

平板导电结构缺陷脉冲涡流和超声复合检测方法

黄平捷[†], 彭谢丹, 赵树浩, 张光新, 张宏建

(1. 浙江大学 控制科学与工程学院, 杭州 310027; 2. 浙江大学 工业控制技术国家重点实验室, 杭州 310027)

摘要: 面向平板导电结构不同深度缺陷检测需求, 针对脉冲涡流和超声单一检测方法能力受限, 即脉冲涡流对深层缺陷检测能力降低与超声对表面和近表面缺陷检测效果不佳的问题, 提出利用两传感器信息互补的 Dempster-Shafer(D-S) 证据理论复合检测方法. 针对脉冲涡流和超声两种检测方式适用检测区域不同而引起的证据冲突问题, 研究加权分配方法加以解决. 对于单传感器检测过程中可能存在误报情况的问题, 研究将实际误报率考虑在内的贝叶斯推理方法以求得单一传感器检测结果的基本概率分配函数并作为 D-S 证据. 将带有不同深度缺陷的平板导电结构作为实验对象, 通过单一传感器检测、贝叶斯估计、D-S 证据理论方法进行不同深度位置的缺陷检测, 结果表明, 使用引入加权分配的 D-S 证据推理方法时, 缺陷检测准确性和检测范围均有所提高.

关键词: 脉冲涡流; 超声; 数据融合; 复合检测; D-S 证据推理; 缺陷检测

中图分类号: U28

文献标志码: A

Pulsed eddy current and ultrasonic complex testing method for defect detection of planar conductive structures

HUANG Ping-jie[†], PENG Xie-dan, ZHAO Shu-hao, ZHANG Guang-xin, ZHANG Hong-jian

(1. College of Control Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 2. State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: A complex detection method which combines pulsed eddy current (PEC) and ultrasonic testing (UT) based on the Dempster-Shafer (D-S) evidence theory is proposed to detect the defects in the planar conductive structures at different depth locations. It intends to overcome the testing limitation that PEC testing is poor in deep defects detection and UT performs bad in surface and near-surface defects respectively. To solve the conflict problem of different detection ranges of PEC and UT, the weighted distribution processing is studied and added to the D-S evidence theory. To consider the possibility of false positives in single sensor detection, the evidence, i.e. possibility of defect from single sensor, is improved by using the Bayesian inference method. The experiment is carried out on a planar conductive structure testing sample with different depths of the defects. By comparing with the single sensor testing and Bayesian estimation method, results show that the proposed technique using D-S evidence theory with the weighted distribution processing in the combined testing obtains better defect detection result and wider testing scale.

Keywords: eddy current; ultrasonic; data fusion; complex detection; D-S evidence; defect detection

0 引言

在航空航天、轨道交通和工业生产等领域, 导电结构应用十分广泛, 对其结构完整性和内部状态的无损检测与评估是保障关键部件和系统安全运行的重要环节. 在实际检测过程中, 由于导电结构状况或缺陷参数复杂多变, 采用单一的检测方法往往难以满足检测要求^[1]. 对此, 国内外学者开展了不少研究, 例如: 将多传感器检测数据融合以对飞机结构内部状态进

行检测^[2]; 将多种不同频率的涡流信号融合以用于搅拌摩擦焊接接头在线状态检测^[3]; 将电磁超声与涡流融合以进行导体缺陷检测^[4-7]等. 这些研究在复合系统开发、数据融合分析等方面已取得了阶段进展.

针对使用单一方法难以满足平板导电结构不同深度缺陷检测的问题, 本文利用脉冲涡流与超声检测互补性信息进行复合检测的工作. 主要利用其以下特点: 脉冲涡流检测基于电磁感应工作原理, 对导体

收稿日期: 2017-09-24; 修回日期: 2017-12-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(U1509208, 61174005); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(2017FZA5011); 国家科技重大专项子项目(2016ZX0517-003)及课题任务(31300028-18-ZC0613-0002).

责任编委: 刘宝碇.

作者简介: 黄平捷(1974—), 男, 副教授, 博士, 从事无损检测、计算机控制技术等研究; 彭谢丹(1991—), 女, 硕士生, 从事涡流无损检测的研究.

[†]通讯作者. E-mail: huangpingjie@zju.edu.cn.

表面近表面缺陷有较好的检测效果^[8],但由于趋肤效应的影响,随着缺陷深度加深,检测能力下降^[9],在实际应用中存在不足;超声检测方法对于深层缺陷检测能力较强,但随着缺陷深度变浅,尤其是表面近表面缺陷,因回波盲区的产生而难以进行缺陷检测.利用二者在检测能力上具有的互补性,通过复合检测技术,可望扩展检测范围,提升系统检测能力.

本文的总体技术思路为:利用脉冲涡流和超声法进行缺陷检测,引入决策层数据融合技术^[10],研究应用带加权冲突处理的D-S证据理论方法,对脉冲涡流和超声检测初值进行加权融合,即先以贝叶斯推理分别得出两种传感器检测的缺陷存在概率,再由改进的D-S证据理论进行融合,得出更可靠的判定结果,同时与另一种多传感器融合方法——贝叶斯估计的融合结果进行对比.整个实验利用平板导电结构缺陷进行验证,取得了良好的效果.

1 复合检测原理与方法

1.1 脉冲涡流/超声复合检测的原理性分析

脉冲涡流是建立在法拉第电磁感应定律基础上的一种非接触式无损检测方法,其激励信号是具有一定占空比的周期信号.在交变磁场中,当导体本身发生一些电导率、磁导率、缺陷等变化时,会引起感应涡电流变化^[11],利用这种现象对脉冲涡流检测线圈感应电压信号加以分析,可对导体性质、状态以及有无缺陷等进行判断^[12].在脉冲涡流检测中,可以根据时域响应信号或相应的频谱信息进行分析^[13],常用的典型特征量有时域峰值、峰值时间和过零时间以及不同缺陷特征频段幅值等参数.

结合不同深度缺陷的检测实验进行说明.实验检测试件如图1所示,在厚度为20 mm的铝板下表面加工10种深度的缺陷,与表面的距离分别为0.5 mm~5 mm.脉冲涡流检测下,其时域响应信号如图2所示,可根据响应信号的峰值进行缺陷判断.当缺陷与表面距离加深时,其峰值与无缺陷的情况越来越接近(图中点线),可见,脉冲涡流法对于深层缺陷的检测能力存在不足.

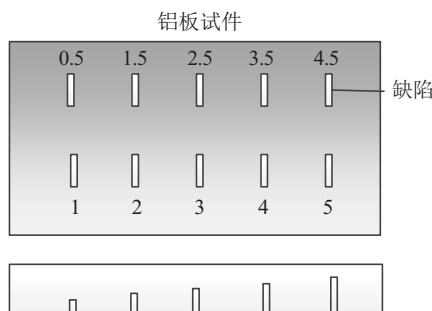


图1 实验试件示意图

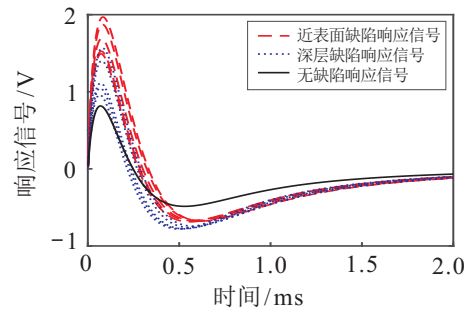


图2 脉冲时域响应信号

脉冲反射式超声检测^[14]是将换能器产生的超声波施加于试件之上,由检测探头接收返回的超声波信号,通过对信号的分析处理来判断有无缺陷以及缺陷的位置等信息.依据脉冲方法,当超声检测探头经过缺陷时,会在初始波与底面回波之间产生一个回波信号峰,如图3所示.当缺陷越靠近底层时,其缺陷回波越靠近底面回波.对于表面近表面缺陷,缺陷回波信号容易被初始波信号覆盖,可见,超声波检测对于表面近表面缺陷存在检测盲区.

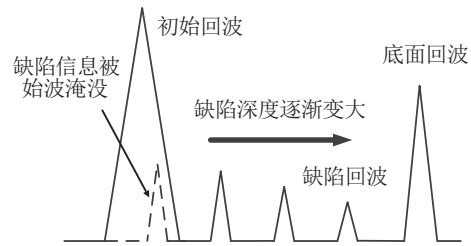


图3 不同深度缺陷超声响应信号

由以上分析可知,脉冲涡流可以提取电压峰值作为缺陷检测的特征值,超声检测可以提取缺陷回波峰值作为缺陷检测的特征值,但各自只对部分深度的缺陷具有较好的检测效果.

1.2 总体技术路线

采用有效的数据融合手段,可将不同传感器的优势结合起来^[2,15].针对不同的对象,可以使用数据层、特征层和决策层等不同层级的融合方法^[16].

对于脉冲涡流和超声数据融合而言^[1,15,17],由于两者擅长的检测区域不同,可应用决策层融合方法进行信息的综合利用与分析.

本文提出的技术方案为:先分别采用涡流和超声传感器对试件进行检测,获取数据,并分别进行峰值特征提取.将无缺陷试件的检测信号作为参比,当检测信号与参比信号的峰值差超过一定阈值时,则认为该处存在缺陷.在分别检测一定可靠次数后,计算其中认为缺陷存在的概率,作为两种传感器数据融合的依据.考虑实际工作中存在误报率的情况,将单传感器缺陷存在的概率进行贝叶斯的推理,得出D-S证

据理论的证据,经过D-S证据理论推理,得出融合后概率,即存在缺陷的概率.同时,采用贝叶斯估计进行另一种方式的融合,并与D-S证据理论融合结果作比较.所形成的技术路线如图4所示.

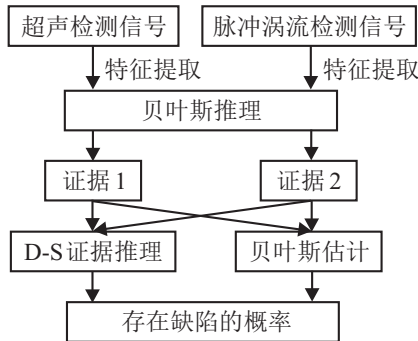


图4 总体数据融合技术路线流程

1.3 基于D-S证据理论的数据融合方法

由于脉冲涡流检测与超声检测方法的检测区域互补,单传感器检测结果会在各自擅长的区域造成证据冲突,即对于近表面或深层缺陷,一种传感器认为存在缺陷的概率较大,而另一种传感器认为存在缺陷的概率很小.因此,本文对D-S证据组合方式进行改进,研究一种带加权冲突处理的D-S证据理论方法.

1.3.1 带冲突处理的D-S证据理论

D-S证据理论由Dempster提出,并由Shafer改进和完善^[18],具有处理不确定信息的能力,其重要特点是在信息不确定的基础上,甚至是相互冲突的证据下进行概率的推理,而且,相比于其他决策层的数据融合方法,它计算简单,对证据只要求相互独立,这些优势使其得到了广泛应用.

在D-S证据理论体系中,设所讨论的问题为 X , U 为 X 所有可能取值的集合,且 U 中的子集互不相容,称 U 为 X 的识别框架.在此基础上,讨论概率分配的相关基本概念.设 U 为一个识别框架, 2^U 为 U 的幂集,如果对于任意的 $A \in 2^U$,函数 m 满足^[19]

$$m(\emptyset) = 0, \sum_{A \subset U} m(A) = 1, \quad (1)$$

则称 m 为概率分配函数, $m(A)$ 为对事件 A 的基本概率赋值,表示对 A 的信任程度.

针对多条证据融合,D-S证据理论给出了常规情况下的证据组合规则

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i)m_2(B_j)}{1 - K}, & A \neq \emptyset; \\ 0, & A = \emptyset. \end{cases} \quad (2)$$

其中: m_1 和 m_2 表示两个相互独立的基本概率分配函

数; K 为冲突因子,反映证据冲突程度,即

$$K = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j). \quad (3)$$

当 $K = 0$ 时,表示证据之间没有冲突;当 $0 < K < 1$ 时,表示证据之间存在冲突,但也部分相容,按照式(3)的组合规则,将冲突部分的概率等比例分配给各个集合;当 $K = 1$ 时,表示证据完全冲突,无相容部分,式(2)中的分母为零,无法按正常组合规则进行证据组合.

脉冲涡流对表面及近表面缺陷较为灵敏,超声对深层缺陷的检测较为灵敏,所以在检测近表面以及特别深的缺陷时,会出现只有一种传感器检出的情况,此时得到的证据是矛盾的.例如对于近表面缺陷,脉冲涡流更为灵敏,因此,脉冲涡流的证据更为可靠.为此,本文提出一种基于加权分配的冲突处理方法.采用加权证据组合法,组合规则如下:

$$m(A) = \sum_{B \cap C = A} (\omega_i m_i(B) + w_j m_j(C)). \quad (4)$$

其中: ω 为权重,灵活可调,根据缺陷深度可以分别调节脉冲涡流和超声的权重,以达到调节可信度的目的.

对于双传感器的情况,采用相应的双传感器加权分配冲突法则,按比例 $(\omega, 1 - \omega)$ 分配给产生冲突的两个焦点,组合规则变为

$$m(A) = \sum_{B \cap C = A} (m_1(B) + m_2(C)) + \Delta, \quad (5)$$

$$\Delta = \sum_{A \cap B = \emptyset, A \cap C = \emptyset} \omega m_1(A)m_2(C) +$$

$$(1 - \omega)m_1(B)m_2(A).$$

其中: C 为不确定集,即 A 、 B 都有可能发生.而在无损检测中,检测点主要关注存在缺陷和不存在缺陷两种情况,不确定集为可能存在缺陷亦可能不存在缺陷的情况,组合公式可简化为

$$m(A) = m_1(A) + m_2(A) + \Delta, \quad (6)$$

$$\Delta = \omega m_1(A)m_2(B) + (1 - \omega)m_1(B)m_2(A).$$

权重 ω 的选取依赖于缺陷的深度.深度越深,超声的可信度越高,权重 ω 越高,涡流的权重 $1 - \omega$ 就越小.实际检测中无法获知缺陷深度,而超声检测中的第一回波时间与缺陷深度密切相关,因此,可建立一个超声第一回波时间与超声权重因子 ω 的关系.在此,将归一化的第一回波时间作为超声权重 ω .综上所述,带冲突处理的D-S证据理论的融合步骤如图5所示.

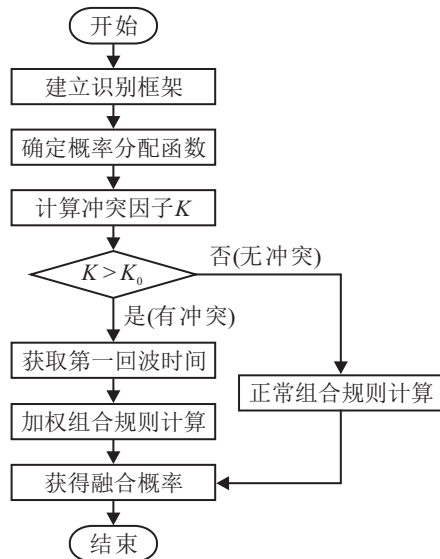


图5 带证据冲突解决的D-S证据理论融合步骤

1.3.2 基于贝叶斯推理的概率分配函数

进行D-S证据理论推理前,需要有证据输入.证据由概率分配函数得到.将单个传感器检测结果作为输入,考虑实际误报率时,输入再经由贝叶斯推理得到D-S证据理论的证据.

贝叶斯推理^[20]是由贝叶斯定理推论扩展而来,在各种概率模型中都有广泛的应用,本文扩充了这个定理的意义并加以应用.在无损检测中,设 H 为有缺陷, $-H$ 为无缺陷, D 为传感器认为有缺陷,于是

$$P(H|D) = \frac{P(H)P(D|H)}{P(H)P(D|H) + P(-H)P(D|-H)}. \quad (7)$$

其中: $P(H|D)$ 为传感器检测认为有缺陷的情况下实际也存在缺陷的概率; $P(H)$ 为先验知识,此处表示有缺陷的基础概率,本文假设试件没有复杂背景,取值为0.5,实际应用中,先验概率可以随实际情况作一定的调整,比如针对易受磨损的部位进行检测时可将此值调大; $P(D|H)$ 为实际存在缺陷,且传感器检出亦为有缺陷的概率; $P(D|-H)$ 为无缺陷,而误报有缺陷的概率,即为误报率. $P(H|D)$ 即为本文所求的传感器检出缺陷且实际确有缺陷的正确概率,以此作为D-S证据理论的概率分配函数,得到D-S证据理论的证据.

1.4 基于贝叶斯估计的数据融合方法

作为方法比对,研究基于贝叶斯估计的数据融合方法.贝叶斯估计是一种多传感器检测融合方法,对多个传感器同一测量对象的多次测量结果进行融合.

在测量中, (x_1, x_2, \dots, x_l) 表示 l 个传感器, μ 表示待测量对象.在获得测量对象 $l(x_1, x_2, \dots, x_l)$ 个测量结果的条件下,该测量对象的概率密度可以表示

为^[21]

$$p(\mu|x_1, x_2, \dots, x_l) = \frac{p(\mu, x_1, x_2, \dots, x_l)}{p(x_1, x_2, \dots, x_l)}, \quad (8)$$

其中 $p(\mu|x_1, x_2, \dots, x_l)$ 表示试件存在缺陷的概率.此处,每次实验结果为有缺陷或无缺陷,各占0.5的概率.每个传感器进行 n 次实验,可以认为检测结果 μ 服从 $B(n, 0.5)$ 的二项分布.当 n 足够大时,依据棣莫弗-拉普拉斯定理,可假设 μ 服从高斯分布 $\mu \sim (\mu_0, \sigma_0^2)$, μ_0 为高斯分布均值参数, σ_0^2 为高斯分布方差参数.由此可得

$$p(\mu|x_1, x_2, \dots, x_l) = \frac{1}{p(x_1, x_2, \dots, x_l)} \varphi_{(\mu_0, \sigma_0^2)}(\mu) \prod_{k=1}^l \varphi_{(\mu, \sigma_k^2)}(x_k) = \eta \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} \prod_{k=1}^l \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k}} \right) \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{\mu - \mu_0}{\sigma_0} \right)^2 - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \left(\frac{x_k - \mu}{\sigma_k} \right)^2 \right]. \quad (9)$$

其中

$$\varphi_{(\mu_0, \sigma_0^2)}(\mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{\mu - \mu_0}{\sigma_0} \right)^2 \right], \quad (10)$$

$$\varphi_{(\mu, \sigma_k^2)}(x_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k}} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \left(\frac{x_k - \mu}{\sigma_k} \right)^2 \right], \quad (11)$$

$$\eta = \frac{1}{p(x_1, x_2, \dots, x_l)}. \quad (12)$$

由式(9)可知,在已知 (x_1, x_2, \dots, x_l) 测量条件下,被测参数 μ 的概率密度函数的指数部分是 μ 的二次函数,因此 $p(\mu|x_1, x_2, \dots, x_l)$ 也服从高斯分布.设 $\mu \sim (\mu_N, \sigma_N^2)$, μ_N 为融合后的概率分布均值, σ_N^2 为融合后概率分布方差. $p(\mu|x_1, x_2, \dots, x_l)$ 可表示为

$$p(\mu|x_1, x_2, \dots, x_l) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_N}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{\mu - \mu_N}{\sigma_N} \right)^2 \right]. \quad (13)$$

由式(9)和(13)可得

$$\mu_N = \frac{\sum_{k=1}^l \frac{x_k}{\sigma_k^2} + \frac{\mu_0}{\sigma_0^2}}{\sum_{k=1}^l \frac{1}{\sigma_k^2} + \frac{1}{\sigma_0^2}}. \quad (14)$$

贝叶斯估计方法是最早用于不确定推理的方法,数学性质易于理解.但它需要的数据量较多,且必须依赖于先验概率分布.先验概率分布是试验者对试验之前得到的已有资料的主观意见,不同试验者对已有先验知识的理解不一样,得出的先验分布也可能不同,使得得出的后验分布会存在一定的差异.贝叶斯

估计方法的主要优势是将每次检测动态地看作对先验知识不断修正的过程。

2 实验与结果分析

2.1 实验装置与试件

设计实验来验证所研究的方法. 实验所用的脉冲涡流与超声复合检测系统如图6所示. 系统主要由脉冲涡流检测装置、超声检测系统、运动控制机构、数据采集卡以及上位机组成。

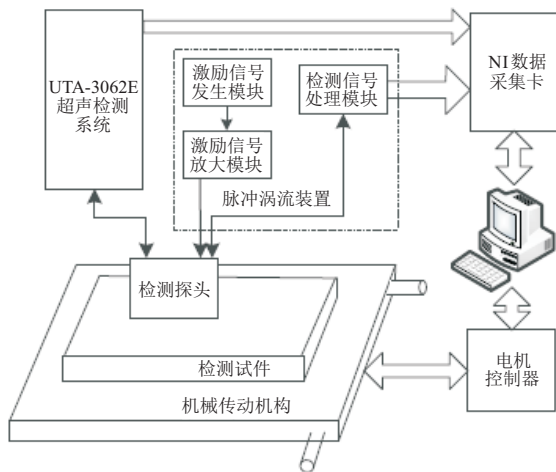


图6 实验系统组成

脉冲涡流信号发生器产生脉冲信号,通过放大模块驱动参比探头和检测探头. 检测信号处理模块将参比探头和检测探头的信号进行差减、放大及A/D转换,通过NI数据采集卡传递给计算机. 检测探头采用双线圈互感模式,高20 mm,外径15 mm. 实验中,脉冲信号激励频率为100 Hz,峰值为5 V,占空比为50%,采样频率为200 kHz.

超声检测系统是上海材料研究所的UTA-3062E型号的双通道超声检测系统. 包括自带的上位机、检测探头以及数据采集卡. 主要检测参数有^[14]:增益0~80 dB;工作频率2.5, 5, 10 (MHz);扫描范围2.5 mm~5 000 mm;扫描分辨率>26 dB;水平线性误差<0.1%;灵敏度余量>50 dB;动态范围>30 dB. 检测探头采用型号为2.5P20,晶片直径20 mm的直探头. 实验中,工作频率为5 MHz,工作方式采用单探头发射接收.

为了验证基于数据融合的复合检测方法相比于单个检测方法具有更好的检测效果,以厚度为20 mm的铝板为实验对象,其下表面加工了10种宽度为3 mm、长度为35 mm、深度互不相同的缺陷. 缺陷与表面的距离分别为0.5 mm~5 mm之间以0.5 mm的差值递增,如图1实验试件示意图所示. 检测过程中,脉冲涡流与超声检测探中心置于缺陷正上方,整个探头检测面垂直于缺陷槽,检测面面积是缺陷槽水平面

面积的1.7~3倍.

2.2 检测实验与结果分析

对于脉冲涡流检测,通过数据采集卡采集检测探头中检测单元的电压输出信号作为脉冲涡流检测信号. 脉冲涡流信号的频带宽,信息量大,包含一些冗余的磁场信息以及一些干扰信息,不适于直接用于分类和定量化运算. 因此,选择适当的特征提取方法,对于脉冲涡流信号的降维与进一步分析有关键的作用. 如前面所述,选取脉冲涡流信号峰值作为特征值. 在实际实验中,采集卡的采集频率设为200 kHz,激励信号频率为100 Hz,采集时间为0.5 s,针对每个缺陷检测点采集50次脉冲检测信号(使用1.4节贝叶斯估计时,脉冲涡流检测结果在 $n = 50$ 时可满足高斯分布),将信号与无缺陷处信号进行对比,当超过无缺陷处峰值一定误差范围时,则认为存在缺陷. 将每个检测点的50次检测信号中判断为有缺陷的次数与总次数(50)的比值作为 $P(D|H)$,即此处有缺陷且传感器检出的概率. 若考虑误报率,则由前文提出的贝叶斯推理方法计算 $P(H|D)$,即传感器检测认为有缺陷的情况下实际存在缺陷的概率,作为D-S证据理论的证据.

对于超声检测,当证据冲突时,需要提取第一回波时间并归一化后,作为D-S证据理论中加权因子的值. 对于每个缺陷检测点,采集30次超声检测信号(使用1.4节贝叶斯估计时,超声检测结果在 $n = 30$ 时可满足高斯分布),将检测信号与无缺陷处的信号做差分处理,得到差分信号后提取第一回波峰值,且将第一回波时间均值处理后作为每个检测点的第一回波时间. 当峰值超过无缺陷信号峰值误差范围时,则认为此处存在缺陷,每个检测点的30次检测信号中判断为有缺陷的次数与总次数(30)的比值作为 $P(D|H)$,随后的处理与脉冲涡流相同.

当两种传感器分别提供各自证据后,再由提出的带加权分配冲突解决方法的D-S证据理论进行证据融合.

脉冲涡流与超声单传感器检测后的实验结果如表1所示. 其中超声和脉冲涡流两列分别为两种传感器独立判断时缺陷存在的概率. 随着深度的增加,超声检出缺陷的概率在递增,而脉冲涡流则在递减. 当缺陷距表面2 mm以上时超声检出缺陷的概率较大,当缺陷距表面深度3.5 mm以下时脉冲涡流检出缺陷的概率较大.

由表1中第一回波时间归一化均值数据可知,第一回波时间随着深度的增加呈递增趋势,同时,超声

表1 单传感器检测结果

缺陷深度/mm	第一回波时间	超声	脉冲涡流
0.5	0	0	1
1	0	0.17	0.98
1.5	0.32	0.17	0.8
2	0.52	0.53	0.76
2.5	0.78	0.7	0.78
3	0.67	0.7	0.64
3.5	0.78	0.93	0.2
4	0.86	1	0.02
4.5	0.88	1	0
5	1	0.97	0

的检出结果也逐渐增加,脉冲涡流的检出结果则逐渐减小,这验证了它作为超声加权因子 ω 的可行性.实验中选取不同深度缺陷每类30组数据以及无缺陷的30组数据进行第一回波时间变化分析,将缺陷第一回波时间与无缺陷时超声表面波完全分离时刻作为归一化时刻1,当缺陷距表面4.5 mm以上时,缺陷第一回波与表面波呈较明显的分离状态.按最小均方误差归一化第一回波时间,可拟合为符合一定参数的sigmoid函数,如 $1/(1 + e^{-1.955x+4.135})$,其中 x 表示缺陷距表面的深度.距表面1.5 mm~4.5 mm的变化区间作为递增变化的主要区间;1.5 mm以下缺陷回波几乎被覆盖,随着缺陷减小,逐渐趋于0;4.5 mm以上缺陷回波与表面波分离较为明显,随着缺陷增加,逐渐趋于1.

在此基础上进行数据融合,结果如表2所示,对于D-S证据理论的融合,包含带证据冲突处理和不带证据冲突处理两种情况.结合表1和表2可知:对于不带证据冲突处理的融合方法,采用普通的D-S证据理论,不考虑证据冲突的情况;当证据冲突较严重时,其检测结果明显差于带证据冲突处理的融合结果.由表2知,当缺陷为0.5 mm、4.5 mm、5 mm时,不带冲突处理的融合效果不好,无法检测出相应缺陷.

表2 融合检测结果

缺陷深度/mm	融合结果(不带证据冲突处理)	融合结果(带证据冲突处理)	贝叶斯估计
0.5	0	1	0.56
1	0.9	0.98	0.61
1.5	0.45	0.6	0.51
2	0.7	0.78	0.77
2.5	0.89	0.89	0.59
3	0.8	0.8	0.58
3.5	0.76	0.76	0.50
4	1	0.86	0.67
4.5	0	0.88	0.63
5	0	0.97	0.44

对于带证据冲突处理的融合方法,当缺陷位于近表面时,脉冲涡流结果认为缺陷存在概率很大,而超声检测结果认为此处没有缺陷,实际上,由于 ω 取超声第一回波时间的值为0,即赋予脉冲涡流 $1 - \omega = 1$,即100%的可信度,并认为脉冲涡流对检测结果起主导作用;类似地,对于深层缺陷,可以认为超声检测起主导作用.实际上这符合双阈值法 T_1 、 T_2 的作用效果:当缺陷深度小于 T_1 或大于 T_2 时,只取一种传感器的有效信息;当深度位于 T_1 与 T_2 之间时,采用相应的融合策略.但由于 T_1 、 T_2 表征传感器的检测盲区位置,实际选取比较复杂.

当两条证据没有冲突时,融合后的概率要比两者都高;而当证据冲突时,则十分依赖加权因子的分配.当证据发生冲突且加权分配不够符合实际情况时,融合后的概率会有所降低.

以表1所示缺陷深度为1.5 mm时数据为例,超声检测结果认为此处存在缺陷的概率为0.17,脉冲涡流检测结果为0.8,超声的可信度为0.32.因此,采用带冲突处理的D-S证据融合结果会受到超声检测结果的负面影响,从而,相较于脉冲涡流检测结果,会降低融合后的概率.但从各个缺陷深度检测结果综合来看,融合后的检测结果平均概率相比两种单传感器的检测结果要好很多.在实际检测中,如果设定达到一定概率,则判定此处存在缺陷,于是融合后会大大提升缺陷的检出率.

分析表1数据:缺陷深度在2 mm~3.5 mm之间时,脉冲涡流与超声检测结果表现为部分冲突,可采用常规D-S证据融合方法;缺陷深度在0.5 mm~1.5 mm与4 mm~5 mm之间时,脉冲涡流与超声检测结果表现为完全冲突,需采用带冲突处理的D-S证据融合方法.

对比表2中不带证据冲突处理与带证据冲突处理的D-S证据融合结果可知,带证据冲突处理的检测方法能结合脉冲涡流对表面近表面缺陷的检测优势与超声对深层缺陷的检测优势,得到更为可靠的检测结果.表2中得到的贝叶斯估计的融合结果都在0.5左右,由于使用贝叶斯估计时,先验模型具有一定的主观因素,在不考虑两种传感器各自特性的情况下,本文采用服从 $\mu \sim (1/2, (1/6)^2)$ 的高斯分布作为先验模型.因此,贝叶斯融合后的概率可认为是在概率为0.5的基础上结合两种传感器的检测结果进行修正得到的.

图7给出了单个传感器与融合检测结果,可以清晰看出:随着缺陷深度的增加,缺陷的检出率在脉冲

涡流检测环境下越来越低,在超声检测环境下越来越高;而将两者进行D-S融合后,整体检出率得到明显的提升.图8给出了带冲突处理和不带冲突处理两种D-S融合检测结果.不带冲突处理的D-S融合结果在缺陷很浅的0.5 mm处、较深处4.5 mm以及5 mm处的检出率为零,而带冲突处理的D-S融合结果有了明显的改善.图9给出了带冲突处理的D-S证据理论融合结果与贝叶斯估计融合结果的对比.明显看出,带证据冲突处理的D-S融合结果给出的结果比较平稳,检测结果更加准确.但是图7~图9的处理结果,没有将传感器存在误报的可能性考虑进去,也没有经过贝叶斯推理进行概率分配.

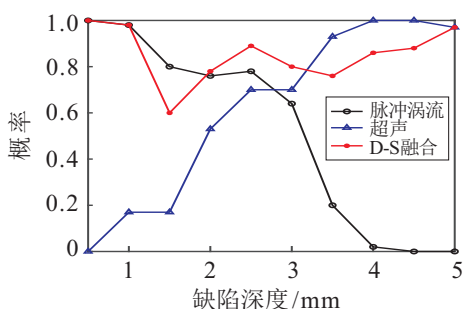


图7 单个传感器与D-S融合检测结果

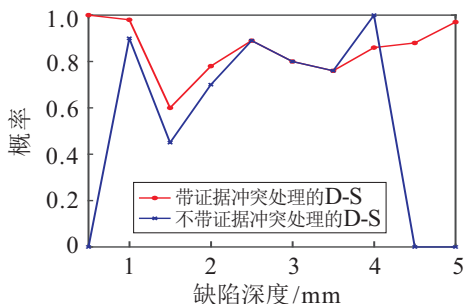


图8 带冲突与不带冲突处理D-S融合方法检测结果

表3 考虑误报情况下的改进D-S证据推理检测结果

缺陷深度/mm	0.5	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4	4.5	5
超声	0	0.45	0.45	0.72	0.77	0.77	0.82	0.83	0.83	0.83
脉冲涡流	0.83	0.83	0.8	0.79	0.79	0.76	0.5	0.09	0	0
融合	0.83	0.83	0.7	0.9	0.92	0.91	0.82	0.74	0.73	0.83

图11是考虑误报率后的单传感器与带冲突处理的D-S融合检测结果.与图7对比可知:在考虑误报率之后,两种传感器的冲突整体减小了许多:在缺陷深度为2 mm~3.5 mm的两者检测能力的交集处,检测结果有了明显的改善,该段采用普通的不带冲突处理的D-S证据融合即可;在0.5 mm~2 mm与3.5 mm~5 mm的冲突较大区间,应采用带冲突处理的D-S证据融合.综合各个区间的D-S融合整体检测结果,相较于单传感器检测结果有了明显的提高.

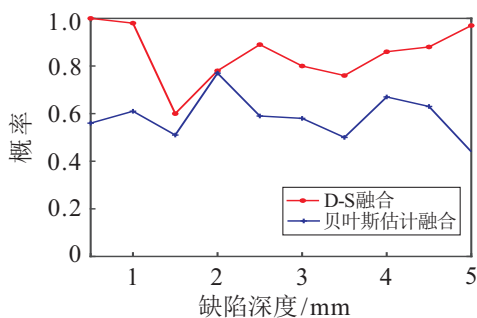


图9 带冲突处理的D-S和贝叶斯估计的融合结果

将单个检测结果进行(第1.3.2节中介绍的)贝叶斯推理,考虑0.1~0.9的变化范围内的误报率对整体检测结果的影响.图10表示不同误报率下的脉冲涡流、超声以及带冲突处理的D-S融合得到的所有测量深度下的检测结果均值.随着误报率的增加,整体检测效果呈逐渐降低的趋势.根据实际经验,考虑误报率为0.2,得到新的单个检测结果,经过贝叶斯推理,即概率分配函数获取之后,便形成了D-S证据理论的两条证据,再根据1.3节中D-S证据理论的推理流程,便可得到一个新的融合结果.考虑误报率情况下的单个检测结果及融合检测结果如表3所示.

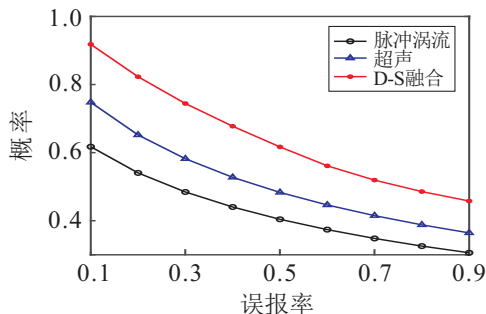


图10 误报率变化下的检测概率均值

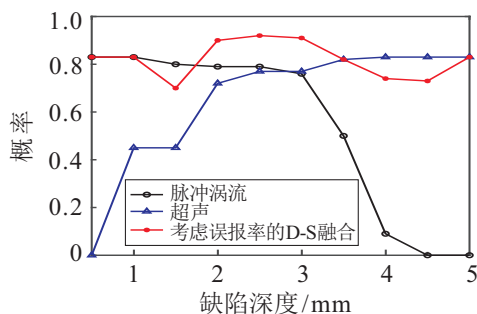


图11 概率分配及D-S融合结果

3 结论

本文主要研究了基于数据融合的脉冲涡流与超声复合缺陷检测,对脉冲涡流与超声两种传感器的时域特征信号进行了分析,经多种数据融合方法比较,选择贝叶斯推理与D-S证据理论相结合的方法进行数据融合.在实验设计中,对于不同深度的缺陷,采用两种传感器分别检测,得出缺陷存在的概率,再进行融合.针对两种传感器检测结果的证据冲突问题,引入加权分配方法能较好地解决问题,使冲突区间达到检出目的.针对实际检测环境下的误报情况,采用结合贝叶斯推理的证据计算方法,可以得到可靠的融合推理证据,提升结果的可信度.实验结果表明,带证据冲突处理的D-S证据推理能够很好地解决证据冲突的问题,相较于单传感器检测方式和依赖先验概率的贝叶斯估计的融合方式,可以有效检测出所有缺陷,扩大检测范围,提高检测可靠性.

参考文献(References)

- [1] Habibalahi A, Moghari M D, Samadian K, et al. Improving pulse eddy current and ultrasonic testing stress measurement accuracy using neural network data fusion[J]. *IET Science, Measurement & Technology*, 2015, 9(4): 514-521.
- [2] De S, Gupta K, Stanley R J, et al. A comprehensive multi-modal NDE data fusion approach for failure assessment in aircraft lap-joint mimics[J]. *IEEE Trans on Instrumentation and Measurement*, 2013, 62(4): 814-827.
- [3] Rosado L S, Ramos P M, Piedade M. Real-time processing of multifrequency eddy currents testing signals: Design, implementation, and evaluation[J]. *IEEE Trans on Instrumentation and Measurement*, 2014, 63(5): 1262-1271.
- [4] Gao P, Wang C, Li Y, et al. Electromagnetic and eddy current NDT in weld inspection: A review[J]. *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, 2015, 57(6): 337-345.
- [5] 唐华溢. 涡流与电磁超声复合无损检测技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2014.
(Tang H Y. Research on composite non-destructive detection technology of ECT and EMAT[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2014.)
- [6] Xie S, Tian M, Pan X, et al. A hybrid nondestructive testing method of pulsed eddy current testing and electromagnetic acoustic transducer techniques for simultaneous surface and volumetric defects inspection[J]. *NDT & E Int*, 2017, 86: 153-163.
- [7] Edwards R S, Sophian A, Dixon S, et al. Dual EMAT and PEC non-contact probe: Applications to defect testing[J]. *NDT & E Int*, 2006, 39(1): 45-52.
- [8] He Y, Pan M, Chen D, et al. PEC defect automated classification in aircraft multiply structures with interlayer gaps and lift-offs[J]. *NDT & E Int*, 2013, 53: 39-46.
- [9] Sophian A, Tian G, Fan M. Pulsed eddy current non-destructive testing and evaluation: A review[J]. *Chinese J of Mechanical Engineering*, 2017, 30(6): 500-514.
- [10] Heideklang R, Shokouhi P. Application of data fusion in nondestructive testing(NDT)[C]. *Int Conf on Information Fusion*. Istanbul: IEEE, 2013: 835-841.
- [11] Fan M, Cao B, Sunny A I, et al. Pulsed eddy current thickness measurement using phase features immune to liftoff effect[J]. *NDT & E Int*, 2017, 86: 123-131.
- [12] Andruschak N, Saletes I, Filleter T, et al. An NDT guided wave technique for the identification of corrosion defects at support locations[J]. *NDT & E Int*, 2015, 75: 72-79.
- [13] Pan M, He Y, Tian G, et al. PEC frequency band selection for locating defects in two-layer aircraft structures with Air gap variations[J]. *IEEE Trans on Instrumentation & Measurement*, 2013, 62(10): 2849-2856.
- [14] 李国厚. 导电结构涡流/超声检测与评估技术的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2011.
(Li G H. Research on eddy current/ultrasonic testing and evaluation of conductive structures[D]. Hangzhou: Zhenjiang University, 2011.)
- [15] Habibalahi A, Safizadeh M S. Pulsed eddy current and ultrasonic data fusion applied to stress measurement[J]. *Measurement Science & Technology*, 2014, 25(5): 1009-1016.
- [16] Heideklang R, Shokouhi P. Multi-sensor image fusion at signal level for improved near-surface crack detection[J]. *NDT & E Int*, 2015, 71: 16-22.
- [17] Szugs T, Krüger A, Jansen G, et al. Combination of ultrasonic and eddy current testing with imaging for characterization of rolling contact fatigue[C]. *The 19th World Conf on Non-Destructive Testing*. Munich: NDT, 2016: 1-8.
- [18] Fioretti G. A mathematical theory of evidence for G.L.S. shackle[J]. *Mind & Society*, 2001, 2(1): 77-98.
- [19] Shi F, Su X, Qian H, et al. Research on the fusion of dependent evidence based on rank correlation coefficient[J]. *Sensors(Basel)*, 2017, 17(10): 2362-2376.
- [20] 徐小力, 刘秀丽, 蒋章雷, 等. 基于主观贝叶斯推理的多传感器分布式故障检测融合方法[J]. *机械工程学报*, 2015(7): 91-98.
(Xu X L, Liu X L, Jiang Z L, et al. The fusion fault detection method of multi-sensor distributed based on subjective bayesian inference[J]. *J of Mechanical Engineering*, 2015(7): 91-98.)
- [21] 张品, 董为浩, 高大冬. 一种优化的贝叶斯估计多传感器数据融合方法[J]. *传感技术学报*, 2014(5): 643-648.
(Zhang P, Dong W H, Gao D D. An optimal method of data fusion for multi-sensors based on bayesian estimation[J]. *Chinese J of Sensors and Actuators*, 2014(5): 643-648.)