

防渗墙质量检测的弹性波 CT 图像 RBNN 融合

杨磊^{1,2}, 董伟峰³, 吴坚⁴

(1. 黄河水利委员会黄河水利科学研究院, 河南 郑州 450003;
2. 水利部堤防安全与病害防治工程技术研究中心, 河南 郑州 450003;
3. 黄河小北干流山西河务局万荣河务局, 山西 万荣 044200; 4. 黄河小北干流山西河务局永济河务局, 山西 永济 044500)

摘要:探讨了利用径向基神经网络对防渗墙质量检测过程中弹性波 CT 波速分布图像的优化分析方法。数据计算过程中,以采用弹性波 CT 跨孔成像技术所获取的防渗墙体的弹性波波速图谱数据为优化对象,以高斯分布函数为基函数建立网络映射,跟踪构建图像的径向基网络模型,并对数据模型的计算性能进行分析。计算结果表明:径向基函数逼近效果好、误差小,其激励函数的局部化特征使其具有收敛速度快的特点,能够有效增强影像中信息透明度,改善解译的精度和可靠性,形成对墙体完整性、连续性更加准确的描述。

关键词:径向基神经网络;弹性波 CT;防渗墙;质量检测

中图分类号:TP183 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-7647(2012)S2-0095-03

大坝防渗墙属于地下隐蔽工程,由于施工工艺及质量控制等原因,其质量检测受多种因素制约,弹性波 CT 技术作为混凝土结构检测的常规技术,其理论基础与反演理论也日趋成熟^[1]。弹性波在防渗墙体中的传播速度与其完整性、密实度密切相关,一般来说,墙体波速低于一定的阈值,会表现出密度小、连续性和完整性差等特点。基于射线理论的弹性波层析成像技术是重要的工程物探技术之一,主要应用包括:工程地质条件勘探、混凝土构件和堤坝防渗墙质量检测、地基处理或加固效果评价、铁路和高速公路路基病害探测等方面^[2]。然而,在具体应用过程中,常常出现成像结果与实际情况相差较大而无法获得理想的检测效果的情况,其主要原因可以分为 3 个方面:①受观测系统和测试精度、成像方法和误差控制等许多因素影响,所获取的波速样本往往具有散乱、不均匀、时空差异等特点,导致反演图像出现失真、信息紊乱、样本缺失等现象;②受数据反演、图像重建技术的限制,导致计算结果误差较大、可信度低;③受图像融合技术的限制,演算的图像结果往往不够直观,难以准确定位缺陷和隐患的位置。因此,寻求一种有效的图像处理方法,进一步挖掘图像源信息,准确反映墙体的真实波速

情况,是图像重建过程中亟待解决的关键技术问题。

常用的图像优化方法有克里格、径向基神经网络、三角剖分法、谢别德法、自然临近法等,径向基神经网络(radial basis neural network, RBNN)是 1988 年 Broomhead 和 Lowe 将 Powell 于 1985 年提出的多变量插值的径向基函数应用于神经网络设计而构成的一种新的神经网络模型,是一种局部逼近性能很强的神经网络,与 BP 神经网络相比, RBNN 无论是在逼近能力方面还是在学习速度方面均具有优势^[3-4]。前人的研究发现,在某种最优网络输出的支持下, RBF 在处理色谱图像数据时具有一定意义上的最佳逼近性能,且聚类分析能力强,对于多维、非线性且属性特征相似的离散数据具有较好的适用性。RBNN 不仅收敛快、拟合精度高、结构紧凑,且能够以一元函数的形式表达多元信息,具有一致最小方差无偏估计特征。本文以防渗墙质量检测时使用弹性波 CT 技术所获取的墙体弹性波波速分布为研究对象,针对 CT 图像成果开展数据的滤波、诊断和优化,消除图像中的不良干扰,提高探测成果的解译技术,增强对探测对象性状、分布、形态等信息进行有效诊断的能力。

基金项目:水利部科技推广计划(TG1116);水利公益性行业专项(200901053);水利标准化工作资助项目(1261120162509, 1261120162510);农业标准化示范区资助项目(水利工程建设质量监控标准化示范区)

作者简介:杨磊(1983—),男,河南周口人,工程师,硕士,主要从事工程质量检测技术研究。E-mail:mailyanglei@126.com

1 数据的计算

滤波融合的主要任务,是选取最优方法,准确识别墙体的波速分布情况。多源检波器所采集到的弹性波走时经迭代反演后形成波速分布, RBNN 能够以实际物理背景为依据,对非线性函数进行逼近,增强波速图谱中的信息透明度,改善图像解译的精度和可靠性,形成对墙体波速分布的准确描述,从而有效诠释防渗墙体的完整性、连续性状况。

1.1 样本的获取

弹性波 CT 是利用位于同一平面上的钻孔,由其中一只孔激发,另一只孔接收,在两边之间作出大量交叉的弹性波射线,如图 1 所示。进而通过读取各弹性波射线的初至时间,把每一条射线的激发点坐标、接收点坐标和地震波初至时间输入计算机,将断面之间划分为 $m \times n$ 个混凝土小单元,经计算机多次迭代拟合运算,得到断面上各混凝土单元的弹性波速度,做出波速图谱,并以该图谱作为 RBNN 的优化对象,根据优化后的图谱所反映的弹性分布情况来评价混凝土的质量,判断内部缺陷混凝土及位置。

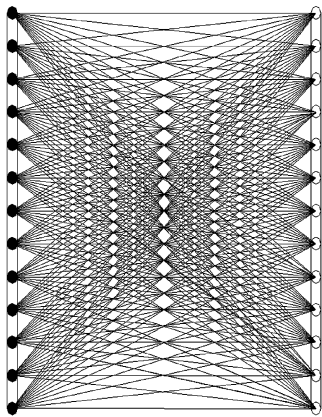


图 1 弹性波 CT 检测观测系统布置示意图

1.2 样本归一化

为了实现神经网络运算的有效性和稳定性,输入数据须包含有足够的类别信息,而输入数据在数值范围上不可避免地存在差异,当数值差别比较大甚至存在量级差别时,将会影响神经网络的学习训练,导致神经网络学习速度变慢甚至不能收敛^[5]。为了避免奇异数据导致逼近过程出现发散现象,需对样本数据进行归一化处理,使径向基函数变量的取值满足条件 $|x_i| \leq 1$,并通过式(1)实现:

$$x'_i = -\frac{x_i - x_{\max}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (i \in N) \quad (1)$$

式中: x_i 为处理前的样本; x'_i 为处理后的样本; $x_{\min}$ 为样本最小值; $x_{\max}$ 为样本最大值。

1.3 计算过程

RBNN 为双隐层结构,如图 2 所示,其中输入层有多个神经元,隐含层有多个计算基节点,输出层是一个线性组合器,输入层节点传递输入信号到隐含层,隐含层的每个节点都包含中心矢量变换和径向基形状控制参数,输出层负责计算由隐层节点给出的基函数。

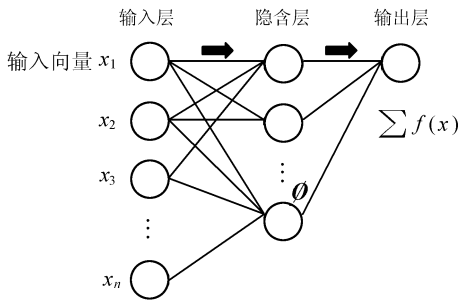


图 2 RBNN 模型示意图

设 RBNN 隐含层的径向基向量为 ϕ ,可表示为

$$\phi = (\phi_1(x), \phi_2(x), \phi_3(x), \dots, \phi_m(x))^T \quad (m \in N) \quad (2)$$

选用高斯分布函数为径向基向量的基函数,其表达式为

$$\phi_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (3)$$

式中: $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为原始输入样本; c_i 为第 i 个基函数的中心向量; σ_i 为径向基函数围绕中心点的宽度,为控制基函数的形状参数; $\|x - c_i\|$ 是向量 $x - c_i$ 的范数,表示 x 与 c_i 之间的距离, m 为隐含层的节点数。

网络多变量输入与单一变量输出之间的线性映射关系为

$$f(x) = \sum_{i=1}^m \omega_i \phi_i(x) \quad (4)$$

式中: $f(x)$ 为输出函数; ω_i 为隐含层中第 i 个节点与输出接点的连接权值。

可以看出,输入层与隐含层之间是直接连接,隐含层与输出层之间是权值连接。确定了基函数中心、宽度和输出单元权重后,基函数的映射表达便转变为已知线性方程组的演算。

网络第 i 个节点的中心向量为

$$c_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{ij}, \dots, c_{im})^T \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (5)$$

网络的基函数宽度为

$$\delta = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m)^T \quad (6)$$

式中: σ_i 为节点 i 的基宽度参数。

输出权重 a_i 是一个动态值,可采用回归分析或最小二乘等方法来实现。

考虑网络的训练时间、泛化能力、预测效果等综

合因素,在节点的选取上,使输入节点的数量与输入向量的维数相等,使隐含层节点的数量与输入变量的数量相等。

2 计算结果

以实际工作中的一组数据为样本来分析计算结果,样本的物理模型为:塑性混凝土防渗墙,墙厚 40 cm,激发孔深 24 cm,接收孔深 24 cm,孔间距 20 cm,选用 24 道浅层数字地震仪获取数据。

运算选用“K-均值,RLS”训练 RBF 网络,将 K-均值算法用于训练隐含层,确定隐节点的中心,然后用 RLS 算法来训练输出层,求得基函数的宽度,最后利用最小二乘法确定输出权重,并通过 MATLAB 平台创建 RBNN 网络。图 3 为选择不同权重时的图像融合结果。

运算结果表明:训练后的 RBNN 模型收敛速度快,能够较好地优化 CT 图像,可最优体现出墙体波速分布规律;在波速计算误差允许和输出权重的活动阈值范围内,随着输出权重的减小,收敛速度加快,局部泛化能力也随之增强,在检测图像上则表现出更强的隐患特征与分布的识别能力;对于低速区

域来说,优化后的图像能够更加清晰地反应异常区的分布和发育状况,为墙体质量的判读和评价提供更加可靠的依据。

3 结 语

a. 径向基神经网络在处理色谱图像数据时具有一定意义上的最佳逼近性能,且聚类分析能力强,对于弹性波速谱这样的多维、非线性且属性特征相似的离散数据具有较好的适用性,能够使图像成果更加准确地反映被测对象的弹性波波速分布状况。

b. BP 和 RBF 神经网络都能以任意精度逼近非线性函数。使用 RBNN 方法比 BP 神经网络进行函数逼近效果更好,RBF 激励函数的局部化特征使其能够克服 BP 神经网络收敛速度慢的缺点,其对非训练样本的逼近能力高于 BP 神经网络,且 RBNN 的训练时间短、逼近效果好、误差小。

c. 利用计算好的实测波速数据训练 RBF 神经网络,再利用训练好的网络进行波速数据的优化重建,是完成 RBNN 过程的重要思路。在后续工作中,应注重提炼出适合于该问题的样本选取方法,随着检测数据的优化和训练样本的不断丰富,图像的

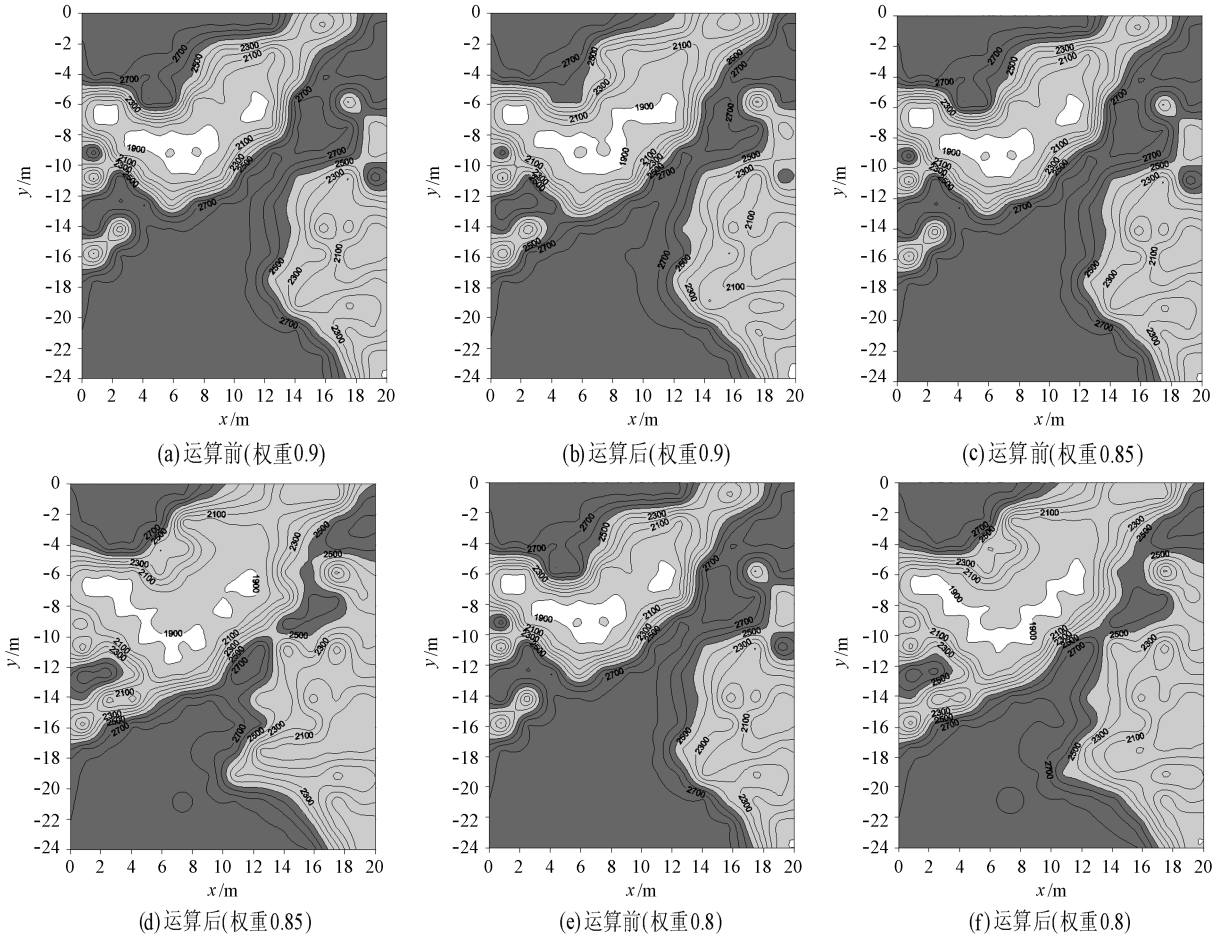


图 3 防渗墙质量 CT 图像的 RBNN 融合(波速单位:m/s)

(下转第 118 页)

本次拆除爆破共布置了两个远程爆破振动监测点,在监测点使用基于物联网的爆破振动无线监测系统,在监测点进行实时监测,其中,1号监测点布置在安装间下游墙基础,距离爆区 21.00 m,高程 280.00 m;2号监测点布置在冲沙底孔坝段顶启闭机排架基础,距离爆区 37.00 m,高程 340.00 m。

3.3 监测成果分析

2011年11月10日11时50分,向家坝二期纵向围堰B区拆除爆破顺利实施,预先设计的爆破缺口和爆堆形状全部形成。在11时52分,两台远程爆破振动监测设备的数据就通过无线网络传输到计算机上,显示1号监测点的最大质点振动速度为3.92cm/s(图7),2号监测点的最大质点振动速度为6.78cm/s(图8),振动速度均控制在GB6722—2003《爆破安全规程》的安全范围内,爆破未对附近重要建筑物造成影响。

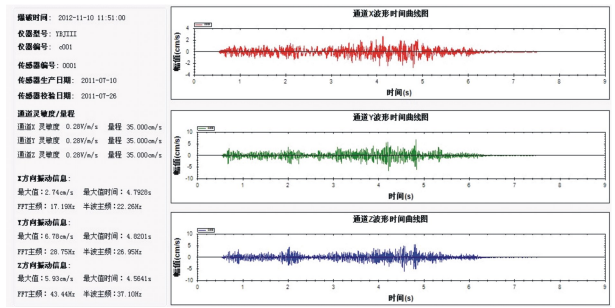


图7 1号监测点爆破振动历程与相关信息屏幕截图

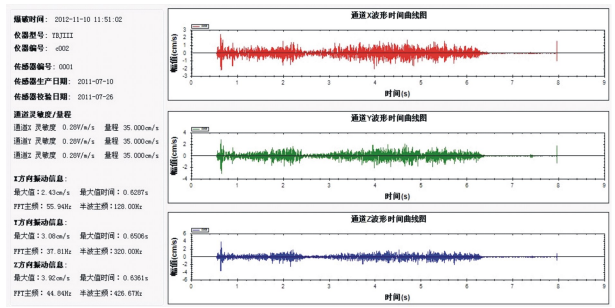


图8 2号监测点爆破振动历程与相关信息屏幕截图

4 结 语

与以往监测技术相比,设计的YBJ-III型爆破测振仪采用ARM为主控芯片的嵌入式操作系统,通过内嵌移动通讯模块无线实时传输爆破数据,用户仅需登陆终端爆破监测管理系统即可获取爆破现场实时数据,并能在线远程设置记录仪参数,设计具有RFID唯一认证和GPS定位功能,确保爆破数据真实有效。工程爆破振动无线监测记录仪结合物联网和无线传输技术实现了工程爆破数据无线、实时远程监控和管理,大大降低人工现场布线工作量,组网灵活、可扩展性好、综合成本低,可广泛应用于各个

领域的工程爆破振动监测。

向家坝的监测实例表明,基于物联网的爆破振动监测新技术的效率以及准确性满足工程要求,可以实现爆破振动数据线实时传输和爆破数据系统化管理;同时具有RFID和GPS功能,用于爆破设备的认证和爆破时的卫星定位和精确定时,对每次爆破的时间地点,仪器设备都能够精确监控,保证了测量数据的真实性和有效性。该技术为向家坝爆破工程的技术设计、分析控制等提供了及时有效的科学观测数据。

参考文献:

[1] 陈庆,王宏图,胡国忠,等.隧道开挖施工的爆破振动监测与控制技术[J].岩土力学,2005,26(6):964-967
[2] 李彤华,唐春海,于亚伦.爆破振动的频谱特征及其工程应用[J].工程爆破.2002.6(2):1-5
[3] GB6722—2003 爆破安全规程[S].
[4] 李彬峰.爆破振动的分析方法及测试仪器系统探讨[J].爆破,2003,20(1):81-84.
[5] 陈寿如,肖清华.无线自记测震系统在露天矿山爆破地震记录控制中的应用[J].爆破器材,1998,27(1):18-20.
[6] 刘殿中.工程爆破实用手册[M].北京:冶金工业出版社,1999.
[7] 范磊,沈蔚.爆破振动频谱特性实验研究[J].爆破,2001,18(4):18-20.
[8] 金江军.物联网技术在工业领域的应用研究[J].专家视点,2011,12(4):31-33.

(收稿日期:2012-07-25 编辑:熊水斌)

(上接第97页)

融合结果也更加准确。

参考文献:

[1] 涂善波,毋光荣,裴少英.弹性波CT在大坝截渗墙检测中的应用[J].工程地球物理学报,2010,7(3):286-291.
[2] 王运生,王家映,顾汉明.弹性波CT关键技术与应用实例[J].工程勘察,2005(3):66-68.
[3] 黄成芳,何利民.敌我识别MK XIIA 浅析[J].电讯技术,2007,47(4):66-71.
[4] 李辉,蔡敏,谈亮.基于改进粒子群优化RBF神经网络的算法[J].火力与指挥控制,2012,37(2):144-146.
[5] 高国琴,薛煌,张义贞.基于RBF神经网络的虚拟轴机床末端刀具运动位姿实时检测研究[J].机械设计与制造,2012(3):93-95.

(收稿日期:2012-07-30 编辑:熊水斌)