

文章编号:1001-7372(2024)02-0142-10

## 融合机器视觉与区间仿射算法的桥梁 结构影响线实测研究

周云<sup>\*1,2</sup>, 张路遥<sup>2</sup>, 胡锦涛<sup>2</sup>, 郝官旺<sup>2</sup>

(1. 湖南大学 工程结构损伤诊断湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410082;

2. 湖南大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410082)

**摘要:**影响线是桥梁结构状态评估的重要指标。传统影响线实测方法依赖车辆称重系统(WIM)和接触式传感器,存在使用成本高、效率低、风险大、阻碍交通等问题。为实现“无需接触式传感”、“无需封闭交通”、“无需车辆称重系统”的智能桥梁检测,提出了一种融合机器视觉与区间仿射算法的桥梁结构影响线实测方法。该方法首先利用机器视觉技术获取多工况的桥梁测点动态位移响应;其次,根据车辆出厂信息建立其轴重区间矩阵并通过区间仿射算法计算多工况的影响线区间;最后,采用支持向量机(SVM)从影响线区间中识别桥梁真实影响线。将该方法应用于野外实际桥梁试验,通过控制标定车辆的载重和行驶速度获取多工况的位移响应数据以评估该方法的性能。结果表明:该方法能够有效地从影响线区间中识别桥梁真实影响线,混合工况下影响线的识别相对误差为8.48%;影响线的识别相对误差随车速的增大而增大,在车速分别10、20、30 km·h<sup>-1</sup>工况下,影响线的识别相对误差分别为9.22%、10.23%、12.38%。提出的桥梁影响线实测方法具有非接触、高精度、经济灵活等优势,可有效突破现有接触式桥梁影响线实测方法的技术局限,具有较好的工程应用前景。

**关键词:**桥梁工程;桥梁影响线;机器视觉;区间仿射算法;车桥耦合

**中图分类号:**U446.1 **文献标志码:**A

### Measurement of Bridge Influence Lines Based on Machine Vision and Interval Affine Algorithm

ZHOU Yun<sup>\*1,2</sup>, ZHANG Lu-yao<sup>2</sup>, HU Jin-nan<sup>2</sup>, HAO Guan-wang<sup>2</sup>

(1. Hunan Provincial Key Laboratory for Damage Diagnosis of Engineering Structures, Hunan University,

Changsha 410082, Hunan, China; 2. College of Civil Engineering,

Hunan University, Changsha 410082, Hunan, China)

**Abstract:** The influence line (IL) is a crucial indicator for evaluating bridge conditions. Traditional methods for measuring ILs rely on weigh-in-motion (WIM) and contact sensors, which are limited by issues such as high cost, low efficiency, high risk, and traffic obstruction. In this study, we propose a method for measuring the order that integrates machine vision and an interval affine algorithm to achieve intelligent bridge detection without the need for contact sensors, closed traffic, or WIM. This method employs machine vision to capture the dynamic

收稿日期:2023-06-29

基金项目:国家自然科学基金项目(51878264,52278306);湖南省交通运输厅科技进步与创新项目(201912);长沙市科技计划重点项目(kq1801010);湖南省重点研发计划项目(2022SK2096);湖南省自然科学基金项目(2023JJ70003);湖南省水利厅水利科技项目(XSKJ2023059-31)

\*作者简介:周云(1979-),男,湖南长沙人,教授,博士研究生导师,工学博士,E-mail:zhouyun05@hnu.edu.cn。

displacement responses of bridge measurement points in various testing cases. Subsequently, a vehicle axle load interval matrix is established based on the vehicle factory information, and the IL interval under multiple testing cases is calculated using the interval affine algorithm. Finally, a support vector machine (SVM) is used to identify the actual bridge IL from the IL interval. The effectiveness of this method was demonstrated through a real bridge test, where the performance was evaluated by controlling the load and travel speed of the calibration vehicle to obtain the displacement response data under different testing conditions. The results indicate that this method can accurately identify the real bridge IL from the IL interval, with an error of 8.48% in mixed testing cases. Furthermore, the error of the IL increases with vehicle speed, with errors of 9.22%, 10.23%, and 12.38% observed at speeds of  $10 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ ,  $20 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ , and  $30 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ , respectively. The proposed measurement method for bridge ILs has several advantages, including noncontact operation, high accuracy, affordability, and flexibility. This effectively overcomes the drawbacks of existing contact-based bridge IL measurement methods and exhibits excellent prospects for engineering applications.

**Keywords:** bridge engineering; bridge influence line; machine vision; interval affine algorithm; coupled vehicle-bridge system

**Received** 29 June 2023

**Funding:** National Natural Science Foundation of China (51878264, 52278306); Science and Technology Progress and Innovation Project of Department of Transportation of Hunan Province (201912); Key Research and Development Program of Changsha City (kq1801010); Department of Science of Technology of Hunan Province (2022SK2096); Natural Science Foundation of Hunan Province of China (2023JJ70003); Hydraulic Science of Technology Project of the Hunan Provincial Department of Water Resources (XSKJ2023059-31)

\*Corresponding author. *E-mail address:* zhouyun05@hnu.edu.cn.

<https://doi.org/10.19721/j.cnki.1001-7372.2024.02.012>

## 0 引 言

截至 2022 年末,中国公路桥梁共有 103.32 万座,其中中小型桥梁占比约为 83.70%<sup>[1]</sup>。日益增大的交通流和频繁超载等因素的长期作用下,桥梁结构损伤和性能退化加剧,导致其承载能力和耐久性逐渐降低,量大面广的中小型桥梁安全运营面临着极大挑战。受运维成本制约,中小型桥梁通常少有长期结构健康监测系统<sup>[2]</sup>,开发面向中小型桥梁快速检测和状态评估的新方法具有重要意义。

影响线是单位集中荷载沿结构跨度移动引起的内力、位移或反力等数值随单位荷载作用位置变化的曲线,它可以直接反映桥梁的刚度或柔度信息,是评估桥梁运营期间结构安全性能的重要指标。目前相关标准<sup>[3]</sup>对利用加载车进行桥梁影响线快速测试与识别从而评估桥梁承载能力的流程进行了规范。影响线的准确测量可以用于车辆超载识别,可通过结构响应直接反演车辆轴荷载<sup>[4-6]</sup>。近年来,基于影

响线变化进行桥梁性能状态评估成为桥梁结构健康监测领域的研究热点<sup>[7-10]</sup>。然而传统的桥梁影响线实测方法依赖于车辆称重系统和各类传感器<sup>[11-13]</sup>,使得影响线的实测过程繁琐、费时且成本昂贵,针对中小型桥梁的新型影响线实测方法亟待开发。

随着机器视觉技术的兴起与发展,车辆的类型、轴距、轴重等信息均能从监控视频流中获取<sup>[14-17]</sup>,影响线识别手段变得更加经济、灵活和智能。Zaurin 等<sup>[18-20]</sup>提出了一种视觉成像和布设传统传感器进行数据综合的桥梁结构健康监测框架体系,通过视频流对车辆模型进行分类、检测和跟踪,利用传感器同步采集响应计算结构影响线,并经实验室试验和野外试验验证了所提出方法的有效性。Dong 等<sup>[21]</sup>将基于机器视觉的结构输入(车辆位置信息)与非接触式传感器的结构输出(结构位移响应)相结合,提出了一种完全非接触式的结构识别系统,实现了运营交通下的桥梁单元影响线测量。周云等<sup>[22]</sup>提出了一种基于大数据与区间仿射算法的新型非接触式桥

梁结构影响线识别方法,该方法融合车辆统计大数据、区间反演分析、支持向量机等多项技术手段,在数值模拟和实验室试验中获得了较好的识别结果。Jian等<sup>[23]</sup>提出了一种基于影响线理论和机器视觉技术相结合的交通信息识别方法,有效识别了中小跨度桥上车辆的轴重、速度、车辆类型、车轴数和时空分布,具有较高的稳定性和高效性。Tian等<sup>[24]</sup>提出了一种基于视觉测量和移动冲击测试的大型结构快速识别方法,经数据集成识别出整个结构的振型,并通过实验室悬臂梁试验验证了该方法的有效性。Dan等<sup>[25]</sup>定义了稳态交通流作用下的扩展影响线系数,提出了一套从监测大数据中识别该影响线系数的方法,该方法适用于复杂多变的监测环境且具有良好的鲁棒性。

综上所述,现有的基于机器视觉技术的结构影响线实测方法相比传统方法更加轻量化和高效化,但仍具有一定局限性。①影响线实测方法仍然部分依赖WIM系统等传统接触式传感器安装,对于量大面广的中小型桥梁全面安装成本仍然较高。②影响线计算依赖于轴重、轴距、车速等参数的准确输入,随着输入参数与实际参数的偏差增大,影响线计算误差也会增大,导致影响线识别具有不确定。③对正在运营中的桥梁进行车辆的称重和传感器安装需要暂时封闭车流,阻碍交通正常运营,对于城市要道桥梁、高速公路桥梁等不易封闭交通的桥梁更具有实施难度。因此,在实际工程背景下,研究一种

不依赖WIM系统和传统接触式传感器的桥梁影响线识别方法具有重要意义。

目前,基于机器视觉技术的桥梁影响线实测方法虽渐趋成熟但仍然存在上述缺陷,基于区间仿射算法的桥梁影响线识别方法还局限于数值模拟和实验室阶段,本文将机器视觉技术和区间仿射算法相结合,并将本方法进一步推广到实际桥梁中,提出了一种适用于中小型桥梁的影响线实测方法。通过野外实际桥梁试验验证该方法从桥梁响应数据中反演桥梁影响线的准确性和稳定性,为实现桥梁影响线的非接触识别提供新思路,具有较好的工程应用前景。

## 1 影响线识别原理及方法

在实际工程背景下,为了实现有效的桥梁结构识别,须探索一种能够快速实施、易于操作的轻量化智能监测技术。本文提出了一种融合机器视觉和区间仿射算法的桥梁影响线实测方法,该方法的框架如图1所示,具体包括3大模块。模块1是基于机器视觉技术获取桥梁动态位移响应数据;模块2根据桥梁位移响应数据和轴重区间矩阵,利用区间仿射算法得到桥梁影响线的分布区间;模块3采用支持向量机从影响线区间数据中识别桥梁真实影响线的位置。通过野外实际桥梁试验验证了该方法识别桥梁影响线的准确性。

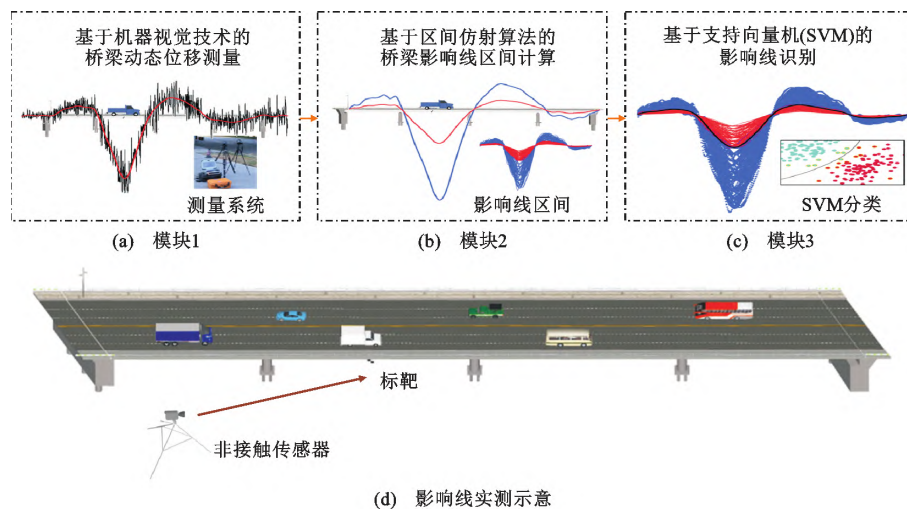


图1 影响线实测方法框架

Fig. 1 Framework of Measurement Method for ILs

### 1.1 影响线识别模型

在影响线推导分析中,通常将车辆轮载作用位置等效为多个集中荷载,车致总响应近似等效为单

个轴重荷载响应的线性叠加<sup>[18]</sup>。因此,对于采样点 $k$ ,车辆的总响应值 $R_k^T$ 可以用轴重 $W_i$ 和对应第 $i$ 轴的桥梁影响系数 $L_{(k-C_i)}$ 表示<sup>[26]</sup>

$$R_k^T = \sum_{i=1}^N W_i L_{(k-C_i)} \quad (1)$$

$$C_i = \frac{D_i f}{v} \quad (2)$$

式中: $N$  为车辆轴数; $C_i$  为第 1 轴与第  $i$  轴的采样

$$\begin{bmatrix} R_1^T \\ R_2^T \\ \vdots \\ R_K^T \end{bmatrix}_{K \times 1} = \begin{bmatrix} W_1 & 0 & \cdots & W_2 & 0 & \cdots & W_N & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & W_1 & 0 & \cdots & W_2 & 0 & \cdots & W_N & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & & & & & & & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & W_1 & 0 & \cdots & W_2 & 0 & \cdots & W_N \end{bmatrix}_{(K-C_N) \times K}^T \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ \vdots \\ L_{K-C_N} \end{bmatrix}_{(K-C_N) \times 1}$$

式中: $R_{K,1}$  为在测点处采集的位移时程响应列向量; $W_{K,K-C_N}$  为包含车辆轴重、轴距、位置信息的大规模参数矩阵; $L_{K-C_N,1}$  为桥梁影响系数组成的向量; $K$  为测量采样点数。

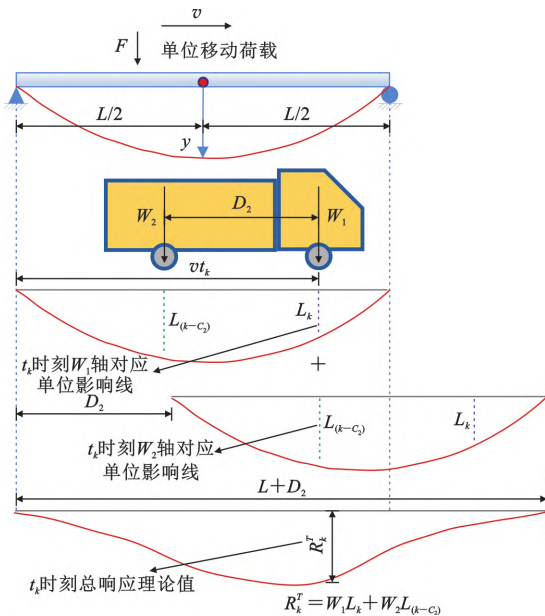


图 2 单位影响线分解

Fig. 2 Unit IL Decomposition

故影响线可以通过式(5)求解

$$L_{K-C_N,1} = W_{K,K-C_N}^{-1} R_{K,1} \quad (5)$$

上述影响线求解方法可视为动力学第一类反问题。通常,结构的响应可以通过各类传感器获取(输出);车辆轴重、轴距、速度等载荷信息需要对车辆预称重(输入)。然而,对正在运营的中小桥梁进行传感器的全面安装和车辆预称重需要封闭交通且成本较高。本文提出的影响线实测方法,采用机器视觉技术获取测点的位移时程响应(输出),根据车辆出厂信息提供的轴重区间矩阵结合区间仿射算法求解影响线的解区间(输入),最后通过 SVM 识别确定性影响线,可以在没有 WIM 系统的情况下实现桥梁影响线非接触式识别,适用于量大面广的中小桥梁结构识别。

点差; $D_i$  为轴距; $f$  为采样频率; $v$  为车辆行驶速度。

以试验采用的二轴车为例,图 2 给出了单位影响线的分解过程<sup>[19]</sup>。

式(1)可以改写为矩阵形式<sup>[27]</sup>

$$R_{K,1} = W_{K,K-C_N} L_{K-C_N,1} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_K \end{bmatrix}_{(K-C_N) \times K} = \begin{bmatrix} W_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & W_1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & W_1 & 0 & \cdots & W_2 & 0 & \cdots & W_N \end{bmatrix}_{(K-C_N) \times K} \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ \vdots \\ L_{K-C_N} \end{bmatrix}_{(K-C_N) \times 1} \quad (4)$$

## 1.2 基于机器视觉技术的桥梁动态位移测量(模块 1)

本文采用视频位移系统(VDS)<sup>[28]</sup>,基于机器视觉技术测量桥梁跨中测点的动态位移。与接触式测量相比,该方法具有非接触、操作简单、能够长距离多点实时监测等优势,在结构动态位移测量中显现出较好的测量效果<sup>[29]</sup>。位移求解算法采用数字图像相关(DIC)技术,利用基于傅里叶变换的互相关(FTCC)<sup>[30]</sup>算法计算整像素位移,采用反向组合的高斯-牛顿算法(IC-GN)<sup>[31]</sup>计算亚像素位移,以下对其原理进行简要介绍。

### (1) 整像素位移计算

在获取结构感兴趣区域(ROI)的图像序列后,采用 FTCC 算法计算整像素位移,算法流程如图 3 所示。设参考子集为  $f_1(x, y)$ ,当前待匹配子集为  $f_2(x, y)$ ,2 个子集尺寸相同,当参考子集仅产生  $x, y$  方向上的刚体位移( $u, v$ )时,则其位移表达式为

$$f_2(x, y) = f_1(x - u, y - v) \quad (6)$$

对式(6)进行二维傅里叶变换可以得到

$$F_2(\epsilon, \eta) = e^{-j2\pi(\epsilon u + \eta v)} F_1(\epsilon, \eta) \quad (7)$$

式中: $F_1$  和  $F_2$  分别为  $f_1$  和  $f_2$  的傅里叶变换; $\epsilon$  与  $\eta$  分别为二维频谱函数的横、纵坐标; $j$  为虚数单位。

根据傅里叶变换的平移性质可知,傅里叶变换频谱仅在相位处发生改变,故只存在一个与位移( $u, v$ )相关的相位差,且该相位差相当于两幅图像的互功率谱相位,即

$$\frac{F_1(\epsilon, \eta) F_2^*(\epsilon, \eta)}{|F_1(\epsilon, \eta) F_2^*(\epsilon, \eta)|} = e^{j2\pi(\epsilon u + \eta v)} \quad (8)$$

式中: $F_2^*(\epsilon, \eta)$  为  $F_2(\epsilon, \eta)$  的复共轭。

对式(8)进行傅里叶逆变换得到脉冲函数,其在 ( $u, v$ ) 处取得峰值,故通过峰值点的求取即可获得图像的初始整像素位移。

### (2) 亚像素位移计算

采用 IC-GN 算法将 FTCC 算法获取的整像素位移作为迭代初值,选择零均值归一化误差平方和



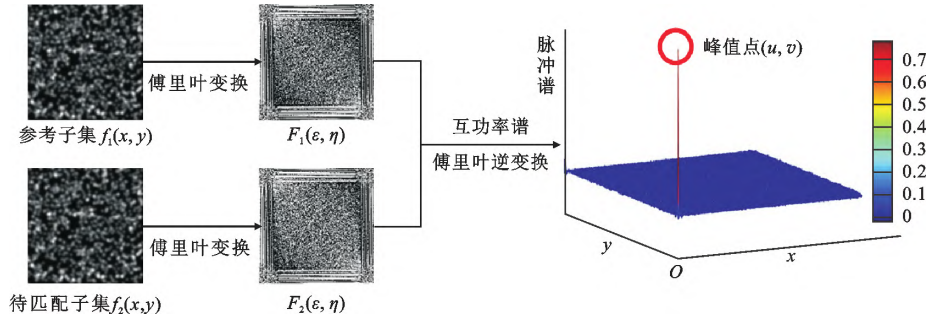


图3 FTCC 算法流程

Fig. 3 Flowchart of FTCC Algorithm

(ZNSSD)函数<sup>[31]</sup>作为相关准则进行亚像素位移计算。ZNSSD 函数的表达式  $C_{ZNSSD}$  如下

$$C_{ZNSSD} = \sum \left\{ \frac{[f(x, y) - f_m]}{\sqrt{\sum [f(x, y) - f_m]^2}} - \frac{[g(x', y') - g_m]}{\sqrt{\sum [g(x', y') - g_m]^2}} \right\}^2 \quad (9)$$

式中： $f(x, y)$ 和  $g(x', y')$ 分别为参考子集和待匹配子集的二维灰度函数； $(x, y)$ 和  $(x', y')$ 为二维灰度函数的坐标； $f_m$ 和  $g_m$ 分别为  $f(x, y)$ 和  $g(x', y')$ 的均值。

当 IC-GN 算法迭代至式(9)收敛于最小值时，即可获取图像的亚像素位移。通过 FTCC 和 IC-GN 算法，在视频流中选定桥梁跨中测点为 ROI 区域后，即可实现非接触式桥梁动态位移测量。

### 1.3 基于区间仿射算法的影响线区间计算(模块 2)

实际工程中，在无 WIM 系统的支持下，移动车辆的轴重、轴距、速度等参数依靠人工视觉观测，其各项参数特别是轴重具有不确定性，利用不确定的参数进行影响线的识别，其结果也将存在一定偏差。

$$W' = \begin{bmatrix} [\underline{w}_1, \overline{w}_1] & 0 & \cdots & [\underline{w}_2, \overline{w}_2] & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & [\underline{w}_1, \overline{w}_1] & 0 & \cdots & [\underline{w}_2, \overline{w}_2] & 0 & \vdots \\ \vdots & & & & & & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & [\underline{w}_1, \overline{w}_1] & 0 & \cdots & [\underline{w}_2, \overline{w}_2] \end{bmatrix}^T \quad (10)$$

式中： $[\underline{w}_1, \overline{w}_1]$ 和  $[\underline{w}_2, \overline{w}_2]$ 分别为二轴车第 1、2 轴的轴重取值范围； $\underline{w}_m$ 和  $\overline{w}_m$ 分别为轴重极大、极小边界值  $m=(1,2)$ 。

(2)将轴重区间变量  $w_m^l$  转化为仿射型变量

$$\left. \begin{aligned} w_1^l &= [\underline{w}_1, \overline{w}_1] = x_0 + x_1 \epsilon_1 & \epsilon_1 &\in [-1, 1] \\ w_2^l &= [\underline{w}_2, \overline{w}_2] = y_0 + y_1 \epsilon_2 & \epsilon_2 &\in [-1, 1] \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中： $x_0, y_0$ 均为区间中值； $x_1, y_1$ 均为区间半径； $\epsilon_i$ 为变量相关性强的噪声元，值域为  $[-1, 1]$ ， $i=$

区间分析是一种对具有非概率分布的不确定参数建模的有效方法，目的是通过区间计算得到系统响应的边界<sup>[32]</sup>。由于对多项不确定参数同时进行区间分析较为复杂，本文仅选择轴重作为不确定性参数，将车辆整备质量和最大总质量作为轴重区间的上下边界，用轴重区间矩阵代替确定性轴重参数进行影响线计算<sup>[33-34]</sup>。汽车质量在前后轴上的分配比例称为轴荷分配，假定汽车空载和满载时的轴荷分配不变，则可以根据汽车的整备质量和最大总质量得到前桥荷载和后桥荷载的区间。由于实际车重大概率包含在此区间内，每种载重工况均可通过区间运算获得一组影响线的区间数据，多工况的区间数据形成具有上下边界的影响线解区间，便可以通过机器学习分类算法(如 SVM)识别确定性影响线。区间变量在矩阵运算中极易产生病态结果，故本文采用基于纽曼展开的仿射求逆算法抑制区间扩张问题以获得更加精确的解区间<sup>[35]</sup>，以二轴车为例，理论流程如下：

(1)将确定性轴重参数矩阵转化为轴重区间矩阵  $W'$

$$W' = \begin{bmatrix} [\underline{w}_1, \overline{w}_1] & 0 & \cdots & [\underline{w}_2, \overline{w}_2] & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & [\underline{w}_1, \overline{w}_1] & 0 & \cdots & [\underline{w}_2, \overline{w}_2] & 0 & \vdots \\ \vdots & & & & & & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & [\underline{w}_1, \overline{w}_1] & 0 & \cdots & [\underline{w}_2, \overline{w}_2] \end{bmatrix}^T \quad (10)$$

于是影响线区间向量  $L'$  可以根据式(12)求得

$$L' = [W_0^{-1}W']^{-1}W_0^{-1}R = (I + W_0^{-1}W_1\epsilon_1 + W_0^{-1}W_2\epsilon_2)^{-1}W_0^{-1}R \quad (12)$$

式中： $W_0$ 为区间中值矩阵； $W_1, W_2$ 为区间半径矩阵； $R$ 为由车辆荷载引起的结构动态总响应矩阵。

(3)求解影响线区间向量  $L'$

令  $X_1 = W_0^{-1}W_1, X_2 = W_0^{-1}W_2, A' = (I + X_1\epsilon_1 + X_2\epsilon_2)^{-1}$ ，对  $A'$  应用一阶纽曼展开，得到其近似值域

$$\mathbf{A}' \approx \mathbf{I} - (\mathbf{X}_1 \boldsymbol{\varepsilon}_1 + \mathbf{X}_2 \boldsymbol{\varepsilon}_2) + (\mathbf{X}_1 \boldsymbol{\varepsilon}_1 + \mathbf{X}_2 \boldsymbol{\varepsilon}_2)^2 (\mathbf{I} + \mathbf{X}_1 \boldsymbol{\varepsilon}_1 + \mathbf{X}_2 \boldsymbol{\varepsilon}_2)^{-1} \quad (13)$$

引入新的噪声元  $\varepsilon_c \in [-1, 1]$ , 当  $\varepsilon_c = \pm 1$  时, 可以取到  $\mathbf{A}'$  上下边界值

$$\mathbf{A}' \subseteq \mathbf{I} - (|\mathbf{X}_1| + |\mathbf{X}_2|) \varepsilon_c + (|\mathbf{X}_1| + |\mathbf{X}_2|)^2 \varepsilon_c^2 [\mathbf{I} + (|\mathbf{X}_1| + |\mathbf{X}_2|) \varepsilon_c]^{-1} = [\underline{\mathbf{A}}, \overline{\mathbf{A}}] \quad (14)$$

故影响线的解区间向量  $\mathbf{L}'$  为

$$\mathbf{L}' \subseteq \mathbf{A}' \mathbf{W}_0^{-1} \mathbf{R} = [\underline{\mathbf{L}}, \overline{\mathbf{L}}] \quad (15)$$

式中:  $[\underline{\mathbf{L}}, \overline{\mathbf{L}}]$  为影响线取值范围。

区别于传统的蒙特卡罗模拟和遗传算法等, 基于纽曼展开的仿射求逆算法在大规模稀疏区间矩阵求逆方面具有精确、高效的特点, 适用于分析工程不确定性问题。如果轴重区间包含真实轴重, 根据区间仿射算法得到的影响线区间总能很好地包含真实解对应的基准曲线。

### 1.4 基于支持向量机的影响线识别(模块 3)

通过区间仿射算法获取多工况的影响线区间数据后, 将影响线区间数据离散为二维平面上的数据散点, 最终上、下 2 类边界数据在基准曲线附近收敛, 继而可以用机器学习分类技术从中提取真实影响线的位置信息。本文采用擅长二元分类任务的 SVM 对影响线区间的边界数据进行分类<sup>[34]</sup>。由于影响线区间数据在平面上呈非线性特征, 故引入非线性变换核技巧, 选择高斯核作为非线性变换的核函数并建立惩罚机制处理影响线边界交叉现象。

定义输入 SVM 分类器的样本数据为带有标签的向量  $\vec{x}_q \in \mathbf{R}^n$ , 一般在二元分类问题中, 当对应向量属于正信息时, 赋予样本标签值“+1”; 反之赋予标签值“-1”。在计算过程中, 给定一个数据集  $\{(\vec{x}_q, y_q), \vec{x}_q \in \mathbf{R}^n, y_q \in \{-1, +1\}, q = 1, 2, \dots, n\}$ , 其中  $(\vec{x}_q, y_q)$  表示被标记的训练样本。设  $\varphi(x_q)$  为将输入数据映射到特征空间的非线性函数, 则约束不等式可表示为

$$y_q (\mathbf{w} \varphi(x_q) + b) \geq 1 - \xi_q \quad q = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

式中: 法向量  $\mathbf{w}$  和截距  $b$  共同决定特征空间分离超平面;  $\xi_q$  为允许错误分类的松弛因子。

则二元分类与原始优化问题可表述为

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum \xi_q \rightarrow \text{s. t.} \begin{cases} y_q (\mathbf{w} \varphi(x_q) + b) \geq 1 - \xi_q \\ \xi_q \geq 0 \end{cases} \quad q = 1, 2, \dots, n \quad (17)$$

式中:  $C$  是一个自定义且大于 0 的惩罚因子, 用来控制样本错分类的惩罚程度。

通过引入  $\alpha_q \geq 0$  和  $\alpha_p \geq 0$  的拉格朗日乘子, 最终可将原优化问题转化为

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{q=1}^n \sum_{p=1}^n \alpha_q \alpha_p y_q y_p \varphi(x_q \cdot x_p) - \sum_{q=1}^n \alpha_q \rightarrow \text{s. t.} \begin{cases} \sum \alpha_q y_q = 0 \\ 0 \leq \alpha_q \leq C \end{cases} \quad q = 1, 2, \dots, n \quad (18)$$

则相应的决策函数可以表示为

$$f(x) = \text{sign} \left( \sum_{q=1}^n \alpha_q^* y_q \kappa(x_q, x_p) + b^* \right) \quad (19)$$

$$\kappa(x_q, x_p) = \exp \left( -\frac{|x_q - x_p|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (20)$$

式中:  $\kappa(\cdot)$  为高斯径向基核函数;  $\sigma$  为高斯径向基函数宽度。

定义高斯核参数  $g = 1/\sigma^2$ , 则 SVM 的泛化性能取决于惩罚因子  $C$  和高斯核参数  $g$  的设置, 通常通过基于交叉验证的网格搜索方法来确定两者的最优组合。分别将影响线上下界数据赋予标签值“+1”和“-1”, 通过调节高斯核函数的参数和惩罚因子的范围以获取分类准确度最高的模型作为最优 SVM 模型, 如图 4 所示。SVM 算法的主要应用流程如下:

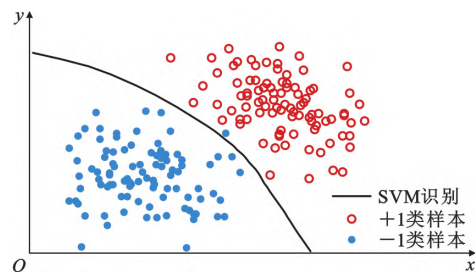


图 4 支持向量机二分类

Fig. 4 SVM Two-classification

- (1) 输入影响线区间数据, 将其离散为二维平面散点  $(x_q, y_q)$ ;
- (2) 确定高斯核函数的参数和惩罚因子的范围, 将 2 个参数的取值进行网格化组合;
- (3) 构造二次优化问题, 采用序列最小优化算法 (SMO)<sup>[36]</sup> 进行二次优化;
- (4) 选取分类准确率最高的分类模型作为最终完成训练的支持向量机;
- (5) 根据分类结果, 提取边界坐标形成影响线近似数值解。

## 2 试验验证

### 2.1 试验概况

为了验证本文方法的有效性, 对长沙某四跨连

续箱梁桥进行了现场试验。桥梁总跨度为 114 m，跨径组合为 25 m+32 m+32 m+25 m。该桥具有双车道，桥身采用盆式橡胶支座、现浇混凝土箱梁、钢筋混凝土桥墩和桩基础，桥梁现场及其参数示意图如下图 5 所示。

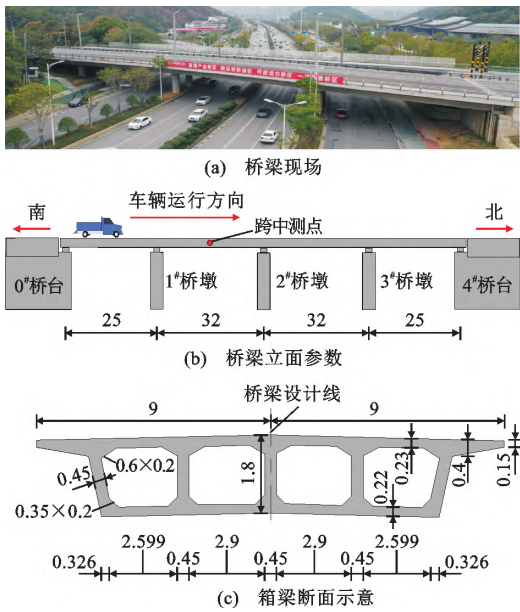


图 5 桥梁示意(单位:m)

Fig. 5 Bridge Schematic (Unit: m)

测点布置在桥梁第二跨跨中，采用 250 mm×250 mm 的二维码进行标靶。通过布置在桥梁东侧的动态位移测量系统采集测点的竖向位移，如图 6 所示。为降低光照变化对系统测试精度的影响，每隔 1 h 对相机进行重新标定。根据 Shannon 采样定理<sup>[37]</sup>，为了不失真地恢复模拟信号，该系统采样频率设置为 30 Hz，测量精度为 0.001 mm，配套相机分辨率为 1 920 像素×1 200 像素，焦距为 100~400 mm。



图 6 动态位移测量系统

Fig. 6 Dynamic Displacement Measurement System

验证本文算法采用的标定车辆如图 7 所示。根据车辆的出厂信息，车辆轴距为 3.36 m，整备质量为 3 350 kg，最大总质量为 9 995 kg，前后轴的轴荷分配分别为 0.36、0.64(假设重量变化下，前后轴的轴荷分配不变)。为使真实轴重在轴重区间内近似

均匀满布，在该轴重区间内对车辆进行了 25 次加载，每种载重工况下，车辆分别以 10、20、30 km·h<sup>-1</sup> 的速度从桥的南端行驶至北端，共进行 75 次跑车试验。

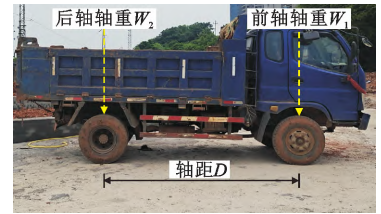


图 7 标定车辆

Fig. 7 Calibrated Vehicle

## 2.2 测试结果分析

### 2.2.1 基于机器视觉技术的桥梁位移响应获取

基于机器视觉技术获取桥梁位移响应的原始数据后，需对原始数据进行预处理，具体包括有效数据的提取和时空坐标转换两部分。首先需提取用于影响线识别的有效响应时程。由于影响线的识别只与静态位移响应有关，考虑路面平整度的影响，本文采用快速傅里叶变换(FFT)低通滤波器<sup>[38-39]</sup>消除位移时程响应中的动力干扰<sup>[40]</sup>，将桥的固有频率 5.18 Hz 作为截止频率，低于截止频率的响应可视为桥梁的静态位移响应<sup>[27]</sup>。以第 13 次加载工况(M13)为例，当车辆以 30 km·h<sup>-1</sup> 的速度通过该桥时，跨中测点的原始数据与滤波后的静态位移数据如图 8 所示，数据的有效区段应为车辆前轴入桥至后轴出桥之间的区段，对应的车辆位置信息可以通过图中的位移零点获取。将滤波过程应用于所有跑车试验后，需根据车辆位置与有效响应时程的对应关系进行时空坐标转换，将有效时程响应转换为与位置有关的桥梁响应，如图 9 所示，横轴表示车辆沿桥长移动的距离。经数据预处理后的桥梁跨中测点位移响应即可用于影响线识别。

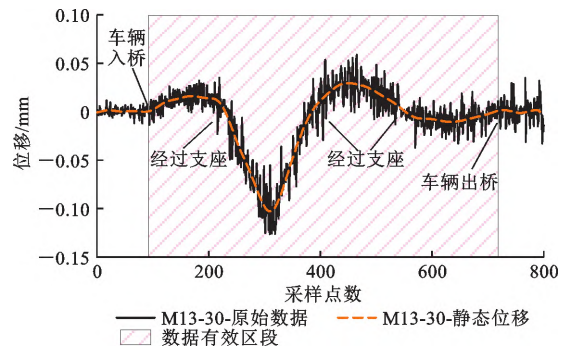


图 8 M13-30 静态位移响应

Fig. 8 Static Displacement Response of M13-30

### 2.2.2 基于区间仿射算法及 SVM 的影响线识别

为探究车速对影响线识别结果的影响，按照车速将 75 组跑车试验分为 10 km·h<sup>-1</sup> (25 组)、20



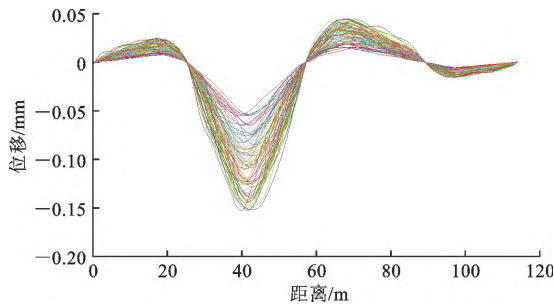


图 9 桥梁跨中测点位移响应

Fig. 9 Displacement Response of Measurement Point at Midspan of Bridge

km · h<sup>-1</sup> (25 组)、30 km · h<sup>-1</sup> (25 组) 及混合工况 (75 组) 4 类工况, 其中混合工况为包含 10、20、30 km · h<sup>-1</sup> 三种速度的所有跑车试验的工况混合。计算时各项参数取值如表 1 所示, 其中,  $D$  为车辆轴距;  $m$  为车辆总质量区间。在轴重区间  $\omega_1$ 、 $\omega_2$  内对本文第 2.2.1 节获取的跨中测点位移响应进行区间仿射计算, 得到影响线区间上下界数据, 采用 SVM 识别各工况下的影响线如图 10 所示。

表 1 计算参数

Table 1 Calculation Parameters

参数	$D/m$	$m/kg$	$\omega_1/kg$	$\omega_2/kg$
取值	3.36	[3 350.9 995]	[1 205.3 595]	[2 145.6 400]

由图 10 可知, 各工况下的影响线区间上下界均在真实影响线附近收敛, 利用 SVM 能很好地从一系列交叉重叠的数据散点中划定一条合理分界线即桥梁影响线, 且能较完整地保留影响线的形状趋势。

### 2.2.3 影响线实测精度验证

为验证本文方法的精度, 根据式(5)采用单位影响线叠加法计算了 75 次跑车试验的影响线均值作为静态基准影响线<sup>[34,41]</sup>, 如图 11 所示。将各工况下的 SVM 识别结果与静态基准影响线进行对比, 如图 12 所示。

经计算, 混合工况下影响线的识别相对误差为 8.48%; 车速 10、20、30 km · h<sup>-1</sup> 下影响线识别相对误差分别为 9.22%、10.23%、12.38%, 总体稳定性良好。由图 12 可以发现: ①SVM 识别结果较静态基准影响线数值偏大, 其原因一是真实的轴重在轴重区间的分布未能达到足够密度, 影响了真实影响线的识别; 二是现场实测过程中不可避免地受到外界噪声干扰, 使数据的离散程度增大, 影响了 SVM 对区间边界的分类结果。②影响线的识别误差随车速的增大而增大, 其主要原因是车速的增大使测点动力响应中的动力放大效应逐渐增大, 影响线出现

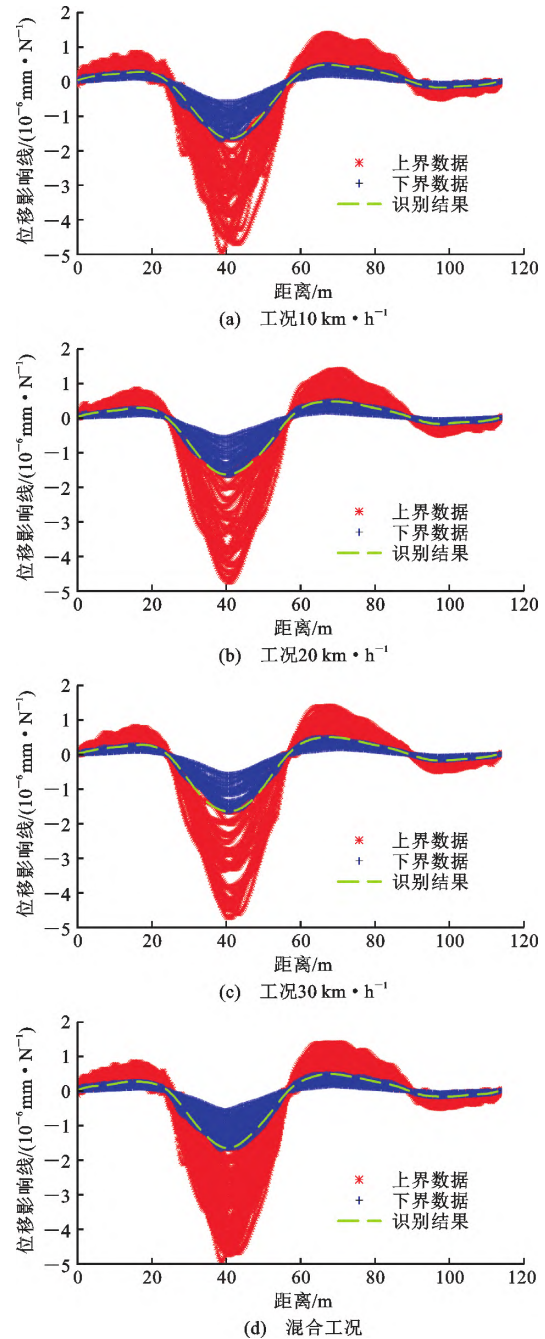


图 10 各工况影响线识别结果

Fig. 10 Identified Results of ILs Under Different Testing Cases

更大的波动性, 造成 SVM 识别结果相对基准曲线逐渐偏离。③混合工况下影响线的识别误差最小。本文的野外实际桥梁试验为验证性试验, 测试的样本数量受限于时间和经费等, 在实际工程中, 可以通过增加训练样本的数量来提高影响线的识别精度。

## 3 结 语

(1) 本文提出了一种融合机器视觉和区间仿射算法的桥梁影响线实测方法框架。在无 WIM 系统



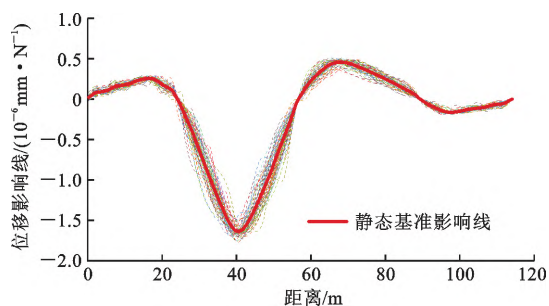


图 11 桥梁跨中测点静态基准影响线

Fig. 11 Static Baseline IL of Measurement Points at the Midspan of the Bridge

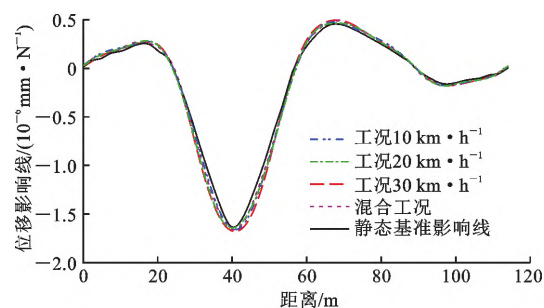


图 12 影响线识别结果对比

Fig. 12 Comparison of the Identified ILs

的支持下,首先利用机器视觉技术获取桥梁测点的动态位移响应,然后基于区间仿射算法结合车辆出厂信息提供的轴重区间矩阵计算影响线区间数据;最后采用 SVM 从多工况的影响线区间数据中识别确定性影响线。

(2)通过野外实际桥梁跑车试验评估了所提方法的有效性。在混合工况下,SVM 识别的结果较好的保留了影响线的趋势,与静态基准影响线相比,识别相对误差为 8.48%,识别效果较好。

(3)通过设置不同速度工况,验证了所提方法的稳定性。当车速为 10、20、30  $\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$  时,影响线的识别相对误差分别为 9.22%、10.23%、12.38%。随着车速的增加,影响线的识别精度逐渐降低。

(4)本文仅研究了单车通行作用下桥梁影响线的实测结果。当考虑随机车流的复杂工况时,一方面,可以通过车辆数据库的建立获取多车型条件下的轴重区间矩阵;另一方面,采用盲源分离算法可以有效地分离多车道桥梁混合响应。因此,后续相关研究应侧重于基于随机车流的桥梁影响线实测。

#### 参考文献:

#### References:

[1] 交通运输部. 2022 年交通运输行业发展统计公报[N]. 中国交通报, 2023-06-16(2).

Ministry of Transport. Statistical bulletin on the development of the transport industry in 2022 [N]. China Communications News, 2023-06-16 (2).

- [2] FANG C, XU Y L, HU R P, et al. A web-based and design-oriented structural health evaluation system for long-span bridges with structural health monitoring system [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2022, 29 (2): e2879.
- [3] T/CCES 43—2023, 公路桥梁承载能力快速测试与评定技术规程[S].  
T/CCES 43—2023, Technical regulation on rapid testing and evaluation of load-carrying capacity of highway bridges [S].
- [4] DENG L, CAI C S. Identification of dynamic vehicular axle loads; Theory and simulations [J]. Journal of Vibration and Control, 2010, 16 (14): 2167-2194.
- [5] OJIO T, CAREY C H, OBRIEN E J, et al. Contactless bridge weigh-in-motion [J]. Journal of Bridge Engineering, 2016, 21 (7): 04016032.
- [6] 周云, 李自强, 胡健鑫, 等. 基于贝叶斯理论的非接触式桥梁动态称重研究[J]. 地震工程与工程振动, 2023, 43(1): 43-54.  
ZHOU Yun, LI Zi-qiang, HU Jian-xin, et al. Research on contactless bridge weigh-in-motion based on Bayesian theory [J]. Earthquake Engineering and Engineering Dynamics, 2023, 43 (1): 43-54.
- [7] ZEINALI Y, STORY B A. Impairment localization and quantification using noisy static deformation influence lines and iterative multi-parameter Tikhonov regularization [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 109: 399-419.
- [8] CHEN Z W, CAI Q L, ZHU S Y. Damage quantification of beam structures using deflection influence lines [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2018, 25(11): e2242.
- [9] ALAMDARI M M, KILDASHTI K, SAMALI B, et al. Damage diagnosis in bridge structures using rotation influence line: Validation on a cable-stayed bridge [J]. Engineering Structures, 2019, 185: 1-14.
- [10] HUSEYNOV F, KIM C, OBRIEN E J, et al. Bridge damage detection using rotation measurements-experimental validation [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 135: 106380.
- [11] LYDON M, TAYLOR S E, ROBINSON D, et al. Development of a bridge weigh-in-motion sensor: Performance comparison using fiber optic and electric resistance strain sensor systems [J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14 (12): 4284-4296.
- [12] LYDON M, ROBINSON D, TAYLOR S E, et al. Improved axle detection for bridge weigh-in-motion systems using fiber optic sensors [J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2017, 7 (3): 325-332.
- [13] ALGOHI B, MUFTI A, THOMSON D. Detection of speed and axle configuration of moving vehicles using acoustic emission [J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2018, 8 (3): 353-362.
- [14] 周颖, 张立迅, 刘彤, 等. 基于计算机视觉的结构系统识别[J]. 土木工程学报, 2018, 51(11): 17-23.

- ZHOU Ying, ZHANG Li-xun, LIU Tong, et al. Structural system identification based on computer vision [J]. *China Civil Engineering Journal*, 2018, 51 (11): 17-23.
- [15] YE X W, NI Y Q, WAI T T, et al. A vision-based system for dynamic displacement measurement of long-span bridges: Algorithm and verification [J]. *Smart Structures and Systems*, 2013, 12 (3/4): 363-379.
- [16] LYDON D, LYDON M, DEL RINCON J M, et al. Development and field testing of a time-synchronized system for multi-point displacement calculation using low-cost wireless vision-based sensors [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18 (23): 9744-9754.
- [17] ZHOU Y, PEI Y L, LI Z W, et al. Vehicle weight identification system for spatiotemporal load distribution on bridges based on non-contact machine vision technology and deep learning algorithms [J]. *Measurement*, 2020, 159: 107801.
- [18] ZAURIN R, CATBAS F N. Integration of computer imaging and sensor data for structural health monitoring of bridges [J]. *Smart Materials and Structures*, 2010, 19 (1): 015019.
- [19] ZAURIN R, KHUC T, CATBAS F N. Hybrid sensor-camera monitoring for damage detection: Case study of a real bridge [J]. *Journal of Bridge Engineering*, 2016, 21 (6): 05016002.
- [20] CATBAS F N, ZAURIN R, GUL M, et al. Sensor networks, computer imaging, and unit influence lines for structural health monitoring: Case study for bridge load rating [J]. *Journal of Bridge Engineering*, 2012, 17 (4): 662-670.
- [21] DONG C Z, BAS S, CATBAS F N. A completely non-contact recognition system for bridge unit influence line using portable cameras and computer vision [J]. *Smart Structures and Systems*, 2019, 24 (5): 617-630.
- [22] 周云,周赛,裴熠麟,等.基于大数据与区间仿射算法的非接触式桥梁结构影响线识别[J].*地震工程与工程振动*,2020,40(3):20-31.
- ZHOU Yun, ZHOU Sai, PEI Yi-lin, et al. A non-contact identification of bridge influence line based on big data using interval analysis and affine algorithm [J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2020, 40 (3): 20-31.
- [23] JIAN X D, XIA Y, LOZANO-GALANT J A, et al. Traffic sensing methodology combining influence line theory and computer vision techniques for girder bridges [J]. *Journal of Sensors*, 2019, 2019: 1-15.
- [24] TIAN Y D, ZHANG J, YU S S. Vision-based structural scaling factor and flexibility identification through mobile impact testing [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 122: 387-402.
- [25] DAN D H, KONG Z W. Bridge vehicle-induced effect influence line characteristic function based on monitoring big data: Definition and identification [J]. *Structural Health Monitoring*, 2023, 22 (5): 2987-3005.
- [26] OBRIEN E J, QUILLIGAN M J, KAROUMI R. Calculating an influence line from direct measurements [J]. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Bridge Engineering*, 2006, 159 (1): 31-34.
- [27] ZHENG X, YI T H, ZHONG J W, et al. Rapid evaluation of load-carrying capacity of long-span bridges using limited testing vehicles [J]. *Journal of Bridge Engineering*, 2022, 27 (4): 04022008.
- [28] YAN B F, LI D R, CHEN W B, et al. Mode shape-aided cable force determination using digital image correlation [J]. *Structural Health Monitoring*, 2021, 20 (5): 2430-2445.
- [29] LIU Z W, LI S Q, WANG L H, et al. Experimental investigation on high-mode vortex-induced vibration of a flexible stay cable in smooth flow [J]. *Journal of Bridge Engineering*, 2022, 27 (8): 04022068.
- [30] REDDY B S, CHATTERJI B N. An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, 5 (8): 1266-1271.
- [31] PAN B, LI K, TONG W. Fast, robust and accurate digital image correlation calculation without redundant computations [J]. *Experimental Mechanics*, 2013, 53 (7): 1277-1289.
- [32] 苏静波,邵国建.基于区间分析的工程结构不确定性研究现状与展望[J].*力学进展*,2005,35(3):338-344.
- SU Jing-bo, SHAO Guo-jian. Current research and prospects on interval analysis in engineering structure uncertainty analysis [J]. *Advances in Mechanics*, 2005, 35 (3): 338-344.
- [33] 李紫玮.基于深度学习理论的桥梁上车型识别与检测跟踪研究[D].长沙:湖南大学,2019.
- LI Zi-wei. Vehicle recognition and tracking research based on deep learning theory [D]. Changsha: Hunan University, 2019.
- [34] ZHOU Y, ZHOU S, HAO G W, et al. Bridge influence line identification based on big data and interval analysis with affine arithmetic [J]. *Measurement*, 2021, 183: 109807.
- [35] DEGRAUWE D, LOMBAERT G, DE ROECK G. Improving interval analysis in finite element calculations by means of affine arithmetic [J]. *Computers & Structures*, 2010, 88 (3/4): 247-254.
- [36] PLATT J C. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization [M]. Cambridge: The MIT Press, 1998.
- [37] SHANNON C E. A mathematical theory of communication [J]. *Bell System Technical Journal*, 1948, 27 (3): 379-423.
- [38] BRIGHAM E O. The fast Fourier transform and its applications [M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1988.
- [39] MOON J K, CHOI S I. Performance of channel estimation methods for OFDM systems in a multipath fading channels [J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2000, 46 (1): 161-170.
- [40] KHUC T, CATBAS F N. Structural identification using computer vision-based bridge health monitoring [J]. *Journal of Structural Engineering*, 2018, 144 (2): 04017202.
- [41] ZHENG X, YANG D H, YI T H, et al. Development of bridge influence line identification methods based on direct measurement data: A comprehensive review and comparison [J]. *Engineering Structures*, 2019, 198: 109539.