

# 多传感器数据融合技术在管道无损检测中的应用

黄书童, 贾晓丽

(中国石油大学(北京)机械与储运工程学院, 北京 102249)

**摘要:** 管道是石油和天然气最经济高效的运输方式之一, 确保管道的安全性和完整性至关重要, 管道无损检测是油气管道安全稳定运行的有力保障。在管道检测数据处理方面, 低计算成本、高精度的多传感器数据融合模型在未来管道缺陷识别量化和轮廓重构方面具有广阔的应用前景。对多传感器数据融合技术及其在管道检测领域的应用进行了综述, 讨论了多传感器数据融合技术在复合检测技术、管道缺陷识别以及量化方面的应用, 对存在的问题和未来的研究方向进行了分析。

**关键词:** 管道无损检测; 数据融合; 复合检测; 缺陷识别; 缺陷量化

中图分类号: TP212.9; TE973; TG115.28

文献标志码: A

文章编号: 1000-6656(2024)04-0069-05

## Application of multi-sensor data fusion technology in pipeline nondestructive testing

HUANG Shutong, JIA Xiaoli

(College of Mechanical and Transportation Engineering, China University of Petroleum, Beijing 102249, China)

**Abstract:** Pipeline is the most economical and efficient transportation mode of oil and gas. It is very important to ensure the safety and integrity of pipeline. Nondestructive testing of pipeline is a powerful guarantee for the safe and stable operation of oil and gas pipeline. In the data processing of pipeline inspection, the multi-sensor data fusion model with low computational cost and high precision has a broad application prospect in the future pipeline defect identification quantification and contour reconstruction. In this paper, the multi-sensor data fusion technology and its application in the field of pipeline inspection were reviewed, the application of multi-sensor data fusion technology in composite inspection technology, pipeline defect identification and quantification was discussed, and the existing problems and future research directions were analyzed.

**Key words:** pipeline nondestructive testing; data fusion; composite detection; defect identification; defect quantization

油气管道作为国民经济的“大动脉”, 是最经济、最安全的原油运输方式之一, 同时又具有高效、高可靠性的特点, 能以较低的运输成本实现石油和天然气的不间断、大流量输送<sup>[1-3]</sup>。截止到目前, 全球的

油气管道长度以每年约 3% 的速度持续增长<sup>[4]</sup>。管道安全与人民生活和社会经济发展密切相关, 腐蚀和局部损伤等引发的管道突发事件时有发生, 造成了严重的环境污染和不可挽回的经济损失<sup>[5]</sup>。研究人员利用各种检测技术对管道缺陷进行检测和识别, 确定缺陷的类型和大小, 以便进行安全评价并对缺陷管道进行修复和维护, 保证油气管道的安全运行。

作为 20 世纪 80 年代逐步发展起来的一门新兴技术, 多传感器数据融合技术在 21 世纪早期开始应用于管道无损检测信息处理中, 充分利用多个传感器获得的信息, 有效提高了检测系统的精度, 为多仪

收稿日期: 2023-10-10

基金项目: 国家自然科学基金(11872377, 11402309, 12372145); 中国石油大学(北京)自然科学基金(2462020XKJS01); 北京市昌平区“科技副总”专项(202302004010)

作者简介: 黄书童(1997—), 男, 博士研究生, 主要从事石油管道检测的相关研究工作

通信作者: 贾晓丽(1980—), 女, 教授, 主要从事智能机器人检测, 智能传感器与驱动的相关研究工作, xljia@cup.edu.cn

器管道检测数据处理提供了技术支持,也为后续管道修复补强和安全稳定运行提供了依据。近年来,具有信息冗余和互补性特点的多传感器数据融合技术成为了学者们研究的热点,在智能制造、海洋监测以及图像处理等领域得到了广泛的应用。

1 多传感器数据融合技术

在 20 世纪 70 年代,传感器数据融合技术最早应用在美国国防部开发的声呐信号处理系统中,并于 80 年代得到发展。数据融合是对采集的各种数据进行综合处理和优化,对来自多个信息源的信息进行自动检测、关联、相关及估计的融合处理,从而达到提高整个系统准确性和鲁棒性的目的<sup>[6-7]</sup>。

表 1 不同层次的数据融合方式及其优缺点

项目	融合层次		
	数据级融合	特征级融合	决策级融合
优点	原始信息丰富,精度最高	抗干扰能力强,易实现实时处理,具有较高精度	通信量小,容错能力较强
缺点	数据量巨大,实时性和抗干扰能力差	融合前需要先对特征进行相关处理	对信息可信度要求高
主要理论支撑	HIS 变换、PCA 变换、小波变换及加权平均等	聚类分析法、贝叶斯估计法、加权平均法、D-S 证据推理法及神经网络法等	贝叶斯估计法、专家系统、神经网络法、模糊集理论及可靠性理论等

1.2 多传感器数据融合方法

对于多传感器数据融合技术而言,其涉及多种融合理论和方法,不同的融合方法可以用于不同的融合层次和场景<sup>[12]</sup>。其方法主要包括卡尔曼滤波与数据融合方法、贝叶斯方法、D-S 法(证据理论方法)、模糊推理方法、遗传算法、粒子群算法、神经网络方法以及深度学习方法。以上方法可以划分为物理模型法、参数分类法与智能化方法 3 类<sup>[13]</sup>,数据融合方法分类框图如图 1 所示。

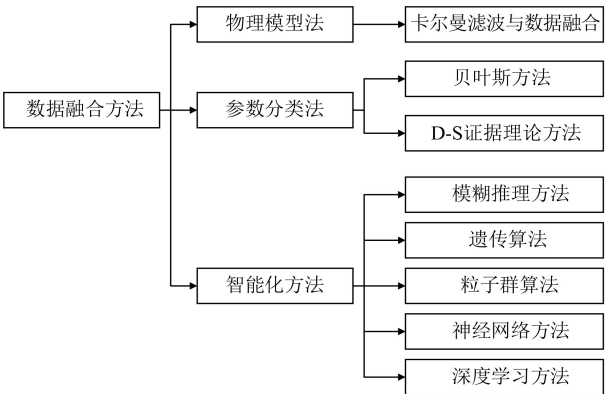


图 1 数据融合方法分类框图

多传感器数据融合技术能够通过消除系统的不确定因素得到准确的综合信息,已在军事<sup>[14]</sup>、工业监控<sup>[15-17]</sup>、智能检测<sup>[18-19]</sup>、目标检测与跟踪<sup>[20-21]</sup>等

1.1 多传感器数据融合层次

多传感器数据融合可以在 3 个层次对信息进行不同程度的融合,分别为数据级融合、特征级融合和决策级融合<sup>[8]</sup>。数据级融合又称像素级融合,属于多传感器数据融合的最底层,其直接融合传感器获取的信息,然后对融合结果进行特征提取和判定;特征级融合是对从原始数据中提取的特征数据进行融合;决策级融合是多传感器数据融合的最高层次,首先对原始数据进行预处理并对被测对象进行独立决策,然后对所有决策结果进行融合得到具有总体一致性的决策结果。笔者对此 3 种融合方式的优缺点和主要理论支撑进行了总结归纳<sup>[9-11]</sup>,其结果如表 1 所示。

领域得到了广泛的应用。以上提到的数据融合方法各有优劣,但随着研究的不断深入,融合方法的鲁棒性和并行处理能力逐渐增强,新的、更有效的数据融合方法被不断提出,多传感器数据融合技术必将成为未来复杂工业系统智能检测与数据处理的重要技术。

2 多传感器数据融合技术在油气管道无损检测领域的应用

我国对传感器数据融合技术的研究起步于 20 世纪 80 年代末期,到 90 年代初国内对此领域的研究才逐渐升温。由于单个传感器的适用范围有限,无法全面检测各种缺陷,因此多传感器集成检测技术越来越受到关注,其主要涉及信号处理、数值建模、数据融合、逆分析等问题<sup>[22-24]</sup>。随着人工智能技术的发展,越来越多的学者采用智能化方法解决油气管道检测领域的缺陷识别量化问题,笔者对多传感器数据融合技术在油气管道复合检测、缺陷识别以及缺陷量化等方面的应用进行总结。

2.1 油气管道复合检测

管道在外部环境作用下会产生各种不规则缺陷,包括体积型缺陷、平面型缺陷、机械损伤等,且管道在生产过程中亦会产生缺陷,仅采用一种无损检

测技术很难实现高质量的检测。多种检测方式相结合可以提供来自不同方法的互补或冗余信息,即将目标相同或不同方面的多个信息源进行融合,以减少结果的不确定性,从而提高检测的鲁棒性和准确性。与单独使用一种无损检测方法相比,复合检测方法能够以更高的可靠性检测出不同失效原因引起的故障或缺陷<sup>[25-28]</sup>。例如,REN 等<sup>[27]</sup>提出了一种改进的基于数据融合技术的多传感器识别算法,建立了超声检测和涡流检测数据的判别函数和融合函数,试验结果表明改进后的融合方法对缺陷有更高的识别率。

2.2 油气管道缺陷识别

油气管道服役的外部环境大多较为恶劣,焊接

缺陷、凹坑和表面腐蚀缺陷频繁出现,并且缺陷特征的复杂性使得缺陷识别变得困难,管道缺陷的有效识别对于管道状态评估和管道安全稳定运行尤为关键。针对缺陷识别精度问题,诸多学者进行了大量研究,主要采用的数据融合方法有人工神经网络<sup>[29]</sup>、深度学习<sup>[30-32]</sup>以及混合算法<sup>[33-36]</sup>。杨理践等<sup>[29]</sup>利用数据融合技术和 BP 神经网络对管道缺陷进行了识别,结果表明,数据融合后的缺陷识别精度和可靠性得到了提高。ZHANG 等<sup>[31]</sup>提出了一种二维数据融合方法,将融合的数据作为自主深度学习识别算法的输入,提高了管道故障特征识别的准确性,为管道的安全运行提供了依据。多传感器数据融合在管道缺陷识别中的应用如表 2 所示。

表 2 多传感器数据融合在管道缺陷识别中的应用

参考文献	模型	输入	输出	结果
[30]	DLFM	TOFD 图谱,超声波信号	缺陷类别	DLFM 方法比传统 CNN、TCN、和 CNN-TCN 方法具有更高的识别率
[32]	MFMSGN	漏磁图像	缺陷类别	MFMSGN 对腐蚀缺陷的识别精度优于 ResNet50,略低于 ResNet101,但计算量小得多
[33]	SVM-DS	超声波信号特征	缺陷类别	SVM-DS 融合识别方法在识别率和泛化性方面都具有较大优势
[34]	MFF-MCFE	超声信号	缺陷类别	分类准确率可达 96.29%,具有较强的鲁棒性和稳定性
[35]	DS-Apriori	漏磁信号	缺陷类别	提高了识别精度,具有较强的抗干扰能力
[36]	BP-DS	漏磁信号,超声波信号	缺陷类别	相比单一网络有更好的识别结果,提高了系统的可靠性

2.3 油气管道缺陷量化

油气管道缺陷量化是管道完整性管理的重要环节,通过缺陷量化可以客观地评估管道的运行状态,避免管道事故的发生。目前针对管道缺陷识别的研究较多,但是对于管道缺陷量化和轮廓重构的研究较少,缺陷轮廓和漏磁信号之间的复杂非线性关系使得缺陷轮廓难以估计。学者们主要采用深度学习对缺陷进行量化<sup>[37-39]</sup>,少量采用人工神经网络<sup>[40]</sup>或其他智能化算法<sup>[41-42]</sup>。ZHANG 等<sup>[39]</sup>提出了一种视觉深度迁移学习神经网络,首先将一维缺陷漏磁信号变换成二维图像,然后将二维径向和轴向漏磁图像融合,再结合相关算法实现缺陷尺寸和轮廓的预测,其网络结构如图 2 所示。结果表明该方法对于缺陷尺寸和轮廓的预测具有较高精度,该研究为油气管道缺陷预测和安全维护提供了理论依据。梁海波等<sup>[40]</sup>提出了一种将改进鸟群算法与加权正则化极限学习机相结合的基于多传感器的管道缺陷数据融合方法,融合模型的误差仅为 2.33%。通过与其他模型比较可以看出,该方法有效提高了管道缺陷数据的融合精度,为多传感器数据融合技术在管道缺陷识别量化方面的应用提供了技术支撑。

油管道的完整性是其最重要的质量性能,而

管道缺陷是影响其结构完整性的重要因素。因此,管道缺陷的有效识别量化有利于后续的管道安全性评估以及管道修复决策的制定。以上总结了多传感器数据融合技术在管道无损检测、缺陷识别量化中的应用,可以看出该技术对提升管道缺陷识别量化精度有较好的效果,缺陷识别和尺寸量化的准确度均能达到 90%以上,而随着识别准确度的提高,模型越来越复杂,计算成本也呈上升趋势。总体来说,数据融合技术在管道检测领域的应用还处于起步阶段,但是与传统方法相比,该方法已经显现出了优越的性能,因此值得进一步研究。

3 结论与展望

多传感器数据融合技术在油气管道检测领域已经取得了较好的应用效果,通过对多源数据进行融合处理,不仅提高了缺陷的检测精度,而且对缺陷识别量化的准确率也有较大提升。然而数据融合模型也存在训练速度慢、容易陷入局部最优等问题,所以降低信号分析与管道评估模型计算时间成本的同时又能保持高精度是目前的研究难点,简化模型以及采用有效的计算方法是未来要努力的方向。

深入研究缺陷检测技术对于维护管道安全以及



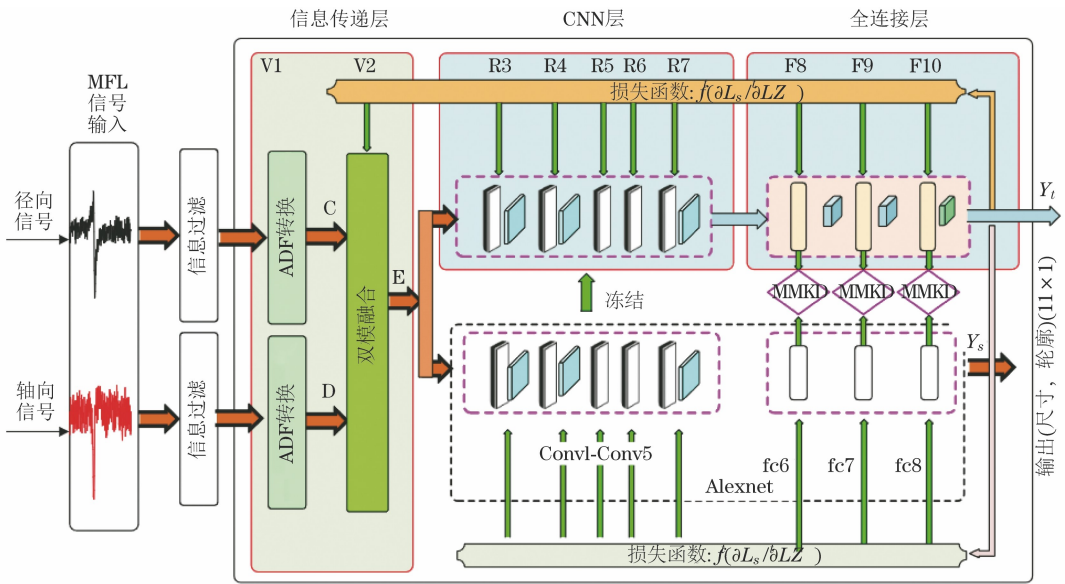


图2 视觉深度迁移学习网络结构示意图

确保其稳定运行至关重要，而检测数据的分析和处理更是重中之重。缺陷类型识别和尺寸量化、轮廓重构是检测数据处理的两项任务，前者属于定性，后者是定量，然而目前的研究多是针对多传感器数据融合在缺陷识别和尺寸量化方面的应用，对缺陷形状轮廓重构的研究很少。检测信号与缺陷轮廓之间的复杂非线性关系加大了对缺陷轮廓反演的难度，随着管道铺设长度和服役时间的增加，复杂缺陷的数量也在增加，因此对复杂缺陷轮廓预测仍然是未来研究的重点问题。

除此之外，利用人工智能算法对检测数据进行分析 and 处理离不开检测数据的获取，通常管道检测项目需要大量的人力和时间来获得样本数据，因此如何获得足够的管道检测数据集，以及利用数据增强方法对有限的检测数据进行扩充也是未来的研究方向。

参考文献：

[1] PARLAK B O, YAVASOGLU H A. A comprehensive analysis of In-line inspection tools and technologies for steel oil and gas pipelines [J]. Sustainability, 2023, 15(3): 2783.

[2] 曹智敏, 胡斌, 李志农, 等. 输气管道泄漏声波识别和定位方法研究现状[J]. 无损检测, 2023, 45(3): 49-57.

[3] 宁营超, 杨理践, 耿浩, 等. 管道漏磁内检测矩形缺陷解析方法的分析[J]. 无损检测, 2022, 44(5): 53-59.

[4] WASIM M, DJUKIC M B. External corrosion of oil and gas pipelines: a review of failure mechanisms and

predictive preventions [J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2022, 100: 104467.

[5] 范效礼, 苗锐, 李强, 等. 油气长输管道管体损伤的高速涡流磁场检测[J]. 无损检测, 2023, 45(3): 72-77.

[6] 戴亚平, 马俊杰, 王笑涵. 多传感器数据智能融合理论与应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2021.

[7] SUN S L, LIN H L, MA J, et al. Multi-sensor distributed fusion estimation with applications in networked systems: a review paper [J]. Information Fusion, 2017, 38: 122-134.

[8] DONG J, ZHUANG D F, HUANG Y H, et al. Advances in multi-sensor data fusion: algorithms and applications [J]. Sensors, 2009, 9(10): 7771-7784.

[9] ZHANG P F, LI T R, WANG G Q, et al. Multi-source information fusion based on rough set theory: a review [J]. Information Fusion, 2021, 68: 85-117.

[10] BI S. Optimal design of electromagnetic metamaterial electronic device sensor with specific performance based on multivariate big data fusion [J]. Journal of Experimental Nanoscience, 2023, 18(1): 2174695.

[11] TONG Y Q, BAI J J, CHEN X B. Research on multi-sensor data fusion technology [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1624(3): 032046.

[12] 祁友杰, 王琦. 多源数据融合算法综述 [J]. 航天电子对抗, 2017, 33(6): 37-41.

[13] 王海, 徐岩松, 蔡英凤, 等. 基于多传感器融合的智能汽车多目标检测技术综述 [J]. 汽车安全与节能学报, 2021, 12(4): 440-455.

[14] 刘康, 何明浩, 韩俊, 等. 基于多传感器的雷达对抗侦察数据融合算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45

(1):101-107.

[15] SUN D Y, LI Y B, JIA S X, et al. Non-contact diagnosis for gearbox based on the fusion of multi-sensor heterogeneous data[J]. Information Fusion, 2023,94:112-125.

[16] ZHONG Q, XU E G, SHI Y, et al. Fault diagnosis of the hydraulic valve using a novel semi-supervised learning method based on multi-sensor information fusion [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023,189:110093.

[17] ZHANG Y C, JI J C, REN Z H, et al. Multi-sensor open-set cross-domain intelligent diagnostics for rotating machinery under variable operating conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023,191:110172.

[18] LIANG H B, YANG Z W, ZHANG Z D. A multi-sensor detection method based on WGAN-GP and attention-Bi-GRU for well control pipeline defects [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2023, 42 (2):34.

[19] TRAN M Q, LIU M K, ELSISI M. Effective multi-sensor data fusion for chatter detection in milling process[J]. ISA Transactions, 2022,125:514-527.

[20] ZHANG Y, LIU K, BAO H, et al. PMPF: Point-cloud multiple-pixel fusion-based 3D object detection for autonomous driving [J]. Remote Sensing, 2023, 15 (6):1580.

[21] SENEL N, KEFFERPÜTZ K, DOYCHEVA K, et al. Multi-sensor data fusion for real-time multi-object tracking[J]. Processes, 2023,11(2):501.

[22] LIU Z, BLASCH E, BHATNAGAR G, et al. Fusing synergistic information from multi-sensor images: an overview from implementation to performance assessment[J]. Information Fusion, 2018,42:127-145.

[23] PSUJ G. Multi-sensor data integration using deep learning for characterization of defects in steel elements[J]. Sensors, 2018,18(1):292.

[24] 杨理践, 马凤铭, 高松巍. 基于神经网络及数据融合的管道缺陷定量识别[J]. 无损检测, 2006, 28(6):281-284.

[25] SANTOS D, MACHADO M A, MONTEIRO J, et al. Non-destructive inspection of high temperature piping combining ultrasound and eddy current testing[J]. Sensors, 2023,23(6):3348.

[26] SONG H D, XIAO Q, WANG G, et al. A composite approach of electromagnetic acoustic transducer and eddy current for inner and outer corrosion defects detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023,72:6001211.

[27] REN T J, LIU B T, CHEN Y R, et al. A study of the multisensor estimation method based on fusion technology for subsurface defect depth[J]. Journal of Sensors, 2018,2018:6065820.

[28] PIAO G Y, GUO J B, HU T H, et al. High-speed inspection method fusing pulsed eddy current and magnetic flux leakage[C]//2019 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference. Auckland, New Zealand: IEEE, 2019.

[29] 杨理践, 马凤铭, 高松巍. 油气管道缺陷漏磁在线检测定量识别技术[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2009, 41 (1):245-247.

[30] 支泽林, 姜洪权, 杨得焱, 等. 图谱数据深度学习融合模型及焊缝缺陷识别方法[J]. 西安交通大学学报, 2021,55(5):73-82.

[31] ZHANG M, GUO Y B, XIE Q J, et al. Defect identification for oil and gas pipeline safety based on autonomous deep learning network [J]. Computer Communications, 2022,195:14-26.

[32] LANG X M, HAN F C. MFL image recognition method of pipeline corrosion defects based on multilayer feature fusion multiscale GhostNet [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022,71:5020108.

[33] 车红昆, 吕福在, 项占琴. 多特征 SVM-DS 融合决策的缺陷识别[J]. 机械工程学报, 2010, 46(16):101-105.

[34] PAN F, TANG D L, GUO X S, et al. Defect identification of pipeline ultrasonic inspection based on multi-feature fusion and multi-criteria feature evaluation [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2021,35(11):2150030.

[35] TU F M, WEI M H, LIU J. A coupling model of multi-feature fusion and multi-machine learning model integration for defect recognition[J]. Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 2023, 568:170395.

[36] 王庆红, 车威威, 王子文. 基于神经网络的数据融合算法在管道缺陷损伤识别上的应用[J]. 全面腐蚀控制, 2013,27(11):70-74.

[37] WANG H A, CHEN G M. Defect size estimation method for magnetic flux leakage signals using convolutional neural networks [J]. Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, 2020, 62(2):86-91.

(下转第 86 页)

大量的理论与试验的基础上得出：高压涡轮盘封严齿加工过程中冷却不充分，导致封严齿表面存在较厚的白层及较大的残余应力。白层具有高硬度和高脆性，会导致封严齿表面，疲劳性能降低；较大的残余应力则会使封严齿表面在工作过程中承受明显超出屈服强度的周向拉应力。两因素综合作用，导致高压涡轮盘封严齿表面较早地萌生出裂纹。

另外，对于新机涡轮盘，即使在早期的使用过程中产生裂纹，裂纹扩展速度比较缓慢，不会对新机的使用寿命造成影响。

### 5.2 返修后荧光渗透检测复检工艺改进

在结论 1 的基础上，荧光渗透检测人员将该涡轮盘裂纹返修后的荧光渗透复检工艺中擦拭后的再次显像时间制定为 10 min(干粉显像)，如裂纹未再出现，则判定其合格(即使裂纹未完全去除，但已非常细微，不会对涡轮盘后期服役的安全性产生影响)。

## 6 结论

通过理化检验、测试试验、过程复查等方法准确确定了某型航空发动机涡轮盘封严齿裂纹产生的原因和机理，优化了该盘件荧光渗透检测复检的工艺流程，得出以下结论。

- (1) 高压涡轮一、二级盘裂纹故障性质属于疲劳裂纹，产生于盘件的第一次整机试验阶段。
- (2) 即使该类涡轮盘封严齿存在浅表面裂纹，

仍可保证发动机安全使用至返厂，因此对于该裂纹故障返修后的荧光渗透检测复检工艺，其显像时间只需满足规范规定的要求即可(规范规定擦拭后干粉显像时间为 10 min)，无需将其延长至 24 h。改进后的荧光渗透检测工艺，在保证某发动机高压一、二级涡轮盘安全服役的同时，又避免了盘件被反复打磨，缩短了零件的交付周期。

### 参考文献：

[1] 李寿华,薛长旺,宋丙新,等. 某型航空发动机低压涡轮盘前封严挡板碰磨故障分析和排除措施[J]. 航空维修与工程, 2021(12):94-95.

[2] 张晶辉,张振扬. 涡轮盘腔径向封严流动的非定常数值研究[J]. 兵器装备工程学报. 2021,42(9):100-105.

[3] 余邳,王清艳. 航空发动机涡轮叶片故障检测荧光线性迹痕显示分析[J]. 无损检测. 2023,45(7):81-84.

[4] 徐亚亚,刘兴勇,曾庆川,等. 改善某机涡轮叶片荧光渗透检测背景过度的试验[J]. 无损检测. 2020,42(3):26-28.

[5] 陶春虎,钟培道,王仁智,等. 航空发动机转动部件的失效与预防[M]. 北京:国防工业出版社,2000.

[6] 张栋,钟培道,陶春虎. 失效分析[M]. 北京:国防工业出版社,2004.

[7] 航空航天工业部失效分析中心. 航空机械失效案例选编[M]. 北京:国防工业出版社,1988.



(上接第 73 页)

[38] FU M R,LIU J H,ZHANG H G,et al. Multisensor fusion for magnetic flux leakage defect characterization under information incompleteness[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2021,68(5):4382-4392.

[39] ZHANG M,GUO Y B,XIE Q J,et al. Estimation of defect size and cross-sectional profile for the oil and gas pipeline using visual deep transfer learning neural network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2022,72:2501613.

[40] 梁海波,成刚,张志东,等. 多传感器检测管道缺陷数据融合方法[J]. 激光与光电子学进展,2023,60(4):3788.

[41] 邵卫林,陈金忠,马义来,等. 基于多传感器数据融合技术的漏磁内检测数据分析[J]. 传感技术学报, 2019,32(10):1541-1548.

[42] 胡家铨,焦晓亮,郑莉,等. 一种改进的支持向量回归三轴管道漏磁缺陷量化方法[J]. 无损检测,2021,43(3):62-68.