

在役螺栓超声三维成像监测数据的智能化分析方法

姬升阳¹, 毛延翩¹, 冉毅川¹, 刘志辉¹, 曾广栋¹, 魏学锋¹, 代淮北², 原可义²

(1. 中国长江电力股份有限公司溪洛渡水力发电厂, 永善 657300;

2. 中国特种设备检测研究院, 北京 100029)

摘要: 螺栓是一种常见的机械连接件, 一旦失效, 可能会导致设备损坏、结构崩塌, 甚至危及人身安全。因此, 在役螺栓的监测一直受到广泛关注。将相控阵超声全聚焦技术应用于螺栓在役监测, 开发了专用系统和阵列探头, 实现了三维成像可视化监测, 改变了螺栓监测数据单一的现状。针对大量三维图像化数据处理的关键问题, 提出了智能化分析方法, 对比分析了决策树、支持向量机和神经网络算法的适用性, 最终开发了基于决策树算法的智能分析评价软件模块并取得了较好的检测效果。

关键词: 螺栓监测; 相控阵超声; 全聚焦; 智能化检测

中图分类号: TG115.28

文献标志码: A

文章编号: 1000-6656(2024)05-0011-04

Intelligent analysis method of ultrasonic 3D imaging monitoring data for bolts in service

Ji Shengyang¹, MAO Yanpian¹, RAN Yichuan¹, LIU Zhihui¹, ZENG Guangdong¹, WEI Xuefeng¹,

DAI Huaibei², YUAN Keyi²

(1. Xiluodu Hydropower Plant, China Yangtze Power Co., Ltd., Yongshan 657300, China;

2. China Special Equipment Inspection & Research Institute, Beijing 100029, China)

Abstract: Bolt is one of common mechanical connection parts. Once a bolt fails unexpectedly, it may cause equipment damage, structural collapse, or even endanger personnel safety. Therefore, the in-service monitoring of bolts has been widely concerned. In this paper, the phased array ultrasonic total focusing technology was applied to the in-service monitoring of bolts, and a special system and array probe were developed to realize the three-dimensional imaging visualization monitoring and change the current status of limited information content of the monitoring data. Aiming at the key issues of massive 3D image data processing, an intelligent analysis method was proposed, and the applicability of decision tree, support vector machine and neural network algorithms were compared and analyzed, an intelligent analysis and evaluation software module based on decision tree algorithm was finally developed and good detection results were obtained.

Key words: bolts monitoring; ultrasonic phased array; total focusing method; intelligent testing

螺栓是一种常见的机械连接件, 主要用于连接机械设备、建筑结构、桥梁、汽车、船舶、航空航天等领域中的各种部件。监测螺栓的服役状态非常重

要, 因为其在机械设备和结构中扮演着至关重要的角色, 如果螺栓失效, 会导致设备损坏、结构崩塌, 甚至危及人身安全。对螺栓进行监测可以及早发现螺栓的疲劳、裂纹、松动等问题, 避免螺栓失效, 保证设备和结构的稳定性及安全性^[1-4]。

目前对于螺栓的检测方法主要有目视检查、扭力检测、超声检测、磁粉检测、X射线检测等。其中只有扭力检测和超声检测可以用于在役螺栓的监测, 而且大多使用单个传感器进行监测, 输出结果为

收稿日期: 2023-08-02

基金项目: 国家重点研发计划项目(2020YFB1901500); 中国长江电力股份有限公司项目(412001032)

作者简介: 姬升阳(1981—), 男, 研究生, 高级工程师, 主要从事水电站设备管理工作

通信作者: 原可义, yuankeyi@outlook.com

单一数字或者波形。随着相控阵超声技术的日趋成熟,以及阵列传感器技术、全聚焦成像算法和人工智能的发展,在役螺栓的成像化监测成为可能^[5-7],文章研发了一种在役螺栓三维成像相控阵超声全聚焦监测系统,并对该系统的基本原理和关键技术及其缺陷智能分析与评价方法进行了介绍。使用该系统对螺栓试块的检测结果表明,该系统可实现对在役螺栓更全面、更高精度的缺陷及服役状态监测。

1 基本原理

1.1 相控阵超声和全聚焦检测技术

相控阵超声技术(Phased array ultrasonic testing, PAUT)利用包含多个阵元的阵列超声探头进行超声波的控制和变换,从而产生特定方向、聚焦深度和波束形状的超声波束,实现快速、灵活、高精度和高可靠性的检测,在航空航天、汽车、石油化工等行业得到了广泛应用,可用于检测各种金属和非金属材料及结构的内部缺陷。

相控阵超声检测原理如图 1 所示。相控阵探头由若干可独立控制的压电晶片组成,在信号发射过程中,仪器将阵元发射信号传入延时控制系统,延时控制系统将信号转换为高压电脉冲形式,并利用计算单元控制各压电晶片的激发时序,使超声波束的波前同一时间到达待测工件中的某点,完成发射过程。探头发射的声束与工件中的缺陷作用并发生反射,反射回波信号到达各压电晶片的时间不同,信号合成系统需要通过不同接收法则对回波信号进行处理,将转换后的回波信号合成脉冲信号返回仪器。控制检测声束在目标区域完成扫描并对接收到的信号成像,即完成一次相控阵超声检测。

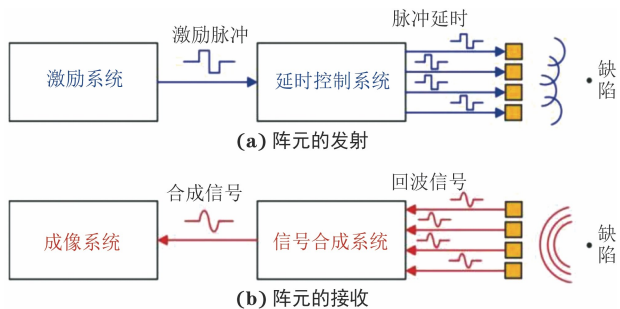


图 1 相控阵超声检测原理示意

全聚焦检测技术是在相控阵系统的基础上实现了对成像质量的改进和成像方法的升级。其利用全矩阵采集技术得到 A 扫描信号矩阵,将所有信号进行叠加合成直至聚焦到所需成像范围的每一个网格点上,全聚焦成像原理示意如图 2 所示。成像时,首

先建立图像坐标系,划分出待成像的聚焦点,阵列探头分别激活每个发射-接收组合并采集数据,叠加数据集内所有阵元发射-接收组合对应的声压值从而获得该聚焦点的图像像素值,依次计算每个聚焦点的图像像素值即可得到缺陷成像图。

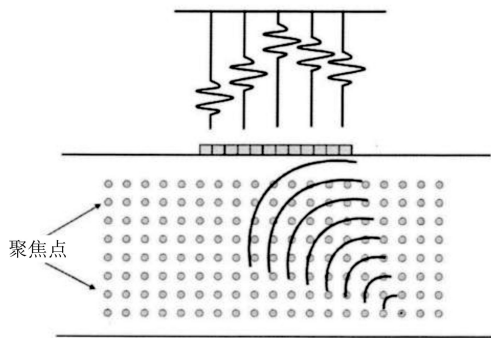


图 2 全聚焦成像原理示意

全聚焦成像的数据基础是全矩阵数据,通过全矩阵采集(Full matrix capture, FMC)获取数据,即依次激发阵列探头内的阵元,接收回波信号,进而获得所有发射-接收阵元组合的信号。

以第 i 个阵元为例,对第 i 个阵元设置单独激励,其他阵元全部设置为接收,所获得的一组回波信号定义为 P_{ij} ,其中 $i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, N$ 。共获得 $N \times N$ 组数据,如图 3 所示,其中 N 为阵列探头的阵元数。

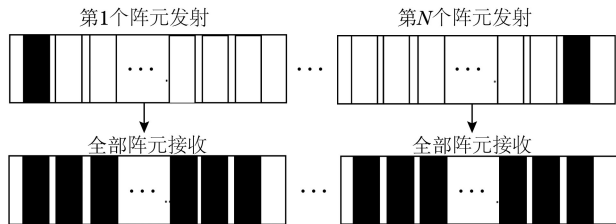


图 3 全矩阵采集示意

将全部的相控阵超声检测信号 P_{ij} 按照矩阵方式进行组织,便可构成全矩阵数据作为全聚焦成像的基础。全聚焦成像计算原理如图 4 所示,以探头阵元方向为 x 轴,超声信号传播方向为 z 轴,在待测区域范围建立平面直角坐标系,并将待测区域离散成网格,对于该区域内任意一个离散点 $F(x, z)$,计算超声信号发射阵元从 $T_x(x_i, 0)$ 发出,到达 $F(x, z)$ 点反射,再回到 $R_x(x_j, 0)$ 的时间 Δt ,进而得到该点的超声信号幅值,即

$$A_{ij} | F(x, z) = P_{ij}(\Delta t) \quad (1)$$

Δt 可表示为

$$\Delta t = \frac{\sqrt{(x_i - x)^2 + z^2}}{c} + \frac{\sqrt{(x_j - x)^2 + z^2}}{c} \quad (2)$$

式中: c 为超声传播速度。

将所有信号叠加可得到 $F(x,z)$ 的成像幅值,即

$$I(x,y)=\sum_{i=1}^N\sum_{j=1}^NA_{ij}\mid F(x,z)\mid \tag{3}$$

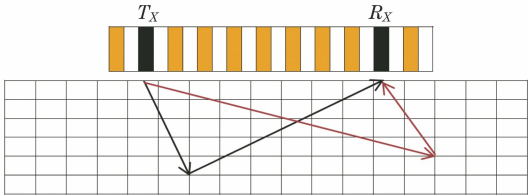


图 4 全聚焦成像计算原理

遍历成像区域所有网格点,即可得到全聚焦图像。

1.2 螺栓的三维成像检测及其智能化分析

将上述全聚焦成像方法推广到三维空间,使用面阵探头,耦合于在役螺栓的端面,可实现对螺栓的全体积成像,成像结果示例如图 5 所示。

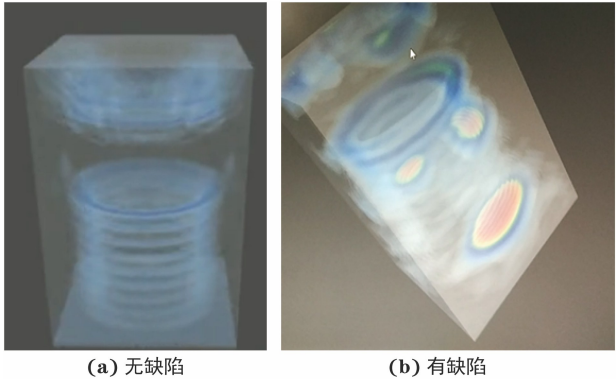


图 5 螺栓的三维全聚焦成像示例

在役螺栓成像检测系统采用分布式结构,可同时对多组螺栓进行监测,短时间内即会产生大量图像化的监测数据,为及时对这些数据进行分析 and 评价,必须采用自动化和智能化的数据分析手段。首先,对成像空间进行栅格化处理,将其栅格化成 $m\times n\times h$ 个立方体。通过全聚焦的计算结果分析每个立方体是否有缺陷,将相邻的有缺陷的立方体进行合并,计算三维空间中独立的缺陷个数。其次,计算每个缺陷的体积,每个缺陷包含有缺陷立方体的个数 \times 每个立方体的体积。通过立方体的分布计算缺陷的包络盒尺寸。然后,通过模糊匹配的方法分析每个缺陷的类型,系统内置 N 种缺陷类型,每种缺陷类型有对应的缺陷严重程度评价指标,比如柱形缺陷通过长度进行评价,球形缺陷通过体积进行评价,面型缺陷通过面积进行评价等。最后,通过相应类型的评价标准计算每个缺陷的严重程度,经加权汇总处理得到所有缺陷的综合评价分数。

某螺栓的综合评分表如表 1 所示。表 1 中单项权重的设定主要参考了 NB/T 47013. 15—2021《承压设备无损检测 第 15 部分 相控阵超声检测》附录 F 中关于螺栓和螺栓坯件质量分级的规定,具体为“判定为裂纹的螺栓应判废”,以及单个缺陷的当量每提高 6 dB(约为 2 倍)提高一个质量分级,标准中分为 5 级,该系统为保证冗余,预置为 8 级。

表 1 螺栓缺陷的综合评分表

类型	数量	单项权重	单项加权总分
总缺陷	11	—	—
一级缺陷	5	1	5
二级缺陷	3	2	6
三级缺陷	2	4	8
四级缺陷	1	8	8
五级缺陷	0	16	0
六级缺陷	0	32	0
七级缺陷	0	64	0
八级缺陷	0	128	0
综合评分	—	—	27

需要指出的是,该系统虽然参考 NB/T 47013. 15 标准,预置了分级模式,但二者的质量分级基础是不同的,标准使用的是缺陷当量,而文章系统使用的是缺陷体积,所以系统使用的分级方法还需要不断完善。该方法需要通过测试和物理分析,得出:缺陷分类方案,每类缺陷的评级标准,合理的缺陷分级和单项评分方案。另外,还需定义出螺栓失效标准,即综合评分大于某个值时,螺栓必须进行更换处理。最后,预警系统通过检测当前评分进行相应地提醒。螺栓检测数据智能分析流程如图 6 所示。

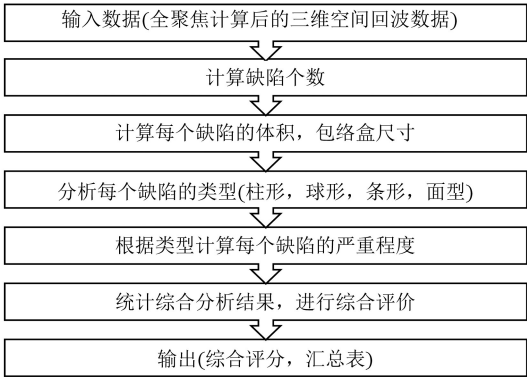


图 6 螺栓检测数据智能分析流程

2 试验结果分析

2.1 试验条件

利用自研 128 通道相控阵超声主机和专用螺栓检测探头对 M125 \times 750 mm(公称直径 \times 长度)的螺栓对比试块进行检测试验,试验系统实物如图 7 所示。对比试块在同一 z 向深度加工有不同的刻

槽,深度分别为 1,2,3,4,5 mm。刻槽及其检测结果如图 8 所示。

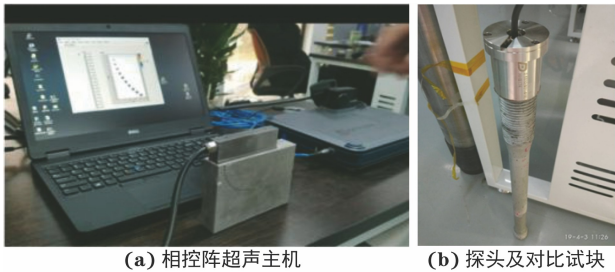


图 7 试验系统实物

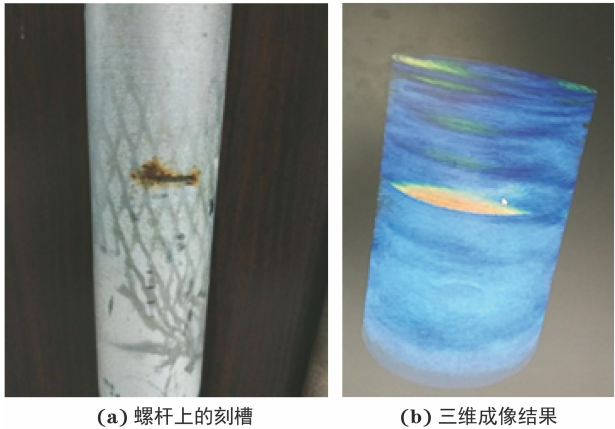


图 8 螺栓对比试块上刻槽及其成像结果

2.2 智能评分算法比较

文章系统使用的智能评分算法为监督学习算法,分别使用决策树、支持向量机和神经网络 3 种算法为核心对检测数据进行智能分析和评分,结果如表 2 所示。由表 2 可以看出,不同算法获得的分值均与缺陷深度有一定的对应关系,从其动态范围来看,决策树和神经网络的动态范围更大,分辨能力更好;从运算复杂度分析,决策树的运算量要低于神经网络的,因此在文章设计的监测系统中选择嵌入决策树算法。

表 2 螺栓缺陷的智能分析算法结果比较

刻槽深度/ mm	采用的算法及分值		
	决策树	支持向量机	神经网络
1	16	32	14
2	23	41	24
3	38	55	47
4	60	60	59
5	88	73	91

3 结论与建议

将相控阵超声全聚焦成像方法应用于在役螺栓的监测中,开发了专用的系统和传感器,制作了对比试块。鉴于监测结果为三维图像数据,其数据量庞

大,故提出了对监测数据进行自动化、智能化分析和评价的技术流程,并结合决策树、支持向量机和神经网络 3 类监督学习算法,研制了智能分析评价模块,并开展了对比试验,试验结果证明,决策树算法更适合于目前的监测系统。

文章仅建立了在役螺栓超声三维成像监测系统和数据智能分析软件,为进一步提高缺陷评价准确度,还需在以下方面展开深入研究。

(1) 灵敏度和声场扩散差异,可能导致相同大小但深度不同的缺陷 3D 成像后体积不同,评分不一致,故需要进一步开展对不同深度、不同位置、相同大小缺陷的对比试验,采用分段评分、灵敏度补偿、仿真分析等方法,实现智能评分、缺陷成像体积和缺陷实际大小的一致。

(2) 文章仅分析了 3 种算法在动态范围和运算量方面的差异,未来可对智能分析的评分准确度进行更深入研究,并增加非训练用数据进行系统盲测。

参考文献:

[1] YOKOYAMA T, OLSSON M, IZUMI S, et al. Investigation into the self-loosening behavior of bolted joint subjected to rotational loading[J]. Engineering Failure Analysis,2012,23:35-43.

[2] HUDA F, KAJIWARA I, HOSOYA N, et al. Bolt loosening analysis and diagnosis by non-contact laser excitation vibration tests[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2013,40(2):589-604.

[3] RAZI P,ESMAEEL R A,TAHERI F. Improvement of a vibration-based damage detection approach for health monitoring of bolted flange joints in pipelines [J]. Structural Health Monitoring,2013,12(3):207-224.

[4] SAH S M, THOMSEN J J, BRNS M, et al. Estimating bolt tightness using transverse natural frequencies[J]. Journal of Sound and Vibration,2018, 431:137-149.

[5] 黄鑫,陈仁祥,杨星,等. 基于深度卷积神经网络与 WPT-PWVD 的轴承故障智能诊断[J]. 振动与冲击, 2020,39(16):236-243.

[6] CHEN F C, JAHANSHAHI M R. NB-CNN: deep learning-based crack detection using convolutional neural network and Naïve Bayes data fusion[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2018, 65(5): 4392-4400.

[7] 郑晖,林树青. 超声检测[M]. 北京:中国劳动社会保障出版社,2008.