

神经网络在水工混凝土结构裂缝检测中的应用

窦继民,江 泉

(河海大学土木工程学院,江苏 南京 210098)

摘要 针对水工大体积混凝土结构的特点,探讨了混凝土结构裂缝的检测方法.基于 BP 神经网络建立混凝土裂缝深度与其相关参数之间的关系模型,以实测资料作为模型的训练样本,并通过实例进行了检验.结果表明,BP 神经网络应用于混凝土裂缝检测分析是可行和有效的.

关键词 BP 神经网络 超声波 混凝土 裂缝检测

中图分类号 TV312 **文献标识码** A **文章编号** 1000-1980(2005)04-0438-04

在混凝土大坝和水工混凝土结构中,裂缝是其主要病害隐患之一.裂缝的存在,轻则影响水工混凝土结构的美观和完整性,重则破坏水工混凝土结构的使用寿命,危害水工混凝土结构的安全运行,造成水工混凝土结构渗水、漏水,降低混凝土的耐久性.因此,对水工混凝土结构中出现的裂缝,必须予以足够的重视.混凝土裂缝的成因十分复杂,因素较多.认真分析产生裂缝的原因,查明裂缝的长度、宽度、深度及其分布规律,对制订和选择合理的处理加固方案,控制和减少裂缝造成的危害,具有重要的指导意义^[1].

在混凝土结构裂缝检测中,超声波检测技术是最有效的手段之一.一般情况下,水工结构的体积都比较庞大、复杂,裂缝部位在一般超声仪可接收的范围内,通常只有一个可测的临空表面.因此,当裂缝扩展深度不大于 500 mm 时,通常采用单面平测法检测裂缝深度.实际上,混凝土材料是非均质的,超声波并非是完全直线传播.同时,由于裂缝界面上声阻抗的突变及超声波在裂缝末端发生的波形转换等原因,使得超声波发射与接收之间的关系变得较为复杂,因而无法准确判断裂缝深度.基于 BP 算法的神经网络,采用类似于‘黑箱’的方法,不考虑中间过程,而是通过学习和记忆,找出输入和输出之间的关系(映射).在处理问题和求解时,将所获取的数据输入给训练好的网络,依据网络学习到的知识进行网络推理^[2].本文利用现场实测试验数据建立了波速、声时、换能器与裂缝之间的距离同裂缝深度之间的输入、输出关系神经网络模型,并通过实例进行了检验.

1 超声波检测技术

超声波检测技术是利用待测介质的非声学量(如介质密度、浓度、强度、硬度、温度和弹性等)与某些描述介质声学特性的声学量(如声速、衰减量、声波幅度、频谱和声阻抗等)之间的直接或间接关系,来对被检测介质进行非声学量或质量测定的.超声波检测技术具有被测对象范围广、缺陷定位准确、检测灵敏度高、成本低、使用方便、速度快、对人体无害及便于现场使用等优点,是混凝土无损检测中最重要的手段之一.目前,国内外已普遍应用超声波检测技术来解决岩土工程和混凝土结构检测方面的问题.

对水工大体积混凝土结构而言,当裂缝部位有一个可测临空界面时,可在裂缝被测部位,以不同测距,用跨缝和不跨缝方式布置测点并进行检测.即将 T、R 换能器(T 为激发端,R 为接收端)置于裂缝同一侧,在 2 个换能器不同内边缘间距(l')处分别读取声时值(t_i),并通过平测时-距曲线(图 1)或用统计方法求出每测点超声波实际传播距离

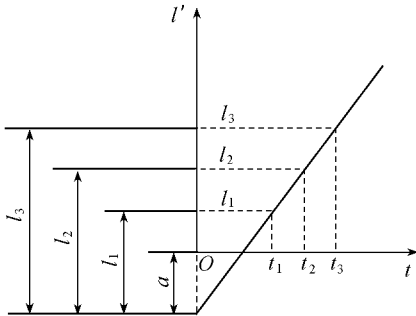


图 1 平测时-距曲线

Fig.1 Relation between time and distance in plane measurement

和混凝土声速值 v . 跨缝平测时(图 2)的裂缝深度可按式计算^[3].

$$d_{ci} = \frac{l_i}{2} \sqrt{\left(\frac{t_i^0 v}{l_i}\right)^2 - 1}$$

$$m_{hc} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_{ci}$$

$$l_i = l'_i + a$$

式中: d_{ci} ——第 i 点的裂缝深度; t_i^0 ——第 i 点跨缝平测时的声时值;
 l_i ——不跨缝平测时第 i 点的超声波实际传播距离; l'_i ——换能器内边缘之间的距离; a ——声程的综合修正值; m_{hc} ——各测点裂缝深度的平均值; n ——测点数. 计算时考虑声程的综合修正值 a ,是因为声时读取过程中存在一个声时初读数及首波信号并非沿混凝土表面直接传播等带来的综合误差.

跨缝测量时,如果在某测距处发现首波相位反转^[4],则可由该测距及 2 个相邻测距的测量值按式(1)计算裂缝深度,并取此 3 点的平均值作为该裂缝的深度值. 如测量中难于发现首波相位反转,则将各测距与 m_{hc} 进行比较,并将测距小于 m_{hc} 或大于 $3m_{hc}$ 的数据剔除,然后以余下的 d_{ci} 的平均值作为该裂缝的深度值.

2 BP 神经网络原理

BP 神经网络是指基于误差反向传播算法(Back-Propagation 算法)的多层前向神经网络. BP 算法已成为目前应用最为广泛的神经网络学习算法. 据统计,有 90% 的神经网络应用是基于 BP 算法的. BP 神经网络神经元采用的传递函数通常为 Sigmoid 型可微函数,所以 BP 神经网络可以实现输入和输出间的任意非线性映射^[5].

2.1 神经网络结构

BP 神经网络结构(图 3)由输入层、隐含层和输出层组成. 其中 P_j 为输入样本, A_{2_k} 为输出样本, f_1, f_2 为传递函数(又称激活函数). 网络的非线性输出由传递函数决定. 该神经网络输入神经元有 r 个, 隐含层神经元有 s_1 个, 对应的传递函数为 f_1 , 权值为 $\omega_{1_{ij}}$, 阈值为 b_{1_i} ; 输出层神经元有 s_2 个, 对应的传递函数为 f_2 , 权值为 $\omega_{2_{ki}}$, 阈值为 b_{2_k} ; 目标输出为 T_k .

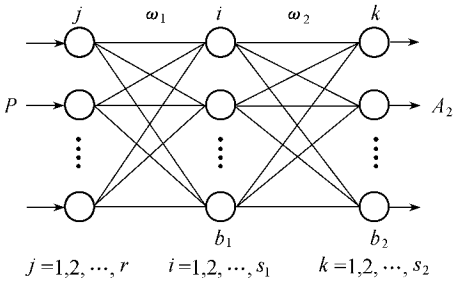


图 3 神经网络结构

Fig.3 Neural network structure

a. 隐含层中第 i 个神经元的输出为

$$A_{1_i} = f_1\left(\sum_{j=1}^r \omega_{1_{ij}} P_j + b_{1_i}\right) \quad (i = 1, 2, \dots, s_1) \quad (4)$$

b. 输出层中第 k 个神经元的输出为

$$A_{2_k} = f_2\left(\sum_{i=1}^{s_1} \omega_{2_{ki}} A_{1_i} + b_{2_k}\right) \quad (k = 1, 2, \dots, s_2) \quad (5)$$

c. 定义误差函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{s_2} (T_k - A_{2_k})^2 \quad (6)$$

2.2 BP 学习算法

BP 算法是一种监督式的学习算法,其主要思想^[6]为:对于 q 个输入学习样本 $P^1, P^2, \dots, P^q$, 已知与其对应输出样本为 $A^1, A^2, \dots, A^q$. 通过网络的实际输出 $A^1, A^2, \dots, A^q$ 与目标样本 $T^1, T^2, \dots, T^q$ 之间的误差来修正其权值和阈值,使 $A^L (L = 1, 2, \dots, q)$ 与期望的 T^L 尽可能地接近. 即使网络输出层的误差达到最小,该算法是通过连续地在相对于误差函数斜率下降的方向上计算网络权值和阈值的变化而逐渐逼近目标的. 每一次权值和阈值的变化都与网络误差的影响成正比,并以反向传播方式传递到上一层.

BP 算法由信息的正向传递与误差的反向传播 2 部分组成. 在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层逐层计算传向输出层,上一层神经元的状态只会影响下一层神经元的状态. 如果在输出层没有得到期望

的输出,则计算输出层的误差,然后将其沿原来的路径反向传播以修正各层神经元的权值和阈值,直至达到期望目标.

a. 输出层的权值修正.对从第 i 个输入到第 k 个输出的权值的修正为

$$\Delta\omega_{2_{ki}}=-\eta\frac{\partial E}{\partial\omega_{2_{ki}}}=-\eta\frac{\partial E}{\partial A_{2_k}}\frac{\partial A_{2_k}}{\partial\omega_{2_{ki}}}=\eta\delta_kA_{1_i}$$

(7)

其中

$$\delta_k=(T_k-A_{2_k})f'_2=e_kf'_2$$
$$e_k=T_k-A_{2_k}$$

同理可得

$$\Delta b_{2_k}=-\eta\frac{\partial E}{\partial b_{2_k}}=-\eta\frac{\partial E}{\partial A_{2_k}}\frac{\partial A_{2_k}}{\partial b_{2_k}}=\eta\delta_k$$

(8)

所以

$$\omega_{2_{ki}}(N+1)=\omega_{2_{ki}}(N)+\Delta\omega_{2_{ki}}(N)$$
$$b_{2_k}(N+1)=b_{2_k}(N)+\Delta b_{2_k}(N)$$

(9)

(10)

式中: η ——学习率; N ——训练次数.

b. 隐含层的权值修正.对从第 j 个输入到第 i 个输出的权值的修正为

$$\Delta\omega_{1_{ij}}=-\eta\frac{\partial E}{\partial\omega_{1_{ij}}}=-\eta\frac{\partial E}{\partial A_{2_k}}\frac{\partial A_{2_k}}{\partial A_{1_i}}\frac{\partial A_{1_i}}{\partial\omega_{1_{ij}}}=\eta\delta_iP_j$$

(11)

$$\delta_i=e_if'_1\quad e_i=\sum_{k=1}^{s_2}\delta_k\omega_{2_{ki}}\quad \delta_k=e_kf'_2\quad e_k=T_k-A_{2_k}$$

同理可得

$$\Delta b_{1_i}=\eta\delta_i$$

(12)

所以

$$\omega_{1_{ij}}(N+1)=\omega_{1_{ij}}(N)+\Delta\omega_{1_{ij}}(N)$$
$$b_{1_i}(N+1)=b_{1_i}(N)+\Delta b_{1_i}(N)$$

(13)

(14)

BP 算法是按误差梯度下降的方法来进行权值和阈值修正的,如果系统的误差曲面有多个局部极小点,则 BP 算法容易使网络陷入局部极小点.为了克服常规 BP 学习算法的缺陷,可以对 BP 算法做一些改进.本文采用尺度化共轭梯度反向传播算法对网络进行训练^[7].

3 BP 神经网络在裂缝检测分析中的应用

建立 BP 神经网络模型关键是确定神经网络的层数以及输入层、隐含层和输出层神经元的个数.本文采用的 BP 神经网络由 1 个输入层、1 个隐含层和 1 个输出层构成.输入层包括波速(v)、跨缝声时(t_i^0)、换能器与裂缝之间的距离(l),输出层为裂缝深度(h).隐含层中的神经元个数,由于没有统一的计算公式,故用试算方法进行确定.

利用实测数据样本(表 1)对已建神经网络模型进行学习训练^[8],经过 16 000 多次的训练,网络输出均方误差(图 4)为 1.1×10^{-5} ,满足要求.

表 1 实测训练样本数据

Table 1 Measured data for network training

l/mm	$v/(\text{km}\cdot\text{s}^{-1})$	$t_i^0/\mu\text{s}$	h/mm	l/mm	$v/(\text{km}\cdot\text{s}^{-1})$	$t_i^0/\mu\text{s}$	h/mm
200	3.750	173.0	253	400	4.045	220.4	179
300	3.750	210.3	253	500	4.045	266.5	179
400	3.750	249.4	253	200	3.679	198.0	303
500	3.750	311.8	253	300	3.679	230.5	303
300	3.918	281.5	467	400	3.679	273.0	303
400	3.918	315.0	467	100	4.010	80.8	128
500	3.918	352.5	467	200	4.010	118.2	128
200	4.045	135.0	179	300	4.010	163.1	128
300	4.045	173.6	179	400	4.010	208.7	128

用裂缝深度为 236 mm 和 165 mm 的 2 组实测值对神经网络进行了检验,结果见表 2.由表 2 可以看出 第 1

组数据输出裂缝深度的平均值 $\bar{h} = 235.0\text{ mm}$,误差为 0.4% 第 2 组数据输出裂缝深度的平均值 $\bar{h} = 167.4\text{ mm}$,误差为 1.5% .

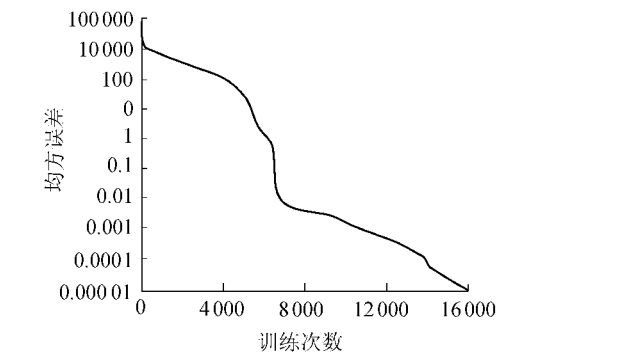


图 4 均方误差曲线
Fig.4 Curve of mean-square error

表 2 检验结果

Table 2 Test result

组别	l/mm	$v/(\text{km}\cdot\text{s}^{-1})$	$t_i^0/\mu\text{s}$	h/mm	$\bar{h}/\text{mm}$
1	200	3.965	155.8	256.6	235.0
	300	3.965	193.2	230.9	
	400	3.965	235.0	217.5	
2	150	4.262	117.7	219.7	167.4
	200	4.262	123.1	142.3	
	250	4.262	143.5	140.1	

4 结 束 语

本文将 BP 神经网络应用于混凝土裂缝深度检测,并建立了混凝土裂缝深度与超声波波速、声时、测点布置距离等相关参数之间的关系模型.从分析结果可以看出,BP 神经网络应用于水工大体积混凝土结构的裂缝检测分析是完全可行和有效的.

参考文献：

[1] 施昱,江泉.水工混凝土结构裂缝检测方法[A].见 吴胜兴,高玉峰,朱召泉主编.现代土木工程理论与实践[C].南京 河海大学出版社,2003.132—136.

[2] 姜绍飞.基于神经网络的结构优化与损伤检测[M].北京 科学出版社,2002.1—5.

[3] 国家建筑工程质量监督检验中心.混凝土无损检测技术[M].北京 中国建材工业出版社,1996.222—226,631—633.

[4] 商涛平,童寿兴.混凝土裂缝深度的超声波检测方法研究[J].无损检测,2002,24(1): 6—8.

[5] 许东,吴铮.基于 MATLAB 6.X 的系统分析与设计——神经网络[M].第 2 版.西安 西安电子科技大学出版社,2002.19—24,38—99,186—194.

[6] 丛爽.面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M].合肥 中国科学技术大学出版社,2003.55—59.

[7] 李朝峰,屈颖歌,夏德深,等. BP 网络改进模型的性能对比研究[J].计算机工程与应用,2003,(19): 120—121.

[8] 张志涌.精通 MATLAB 6.5 版教程[M].北京 北京航空航天大学出版社,2003.5—75.

Application of neural network to crack detection in hydraulic concrete structures

DOU Ji-min, JIANG Quan

(College of Civil Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract In accordance with the characteristics of hydraulic mass concrete structures, the method for crack detection was discussed. A model for the relationship between the crack depth of concrete and its correlative parameters was developed based on BP neural network, and the measured data were used to train and test the network model. Case study shows that the application of BP neural network to crack detection is feasible and effective.

Key words BP neural network ; ultrasonic wave ; concrete ; crack detection