奇异值向量为支持向量回归模型的输入,通过优选合适的模型参数能够实现钢绞线应力值的无参考值识别。同时,该方法在进一步丰富实验数据,增加样本集数量时,能有效减小误差、提高检测结果的可靠性。

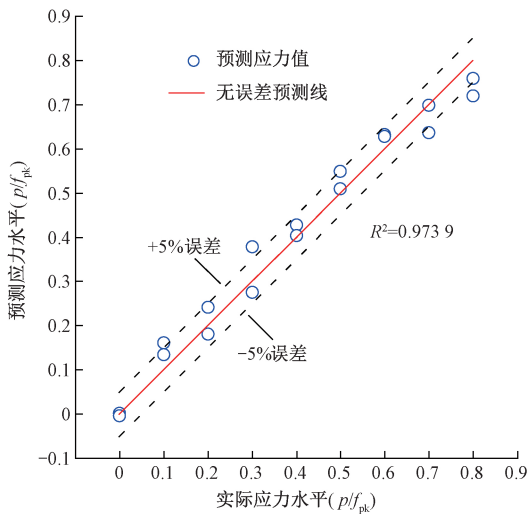


图9 测试样本集应力识别结果

Fig.9 The stress identification result for test sample set

4 模型对比分析

同样以导波的奇异值向量为特征参数,以相同测试样本集和训练样本集建立 BP 神经网络,与支持向量回归模型的钢绞线应力识别效果进行对比。BP 神经网络

输入节点数为 8,隐层节点数为 10,输出层节点数为 1。隐层神经元采用 S 型正切传递函数,输出神经元采用 S 型对数传递函数。采用变学习率动量梯度下降算法进行训练,学习效率初始值为 0.01,动量因子为 0.9,网络训练次数为 1 000,训练目标误差为 1×10^{-7} 。

将训练好的神经网络对训练样本集进行应力识别,结果如图 10 所示,预测结果均方差值为 3.9×10^{-3} ,确定系数为 0.942 0。无论是支持向量回归模型还是 BP 神经网络模型,其预测结果均具有较高的准确性,说明导波的奇异值向量可以作为钢绞线应力检测的特征参量。与支持向量回归模型相比,神经网络对各样本的预测结果离散性更大,个别样本预测误差远超 $\pm 5\% f_{pk}$,总体而言,支持向量回归模型应用于钢绞线应力水平识别更为稳定。

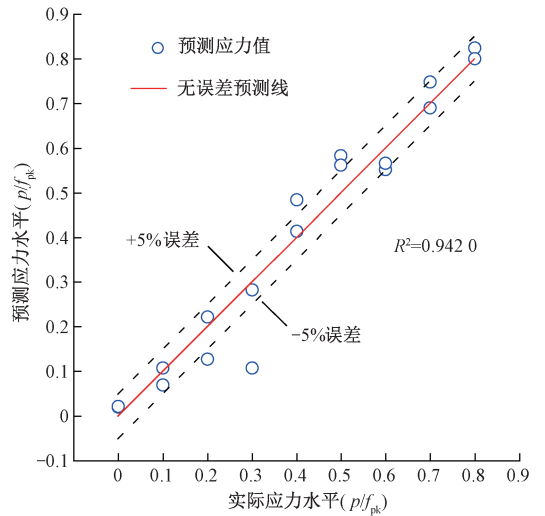


图10 测试样本集 BP 神经网络应力识别结果

Fig.10 The stress identification result of test sample set using BP neural network

5 结 论

本文提出一种基于导波奇异值分解和支持向量回归的钢绞线应力检测方法。该方法通过小波包变换将实测时域波形转换到时-频域,以奇异值向量作为导波应力特征参量建立支持向量回归模型,实现在役预应力结构的钢绞线应力检测。

以奇异值分解结果构建的奇异值向量是有效的钢绞线应力特征参量。随钢绞线应力值增加,小波包系数矩阵的奇异值逐渐减小。当以无应力状态奇异向量为基准值,不同受力状态下的奇异值向量距与钢绞线应力值呈现单调线性变化规律,仅在初始加载阶段存在差异。

支持向量回归方法能够准确预测钢绞线应力值。以样本集数据建立的支持向量回归模型在预测样本集应力值时,确定系数达到 0.988 1,预测测试集应力值时,确定系数仍达到 0.973 9。对比 BP 神经网络预测结果,支持向量回归模型结果更为稳定。

参考文献

- [1] 许西宁,叶阳升,江成,等. 钢轨应力检测中超声导波模态选取方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(11):2473-2483.
XU X N, YE Y SH, JIANG CH, et al. Research on method for mode selection of guided ultrasonic waves in stress measurement of rails [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(11):2473-2483.
- [2] 王嵘,余祖俊,朱力强,等. 基于导波多模态融合的无缝钢轨温度应力估计算法[J]. 铁道学报, 2018, 2018(6):136-143.
WANG R, YU Z J, ZHU L Q, et al. Multimodal guided wave fusion for estimating longitudinal thermal stress of continuously welded rail[J]. Journal of the China Railway Society, 2018, 2018(6):136-143.
- [3] 何存富,郑明方,吕炎,等. 超声导波检测技术的发展、应用与挑战[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(8):1713-1735.
HE C F, ZHENG M F, LV Y, et al. Development, applications and challenges in ultrasonic guided waves testing technology [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(8):1713-1735.
- [4] CHAKI S, BOURSE G. Stress level measurement in prestressed steel strands using acoustoelastic effect[J]. Experimental Mechanics, 2009, 49(5):673-681.
- [5] CHAKI S, BOURSE G. Guided ultrasonic waves for non-destructive monitoring of the stress levels in prestressed steel strands[J]. Ultrasonics, 2009, 49(2):162-171.
- [6] 刘增华,刘溯,吴斌,等. 预应力钢绞线中超声导波声弹性效应的试验研究[J]. 机械工程学报, 2010, 46(2):22-27.
LIU Z H, LIU S, WU B, et al. Experimental research on acoustoelastic effect of ultrasonic guided waves in prestressing steel strand [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(2):22-27.
- [7] 刘增华,张易农,张慧昕,等. 基于磁致伸缩效应在钢绞线中激励接收纵向导波模态的试验研究[J]. 机械工程学报, 2010, 46(6):71-76.
LIU Z H, ZHANG Y L N, ZHANG H X, et al. Experimental research on excitation and reception of longitudinal guided wave modes in steel strands based on magnetostrictive effect [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(6):71-76.
- [8] KWUN H, BARTELS K A, HANLEY J J. Effects of tensile loading on the properties of elastic-wave propagation in a strand[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 1998, 103(6):3370-3375.
- [9] 吴斌,张瑞芳,刘秀成,等. 基于纵向模态超声导波陷频特性的钢绞线拉力测量新方法[J]. 机械工程学报, 2016, 52(12):9-15.
WU B, ZHANG R F, LIU X CH, et al. Innovative method for measuring tensile force based on the notch frequency property of longitudinal guided wave in steel strand[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(12):9-15.
- [10] 唐楠,吴斌,刘秀成,等. 具有平行四边形截面的杆类结构波动特性分析[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(12):2812-2820.
TANG N, WU B, LIU X CH, et al. Wave motion characteristic analysis of parallelogram cross section bar structure[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(12):2812-2820.
- [11] LIU X C, WU B, QIN F, et al. Observation of ultrasonic guided wave propagation behaviours in pre-stressed multi-wire structures.[J]. Ultrasonics, 2017, 73:196-205.
- [12] NUCERA C, SCALEA F L D. Monitoring load levels in multi-wire strands by nonlinear ultrasonic waves [J]. Structural Health Monitoring, 2011, 10(6):617-629.
- [13] JI Q, XIN C, LIMIN S, et al. Numerical and experimental identification of seven-wire strand tensions using scale energy entropy spectra of ultrasonic guided waves[J]. Shock and Vibration, 2018. DOI: 10.1155/2018/6905073
- [14] 钱骥,陈鑫,杨金川. 小波时-频变换的高强钢丝弹性波传播模态分析[J]. 应用声学, 2017, 36(6):548-554.
QIAN J, CHEN X, YANG J CH. Modal analysis of elastic wave propagating in high strength steel wires based on wavelet time-frequency analysis [J]. Journal of Applied Acoustics, 2017, 36(6):548-554.
- [15] 钱骥,陈鑫,蒋永,等. 基于导波能量谱的钢绞线腐蚀损伤识别研究[J]. 振动与冲击, 2018, 37(20):115-121.
QIAN J, CHEN X, JIANG Y, et al. Steel strands corrosion identification based on guide wave energy

spectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(20):115-121.

- [16] 赵学智, 叶邦彦, 陈统坚. 基于小波-奇异值分解差分谱的弱故障特征提取方法[J]. 机械工程学报, 2012, 48(7):37-48.

ZHAO X Z, YE B Y, CHEN T J. Extraction method of faint fault feature based on wavelet-SVD difference spectrum[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(7):37-48.

- [17] 杜树新, 吴铁军. 用于回归估计的支持向量机方法[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(11):1580-1585.

DU S X, WU T J. Support vector machines for regression[J]. Journal of System Simulation, 2003, 15(11):1580-1585.

作者简介



钱骥, 2006年于三峡大学获学士学位, 2008年于华中科技大学获硕士学位, 2013年于同济大学获博士学位, 现为重庆交通大学副教授, 主要研究方向为桥梁索结构智能检测及监测。

E-mail: jqian228@126.com

Qian Ji received his B. Sc. degree in 2006 from Three Gorges University, M. Sc. degree in 2008 from Huazhong University of Science and Technology and Ph. D. degree in 2013 from Tongji University. Now, he is an associate professor in Chongqing Jiaotong University. His main research interests include intelligent testing and monitoring of bridge cable structure.



姚国文 (通信作者), 分别在1997年、2000年和2003年于重庆大学获得学士、硕士和博士学位, 现为重庆交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为桥梁智能检测及监测。

E-mail: yaoguowen@sina.com

Yao Guowen (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees all from Chongqing University in 1997, 2000 and 2003, respectively. Now, he is a professor and Ph. D. supervisor in Chongqing Jiaotong University. His main research interests include intelligent bridge testing and monitoring.