

文章编号:1673-2049(2009)01-0068-07

# 基于 BP 神经网络的超声-回弹-钻芯 综合测强法

张竞男<sup>1</sup>, 孙福洋<sup>2</sup>, 王 浩<sup>3</sup>

(1. 南京栖霞建设股份有限公司, 江苏 南京 210037; 2. 中国中铁六局集团有限公司, 北京 100036;  
3. 东南大学 混凝土及预应力混凝土结构教育部重点实验室, 江苏 南京 210096)

**摘要:**对超声-回弹综合法和钻芯法检测结构混凝土强度的原理、优点及其局限性进行了对比分析, 阐述了将超声-回弹综合法和钻芯取样技术进行联合测强对于大体积混凝土强度检测的重要意义。在此基础上将 BP 神经网络技术引入到超声-回弹-钻芯综合法中, 用以确定最优钻芯数量, 并将所得结果与传统基于数理统计理论的分析结果进行了比较。结果表明: 超声-回弹-钻芯综合法费用合理、损伤较小, 与 BP 神经网络技术结合后进一步提高了其分析精度, 可在各类大体积混凝土工程结构的强度检测中推广应用。

**关键词:**超声; 回弹; 钻芯; 大体积混凝土; 综合测强法; BP 神经网络

**中图分类号:** TU528 **文献标志码:** A

## Ultrasonic-rebound and Core-drilling Synthetic Method in Strength Testing Based on BP Neural Network

ZHANG Jing-nan<sup>1</sup>, SUN Fu-yang<sup>2</sup>, WANG Hao<sup>3</sup>

(1. Nanjing Chixia Development Co., Ltd., Nanjing 210037, Jiangsu, China; 2. China Railway Sixth Group Co., Ltd., Beijing 100036, China; 3. Key Laboratory of Concrete and Prestressed Concrete Structure of Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210096, Jiangsu, China)

**Abstract:** Comparison analyses were conducted on the principles, excellences and limitations of ultrasonic-rebound synthetic method and core-drilling technique for strength testing of large-scale concrete structures, and the significance of ultrasonic-rebound and core-drilling synthetic method (URCDSM) on large-scale concrete strength testing was pointed out. The BP neural network technology was then introduced and was used to determine the optimal core-drilling number in the URCDSM. The results from calculation were compared with results from statistic methods. Results show that the proposed URCDSM has low expenses and little damage, and the BP neural network technology can further increase the analysis accuracy, so the method can be popularized in large-scale concrete structures.

**Key words:** ultrasonic; rebound; core-drilling; large-scale concrete; synthetic method in strength testing; BP neural network

收稿日期: 2008-09-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(50608017)

作者简介: 张竞男(1979-), 女, 浙江衢州人, 工程师, 工学硕士, E-mail: zjn215@163.com。

# 0 引言

对工程结构进行混凝土强度检测的方法目前已有许多,如钻芯取样法、回弹法、超声法、超声-回弹综合法、射钉法、针贯入法、后装拔出法、压剪法和冲击回波法等<sup>[1-3]</sup>。这些方法都具有各自的特点,可以在一定程度上解决结构混凝土强度的检测问题,但由于混凝土是一种由多相复合材料组合而成的性质复杂的结构体系,且强度测试还受现场条件的制约,是一个多因素的综合指标,故采用传统的试块抗压强度来评定结构物的性能是不全面的,难以反映出多因素的影响。

在混凝土强度测试过程中,显然应该针对不同工程结构的外形、尺寸、受力特点及混凝土标号等,选择不同的测试方法。但无论选择哪种方法,都能够在保证测试精度的基础上,减小对结构造成的损伤及降低测试成本。对大坝、大型工程结构承台、悬索桥重力式锚碇等典型大体积混凝土结构进行强度测试时,由于重要性级别高、测试面积广、工作量较大,所以应与对普通混凝土结构所进行的强度测试有所区别。

本文中针对上述问题,介绍了超声-回弹综合法和钻芯取样技术的原理及其优缺点,阐述了将超声-回弹综合法和钻芯取样技术进行联合测强对于大体积混凝土强度检测的重要性,并将神经网络智能技术引入到联合测强法中,用以确定最优的取芯样数量,并对其强度进行预测。在此基础上以北盘江大桥(悬索桥)重力式锚碇结构的强度测试为例,证明了本文方法用于大体积混凝土强度检测是可行的。

# 1 超声-回弹-钻芯综合法

## 1.1 超声-回弹综合法

回弹法是利用材料表面硬度与回弹值  $N$  的相关关系,通过混凝土表面硬度与强度  $R$  的间接关系来测算回弹值并且推算出混凝土的强度关系,据此得到混凝土强度推定值  $R_h$ 。利用回弹法测出的  $R_h$  是指相应于强度换算值总体分布中保证率不低于 95% 的强度值,即:

(1)当测区少于 10 个时,以测区混凝土强度的最小值  $f_{\min}$  作为该构件的混凝土强度推定值,即

$$R_h = f_{\min} \tag{1}$$

(2)当测区混凝土强度值小于 10.0 MPa 时,该构件的混凝土强度推定值为

$$R_h = 10.0 \text{ MPa} \tag{2}$$

(3)当测区不少于 10 个或按批量检测时,该构件的混凝土强度推定值为

$$R_h = f_a - 1.645 S_d \tag{3}$$

式中:  $f_a$  为构件混凝土强度平均值;  $S_d$  为构件混凝土强度标准差。

回弹法的局限性在于仅仅反映深度不超过 30 mm 表层混凝土的状态,却无法反映混凝土内部的非匀质性、孔隙量和孔结构等,因此在实际测试过程中,尤其是针对大体积混凝土所进行的测试中,需辅以穿透力更强、测试范围广泛的超声波测强法。

超声法测强的基本原理是超声波在混凝土中传播遇到缺陷时,会产生反射、折射、绕射和衰减等现象,这样超声波正常传播的声学参数,如声时、波形、能量和频谱等就会发生变化,根据这些变化,可以判断混凝土内部的密实度、弹性性能及结构状况等,其测试原理见图 1。

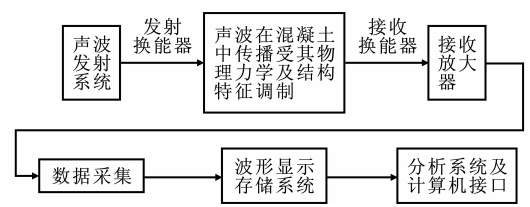


图 1 超声波测试原理

Fig. 1 Ultrasonic Testing Theory

超声-回弹综合法是目前应用较多的方法。该法综合了回弹法和超声法的优点,避免了混凝土取样对结构的破坏。但是超声-回弹综合法在处理数据时是根据很多经验公式推导得出的,由于现场混凝土的原材料、配合比以及施工条件不可能与 R-N-C 基准曲线制定的条件完全一致,从而会导致误差增大。R-N-C 基准曲线是根据对于某种具体的原材料、配合比及施工条件下的混凝土试块进行超声-回弹综合法测强,得出具体的混凝土强度值以及相应的声速、回弹值,并根据这 3 组数据(强度值、声速、回弹值)绘制出的曲线。

由于超声-回弹综合法过分地依赖经验公式,因此在实际应用过程中,若能辅以少量准确可靠的钻芯取样技术,对这种方法的测试结果进行检验和修正,则其测试结果将更为可靠。

## 1.2 钻芯取样法

钻芯取样法是利用专用钻机直接从结构上钻取圆柱体混凝土芯样,并且根据芯样的抗压强度评定结构混凝土质量的一种微破损现场检测方法,该方法适用于混凝土强度等级大于或等于 C10 的结构。

因为钻芯取样法的测定值就是圆柱体混凝土芯样的抗压强度,也就是参考强度或现场强度,所以它与立方体试件抗压强度之间,只需要进行必要的形状修正,不需要进行某种物理量与强度之间的换算。

钻芯取样法进行混凝土强度测试的缺点很明显:首先是取芯工作费用较高;其次,如果芯样位置、数量选取不合理,很容易导致结构的破坏,但芯样过少反映不出混凝土的匀质性;最后,混凝土在实际工程结构中是处于复杂的应力和约束状态,故其强度当然不可能与取出的芯样强度一样,因此钻芯取样法得出的检测强度只具有参考意义。

### 1.3 超声-回弹-钻芯综合法

在超声-回弹法和钻芯取样法基础上发展起来的超声-回弹-钻芯综合法的基本原理是,先采用超声-回弹综合法对结构混凝土强度进行全方位测试,再采用钻芯取样法对 R-N-C 基准曲线做适当修正,将超声-回弹法和钻芯取样法结合起来进行混凝土强度检测。

从结构或构件上测区处非关键截面钻取芯样,用标准方法测定这些试样的超声值、回弹值、抗压强度值,并用基准曲线(该现场准备采用的专用曲线、地区曲线或通用曲线)推算出试样的计算强度,然后按式(4)求出修正系数,即

$$\eta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_i / R'_i \quad (4)$$

式中: $\eta$  为修正系数,精确至 0.01; $n$  为所取芯样数量; $R_i$  为第  $i$  个芯样的实测抗压强度,精确至 0.1 MPa; $R'_i$  为第  $i$  个芯样按拟修正的基准曲线所推算的强度,精确至 0.1 MPa。修正系数置入拟修正的基准曲线公式即为修正后基准曲线公式。

显然,超声-回弹-钻芯综合法充分发挥了 2 种检测方法的优点:既减少了超声-回弹法的混凝土测试的不准确性,又尽量避免了单一钻芯取样法引起的结构损坏;既能进行混凝土表层强度测试,又能透视结构的内部缺陷,因此非常适用于对大体积混凝土强度进行测试。

在超声-回弹-钻芯综合法中,芯样的位置及数量的选取是关键点也是难点。芯样的位置不能取在结构的关键受力部位,以尽量减小对结构的损坏。就芯样数量而言,过少不能充分反映出实测混凝土的强度,过多则又会增加结构的损伤程度。因此,稍有不慎就会造成测试结果的不准确、引起结构破坏等。

虽然目前已有根据数理统计理论来确定最优钻

芯数量的方法<sup>[4-5]</sup>,但该方法中的置信度、估计精度等参数的确定尚无规范可循,另外由于估计精度需要根据芯样数量进行人工分析计算获得,大大降低了基于数理统计理论的超声-回弹-钻芯综合法的使用效率和可操作性。针对这一问题,本文中提出采用 BP 神经网络技术来确定超声-回弹-钻芯综合法中的最优取芯数量,以简化计算过程,提高分析精度。

## 2 BP 神经网络

神经网络技术是人脑及其活动的一个理论化的数学模型,它是由大量的处理单元以适当的方式互连构成,是一个大规模的非线性自适应系统。神经网络不仅在形式上模拟了生物神经系统,同时也具有大脑的一些基本特征。从系统构成的形式上看,从神经元本身到连接模式,基本上都是与生物神经系统相似的方式工作的。神经网络技术由于具有强大的分析功能,目前已成为国际上研究的热点课题,并且被广泛地应用于解决各类工程的实际问题<sup>[6-7]</sup>。

在现有的数十种神经网络模型中,误差反向传播训练算法(BP 算法)是应用最为广泛的神经网络模型之一<sup>[8-9]</sup>。BP 算法是一种适合于多层神经元的网络的学习算法,它建立在梯度下降法的基础上。典型的 BP 神经网络模型具有 3 层结构,即输入层、隐含层和输出层,如图 2 所示;其网络的学习过程由正向传播和反向传播 2 个部分组成。在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层加权处理后传向输出层,将作用函数运算后得到的输出值与期望值进行比较,若有误差,则误差反向传播,沿原先的连接通路返回,通过逐层修改各层神经元的权值和阈值,减小误差,如此循环直到输出满足要求为止。此外,在正向传播过程中,每一层神经元的状态只能影响到下一层神经网络,与其他层无直接相关性。

设输入层有  $n$  个单元,隐含层有  $r$  个单元,输出层有  $m$  个单元,则 BP 神经网络的 3 层网络结构可表示为  $B(n, r, m)$ ,利用该网络可实现  $n$  维输入向量  $\mathbf{X}_n = (X_0, X_1, \dots, X_{n-1})^T$  到  $m$  维输出向量  $\mathbf{Y}_m = (Y_0, Y_1, \dots, Y_{m-1})^T$  的非线性映射。在 BP 神经网络中,输入层和输出层的单元数  $n$  和  $m$  根据具体问题确定,隐含层单元数  $r$  的确定尚无成熟的方法,一般认为其取值与问题的复杂程度、实际精度和训练样本容量等有关,通常可设定不同的  $r$  值,并根据训练结果来选择。

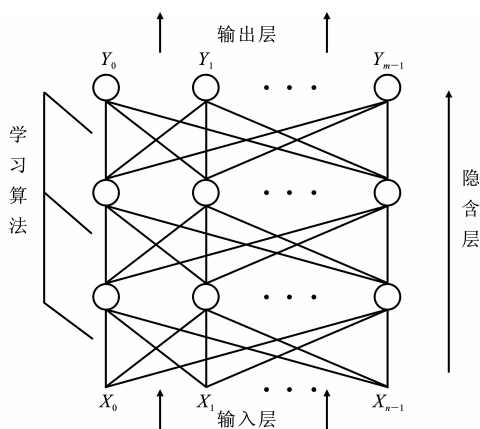


图 2 BP 神经网络结构

Fig. 2 BP Neural Network Structure

网络结构  $B(n, r, m)$  确定后,网络参数还包括输入层第  $i$  单元到隐含层第  $j$  单元的权重  $W_{ij}$  ( $i=0, 1, \dots, n-1; j=0, 1, \dots, r-1$ )、隐含层第  $j$  单元到输出层第  $k$  单元的权重  $W_{jk}$  ( $j=0, 1, \dots, r-1; k=0, 1, \dots, m-1$ )、隐含层第  $j$  单元的激活阈值  $\varphi_j$  ( $j=0, 1, \dots, r-1$ ) 及输出层第  $k$  单元的激活阈值  $\varphi_k$  ( $k=0, 1, \dots, m-1$ ),以上权重和阈值的初值在网络训练之前随机生成。假设共有  $P$  个训练样本,输入的第  $p$  个训练样本信息首先向前传播到隐含层单元上,经过激活函数  $f(u)$  的作用得到隐含层的输出信息  $H_{jp}$ ,即

$$H_{jp} = f\left(\sum_{i=0}^{n-1} W_{ij} X_{ip} - \varphi_j\right) \quad (5)$$

式中:  $X_{ip}$  为第  $i$  个输入向量的第  $p$  个输入样本值,  $p=0, 1, \dots, P$ 。激活函数  $f(u)$  一般采用如下 S 形曲线函数,即

$$f(u) = [1 + \exp(-u)]^{-1} \quad (6)$$

将上述隐含层的输出信息传到输出层,得到输出结果为

$$Y_{kp} = f\left(\sum_{j=0}^{r-1} W_{jk} H_{jp} - \varphi_k\right) \quad (7)$$

若输出层不能得到期望输出,则表明实际输出值与期望输出值之间有误差,于是转入反向传播过程,将误差信号沿原来的连接通路返回,通过修改各层神经元的权值,逐次地向输入层传播并进行计算,再进入正向传播过程。重复上述这 2 个过程,直到误差信号达到期望值则停止迭代,网络训练完毕。由此可见,神经网络对输入节点数没有限制,适合于多自由度的加速度和位移在较宽频带范围内的相互转换,而且神经网络本身就是一种数学运算系统,又适合于本领域知识的数字化特征,故可用于确定超

声-回弹-钻芯综合法中的最优钻芯数量。

需要注意的是,在选取完有代表性的样本后,并不直接对这些样本进行训练,而是先对样本数据进行归一化处理,分别求出每类数据的最大值  $X_{\max}$  和最小值  $X_{\min}$ 。设样本的某一类数据点的值为  $X$ ,则其归一化值  $X'$  可通过式(8)求得,即

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (8)$$

所选取的训练样本要随着分析工作的进行而不断得到优化,这一工作主要由工程技术人员人工进行,如是否增加样本(重新取样)、剔除劣等样本、保持或扩大样本的规模等。若样本量过大,不仅会增大学习运算量,而且也会产生相似或矛盾的数据。网络模型中的样本发生变化时,要经过重新训练才能产生作用,并且整个训练过程直至达到要求的最大学习次数或总误差计算精度达到要求值时结束。

### 3 BP 神经网络在超声-回弹-钻芯综合法中的应用

传统的超声-回弹-钻芯综合法采用统计学以及误差理论来确定最优芯样数量,需借助其中的检验显著性水平  $\alpha$ 、置信度、置信区间等概念。在置信度及  $\alpha$  值确定之后,根据所取芯样数量及置信区间计算公式就可求出混凝土强度真值  $\mu$  的单侧置信区间。强度均值落在该区间内的置信度为  $1-\alpha$ ,这就对混凝土强度均值的置信度有了一个定量的估计。

值得一提的是,不同结构或不同的检测要求对置信度和估计精度的要求也不同,故应根据实际情况进行适当调整。另外,由于在传统方法中直接对所取芯样进行分析,既未进行样本的归一化处理,也未能进行样本规模的提前预测,导致测试过程较繁琐,且影响测试结果的精度。

为了解决上述问题,根据超声-回弹-钻芯综合法以及 BP 神经网络的基本原理,笔者提出了基于 BP 神经网络技术的一种超声-回弹-钻芯综合测试混凝土强度的新方法。

#### 3.1 芯样数量的估算

将过去积累的大量典型工程的强度检测资料、工程分析资料和工程特性作为样本输入神经网络中进行训练,从而完成从输入层(工程特征)到输出层(芯样数量)的映射,这个映射是高度非线性的。神经网络模型自动提取这些知识,并以网络权值储存在神经网络内部。这样就使得工程技术人员可以根据被测结构的特征,将相关信息输入神经网络,即可

估算出待取芯样的数量。

### 3.2 取芯部位的确定

取芯部位的确定至关重要,显然不能在结构的主要受力部位等关键截面取芯,以免影响结构整体的受力性能,造成结构的严重损伤,所以在取芯之前应先根据结构的实际受力特点和相关的工程经验来确定取芯的部位。对于特别重要的复杂结构,建议在取芯之前先进行有限元分析计算,根据计算结果选择影响较小的截面进行取芯工作。

### 3.3 芯样样本的选择与组织

选取典型芯样作为网络训练样本。训练芯样样本选取时要注意样本类别的均衡,尽量使每种类别的样本数量大致相等,即来自结构各部位的芯样数量相当。由于同类样本太过于集中,会使得网络训练时倾向于只建立与集中的样本类别相匹配的映射关系,因此在样本的组织过程中要注意将不同类别的芯样样本交叉起来进行。

### 3.4 测试精度要求的确定

很显然,不同的工程结构,其重要性程度也不同。根据工程结构的规模、重要性、投资、服役环境及服役期内性能退化情况等可以确定出工程结构的重要性等级,并据此来初步确定强度测试的精度要求。此外,测试精度要求还与业主所提出的检测要求有关。这一精度要求确定之后,就可用于对所取样本的网络训练过程进行控制。

### 3.5 样本的网络训练

对样本进行网络训练最为关键,是最能体现该法与传统基于统计理论方法的不同之处。由于网络的性能与训练用的样本密切相关,因此选择好的芯样样本集非常重要,这就要求训练样本集既要注意芯样样本的规模,又要注意样本质量。网络训练过程包括如下步骤:

(1)选择网络隐含层个数。3层网络结构已经满足任何要求,此外隐含层层数越多,网络结构越庞大,学习和训练时间就越长。

(2)进行网络结构初始化。确定输入层节点数、隐含层节点数、输出层节点数,并对所有权值取随机数赋予初始值,设置所有节点阈值。

(3)给定训练样本数,并初始化样本的输入值和输出值。

(4)对样本  $X_i$  计算输入层、隐含层和输出层各节点的输出值。

(5)计算输出层和隐含层各节点的误差。

(6)重复进行步骤(4)、(5),直到  $i$  与所给定的

样本数相等。

(7)将所得全部误差求和累加,再集中修改相应的权值。

(8)重复步骤(3)~(7),直至达到要求的学习总次数,或总误差计算精度达到初始要求值,分析过程结束。

### 3.6 训练结果的判断

判断训练结果需要结合超声-回弹综合法的结果来进行。首先采用估算的芯样数量来选取样本进行网络训练,若满足要求则分析过程结束,否则就重新取样,增加样本数量重新训练,直至训练结果满足要求为止。整个基于神经网络技术的超声-回弹-钻芯综合法的最优钻芯数量确定过程的流程如图3所示。

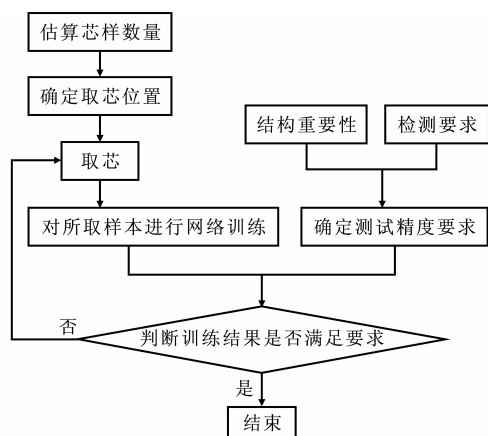


图3 基于BP神经网络的最优钻芯数量确定过程

Fig. 3 Determining Process of Optimal Core-drilling Number Based on Neural BP Network

## 4 工程实例

北盘江大桥是贵州省镇兴公路关岭至兴仁段的控制性工程,该桥锚座底部和锚室采用C30混凝土,其余均采用C40混凝土,属大体积混凝土结构,见文献[5]。笔者采用上述超声-回弹-钻芯综合法对该桥锚碇混凝土强度进行了测试分析,其过程简要介绍如下。

### 4.1 钻芯取样

现以该桥兴仁岸锚碇C40混凝土为例说明本试验中芯样数量的确定方法。由于从结构相应测区钻取的芯样数量一般不少于6个,故采用HZ-160型抽芯机从该岸锚体C40混凝土区抽取2组(6个)芯样作为混凝土的抗压强度试件。若经过神经网络训练,6个芯样仍不满足精度要求,则重新取样并进行训练。

鉴于该悬索桥锚碇是主缆的锚固体,承受着主缆的拉力,因此芯样的抽取位置选在非关键截面,远离索股及锚碇架部位,同时考虑便于安装钻机等因素。此外,为了防止结构损伤的扩展,需在试验完毕后配制相应的混凝土,对被取芯部位进行填补。兴仁岸锚碇 C40 混凝土芯样强度试验结果见表 1。

表 1 兴仁岸锚碇 C40 混凝土芯样强度

Tab. 1 C40 Concrete Core Strengths of Anchor on Xingren Side

MPa						
芯样序号	1	2	3	4	5	6
实测强度	41.3	42.9	43.8	46.7	42.5	43.2

由表 1 可知,兴仁岸锚碇 C40 混凝土的强度较为均匀,所取的 6 个混凝土芯样的平均试验强度为 43.4 MPa。

4.2 混凝土强度的测试

采用 ZC3-A 型回弹仪对各测区混凝土弹击 16 个点,计算平均回弹值  $\bar{N}$  时,从 16 个回弹值中去掉

表 2 兴仁岸锚碇 C40 混凝土综合法测强结果

Tab. 2 C40 Concrete Strength Testing Results of Anchor on Xingren Side with Synthetic Method

MPa

锚体前墙测区	测区序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	平均回弹值 $\bar{N}$	44.5	45.9	45.4	44.7	47.6	43.6	46.4	45.0	45.5	43.7
	推算强度 $R$	40.2	41.9	40.8	40.2	44.9	37.9	43.4	40.6	41.8	38.5
	强度平均值 $\bar{R}$	41.02									
锚体右侧墙测区	测区序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	平均回弹值 $\bar{N}$	46.4	47.1	44.9	45.3	45.7	44.6	47.4	45.0	45.5	43.1
	推算强度 $R$	43.2	44.7	40.7	41.7	42.3	39.8	45.0	40.4	42.0	38.4
	强度平均值 $\bar{R}$	41.82									

由表 2 可知,该岸锚体前墙测区的混凝土强度平均值  $\bar{R}$  为 41.02 MPa,右侧墙测区  $\bar{R}$  为 41.82 MPa,与芯样强度相比,相对误差分别为 5.48% 和 3.64%,这样的误差在工程中通常是可以接受的,表明测试结果具有一定的精度。

4.3 学习算法

学习算法的选取对于神经网络训练结果有着很大的影响。在本工程实例当中,采用标准 Levenberg-Marquardt (L-M) 算法,利用 Matlab 神经网络工具箱进行编程,以简化编程工作。在 L-M 算法中,性能指标函数  $E$  采用的是误差平方和,即

$$E = \frac{1}{2} \sum_p (e^p)^2 = \frac{1}{2} \| \boldsymbol{e} \|^2 \tag{9}$$

式中: $\boldsymbol{e}$  是以  $e^p$  为元素的向量。L-M 算法可表达为

$$\boldsymbol{w}^{i+1} = \boldsymbol{w}^i - (\boldsymbol{Z}^T \boldsymbol{Z} + \mu \boldsymbol{I})^{-1} \boldsymbol{Z}^T \boldsymbol{e}(\boldsymbol{w}^i) \tag{10}$$

式中: $\boldsymbol{w}^i$  第  $i$  个未知参数向量; $\boldsymbol{I}$  为特征值为 1 的对角阵;向量  $\boldsymbol{Z}$  的元素为  $Z_{pj} = \frac{\partial e^p}{\partial w_j}$ 。由此可见  $\mu$  值对

3 个最大值和 3 个最小值,然后用余下的 10 个回弹值计算  $\bar{N}$ 。测试时,应使回弹仪处于水平状态,相邻 2 个测点的间距一般不小于 30 mm,测点距构件边缘的距离不小于 50 mm,并且同一测点只允许弹击 1 次。

超声测试采用 RS-ST01C 型非金属超声波检测仪,换能器为平面纵波换能器,耦合剂采用黄油。其测点应布置在回弹测试同一测区的回弹值测试面上。测量超声声速时在每个测区的相对测试面上应各布置 3 个测点,且发射和接收换能器的轴线应在同一直线上。

根据上述芯样实测强度计算出修正系数  $\eta$ ,建立修正后的 R-C-N 基准曲线。采用文献[2]的测区混凝土强度换算表推算混凝土强度  $R$ ,再对每组 10 个  $R$  值求平均值  $\bar{R}$ 。兴仁岸锚碇 C40 混凝土综合法测强结果见表 2。

L-M算法有直接影响; $\mu$  很小时该算法变为牛顿法; $\mu$  很大时则变为梯度下降法。

训练过程使用了正规化方法,通过修正网络性能指标函数、限制网络权值的大小使得网络响应光滑,以提高网络的泛化能力。修正的性能指标函数为

$$E = \beta E_D + \alpha E_w \tag{11}$$

式中: $E_D$  为误差平方和函数; $E_w$  为网络权值和阈值的平方和; $\alpha$ 、 $\beta$  为相关参数,其值视实际情况而定。

4.4 训练结果

以选取的 6 个芯样作为训练样本,按常规 BP 神经网络模型取 3 层网络结构,经 17 次运算后,结果失效概率达到预定误差识别精度设定值 0.02,相对偏差均在工程允许范围(0.05)之内,部分网络训练结果见表 3。

由表 3 可知:对芯样样本强度值的神经网络训练结果比实测强度平均值更加接近由综合法所得的混凝土强度均值,且置信度比基于统计理论的置信

表 3 芯样样本测强结果

Tab. 3 Strength Testing Results of Core Samples

实测强度 平均值/MPa	实测强度 训练值/MPa	基于统计的 置信度/%	基于训练的 置信度/%
43.4	43.0	97.6	98.0

度更高,说明神经网络技术的应用不仅提高了测试结果的可靠性,而且能够更好地预测出混凝土实际的强度值;6 个芯样就已能够较好地满足工程要求,置信度已达到 98.0%,无须继续取芯。

必须指出,虽然训练的最终结果与实际情况较为吻合,比传统基于统计理论的分析方法有明显的优势,但是在训练样本的最初阶段,出现了个别特殊现象,如实测强度训练值为 44.1 MPa,这主要是由于初级阶段对样本的训练不够充分所致。

此外,训练样本和网络结构的选取对神经网络的训练时间和训练结果具有一定影响。分别选取前 3、4、5、6 个芯样进行训练,结果都存在一定差别,对本算例而言,基本趋势是样本数量越多越好;选取合适的网络结构也同样重要,不仅可以减少网络训练时间,而且可以提高网络的转换精度。

5 结 语

(1)由于超声法、回弹法、钻芯法各有特点,可相互取长补短,故相对各单一指标测试法,超声-回弹-钻芯综合法能更全面、准确地反映混凝土强度。

(2)相对统计理论而言,BP 神经网络技术受环境限制较小,可更加合理地确定超声-回弹-钻芯综合法中的芯样数量,提高测试结果的可靠性,更科学地推定混凝土强度。

(3)训练样本和网络结构的选取直接影响神经网络的训练时间和转换效果。不同芯样数量所得训练结果存在一定差别;合适的网络结构可以减少训练时间,提高网络转换精度。

(4)工程实例表明,该综合法可大量测试而几乎不损伤结构,且经济合理、测试误差小、精度高,尤其适合于在大体积混凝土等大面积的强度检测中应用。

参考文献:

References:

[1] 吴慧敏. 结构混凝土现场检测新技术[M]. 长沙: 湖南大学出版,1998.  
WU Hui-min. New Techniques for Testing Concrete of

Structures [M]. Changsha: Hunan University Press,1998.  
[2] CECS 02:2005, 超声回弹综合法检测混凝土强度技术规程[S].  
CECS 02: 2005, Technical Specification for Testing Concrete Strength with Ultrasonic-rebound Synthetic Method[S].  
[3] CECS 03:88, 钻芯法检测混凝土强度技术规程[S].  
CECS 03:88, Technical Specification for Testing Concrete Strength with Drilled Core Method[S].  
[4] 邸小坛,徐 骋,陶 里,等. 钻芯检测结构混凝土强度技术的改善与提高[J]. 施工技术,2001,30(2):32-34.  
DI Xiao-tan, XU Cheng, TAO Li, et al. Improvement and Increase of Core-drilling Structural Concrete Strength Detection Technique[J]. Construction Technique,2001,30(2):32-34.  
[5] 张竞男,王 浩,乔建东. 超声-回弹-钻芯综合法测强初探[J]. 材料科学与工程学报,2003,21(6):886-889.  
ZHANG Jing-nan, WANG Hao, QIAO Jian-dong. Preliminary Investigation on Strength Testing Method with Combined Ultrasonic-rebound and Core-drilling Technique[J]. Journal of Materials Science & Engineering,2003,21(6):886-889.  
[6] HOLLAND J H. Adaptation in Natural and Artificial System [M]. Ann Arbor: University of Michigan Press,1975.  
[7] 楼顺天. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——神经网络[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1998.  
LOU Shun-tian. System Analysis and Design Based on MATLAB—Neural Networks[M]. Xi'an: Xidian University Press,1998.  
[8] 柳成荫,陈政清,黄方林,等. 基于神经网络的加速度时程积分方法[J]. 中南大学学报:自然科学版,2004,35(1):162-166.  
LIU Cheng-yin, CHEN Zheng-qing, HUANG Fang-lin, et al. Time History Integral Method of Acceleration Based on Artificial Neural Networks[J]. Journal of Central South University: Natural Science,2004,35(1):162-166.  
[9] 李 萍,曾令可,税安泽. 基于 MATLAB 的 BP 神经网络预测系统的设计[J]. 计算机应用与软件,2008,25(4):149-184.  
LI Ping, ZENG Ling-ke, SHUI An-ze. Design of Forecast System of Back Propagation Neural Network Based on MATLAB[J]. Computer Applications and Software,2008,25(4):149-184.