

基于直流电位法的泡沫金属定量无损检测方法

解社娟, 陈振茂, 张东利, 耿 强

(西安交通大学 强度与振动教育部重点实验室, 西安 710049)

摘 要:提出一种基于直流电位法的泡沫金属定量无损检测方法。该方法采用主元分析前馈神经网络求解逆问题, 对内部缺陷进行定量。正问题求解采用有限元方法。为解决三维直流电场分析中庞大的节点数及神经网络所需大量训练数据带来的计算资源问题, 开发了一种基于知识库的快速直流电位分布计算方法。算例结果表明, 神经网络可有效用于泡沫金属的定量无损检测; 所提出的快速算法可大大缩短计算时间且具有较高计算精度。

关键词:泡沫金属; 定量无损检测; 神经网络; 快速算法

中图分类号: TG115.28

文献标识码: A

文章编号: 1000-6656(2008)08-0536-04

Quantitative NDT of Metallic Foam Based on Direct Current Potential Drop

XIE She-Juan, CHEN Zhen-Mao, ZHANG Dong-Li, GENG Qiang

(MOE Key Laboratory for Strength and Vibration, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A numerical method of quantitative nondestructive testing(NDT) of metallic foam was developed on the basis of the direct current potential drop(DCPD). A feed forward neural network(NN) was applied for the inverse mapping to quantify the inner flaw in addition with a principal component analysis process. Solving of obverse problem utilizes finite element method(FEM). To cope with the huge computer burden necessary to generate training data for NN of three dimensions of giant nodes in DC field, a novel fast forward solver based on databases was proposed for the rapid computation of DCPD signals. The numerical results indicated that the quantitative NDT of metallic foam can be well performed by using the NN approach and the proposed fast solver can significantly decrease the computer resources but with a satisfactory accuracy.

Keywords: Metallic foam; Quantitative nondestructive testing; Neural networks; Fast solver

泡沫金属(图1)是近年来出现的一类多功能材料, 具有超轻、高比强度、高比刚度、高强韧和高能量吸收等优良机械性能, 以及减震、散热、吸声、电磁屏蔽等特殊性质, 在航空、航天等高新技术领域具有广泛的应用前景^[1]。泡沫金属在实际应用时必须保证其内部没有超过容许范围的缺陷, 因此在加工使用之前, 需要对泡沫金属材料进行定量无损检测。

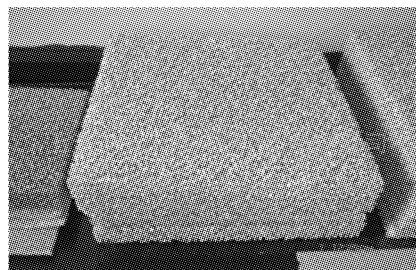


图1 泡沫金属

收稿日期: 2008-06-26

基金项目: 国家 973 项目资助项目(2006CB601206, 2007CB707702); 自然科学基金资助项目(50677049); 教育部新世纪人才项目资助

作者简介: 解社娟(1983—), 硕士研究生, 研究方向为无损检测。

1 研究方法

直流电位检测方法(DCPD)由于没有集肤效应, 其激励电流可以进入材料内部, 在缺陷部位形成

扰动^[2-4],有望成为检测泡沫金属内大孔缺陷的有效方法^[5]。逆问题方法是进行缺陷定量的有效途径。求解逆问题的方法有确定论优化方法和神经网络、模拟退火、遗传算法等随机优化方法。笔者拟采用主元分析前馈神经网络对缺陷进行定量研究。

为解决在三维问题中采用常规有限元方法计算时间长的问题,笔者开发了一种基于数据库的快速直流电位分布计算方法。其基本思想是降维,在建立好相应的数据库后,将所解方程的未知量改为仅与缺陷相关的节点。结果表明,该方法在保证计算精度的情况下可有效降低存储空间并大大缩短计算时间。

文章首先在有限元法基础上给出了快速算法公式,由此开发出相应计算程序并对其进行验证,最后采用神经网络对泡沫金属大孔缺陷进行了初步定量分析。

2 快速算法

2.1 计算模型

泡沫金属直流电位法检测数值模拟的模型是将泡沫金属看作电导率较致密的均匀导体材料。泡沫金属电阻率公式为^[6]:

$$\rho = K[1 - 0.121(1 - \theta)^{1/2}] \frac{3}{1 - \theta} \rho_0 \quad (1)$$

式中 ρ , ρ_0 分别为泡沫材料与致密材料的电阻率; θ 为泡沫金属孔隙率; K 为取决于泡沫金属制备工艺和材料种类的常数,亦即泡沫金属细观结构状况的影响系数,当多孔体各向异性时, K 值还与方向有关。

有限元离散后,单元电导率记作 $\sigma(i)$ 。对于无缺陷单元 $\sigma(i) = 1/\rho$,有缺陷处取为零(或设定另外值)。

2.2 快速算法理论

恒流场基本方程为^[7]:

$$\nabla \cdot (-\sigma \nabla \varphi) = 0 \quad (2)$$

式中 φ 表示导体的各个节点电位; σ 表示导体各个单元的电导率。当导体存在缺陷时:

$$\nabla \cdot \sigma(\mathbf{r}) \nabla \varphi = 0 \quad (3)$$

导体不存在缺陷时:

$$\nabla \cdot \sigma_0(\mathbf{r}) \nabla \varphi_0 = 0 \quad (4)$$

两式相减得:

$$\begin{aligned} & \nabla \cdot [\sigma(\mathbf{r}) - \sigma_0(\mathbf{r})] \nabla \varphi + \\ & \nabla \cdot \sigma_0(\mathbf{r}) (\nabla \varphi - \nabla \varphi_0) = 0 \end{aligned} \quad (5)$$

式中 φ 表示导体存在缺陷时的各个节点电位; φ_0 表

示导体不存在缺陷时的各个节点电位; $\sigma(\mathbf{r})$ 表示导体存在缺陷时各个单元的电导率; $\sigma_0(\mathbf{r})$ 表示导体不存在缺陷时各个单元的电导率, $[\sigma(\mathbf{r}) - \sigma_0(\mathbf{r})]$ 只在缺陷区域不为零,其它区域为零。对式(5)进行伽辽金有限元离散可得:

$$\begin{bmatrix} \tilde{K}_{11} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \varphi_{10} + \varphi_{1f} \\ \varphi_{20} + \varphi_{2f} \end{Bmatrix} + [K] \begin{Bmatrix} \varphi_{1f} \\ \varphi_{2f} \end{Bmatrix} = 0 \quad (6)$$

式中 φ_f 表示导体存在缺陷时较不存在缺陷时各个节点电位值的变化量; φ_1 表示导体存在缺陷时缺陷区域的节点电位; φ_2 表示导体存在缺陷时无缺陷区域的节点电位; $\varphi = \varphi_0 + \varphi_f$, $\varphi_1 = \varphi_{10} + \varphi_{1f}$, $\varphi_2 = \varphi_{20} + \varphi_{2f}$ 。令 $[K]^{-1} = [H]$, 方程两边同时乘以 $[H]$, 同时将矩阵 $[H]$ 分块得:

$$\begin{Bmatrix} \varphi_{1f} \\ \varphi_{2f} \end{Bmatrix} = - \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} \\ H_{21} & H_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{K}_{11} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \varphi_{10} + \varphi_{1f} \\ \varphi_{20} + \varphi_{2f} \end{Bmatrix} \quad (7)$$

整理式(7),可得:

$$[I + H_{11} \tilde{K}_{11}] \{\varphi_{1f}\} = -[H_{11} \tilde{K}_{11}] \{\varphi_{10}\} \quad (8)$$

式中 $[I]$ 为单位矩阵, $[K]$ 为无缺陷时的总刚度矩阵。 $[K]$, $[H]$ 和 $\{\varphi_0\}$ 均与缺陷无关,可提前计算并建立数据库保存。式(8)中 $[H_{11}]$, $\{\varphi_{10}\}$ 分别为 $[H]$ 和 $\{\varphi_0\}$ 的一部分,计算不同缺陷时,可直接在数据库中取出其相应部分。 $\{\varphi_{1f}\}$ 可从式(8)求得,根据 $\varphi_1 = \varphi_{10} + \varphi_{1f}$,可求得缺陷处的电位值。

为将以上过程用于直流电位检测数值模拟,需注意以下两点:

(1) φ_1 表示导体存在缺陷时缺陷区域的节点电位。因检测时需要得到导体检测面上的节点电位,故需将 φ_1 扩大为导体存在缺陷时缺陷区域和检测面两部分的节点电位。

(2) 数据库建立过程中,逆矩阵 $[H]$ 无需全部求出。所需部分可通过多次求解下式得出:

$$[K] \{\varphi\} = \{b\} \quad (9)$$

即逆矩阵 $[H]$ 的第 i 列对应于右端项 $\{b\}$ 第 i 个单位激励下的方程(9)的解。例如将 b_1 设为 1, 其它元素设为 0, 此时求出的 $\{\varphi\}$ 为 $[H]$ 的第一列, 依此方法类推, 可求出矩阵 $[H]$ 中所需其它列元素的值^[8]。

从上述可看出,该快速算法在数据库建立好后,所求解方程的维数仅与缺陷相关的节点数有关。由于缺陷和检测面节点数总和一般仍比较少,故所求解方程维数可大大减小。

2.3 有效性确认

基于以上方法,研究开发了快速算法程序,并对三维问题进行了计算。作为算例,对图 2 所示计算

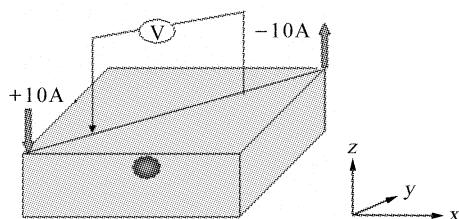


图2 计算模型与加载方式示意图

模型与加载方式进行了计算。模型大小为 $20 \times 20 \times 15 = 6\,000$ 个节点 ($x=20, y=20, z=15$), 缺陷大小为 $5 \times 5 \times 5$, 缺陷位于导体中心。

建立好数据库后,快速算法在常规PC机上计算时间不到3s,而传统有限元方法计算相同问题需约108min。为验证快速算法计算结果的可靠性,图3比较两种算法的相同节点电位计算结果。可看出,快速算法不仅缩短了计算时间而且保证了计算精度。

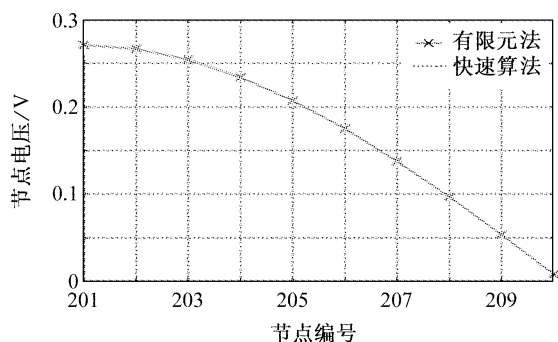


图3 6000个节点时不同算法计算所得节点电位值

作为典型结果,图4为快速算法计算出的上表面对角线微分值。

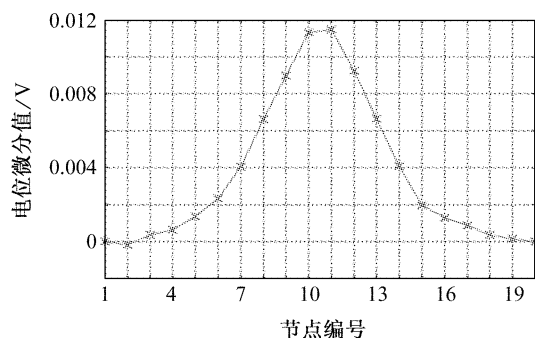


图4 快速算法计算所得上表面对角线电位微分值

3 缺陷定量分析

在正问题计算过程中,发现缺陷的位置、大小和个数与信号峰值、信号宽度等特征有一定关系^[5],笔

者采用包含主元分析的前馈神经网络对泡沫金属内部缺陷进行定量分析。

3.1 基于神经网络的反问题方法

研究采用前馈神经网络计算逆问题。神经网络的输入数据为经处理后的检测节点电位,输出数据为对应的缺陷参数化信息。为排除数据的多重共线性及提高条件数,输入数据采用主元分析(PCA)进行前处理。PCA处理过程中首先找到数据变化的主方向,然后旋转原始坐标轴到此方向,所以,经PCA处理后的神经网络输入数据在整体学习知识中的相关性会变得更加独立和规则。

前馈神经网络(图5)包含一个单独的隐含层,它直接与输入层和输出层连接,并实现线性映射^[9]。训练过程始于一个隐含节点,每个训练过程结束后,会产生一个新的节点。给这个新的输入层-隐含层连接点赋予一随机的权值,其余的权值根据奇异值分解,按照平方最小化原则求解下得到^[10, 11]:

$$A \cdot W_{io} + f_1(W_{ih}) \cdot W_{ho} = f_2^{-1}(B) \quad (10)$$

式中 A, B 分别为输入输出数据组成的训练集; f_1, f_2 为非线性激活函数; W_{ih} 为随机生成的固定系数矩阵; W_{io} 和 W_{ho} 分别代表输入-输出层间和隐含-输出层间的权矩阵。

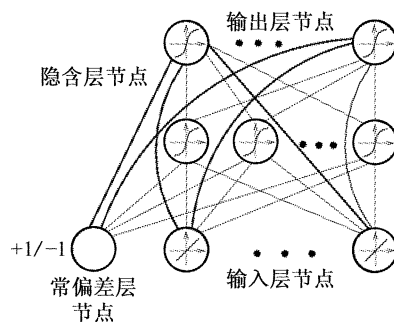


图5 前馈神经网络结构图

神经网络数据分为三组,训练数据、验证数据和校验数据。验证数据通过监测每个训练过程的估计误差控制训练最优性,校验数据用于缺陷重构。

3.2 缺陷参数化

神经网络的输出为采用0,1编码的缺陷信息。如果缺陷在某个尺度上的大小为 n , 该尺度的范围为 $(1-m)$, 则 n 参数化后为 m 位二元值, 前 n 位为1, 第 $(n+1)$ 位到第 m 位均为0, 最后将缺陷的几个参数连接为输出变量。例如缺陷中心在 x 方向的位置为6, y 方向的位置为4, z 方向的位置为3, 缺陷的直径为5, 逆问题搜索范围分别为10, 10, 10, 10, 则缺陷信息表示为 $[6, 4, 3, 5]$, 采用0,1编码参

数化后形式为[1,1,1,1,1,1,0,0,0,0; 1,1,1,1,0,0,0,0,0,0; 1,1,1,0,0,0,0,0,0,0; 1,1,1,1,1,0,0,0,0,0]。

3.3 算例

图6为计算模型,其 $x=100$ (x 方向有100个节点), $y=20$, $z=20$;上表面加载10 V电压,下表面接地(0 V);检测信号为AB线上节点电位。

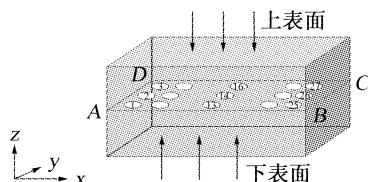


图6 神经网络计算模型示意图

缺陷设定方式:缺陷均在ABCD平面内(该平面 $z=10$,因 z 值固定,故 z 不在需重构的缺陷参数内)。缺陷中心位置在 x 方向取9种情况,所在单元编号分别为30,35,40,45,50,55,60,65和70,在 y 方向取3种情况,分别为7,10,13,每个位置的缺陷直径大小变化取5种情况,即3,5,7,9和11。因此缺陷共有 $9 \times 3 \times 5 = 135$ 种(每次计算选取其中一种),则缺陷对应的检测电压信号也有135种。

从上述135种检测电压信号中分别随机选取10种作为神经网络的验证数据和检验数据,其余115种作为训练数据。适当调整误差精度和迭代次数,得到表1所示计算结果。结果表明神经网络对缺陷定量基本可行。

表1 神经网络校验数据中缺陷实际值与重构值列表

缺陷编号	缺陷实际参数值/节点号			神经网络重构值/节点号		
	x	y	D	x	y	D
37	45	7	5	45	7	5
69	50	13	7	50	13	5
81	70	13	7	65	10	3
107	70	10	9	70	13	7
133	70	7	11	70	10	11

注: x, y 分别表示缺陷在 x, y 方向的位置, D 表示缺陷大小。

4 结论

(1) 基于有限元理论推导了DCPD数值模拟快速算法公式,开发了相应计算程序。数值计算结果表明,快速算法程序所需计算时间比传统有限元法大大减少且两者计算精度基本相同。

(2) 利用前馈神经网络方法对泡沫金属内的大

孔缺陷进行了定量反演。初步结果表明神经网络对缺陷定量基本可行。

参考文献:

- [1] 卢天健,何德坪,陈常青等.超轻多孔金属材料的多功能特性及应用[J].力学进展,2006,36(4):517—518.
- [2] 李家伟,陈积懋.无损检测手册[M].北京:机械工业出版社,2002:2—4;426.
- [3] 解社娟,陈振茂,张东利,等.泡沫金属直流电位无损检测方法研究[J].南昌航空大学学报:自然科学版,2007,21(增刊):188—193.
- [4] 刘培生,李铁藩,付超,等.泡沫金属电阻率的计算方法[J].稀有金属材料与工程,1999,28(4):260—263.
- [5] 盛剑霓.工程电磁场数值分析[M].西安:西安交通大学出版社,1999.
- [6] Zhenmao Chen, Kenzo Miya. ECT inversion using a knowledge-based forward solver[J]. Journal of Non-destructive Evaluation, 1998, 17(3):167—175.
- [7] Ghajarieh R, Saka M, et al. Simplified NDE of multiple cracks by means of the potential drop technique [J]. NDT & E International, 1994, 28(1):23—28.
- [8] Nicola Bowler. Theory of four-point alternating current potential drop measurements on a metal half-space[J]. Applied Physics, 2005, 39(3):584—589.
- [9] Radu C. Popa, Kenzo Miya. Approximate inverse mapping in ECT, based on aperture shifting and neural network regression[J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 1998, 17(4):209—221.
- [10] Zhenmao Chen. Sizing and classification of defects in SG tubes of a nuclear power plant from remote field ECT signals by using neural networks[C]. Proceedings of ICEF', Chongqing, 2008.
- [11] Yusa N, Chen Z, Miya K. Quantitative profile evaluation of natural cracks in a steam generator tube from eddy current signals[J]. International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, 2000, 12(3):139—150.



(上接第532页)

需1 min。超声相控阵直观的图像显示对缺陷定性定位十分方便,有助于进行分析判定。

参考文献:

- [1] 李衍.超声相控阵技术 第二部分 扫描模式和图像显示[J].无损探伤,2007,31(6):35—36.