

基于合成孔径超声成像的桥梁钢结构 腐蚀点检测算法

石峰, 钮鹏

(沈阳大学建筑工程学院, 沈阳 110044)

摘要: 针对桥梁钢结构表面的纹理、凹凸等组织排列特征具有非线性, 增加了腐蚀点检测难度的问题, 基于合成孔径超声成像技术设计了一种腐蚀点检测算法。首先, 采用多阵元合成孔径聚焦技术获取桥梁钢结构超声影像, 通过聚焦超声波能量提高超声影像的分辨率和清晰度, 使得腐蚀点更容易被识别和定位。其次, 利用灰度共生矩阵技术捕捉图像中像素之间的空间关系, 提取桥梁表面钢结构组织的排列特征。最后, 使用 Fisher 判别准则剔除对检测贡献度偏低或冗余的特征, 将筛选后特征输入神经网络, 利用神经网络的非线性映射能力精准检测腐蚀点。实验结果表明, 应用本文算法可以清晰地观察到腐蚀点的位置和直径, 检测到的腐蚀点直径、倾斜角度、深度与实际值基本一致, 说明本文算法具有有效性。

关键词: 腐蚀点检测; 筛选特征; 合成孔径超声成像; 神经网络; 桥梁钢结构; 回波信号

中图分类号: TG171 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2025)06-2063-06

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240556

Algorithm for detecting corrosion points in bridge steel structures based on synthetic aperture ultrasonic imaging

SHI Feng, NIU Peng

(College of Civil Engineering and Architecture, Shenyang University, Shenyang 110044, China)

Abstract: to address the problem of non-linear organization arrangement characteristics such as texture and unevenness on the surface of bridge steel structures, which increase the difficulty of corrosion point detection, a corrosion point detection algorithm based on synthetic aperture ultrasonic imaging technology was designed. Firstly, the multi element synthetic aperture focusing technology was adopted to obtain ultrasonic images of bridge steel structures. By focusing ultrasonic energy, the resolution and clarity of the ultrasonic images were improved, making it easier to identify and locate corrosion points. Secondly, using gray level co-occurrence matrix technology to capture the spatial relationships between pixels in the image, the arrangement features of the steel structure organization on the surface of the bridge were extracted. Finally, the Fisher discriminant criterion was used to remove features with low or redundant contribution to the detection, and the filtered features were input into the neural network to accurately detect corrosion points using the non-linear mapping ability of the neural network. The experimental results show that after

收稿日期: 2024-05-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51978416); 辽宁省自然科学基金面上项目(2022-MS-424).

作者简介: 石峰(1984-), 男, 讲师, 博士. 研究方向: 路基工程和冻土工程. E-mail: shifutian1198@163.com

applying the algorithm, the position and diameter distance of the corrosion points can be clearly observed. The diameter, inclination angle, and depth of the corrosion points detected by the algorithm are basically consistent with the actual values, indicating the effectiveness of the algorithm.

Key words: corrosion point detection; screening feature; synthetic aperture ultrasound imaging; neural networks; bridge steel structure; echo signal

0 引言

在役桥梁钢结构易受到环境腐蚀、疲劳损伤等多种因素的影响^[1],容易出现腐蚀点等缺陷,严重威胁桥梁的安全性能^[2]。因此,对桥梁钢结构进行定期的腐蚀点检测至关重要。传统的桥梁钢结构腐蚀点检测方法主要依赖于目视检查和手工测量,不仅效率低下,而且容易受到人为因素的影响,难以准确判断腐蚀点的位置和腐蚀程度^[3]。

为此,文献[4]针对重复载荷下的钢结构接触疲劳损伤,通过电磁超声采集钢结构表面水平剪切波,构建有限元模型,根据超声反射及透射规律,实现缺陷点检测成像。然而,该方法扫描成像的信噪比较低,主要原因是未使用解析法求解超声频散曲线特征,且需要多次同步平均次数,不能满足快速检测的需求。文献[5]使用耦合激光超声获取钢结构表面和内部的声场灵敏度图,基于声波技术在不同介质下的传播模态,实现缺陷检测定位。但激光超声体波面对不同参数的钢结构存在内部信号反射不均匀、成像结果空洞的问题,可视化图像有盲区,导致检测精度低。文献[6]定量分析了钢结构腐蚀度及其对应的磁特征指标,并使用支持向量机实现无损检测。但该方法的检测评价体系可信度不稳定,磁特征指标与腐蚀度之间不具有强关联性,腐蚀点检测可信度低。

为了提高对腐蚀点直径、深度等参数的检测精度,更清晰、直观地观察到腐蚀点的成像效果,本文提出一种基于合成孔径超声成像的桥梁钢结构腐蚀点检测算法。合成孔径超声成像技术通过布置多个超声传感器,模拟孔径超声波发射和接收,可以实现高分辨率成像^[7]。首先,利用多阵元合成孔径聚焦技术提高桥梁钢结构超声影像的分辨率和清晰度,以识别和定位腐蚀点。其次,通过灰度共生矩阵(Gray level co-occurrence matrix, GLCM)技术提取钢结构表面组织特征。最后,采用 Fisher 判别准则筛选特征并输入神经网络,实现腐蚀点的精准检测。

1 桥梁钢结构合成孔径超声成像

在合成孔径超声成像技术中,通过沿待检测桥梁钢结构表面等距离横向移动换能器,记录每个数据采集点的分散回波信号^[8],不同区域因为入射角度不定,产生的回波会形成一个重合点(聚焦),即一个孔径元素。然后,对某一点重合回波做叠加求和形成一个处理单元,逐点构成检测图像,超声成像过程实质上是对成像区域实现逐点聚焦^[9]。合成孔径超声成像可有效减小桥梁钢结构和采集系统自身产生的各类噪声,大幅提高腐蚀点检测区域的信噪比。

合成孔径超声延时叠加波束形成是指接收聚焦成像 S_D ,其表达式为:

$$S_D = \sum_{n=0}^{N-1} \left(s_t - \frac{r}{c} - \zeta_n \right) \quad (1)$$

式中: s_t 为接收的回波信号; t 为回波耗时; ζ_n 为阵元 n 施加的延时; $n \in N$ 为阵元总数; c 为超声速度; r 为子孔径到聚焦点的距离。

由于单孔径聚焦成像结果中容易出现空洞,检测视野会出现盲区,降低腐蚀点的检测精度,因此使用多阵元合成孔径聚焦技术,可更快速、清晰地呈现钢结构超声影像。

多阵元合成孔径换能器阵列由 M 个阵元均匀排列组成,每次超声信号的发射以及回波信号的接收均采用由 N 个阵元组成的子孔径,步长为 1 个阵元宽度,共有 $K = M - N + 1$ 个子孔径。第 1 次由阵元 $[1, 2, \dots, N]$ 组成的第 1 个子孔径被激活,第 2 次由阵元 $[2, 3, \dots, N + 1]$ 组成的第 2 个子孔径被激活,以此类推,直到第 $M - N + 1$ 次由阵元 $[M - N + 1, M - N + 2, \dots, M]$ 组成的第 $M - N + 1$ 个子孔径被激活。

对于波束收发扫描区域中的散射点 $Q(r, \theta)$,其中, θ 为波束的角度,当所有施加在子孔径 i 的发射延时一致时,可得对应延时 ζ_i 为:

$$\zeta_i = \frac{r - r_i}{c} \quad (2)$$

式中: r_i 为子孔径 i 的半径。

阵元 n 的接收延时为:

$$\zeta_{n+i} = \frac{r - r_{n+i}}{c} \quad (3)$$

式中: r_{n+i} 为第 n 个阵元扫查区域的半径,其计算公式如下。

$$r_{n+i} = \sqrt{l_{n+i}^2 + r^2 - 2l_{n+i}r \sin \theta} \quad (4)$$

式中: l_{n+i} 为第 n 个阵元到全孔径中心的距离。

可见,施加在第 i 个子孔径中第 n 个阵元和第 i 个阵元上的接收延时相同。因此,可用符号 ζ_{n+i} 代表上述两种情况下的延时。

对于桥梁钢结构成像点 $Q(r, \theta)$,合成波束的表达式为:

$$S(r, \theta) = \sum_{i=0}^{M-N} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{N-1} a_{i+n,i+m}(t - \zeta_{n+i,i}) \quad (5)$$

式中: $a_{i+n,i+m}$ 为子孔径 i 由 m 阵元发射、 n 阵元接收的回波信号; $\zeta_{n+i,i}$ 为双程延时,且存在 $\zeta_{n+i,i} = \zeta_{n+i} + \zeta_i$ 。

假设 k 为第 k 个子孔径,则对应扫查模式下的合成波束成像结果为:

$$P = \frac{\sin(k(M-N+1)) \sin \theta}{S(r, \theta)} \times \frac{\sin\left(kN \frac{\sin \theta}{2}\right)}{\sin\left(k \frac{\sin \theta}{2}\right)} \quad (6)$$

2 桥梁钢结构特征提取及筛选

以上述合成孔径超声成像为基础,将桥梁钢结构超声成像结果中复杂高维度信息映射到低维度空间中,获取其中的纹理特征,明确桥梁表面钢结构组织的排列规律与其他区域的相互关联^[10],以便于后续的腐蚀点检测任务能够更高效、准确地执行。

图像纹理信息本质上是由灰度分布在空间位置上反复、规律性交替变化而形成,为此使用GLCM^[11]进行计算,获取钢结构的方位、间隔、变化幅度等属性。

假设 S 为成像区域 P 中具有特定空间联系的像素对集合,其GLCM表达式为:

$$G = \frac{\text{mun}\left(\left(x_1, y_1\right), \left(x_2, y_2\right)\right)}{n'} \quad (7)$$

式中: $\text{mun}(\cdot)$ 为对比度函数; n' 为像素对总数; $(x_1, y_1) \in f(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in f(x_2, y_2)$,其中,

$f(x_1, y_1), f(x_2, y_2)$ 为任意两个不同的钢结构子块图像,二者对应灰度像素对数量为 g_1, g_2 。

为了降低计算复杂度,使用Fisher判别准则筛选无效特征。设钢结构纹理特征样本数量为 Z ,类别为 H , ϕ_{uv} 和 ξ_{uv} 分别为特征 u 在类别 v 中的均值和方差^[12], ϕ_u 为特征 u 的均值, ϕ_v 为类别 v 的特征向量数。Fisher得分 S_u 越高,说明特征 u 的重要程度越高,则存在:

$$S_u = \frac{S_b}{S_w} \quad (8)$$

式中: S_b 为类间离散度; S_w 为类内离散度。

经计算提取出的纹理特征中 S_u 值最高为3.415,均值为0.524。为此,选用 $S_u > 0.42$ 的特征作为腐蚀点识别神经网络的输入特征。

3 桥梁钢结构腐蚀点检测

将上述筛选得到的 $S_u > 0.42$ 的特征作为神经网络的输入量,实现对梁钢结构腐蚀点的精准检测。

本文中具体应用的是前馈神经网络。腐蚀点检测问题中输入特征与输出结果之间的关系通常呈非线性^[13],而前馈神经网络恰好具有强大的非线性映射能力,可以学习和适应这种复杂的非线性关系。通过训练,神经网络能够识别输入特征中的模式^[14],并准确地预测腐蚀点的位置和腐蚀程度。

使用前馈神经网络实现桥梁钢结构腐蚀点的识别和分类,网络输入层、隐含层、输出层神经元的个数分别为 n', p, m' ,在腐蚀点检测中, n' 为腐蚀点特征向量的维数, m' 为待识别的腐蚀点类数。前馈神经网络^[15]是从输入特征向量 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_{n'}\}$ 到腐蚀点类集合 $H = \{h_1, h_2, \dots, h_{m'}\}$ 的非线性映射, O_i' 为输出神经元,其表达式为:

$$O_i' = q_{i'q} \varpi \times \sum_j^{n'} q_{qj'} z_j' \quad (9)$$

式中: $q_{qj'}$ 为输入神经元 j' 到隐含神经元 q 间的权重; $q_{i'q}$ 为隐含神经元 q 到输出神经元 i' 间的权重; ϖ 为sigmoid函数。

在 m' 个输出节点中选择输出值的最大值判断腐蚀点种类。

前馈神经网络能够对桥梁复合材料宏观接触状态情况进行分类,分为完好、上下接触面腐蚀和多孔腐蚀3种类型,从而实现腐蚀点检测。

4 腐蚀点检测算法性能验证

4.1 实验物理参数设置

为验证本文算法对桥梁钢结构腐蚀点检测的有效性,设计如下实验。

实验中,合成孔径超声成像系统的物理参数设置如下:超声声速为 5 930 m/s;系统扫描频率为 100 MHz;扫描移动间隔为 0.5 mm;探头中心频率为 5 MHz;阵元宽度、高度、间距分别为 0.5、10、0.1 mm;阵元数量为 32 个;多阵元孔径为 4 mm;超声波长为 1.2 mm;探头长度为 20.01 mm。

图 1 为应用合成孔径超声成像对存在腐蚀点的桥梁钢结构进行检测的实际应用场景。



图 1 合成孔径超声成像实际应用场景

Fig. 1 Practical application scenarios of synthetic aperture ultrasound imaging

4.2 合成孔径超声成像检测效果评估

为验证本文算法对不同钢结构腐蚀点检测的合成孔径超声成像效果,模拟了 2 个直径分别为 5.2、7.6 mm 的孔腐蚀点,倾斜角度分别为 9.2、8.5°,二者间水平距离为 10 mm,腐蚀点 1 的深度为 20 mm,腐蚀点 2 的深度为 40 mm。

经本文算法得出的合成孔径超声成像结果、成像侧视图、腐蚀点轮廓曲线检测图如图 2~图 4 所示。

通过图 2 可观察到 2 个腐蚀点中心及其水平方向的扩散波,图中腐蚀点中心的聚焦效果相当明显,可清晰确定 2 个腐蚀点的位置及其间隔。

通过图 3 侧视成像可观察到,20 mm 深度的腐蚀点反射回波能量最强,其次为 40 mm 深度的腐蚀点,腐蚀程度越严重反射的回波能量越弱。

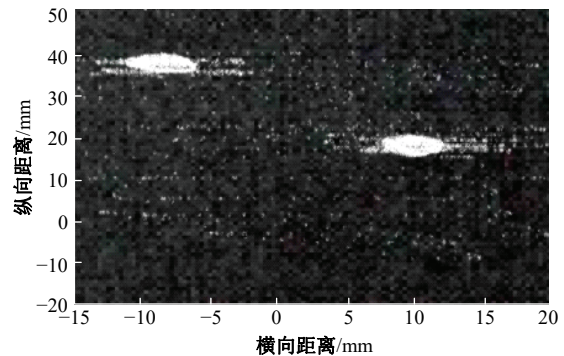


图 2 合成孔径超声成像结果

Fig. 2 Synthetic aperture ultrasound imaging results

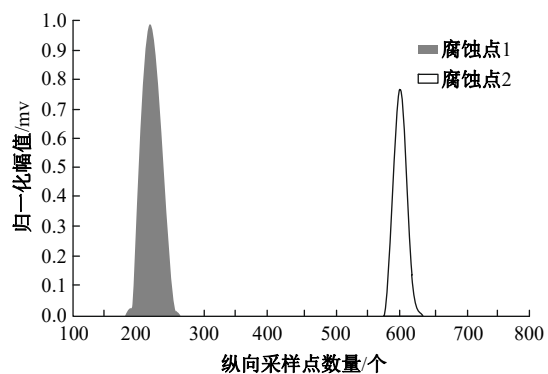


图 3 合成孔径超声成像侧视图

Fig. 3 Side view of synthetic aperture ultrasound imaging

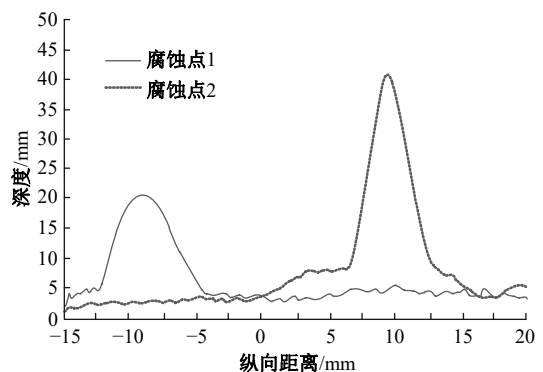


图 4 腐蚀点轮廓曲线检测图

Fig. 4 Corrosion point contour curve detection diagram

图 4 对腐蚀点中心部分进行归一化处理得出的超声成像轮廓图,可以发现 2 个腐蚀点的直径分别为 5.28 和 7.66 mm,深度分别为 20.2、40.1 mm,与实际结果相差极小。

为进一步验证本文算法的有效性,将其与 4 种传统方法进行性能对比,结果如表 1 所示。由表 1 中数据可看出,本文算法检测得出的桥梁钢结构腐蚀点数据最贴近真实结果,可证明所提算法具有更高的检测精度,能够实现桥梁钢结构的全面、精准检测。

表 1 检测结果与腐蚀点真实数据比较

Table 1 Comparison between test results and real data of corrosion points

参数	腐蚀点 1			腐蚀点 2		
	腐蚀点直径/mm	倾斜角度/(°)	深度/mm	腐蚀点直径/mm	倾斜角度/(°)	深度/mm
实际数据	5.20	9.20	20.0	7.60	8.50	40.00
本文算法	5.28	9.31	20.2	7.66	8.55	40.10
超声导波传播检测	5.96	9.36	21.3	7.62	8.85	42.62
同步提取变换检测	6.01	11.25	22.1	7.66	8.94	48.55
合成孔径聚焦成像检测	5.57	10.94	20.7	7.89	9.01	39.47
自发漏磁效应检测	5.55	8.54	18.1	8.00	8.07	40.95

5 结束语

本文提出了基于合成孔径超声成像的桥梁钢结构腐蚀点检测算法,为桥梁钢结构的腐蚀检测提供了一种新的有效手段。通过合成孔径超声成像技术和 GLCM 技术,揭示了像素间空间关系与钢结构组织排列特征之间的关系,发现这些特征可以用于腐蚀点的识别和定位,并通过神经网络准确识别出了腐蚀点的位置、尺寸和形状。同时,利用 Fisher 判别准则,该方法能够剔除对检测贡献度偏低或冗余的特征,减少了数据处理量,提高了检测效率。实验证明,本文算法具有高精度、非破坏性、高效性等优点,为桥梁钢结构腐蚀点检测提供了一种新的解决方案,具有较高的实际应用价值。

参考文献:

- [1] 雷天成,高蓉康,刘成波.合成孔径技术在光声成像中的应用[J].激光与光电子学进展,2022,59(6):125-136.
Lei Tian-cheng, Gao Rong-kang, Liu Cheng-bo. Application of synthetic aperture technology in photoacoustic imaging[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(6): 125-136.
- [2] 黄兵,马燕,艾从沛,等.耐候钢桥耐腐蚀性能与腐蚀疲劳性能研究进展[J].世界桥梁,2023,51(1):85-93.
Huang Bing, Ma Yan, Ai Cong-pei, et al. Status quo of corrosion resistance and corrosion fatigue property research on weathering steel bridges[J]. World Bridges, 2023, 51(1): 85-93.
- [3] 张宇,郑凯锋,胡博.免涂装耐候钢的腐蚀模型及其桥梁强度和稳定设计方法研究[J].铁道标准设计,2023,67(6):99-108.
Zhang Yu, Zheng Kai-feng, Hu Bo. Research on corrosion model of uncoated weathering steel and its

strength and stabilization design method for bridges [J]. Railway Standard Design, 2023, 67(6): 99-108.

- [4] 钟芳桃,石文泽,卢超,等.基于同步提取变换的钢轨踏面裂纹电磁超声表面 SH 波 B 扫成像检测研究[J].铁道学报,2023,45(6):96-105.
Zhong Fang-tao, Shi Wen-ze, Lu Chao, et al. Study on B-scan imaging detection of rail tread crack with surface SH wave EMAT based on synchroextracting transform[J]. Journal of the China Railway Society, 2023, 45(6): 96-105.
- [5] 钟华,孙凯华,孙铭,等.激光超声的多模式合成孔径聚焦成像仿真分析[J].应用声学,2022,41(4):535-547.
Zhong Hua, Sun Kai-hua, Sun Ming, et al. Simulation analysis of multi-mode synthetic aperture focusing technique based on laser ultrasound[J]. Journal of Applied Acoustics, 2022, 41(4): 535-547.
- [6] 周建庭,夏乾文,杨茂,等.基于自发漏磁效应的钢筋锈蚀分级评估研究[J].重庆交通大学学报:自然科学版,2022,41(10):93-99.
Zhou Jian-ting, Xia Qian-wen, Yang Mao, et al. Grading assessment of steel corrosion based on spontaneous magnetic flux leakage effect[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science Edition), 2022, 41(10): 93-99.
- [7] 陈建,于帆,林琳,等.基于多阵列合成孔径的局部超声阵列聚焦方法[J].吉林大学学报:工学版,2022,52(10):2447-2455.
Chen Jian, Yu Fan, Lin Lin, et al. Local ultrasound array focusing method based on multiarray synthetic aperture[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(10): 2447-2455.
- [8] 马慧敏,檀磊,张京会,等.基于深度学习的合成孔径成像系统共相误差检测研究综述[J].量子电子学报,2022,39(6):927-941.
Ma Hui-min, Tan Lei, Zhang Jing-hui, et al. Review of co-phasing error detection for synthetic aperture imaging system based on deep learning[J]. Chi-

- nese Journal of Quantum Electronics, 2022, 39(6): 927-941.
- [9] 高龙, 李显杰, 安超, 等. 微透镜阵列的合成孔径成像激光雷达收发光学系统[J]. 光子学报, 2023, 52(11): 211-221.
Gao Long, Li Xian-jie, An Chao, et al. Synthetic aperture imaging lidar transmitter-receiver optical system based on microlens array[J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52(11): 211-221.
- [10] 刘旭川. 连续钢构桥梁支座消能减振抗震加固技术研究[J]. 建筑结构, 2022, 52(14): 98-102.
Liu Xu-chuan. Research on energy dissipation and vibration reduction seismic reinforcement technology of continuous steel bridge bearings[J]. Building Structure, 2022, 52(14): 98-102.
- [11] 熊文, 李刚, 张宏伟, 等. 基于点云数据与工程知识的桥梁形态变化识别方法[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2022, 49(5): 101-110.
Xiong Wen, Li Gang, Zhang Hong-wei, et al. Change detection method of bridges geometrical profile based on point cloud data and engineering knowledge[J]. Journal of Hunan University (Natural Science Edition), 2022, 49(5): 101-110.
- [12] 姜永生. 基于光纤陀螺的有轨钢构桥梁形变检测方法[J]. 半导体光电, 2022, 43(5): 892-897.
Jiang Yong-sheng. Research on rail steel structure of bridge deformation monitoring based on fiber optic gyroscope[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2022, 43(5): 892-897.
- [13] 张劲泉, 晋杰, 汪云峰, 等. 公路桥梁智能检测技术与装备研究进展[J]. 公路交通科技, 2023, 40(1): 1-27, 58.
Zhang Jin-quan, Jin Jie, Wang Yun-feng, et al. Study progress of intelligent inspection technology and equipment for highway bridge[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2023, 40(1): 1-27, 58.
- [14] 凌烈鹏. 大跨度桥梁线桥一体化检测监测系统技术方案及应用[J]. 铁道建筑, 2023, 63(4): 33-37, 51.
Ling Lie-peng. Technical scheme and application of track-bridge integrated inspection and monitoring system for long-span bridges[J]. Railway Engineering, 2023, 63(4): 33-37, 51.
- [15] 刘颖, 杨鹏飞, 张立军, 等. 前馈神经网络和循环神经网络的鲁棒性验证综述[J]. 软件学报, 2023, 34(7): 3134-3166.
Liu Ying, Yang Peng-fei, Zhang Li-jun, et al. Survey on robustness verification of feedforward neural networks and recurrent neural networks[J]. Journal of Software, 2023, 34(7): 3134-3166.