

基于 GA-BP 神经网络的碾压混凝土 压实度实时评价方法

田正宏¹, 苏伟豪¹, 郑祥², 焦新宸¹

(1. 河海大学水利水电学院, 江苏 南京 210098; 2. 中国水利水电第七工程局有限公司第一分局, 四川 彭山 620860)

摘要:针对碾压混凝土现场压实程度的实时工艺评价需求,选择含湿率、碾压层表面应力横波波速、级配以及胶砂比为预测参数,构建了 GA-BP 神经网络压实度预测模型;结合现场应用实例,验证该方法实时预测评价的有效性。结果表明:与 BP 神经网络模型比较,GA-BP 神经网络模型不仅预测精度更高,而且偏差波动范围更小,稳定性好,能更准确有效地预测现场碾压层混凝土压实性;GA-BP 神经网络模型对碾压混凝土压实度下限值更敏感,压实度处于 93%~96% 的样本点,模型预测值的平均误差仅为 0.08%,最大误差仅为 0.17%,预测精度很高。

关键词:碾压混凝土;压实度;实时检测;GA-BP 神经网络;预测模型

中图分类号:TV642.2;TV523 文献标志码:A 文章编号:1006-7647(2019)03-0081-06

Real-time evaluation method of compaction degree for roller-compacted concrete based on GA-BP neural network//TIAN Zhenghong¹, SU Weihao¹, ZHENG Xiang², JIAO Xinchen¹ (1. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. Branch No. 1 of Sinohydro 7 Co., Ltd., Pengshan 620860, China)

Abstract: Aiming at the requirements of the real-time process evaluation for the on-site compaction degree of roller-compacted concrete (RCC), prediction parameters such as the moisture content, the shear wave velocity on the surface of compacted fresh concrete, aggregate gradation, the ratio of cementitious material and sand are selected to construct a prediction model based on GA-BP neural network. The effectiveness of the proposed real-time evaluation method was validated by an on-site application case. The results show that compared with BP neural network models, GA-BP model has a higher prediction accuracy with a smaller range of deviation fluctuation and it can predict the real-time compaction degree of RCC accurately and effectively with higher stability. GA-BP model is more sensitive to the lower limit value of the compaction degree. For samples with the compaction degree ranging from 93% to 96%, the average error of the GA-BP model is only 0.08% and the maximum one is only 0.17%, revealing very high prediction accuracy.

Key words: roller compacted concrete; compaction degree; real-time detection; GA-BP neural network; prediction model

碾压混凝土的施工质量对大坝结构安全至关重要。碾压施工时,每层压实密度是质量控制的核心指标^[1]。因此,实时准确检测与评价仓面碾压压实密度是控制压实质量以及检测现场工艺是否合格的必要环节。目前,施工现场采用核子密度仪随机取点检测碾压层压实度^[2]。这种方法效率较低,且单点人工测值结果表征性存在一定偏差,影响碾压层压实质量评价的客观性与准确性。此外,现有一些数字化碾压效果在线反馈方法基于先期试验仓的碾压遍数、设备参数、碾压速度、激振力等工艺参数构

建实时评价模型^[3-5],但现场获取的相关工艺参数可靠性仍存在明显不足,如碾压设备的激振力^[6]或加速度由于设备差异等复杂干扰而难以有效去噪,因而这类参数评价模型依旧不能很好地反映实时碾压密实性真实效果。鉴于此,本文基于可准确获取的仓面随机测点范围内碾前拌合料含湿率、碾压后表面应力波波速及相应碾压混凝土材料级配特征参数等,采用基于改进遗传算法的 GA-BP 神经网络 (genetic algorithm-backpropagation artificial neural network) 构建压实度预测模型,实时预测仓面各检

基金项目:中国电建集团科技创新项目(DJ-ZDXM-2016-09)

作者简介:田正宏(1966—),男,教授,博士,主要从事土木与水利工程施工新材料新技术研究。E-mail:zh-tian@hhu.edu.cn

测点处的碾压混凝土压实度指标。

1 实时碾压压实度预测参数选择与获取

1.1 实时碾压压实度预测参数选择

为实现现场碾压施工质量的快速预测,选择合适可靠的实时检测模型参数至关重要。大量室内和现场试验及已有文献成果表明^[7],影响碾压混凝土压实质量的主要因素为料性参数、碾压机械参数、温度、天气等。但是,在实际工程应用中,现场碾压机械参数、温度、天气等干扰因素复杂多变^[8],实时采集数据的准确性难以控制和有效处理。因此,通过检测碾压后混凝土表面应力波以直接反映其内部结构特征,间接反映出了碾压机械参数、温度、天气等外部因素对碾压压实度的综合影响。另外,同一密实条件下碾压混凝土表面应力波波速稳定且波动范围小,而不同密实条件下表面应力波波速变化明显。相同碾压工况条件下,含湿率、级配和胶砂比作为料性参数表征碾压混凝土的可碾性,直接影响其压实度。因此,本文基于碾压工艺前后的料性特征的可靠获取性及处理方便的优点,选择含湿率、波速、级配因子和胶砂比4个影响因素,构建 GA-BP 神经网络预测模型,结合进一步的现场实时信息化施工^[9]馈控系统,实现碾压混凝土压实质量实时、全仓面、精准化评价;对于现场欠碾压区域,通过增加碾压遍数等工艺调整,实现碾压质量的精细化控制。

1.1.1 拌合料含湿率

新拌的超干硬性混凝土在振动碾压作用下,如果拌合料含湿率偏低,自由浆体不能充分填充拌合料孔隙,碾压层难以压实泛浆;反之,如果含湿率偏高,振动液化产生多余自由水,碾压能量部分消耗于超静孔隙水压力^[10],内部颗粒受到的有效应力减少,也无法达到最佳压实度,因此存在一个合理含湿率以保证最佳压实度效果。鉴于此,将拌合料含湿率作为预测压实度指标的关键因素之一。

现有施工规范通常采用 VC 值法(维勃稠度法)表示拌合料的可碾性。但是现场施工过程,由于采用 VC 值法工作量大、时间长、步骤多以及人为因素影响较大等原因,事实上无法做到快速准确和连续多测点检测。已有试验研究表明,碾压混凝土的 VC 值与含湿率之间存在较密切线性相关性^[11]。因此,采用拌合料含湿率替代 VC 值表征拌合料可碾性是可行的方法。

1.1.2 碾压热层应力波波速

在半无限不均匀弹性介质中,横波与反射的纵波在自由表面处相互叠加和干涉,从而产生表面应力波。表面应力波在沿介质表面传播时,其能量主

要集中在距表面大约一个波长的深度范围内。因此当碾压混凝土的密实度发生变化时,表面应力波在其内部的传播波速会随之发生变化;相同密实条件下碾压热层应力波波速稳定且波动范围小,即表面应力波对碾压施工层混凝土压实质量敏感性良好。鉴于此,本文将现场测试某一碾压工艺完成后的热层表面应力波波速作为另一个重要参数评价该层压实状态是较直接有效的方法。

1.1.3 拌合料级配及胶砂比

碾压混凝土自身料性对压实状态有重要的影响,其中最主要的因素是粗骨料级配与胶砂比。碾压混凝土拌合料在振动液化后,骨料颗粒在重力和振动应力波的作用下向下运动、排列构成一个稳定骨架,粗骨料的级配状况和紧密程度将直接决定该骨架的空隙率和可碾性。这里定义级配因子 λ 衡量粗骨料级配情况:

$$\lambda = \frac{r_s + r_m}{r_m + r_1 + r_z} \quad (1)$$

式中: r_s 为骨料粒径为 5~20 mm 的质量分数; r_m 为骨料粒径在 20~40 mm 的质量分数; r_1 为骨料粒径在 40~80 mm 的质量分数; r_z 为骨料粒径在 80~150 mm 的质量分数。通过二、三级配以及全级配料不同配比的紧密密度试验,发现骨料级配因子与骨料紧密密度具有较强的非线性相关性(图 1)。

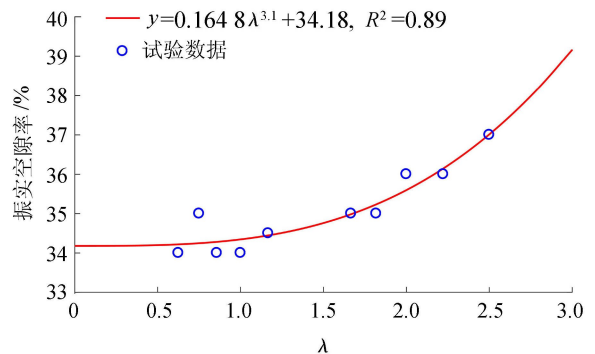


图 1 骨料级配因子与骨料紧密密度的关系

从图 1 中可以看出,相同的振动能量输入时,骨料级配因子越大,振实空隙率随之增大,也即该级配的碾压混凝土越不容易压实;级配因子越小,振实空隙率越小,则该级配的碾压混凝土越容易压实。所以合理的级配有利于提高碾压压实度。

碾压混凝土的胶砂比代表配合比中胶凝材料含量。当胶砂比偏低时,振动液化产生的浆体变少,混凝土内部的空隙不能被浆液填充,导致无法振动压实,且碾压层表面无液化泛浆现象。当胶砂比偏大时,拌合物骨料颗粒周围的浆体层增厚,游离浆体增多,现场施工可碾性降低。因此将胶砂比作为表征碾压混凝土材料特性的定性指标,能够准确控制碾

压混凝土的压实状态。

1.2 实时碾压压实度预测参数获取

1.2.1 拌合料含湿率测定

现场碾压混凝土拌合料在运输、卸料、堆放和摊铺过程中,拌合物水分持续蒸发损失,进而导致拌合料含湿率降低。为此,要在仓面铺料后碾压前的短时间内检测现场碾压混凝土的含湿率。这段时间处于仓面喷湿小气候状态下,为提高测量效率和测量精度,拌合料的含湿率采用自主研发的含湿率测试仪直接测出。该测试仪根据电磁波在碾压混凝土中传播的频率来测试探针之间碾压混凝土相对介电常数^[12],其计算公式为

$$\varepsilon = x_1^2 \varepsilon_1 + x_2^2 \varepsilon_2 + x_3^2 \varepsilon_3 + 4x_1 x_2 \frac{\varepsilon_1 \varepsilon_2}{\varepsilon_1 + \varepsilon_2} + 4x_2 x_3 \frac{\varepsilon_2 \varepsilon_3}{\varepsilon_2 + \varepsilon_3} + 4x_3 x_1 \frac{\varepsilon_3 \varepsilon_1}{\varepsilon_3 + \varepsilon_1} \quad (2)$$

式中: ε 为碾压混凝土介电常数; ε_1 、 x_1 分别为空气的介电常数和体积分数; ε_2 、 x_2 分别为砂、石、水泥、掺合料的介电常数和体积分数; ε_3 、 x_3 分别为水的介电常数和体积分数。

含湿率测试仪根据相对介电常数与水的体积分数的关系,通过智能计算模块获取相应的电压值,计算出碾压混凝土的含湿率并输出。已有试验研究^[11]表明,在VC值介于0~10s时,粒径大于10mm大骨料的表面含湿率变化对剩余拌合料影响很小,因此在现场试样测试前筛除粒径大于10mm人工大骨料,以免大骨料的存在降低测试结果的精准度。将筛网筛过的细石混凝土分3次加入内径为11.0cm、高为10.5cm的筒状容器并捣实至表面泛浆;再将探针直接插入捣实的拌合料中进行测试(图2)。此外,在仓面施工碾压前实时测试时,每次累计筛料量应相差不多,且累计筛除时间大体相等;使用筛网取待测混凝土试筛,从而较准确地反映出碾压前摊铺料短时间内的料湿性状态。

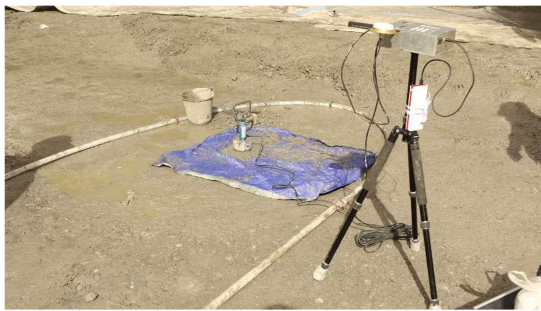


图2 含湿率测试现场

1.2.2 碾压层表面应力波波速获取

在半无限非均匀弹性介质中,表面应力波具有高度频散性,特别是距自由表面半波长的范围内。

基于瞬态瑞雷波法^[13]原理,采用专门研制的波速仪测出不同碾压密实状态下碾压层表面应力波波速(图3)。为防止因碾压层完工后间隙水化过程导致检测层强度、弹性模量等力学性能参数发生较明显改变,使检测波速发生较大的变化,进而影响压实度预测准确性,规定在每个碾压条带振动碾压结束后尽快完成波速测试。测试时,首先通过固定高度的小球自由下落冲击地面,在落地点激发具有一定频率带宽的混合频率表面波,波速仪2定点加速度传感器采集冲击后的瞬态表面应力波信号,通过傅里叶变化由时域转化为频域,经去噪过滤后,对频率为 f 的表面应力波分量通过互谱分析法,计算两个采集触点首波的相位差 $\Delta\varphi$,由此得到碾压层表面应力波在该压实状态的平均传播速度:

$$\bar{V} = 2\pi f \frac{\Delta x}{\Delta\varphi} \quad (3)$$

式中: Δx 为两个钢制触点的距离。为了保证应力波计算精度, Δx 应满足:

$$\frac{\lambda}{3} < \Delta x < \lambda \quad (4)$$



图3 波速测试现场

2 GA-BP神经网络模型构建

遗传算法是一种具有全局搜索能力的概率性的自适应迭代算法,不受空间信息的限制。BP神经网络初始权值与阈值随机产生,极易陷入局部极值。因此采用遗传算法对BP神经网络的初始权值和阈值进行优化,在全局解空间多个区域内,寻找最优解或近似最优解。

2.1 BP神经网络模型

首先建立共 M 层、第 m 层神经元数为 S_m 的BP神经网络,随机产生一组权值 $w_{m,i,j}$ 与阈值 $b_{m,i}$,其中 $w_{m,i,j}$ 为第 m 层前一层的第 j 个神经元对当前层的第 i 个神经元的权值; $b_{m,i}$ 为第 m 层的第 i 个神经元的阈值; $m=1,2,\dots,M$; $i=1,2,\dots,S_m$; $j=1,2,\dots,S_{m-1}$ 。

2.1.1 信息的正向传递

对网络训练时,将输出值与目标值比较,然后调整相应的权值与阈值,以使均方差最小。根据 LMS 算法,输出层误差可以近似表示为:

$$\hat{F} = [\mathbf{t}(k) - \mathbf{a}(k)]^T [\mathbf{t}(k) - \mathbf{a}(k)] \quad (5)$$

式中: $\mathbf{t}(k)$ 为第 k 次迭代时的目标变量矩阵; $\mathbf{a}(k)$ 为第 k 次迭代时输出变量矩阵。

2.1.2 误差的反向传播

当正向传播的结果不能满足精度要求时,从输出层反向传递误差。在训练误差 \hat{F} 的作用下,权值的修正为

$$w_{m,i,j}(k+1) = w_{m,i,j}(k) + \gamma[w_{m,i,j}(k) - w_{m,i,j}(k-1)] - \alpha(1-\gamma)s_{m,i}a_{m-1,j} \quad (6)$$

各阈值的修正为

$$b_{m,i}(k+1) = b_{m,i}(k) + \gamma[b_{m,i}(k) - b_{m,i}(k-1)] - \alpha(1-\gamma)s_{m,i} \quad (7)$$

式中: $s_{m,i}$ 为第 m 层的第 i 个神经元的敏感度; γ 为势态因子,且 $0 \leq \gamma < 1$; α 为学习速率。

2.2 GA-BP 神经网络模型

2.2.1 初始化种群

将网络中所有的权值和阈值直接采用实数编码的方式形成一组有序的基因串(二维矩阵) $\mathbf{X} = (w_{m,i,j}, b_{m,i})$,基因串编码长度为

$$S_M = S_0 S_1 + \sum_{m=1}^{M-1} S_m (S_{m+1} + 1) + 1 \quad (8)$$

2.2.2 适应度函数

鉴于遗传算法的搜索目标是寻找误差平方和最小的权值与阈值,因此第 i 个神经元基因串 \mathbf{X}_i 的适应度函数采用误差平方和的倒数:

$$f(\mathbf{X}_i) = \frac{1}{\sum_{j=1}^{S_M} (t_{i,j} - a_{M,i,j})} \quad (9)$$

式中: $a_{M,i,j}$ 为第 i 个基因串在输出层的第 j 个输出节点的输出值; $t_{i,j}$ 为对应的目标值。

2.2.3 种群进化

根据适应度函数将每个个体适应值由大到小进行排序,采用几何规划排序选择运算,得到上一代个体直接进入下一代的概率。然后从第 l 代种群中随机选择两个亲本 $X_{l,i}$ 和 $X_{l,j}$,采用算术交叉方式进行基因交叉,产生新个体由下式确定:

$$\begin{cases} X_{l+1,i} = rX_{l,i} + (1-r)X_{l,j} \\ X_{l+1,j} = (1-r)X_{l,i} + rX_{l,j} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $X_{l+1,i}$ 和 $X_{l+1,j}$ 为交叉后的个体; r 为 $[0,1]$ 之间的随机数。

然后,采用实数编码下的非均匀变异算法,在子代中随机选择变异点 k ,若变异 x_k 处的基因范围为 $[L_{k,\min}, L_{k,\max}]$ 则变异产生的新基因为

$$x'_k = \begin{cases} x_k + (L_{k,\max} - x_k) \left[r \left(1 - \frac{l}{N} \right) \right]^3 & r' = 0 \\ x_k - (x_k - L_{k,\min}) \left[r \left(1 - \frac{l}{N} \right) \right]^3 & r' = 1 \end{cases} \quad (11)$$

式中: r' 为取值为 0 或 1 的随机数。

最后,应用 BP 算法对遗传算法优化权值 \mathbf{W} 与阈值 \mathbf{b} 进行精调,从而搜索出最优解或近似最优解。

3 实例验证

3.1 工程概况

乌弄龙水电站是澜沧江上游河段梯级开发的第二级水电站,为二等大(2)型水利工程,拦河大坝为碾压混凝土重力坝。以第 1、2、3、4、5 号坝段、第 10 仓为例进行测试。该仓面碾压混凝土拌合料使用 P·MH42.5 水泥和 II 级粉煤灰;骨料采用砂石加工系统生产的人工骨料,母岩为灰岩,细骨料为灰岩人工砂,碾压砂细度模数为 3.08,石粉含量(质量分数)为 20.9%,其中小于 0.08 mm 微粒含量为 6.8%,粗骨料经过砂石筛分系统二次筛分;外加剂采用 ZB-1Rcc15、ZB-1A 缓凝型高效减水剂和 GK-9A 引气剂;拌合水采用营地用水。碾压混凝土的配合比如表 1 所示。

3.2 压实度预测模型参数获取

现场采用含湿率测试仪直接测出仓面铺料后、碾压前拌合料含湿率;在振动碾碾压规定的遍数后,立即使用波速仪测定该位置表面应力波波速,同步采用核子密度计检测相应位置处的单点压实度。通过测定不同碾压层不同位置的含湿率、波速及压实度,结合已知的对应级配和材料胶砂比,建立 1 个 500 组样本的数据训练集。部分试验数据如表 2 所示。

表 1 大坝碾压混凝土配合比

设计强度等级	级配	粉煤灰掺量/%	减水剂掺量/%	引气剂掺量/%	水胶比	表观密度/ ($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)	石子质量比 (小石:中石:大石)
C ₉₀ 15W4F50	三	60	0.70	0.080	0.55	2490	30:40:30
	三	60	0.70	0.080	0.55	2478	35:35:30
C ₉₀ 20W8F100	二	55	0.70	0.080	0.45	2450	50:50:0

表2 部分试验数据

测点序号	含湿率/%	表面应力波波速/(m·s ⁻¹)	级配因子λ	胶砂比/%	压实度/%
1	22.7	288.93	2.00	25.24	98.85
2	23.0	318.72	2.00	25.24	99.03
3	22.3	274.77	1.00	18.61	98.42
4	21.4	290.82	1.08	18.61	98.73
5	21.6	263.15	2.00	25.24	97.89
6	21.7	268.16	2.00	25.24	98.85
7	23.2	282.37	1.00	18.61	97.89
8	21.8	314.88	1.08	18.61	98.63
9	22.0	297.23	1.00	18.61	99.40
10	21.6	288.93	2.00	25.24	99.42

以500组样本点数据作为训练样本,采用GA-BP神经网络进行训练。根据训练后的网络,预测随机选取的50个现场测试点压实度值,比较BP神经网络模型与GA-BP神经网络模型预测压实度的准确性与稳定性。

鉴于碾压混凝土的压实度与现场实际碾压料的含湿率、碾压层表面应力波速值、级配和胶砂比呈现复杂的非线性关系,尤其碾压层压实度还受碾压机械、温度、天气等外部因素影响,因而简单网络结构不易准确预测压实度,且稳定性较差。但网络结构过于复杂则将增加训练时间且易出现过拟合现象。因此采用1层输入层、2层隐含层、1层输出层,即1-2-1网络结构(图4)。2层隐含层神经元数分别为9和4,其对应的传递函数分别为logsig和purelin,网络的学习速率为0.01。

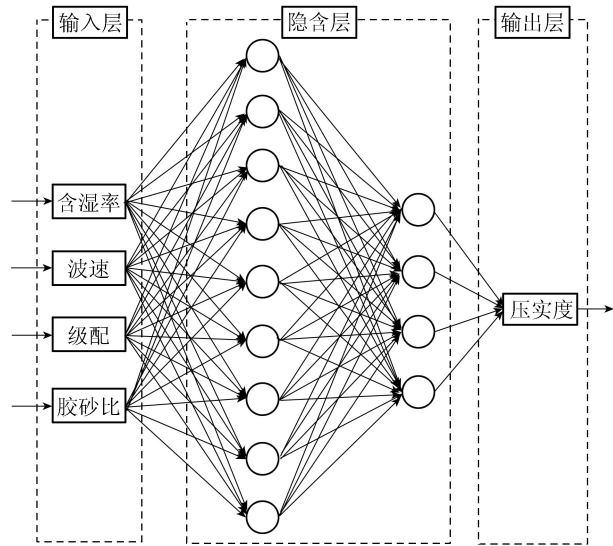


图4 GA-BP神经网络结构

3.3 模型预测结果及应用分析

GA-BP神经网络计算过程分为2个步骤。

第1步,采用遗传算法对BP神经网络的初始权值和阈值进行优化,设置种群数目为50,种群进化次数为100。在进化过程中,误差平方和与个体

适应度随遗传代数的变化情况如图5、图6所示。经过约40代搜索后,误差平方和达到最小且趋于平稳。实际的适应度值在约60代进化后达到最大且趋于平稳。

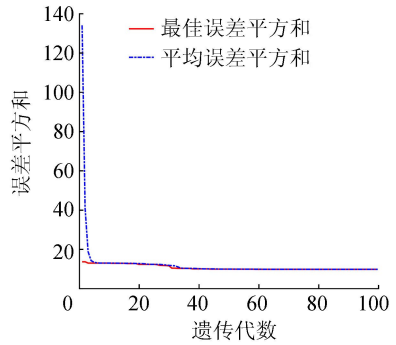


图5 误差平方和进化曲线

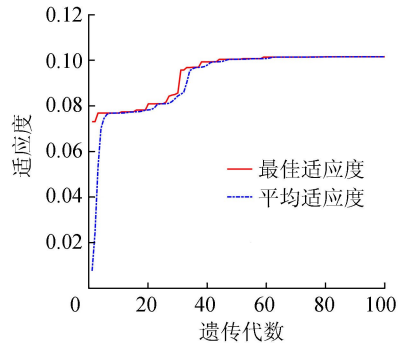


图6 适应度进化曲线

第2步,采用BP神经网络算法对权值和阈值精细调节。在BP神经网络算法中,误差平方和在迭代600次左右时趋于稳定,迭代1471次时停止。最后,分别采用GA-BP神经网络与BP神经网络对碾压混凝土压实度进行预测,结果如图7所示。

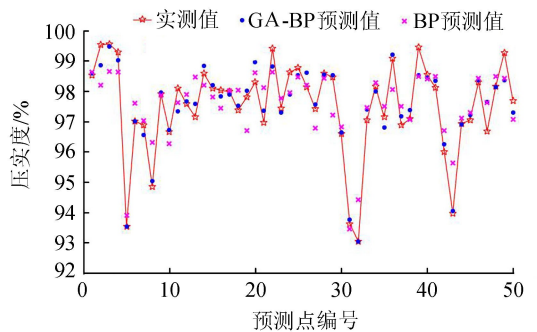


图7 基于BP与GA-BP神经网络的压实度预测

在50个预测点中,GA-BP神经网络模型的压实度预测值误差小于0.3%、0.6%和1%的样本比例分别为68%、83%及100%,BP神经网络模型的相应比例分别为32%、58%及82%;GA-BP神经网络模型预测值均方误差为0.137,最大误差为0.98%,BP神经网络模型预测值均方误差为0.499,最大误差为1.67%。GA-BP神经网络模型不仅预测精度更高,且偏差波动范围更小,能更准确有效地预测现

场碾压层混凝土压实性。

GA-BP 神经网络模型对碾压混凝土压实度下限值更敏感;压实度处于 93% ~ 96% 的样本点,GA-BP 模型预测值的平均误差为 0.08%,最大误差为 0.17%,误差很小;而压实度大于 96% 时,GA-BP 模型给出的预测值平均误差在 0.3% 左右,最大误差分布约 0.9%,且误差分布较为恒定。究其原因,预测误差与 GA-BP 网络模型结构有关:压实度低于 96% 的碾压测点,在高维空间数据离散性相对较小,由于模型算法具有较好的灵敏性和收敛一致性,因此拟合度高,预测精度高。这种特点对于现场施工中以某一合理压实度(如 96%)作为合格碾压混凝土的最低评价指标,并以此判断压实效果的准确性十分有利。GA-BP 模型更能准确判定不合格点数,有助于掌握多因素复杂条件的压实程度。

综上,基于 GA-BP 神经网络的现场实时压实度预测模型误差小、性能稳定,可用于碾压混凝土热层压实质量实时精准控制,对施工具有指导作用和实际应用价值。

4 结 论

a. 与 BP 神经网络模型比较,GA-BP 神经网络模型预测误差小于 0.3%、0.6% 和 1% 的样本比例分别为 68%、83% 及 100%,不仅预测精度更高,而且偏差波动范围更小,稳定性好,能更准确有效地预测现场碾压层混凝土压实性。

b. GA-BP 神经网络模型对碾压混凝土压实度下限值更敏感,压实度处于 93% ~ 96% 的样本点,模型预测值的平均误差仅为 0.08%,最大误差仅为 0.17%,预测精度很高。这种特点对于现场施工中以某一合理压实度(如 96%)作为合格碾压混凝土的最低评价指标,并以此判断压实效果的准确性十分有利。

参考文献:

[1] 房纯钢,姜福田,鲁英,等. 实时控制碾压混凝土压实质量[J]. 水力发电,1996(10):26-30. (FANG Chungang, JIANG Futian, LU Ying, et al. Real-time control of the RCC compaction quality[J]. Water Power,1996(10):26-30. (in Chinese))

[2] 林达. 碾压混凝土坝施工压实质量预测模型研究[D]. 天津:天津大学,2012.

[3] 刘东海,李丙扬,崔博. 高碾压混凝土坝智能碾压理论研究[J]. 中国工程科学,2011,13(12):74-79. (LIU Donghai, LI Bingyang, CUI Bo. Intelligent compaction theory of high roller compacted concrete dam [J]. Engineering Sciences, 2011, 13 (12): 74-79. (in

Chinese))

[4] 杨斌. 高填方渠道填筑碾压质量实时监控与压实度预测模型研究[D]. 天津:天津大学,2012.

[5] WANG Q W, ZHONG D H, BIN-PING W U, et al. Construction simulation approach of roller-compacted concrete dam based on real-time monitoring[J]. Journal of Zhejiang University: Science A (Applied Physics & Engineering),2018,19(5):367-383.

[6] 刘东海,连振宏,李子龙. 土石坝填筑碾压机械激振性态实时监控[J]. 水电能源科学,2015(10):68-71. (LIU Donghai, LIAN Zhenhong, LI Zilong. Real-time roller exciting behaviors monitoring system of earth-rock dam compaction [J]. Water Resources and Power,2015(10):68-71. (in Chinese))

[7] LUDWIG D, NANNI A. Application of roller-compacted concrete (RCC) technology to roadway paving [R]. Washington D. C. : US Army Engineer Waterways Experiment Station,1994.

[8] 裴亮,代萍,何坤,等. 高碾压混凝土拱坝温控可靠性分析[J]. 水利水电科技进展,2016,36(1):90-94. (PEI Liang, DAI Ping, HE Kun, et al. Reliability analysis of temperature control of high RCC arch dam [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2016,36(1):90-94. (in Chinese))

[9] 赵春菊,胡超,周宜红. 基于 OGRE 的碾压混凝土坝施工过程可视化仿真系统[J]. 水利水电科技进展,2013,33(4):41-45. (ZHAO Chunju, HU Chao, ZHOU Yihong. Visual simulation system of RCC dam construction process based on OGRE [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2013,33(4):41-45. (in Chinese))

[10] 胡利平,刘鑫,曾国东. 压实度和含水率对高液限土宏观力学特性的影响[J]. 水利水电科技进展,2014,34(2):4-6. (HU Liping, LIU Xin, ZENG Guodong. Effect of compaction and moisture content on macro-micro mechanical properties of high liquid limit soil [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2014,34(2):4-6. (in Chinese))

[11] 刘英,唐杰伟,刘剑波,等. 碾压混凝土含湿率快速检测新方法与应用[J]. 水利水电施工,2015(6):80-83. (LIU Ying, TANG Jiwei, LIU Jianbo, et al. New method and application of rapid detection of moisture content of RCC [J]. Construction of Water Resources and Hydropower,2015(6):80-83. (in Chinese))

[12] 刘建波. 碾压混凝土可碾性和层间结合质量检测研究[D]. 南京:河海大学,2017.

[13] 李青山,张献民,李红英. 路基压实度的瞬态瑞雷波检测法[J]. 河北工业大学学报,2003,32(5):27-30. (LI Qingshan, ZHANG Xianmin, LI Hongying. The method of transient reyleigh wave applied in roadbed compaction degree test [J]. Journal of Hebei University of Technology,2003,32(5):27-30. (in Chinese))

(收稿日期:2018-10-25 编辑:郑孝宇)