

文章编号: 1000-5013(2013)01-0077-05

爆破振动特征参量的 BP 小波预测

张在晨, 林从谋, 黄志波, 徐亮, 葛冰洋

(华侨大学 岩土工程研究所, 福建 厦门 361021)

摘要: 以福建泉州南惠高速公路 NH5 标段路基爆破开挖工程为实例, 运用人工神经网络原理, 以孔径、孔深、孔距、排距、最大单孔药量、单段最大药量、总药量和爆源距离作为影响爆破振动的主要因素, 建立 BP 小波神经网络模型. 对质点的水平径向、水平切向、垂直方向等 3 个方向分别预测其爆破振动速度峰值及频率, 并将预测结果与 BP 神经网络、支持向量机的预测结果进行对比. 实验结果表明: BP 小波神经网络的爆破振动速度峰值-频率模型预测收敛快、精度高, 优于标准 BP 网络和支持向量机模型, 其结果更加符合国家标准 GB 6722—2003《爆破安全规程》的评价要求.

关键词: 爆破振动; 主频率; BP 小波神经网络模型; 预测

中图分类号: U 416. 113; TD 235. 4

文献标志码: A

爆破振动的准确分析和预报对爆破方案设计和施工的优化至关重要, 国内外学者对爆破振动衰减规律及特征参量的预测进行了大量研究^[1-11]. 闫鸿浩等^[1]、毕卫国等^[2]基于经验公式对质点峰值振速进行了回归分析; Mohamed 等^[3-5]、Manoj 等^[6-7]分别采用 BP 神经网络和支持向量机回归理论对爆破振动速度峰值进行较为准确的预测; Javier 等^[8]采用有限元法对石灰石矿台阶爆破振动进行预测, 其结果与实测结果吻合程度较高; 宗琦等^[9]结合工程实例对振动速度与爆破药量及地震波传播距离的关系进行回归处理, 提出降低爆破地震效应的措施; 孟海利等^[10]依据地震波在黏弹性介质中的传播理论, 确定爆破振动主频率与药量、距离之间的函数关系, 并结合工程实例得到了特定条件下的主频预测公式. 在以往的研究中, 关于人工智能方法的性能比较的研究多为将神经网络与经验公式的预测精度进行对比^[4-5, 11], 结果表明神经网络预报相较于经验公式预测误差小、精度高; 史秀志等^[7]对支持向量机回归理论、RBF 网络及经验公式法的预测精度进行对比, 结果表明除个别点预测误差大于其他两种方法外, 采用支持向量机的预测精度较高. BP 小波结合小波变换良好的时频局域化性质, 对非线性函数有灵活有效的逼近能力和较强的容错能力, 能有效克服标准 BP 网络的收敛速度慢、网络训练容易陷入局部最小值而得不到全局最优解等缺点. 但目前未见 BP 小波应用于爆破振动特征参量预测的研究成果. 本文以爆破振动的主要影响因素作为输入变量, 以爆破振动速度峰值、主频率为输出特征参量, 建立 BP 小波神经网络模型, 并对神经网络、支持向量机回归理论、BP 小波神经网络 3 种方法的预测结果进行对比.

1 小波神经网络

小波神经网络(WNN)是一种以 BP 神经网络拓扑结构为基础, 把小波基函数作为隐含层节点的传递函数, 信号前向传播、误差反向传播的神经网络. 在输入信号序列为 $x_i, i=1, 2, \dots, k$ 时, 隐含层输出计算式为

$$h(j) = h_j \left[\frac{\sum_{i=1}^k w_{i,j} x_i - b_j}{a_j} \right], \quad j = 1, 2, \dots, l.$$

收稿日期: 2012-03-19

通信作者: 林从谋(1957-), 男, 教授, 主要从事隧道与岩土工程设计与施工的研究. E-mail: cmlin@hqu.edu.cn.

基金项目: 福建省交通科技发展项目(200910)

式中: $h(j)$ 为隐含层第 j 个节点输出值; h_j 为小波基函数; $w_{i,j}$ 为输出层和隐含层的连接权值; b_j 为小波基函数 h_j 的平移因子; a_j 为小波基函数 h_j 的伸缩因子.

在爆破振动预测研究中, 隐含层的激励函数采用 Morlet 小波函数, 其函数式为

$$y = \cos(1.75x)\exp(-x^2/2),$$

输出层则选用 Sigmoid 函数, 其函数式为

$$y(k) = \sum_{i=1}^l w_{i,k} h(i), \quad k = 1, 2, \dots, m.$$

2 爆破振动 BP 小波神经网络预测模型

有研究^[12-13]表明, 除了传播介质外, 影响爆破振动的因素主要根据其对爆破地震波峰值和主频的影响, 依次为高度、单段最大药量、距离、爆破分段数、总药量, 而高度、单段最大药量和距离起主要作用.

为提高网络的训练速度, 将爆破过程中对地震波特征参量预测影响较小的因素忽略. 结合工程爆破开挖现状, 在 NH5 标段爆破使用同一种乳化炸药, 使用固定系列的延期雷管, 装药分段起爆的模式相差不大, 故不考虑炸药类型和段间隔时间的影响; 监测所处的相对位置不变, 爆破开挖区域的岩性、岩体结构和地质条件变化较小, 高程差相对位置不变, 故也忽略以上因素对爆破振动的影响. 最终选择孔径、孔深、孔距、排距、单段最大药量、总药量和爆源距等 7 个变量作为输入变量. 即输入层节点为 7 个, 隐含层节点为 15 个, 输出节点为 2 个(爆破振动速度峰值、主频率), 对垂直方向、水平径向、水平切向 3 个方向分别进行预测.

预测模型有如下 3 个主要的训练步骤^[14-15].

步骤 1 网络初始化. 确定输入节点个数 $M=7$, 输出节点个数 $N=2$, 神经元个数 $n=15$, 训练误差 $e_{\text{goal}}=0.001$, 动量因子 $\mu=0$, 学习率 $r_1=r_2=0.01$. 将小波的 a_j 伸缩因子、 b_j 平移因子, 以及网络权值 $w_{j,k}$, $\tau w_{j,k}$ 随机赋予初始值.

步骤 2 预测输入. 把训练样本输入网络, 计算网络预测输入并计算网络输出和期望输出的误差 E_{out} . 如果误差函数 E 变大, 则 $\eta_i = l \times \eta_{i-1}$ (取 $l=0.2$), 否则 $\eta_i = g \times \eta_{i-1}$, g 取 1.15.

步骤 3 权值修正. 根据误差 E 修正网络权值和小波函数参数, 使网络预测值逼近期望值, 重复直至算法结束.

3 应用实例

3.1 工程概况

福建泉州南惠高速公路 NH5 标段路基爆破开挖工程, 该爆区的岩层主要为弱风化花岗岩, 质坚硬, 岩体较完整. 路基左侧为东山村, 居民住户离爆区最近约 65 m. 村庄海拔高度比爆区高约 30 m, 大部分建筑为采用形状较为规则的毛石或料石, 通过水泥砂浆砌筑而成的非抗震石砌体房屋, 砌筑质量较差; 少部分建筑为一般砖房, 其他方位为空旷地带.

在爆破地震波频繁而又连续的压、扭作用下, 由于变形反应和裂缝形成, 导致墙角处应力集中^[16]. 因此, 房屋墙角对爆破振动的反应最能显示出房屋是否发生裂缝, 且石砌结构的抗震性能较差, 将测点布置于民房墙角处, 可以研究其振动效应.

3.2 网络预测结果

25 次路基开挖爆破相关参数的统计, 如表 1 所示. 表 1 中: h 为孔深; D 为孔径; n 为孔数; d_h 为孔距; d_r 为排距; Q 为总药量; R 为爆心距. 采用前 20 次的实测数据作为训练样本, 后 5 次数据作为检验样本, 建立相关模型进行预测分析.

为了找出更加合理的爆破振动特征参量的预测方法, 分别采用 BP 小波网络及应用较广泛的标准 BP 网络、支持向量机等 3 种方法对同一水平样本进行预测分析, 预测结果与相对误差值如表 2~3 所示. 表 2~3 中: CH1, CH2, CH3 分别为水平径向、水平切向和垂直方向; v_r , v_p 分别为实测振动速度与预测振动速度; f_r , f_p 分别为实测频率与预测频率; e_r 为相对误差.

3.3 对比分析

经验公式法仅以药量、爆源距两个因素进行回归预测,且文献[4-5,11]已证实其预测误差大,可靠度低,故不再对其进行比较.通过对 3 种网络模型训练情况及表 2~3 中数据的比较,得到如下结论.

表 1 爆破相关参数统计
Tab.1 Statistics of blast parameter

| 编号 | h/m | D/m | $n/\text{个}$ | d_{h}/m | d_{r}/m | Q/kg | R/m |
|----|--------------|--------------|--------------|-------------------------|-------------------------|---------------|--------------|
| 1 | 2.5 | 9.0 | 16 | 2.5 | 2.5 | 120.0 | 78 |
| 2 | 2.5 | 4.2 | 150 | 1.3 | 1.3 | 50.2 | 65 |
| 3 | 2.5 | 4.2 | 52 | 1.4 | 1.4 | 96.0 | 82 |
| 4 | 3.8 | 4.2 | 124 | 1.2 | 1.2 | 213.6 | 87 |
| 5 | 3.8 | 4.2 | 49 | 1.3 | 1.3 | 96.0 | 76 |
| 6 | 3.8 | 4.2 | 141 | 1.3 | 1.3 | 222.8 | 73 |
| 7 | 3.8 | 3.2 | 117 | 1.3 | 1.3 | 222.4 | 75 |
| 8 | 3.0 | 4.2 | 92 | 1.4 | 1.4 | 96.0 | 85 |
| 9 | 5.0 | 9.0 | 16 | 2.5 | 2.5 | 208.8 | 76 |
| 10 | 5.4 | 9.0 | 4 | 3.0 | 3.0 | 104.0 | 65 |
| 11 | 6.0 | 9.0 | 5 | 3.0 | 3.0 | 144.0 | 61 |
| 12 | 6.4 | 9.0 | 4 | 2.0 | 2.0 | 176.0 | 90 |
| 13 | 6.4 | 9.0 | 4 | 3.0 | 3.0 | 153.0 | 89 |
| 14 | 7.0 | 9.0 | 3 | 3.0 | 3.0 | 117.0 | 86 |
| 15 | 7.0 | 9.0 | 5 | 3.0 | 3.0 | 98.8 | 89 |
| 16 | 7.0 | 9.0 | 5 | 3.0 | 3.0 | 196.8 | 89 |
| 17 | 7.0 | 9.0 | 5 | 3.0 | 3.0 | 188.8 | 64 |
| 18 | 7.0 | 9.0 | 6 | 3.0 | 3.0 | 140.8 | 87 |
| 19 | 8.0 | 9.0 | 5 | 3.0 | 3.0 | 192.0 | 87 |
| 20 | 7.0 | 9.0 | 3 | 3.0 | 3.0 | 160.0 | 91 |
| 21 | 7.0 | 9.0 | 4 | 3.0 | 3.0 | 160.0 | 94 |
| 22 | 7.0 | 9.0 | 4 | 3.0 | 3.0 | 184.0 | 78 |
| 23 | 7.0 | 9.0 | 8 | 3.0 | 3.0 | 219.6 | 110 |
| 24 | 7.0 | 9.0 | 4 | 3.0 | 3.0 | 220.0 | 95 |
| 25 | 7.5 | 9.0 | 6 | 3.0 | 3.0 | 264.0 | 81 |

表 2 爆破振动实测振动速度与预测振动速度的对比
Tab.2 Comparison between recorded blasting vibration velocity and prediction

| 编号 | 方向 | $v_{\text{r}}/\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$ | BP 小波网络 | | BP 神经网络 | | 支持向量机 | |
|----|-----|--|--|-------------------|--|-------------------|--|-------------------|
| | | | $v_{\text{p}}/\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$ | $e_{\text{r}}/\%$ | $v_{\text{p}}/\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$ | $e_{\text{r}}/\%$ | $v_{\text{p}}/\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$ | $e_{\text{r}}/\%$ |
| 1 | CH1 | 0.261 | 0.276 7 | 6.02 | 0.230 6 | 11.65 | 0.240 1 | 8.01 |
| | CH2 | 0.179 | 0.153 7 | 14.13 | 0.151 8 | 15.20 | 0.160 1 | 10.56 |
| | CH3 | 0.110 | 0.136 9 | 24.45 | 0.136 5 | 24.09 | 0.141 2 | 28.36 |
| 2 | CH1 | 0.433 | 0.479 0 | 10.62 | 0.401 0 | 7.39 | 0.379 0 | 12.47 |
| | CH2 | 0.278 | 0.237 3 | 14.64 | 0.220 6 | 20.65 | 0.213 4 | 23.24 |
| | CH3 | 0.266 | 0.248 7 | 6.50 | 0.245 0 | 7.89 | 0.240 6 | 9.55 |
| 3 | CH1 | 0.359 | 0.411 3 | 14.57 | 0.306 4 | 14.65 | 0.331 0 | 7.80 |
| | CH2 | 0.139 | 0.122 2 | 12.09 | 0.189 5 | 36.33 | 0.168 9 | 21.51 |
| | CH3 | 0.148 | 0.190 5 | 28.72 | 0.187 4 | 26.62 | 0.201 5 | 36.15 |
| 4 | CH1 | 0.515 | 0.463 0 | 10.10 | 0.435 6 | 15.42 | 0.443 4 | 13.90 |
| | CH2 | 0.268 | 0.194 8 | 27.31 | 0.232 9 | 13.10 | 0.241 9 | 9.74 |
| | CH3 | 0.381 | 0.355 5 | 6.69 | 0.322 1 | 15.46 | 0.432 0 | 13.39 |
| 5 | CH1 | 0.589 | 0.592 3 | 0.56 | 0.647 5 | 9.93 | 0.612 3 | 3.96 |
| | CH2 | 0.269 | 0.243 2 | 9.59 | 0.177 5 | 34.01 | 0.196 1 | 27.10 |
| | CH3 | 0.358 | 0.288 5 | 19.41 | 0.258 3 | 27.85 | 0.234 6 | 34.47 |

表 3 爆破振动实测频率与预测频率的对比

Tab. 3 Comparison between recorded blasting vibration frequency and prediction

| 编号 | 方向 | f_r/Hz | BP 小波网络 | | BP 神经网络 | | 支持向量机 | |
|----|-----|-----------------|-----------------|----------|-----------------|----------|-----------------|----------|
| | | | f_p/Hz | $e_r/\%$ | f_p/Hz | $e_r/\%$ | f_p/Hz | $e_r/\%$ |
| 1 | CH1 | 11.299 | 9.966 4 | 11.79 | 8.739 9 | 22.65 | 10.321 1 | 8.65 |
| | CH2 | 15.038 | 16.740 9 | 11.32 | 13.447 8 | 10.57 | 14.234 2 | 5.35 |
| | CH3 | 10.256 | 10.701 0 | 4.34 | 11.518 5 | 12.31 | 10.454 6 | 1.94 |
| 2 | CH1 | 18.182 | 16.734 2 | 7.96 | 22.145 1 | 21.80 | 21.432 0 | 17.87 |
| | CH2 | 40.816 | 35.137 0 | 13.91 | 39.428 8 | 3.40 | 45.234 8 | 10.83 |
| | CH3 | 17.391 | 17.590 0 | 1.14 | 21.398 8 | 23.05 | 19.084 3 | 9.74 |
| 3 | CH1 | 27.778 | 24.863 9 | 10.49 | 22.868 7 | 17.67 | 26.349 3 | 5.14 |
| | CH2 | 22.989 | 25.237 3 | 9.78 | 28.872 4 | 25.59 | 30.312 7 | 31.86 |
| | CH3 | 14.815 | 15.840 8 | 6.92 | 16.015 0 | 8.10 | 13.470 3 | 9.08 |
| 4 | CH1 | 31.746 | 25.307 9 | 20.28 | 24.940 3 | 21.44 | 28.495 8 | 10.24 |
| | CH2 | 51.282 | 43.987 1 | 14.23 | 40.116 6 | 21.77 | 44.232 3 | 13.75 |
| | CH3 | 22.727 | 20.797 1 | 8.49 | 21.398 8 | 5.84 | 20.542 6 | 9.61 |
| 5 | CH1 | 30.769 | 27.528 9 | 10.53 | 32.557 2 | 5.81 | 33.349 7 | 8.39 |
| | CH2 | 42.553 | 41.664 1 | 2.09 | 43.377 0 | 1.94 | 44.230 8 | 3.94 |
| | CH3 | 9.132 | 8.334 9 | 8.73 | 8.313 4 | 8.96 | 8.324 2 | 8.85 |

对于收敛速度而言,BP 小波神经网络、支持向量机的收敛速度都较标准 BP 网络快,BP 小波神经网络采用 Morlet 小波函数作为隐含层神经元,标准 BP 神经网络采用双曲正切 S 形函数作为隐含层神经元,在初次训练时,BP 小波神经网络收敛较慢;初次收敛过后,BP 小波神经网络收敛速度较标准 BP 网络收敛快.

对于预测精度而言,在爆破振动速度峰值预测中,BP 小波神经网络的相对误差平均值(水平径向、水平切向和垂直方向)为 8.37%,15.55%,17.15%,标准 BP 网络预测的相对误差平均值为 11.81%,23.86%,20.38%,支持向量机预测的相对误差平均值为 9.23%,18.43%,24.38%. 由此可见,BP 小波神经网络在 3 个方向上预测的相对误差的波动范围较其他两种方法小,预测精度均最高. 在主频率预测中,BP 小波神经网络的相对误差平均值为 12.21%,10.27%,5.92%,标准 BP 网络预测的相对误差平均值为 17.87%,12.65%,11.65%,支持向量机预测的相对误差平均值为 10.08%,13.15%,7.84%. 表明,支持向量机在水平径向上的相对误差平均值略优于 BP 小波神经网络,而在水平切向和垂直方向上,BP 小波神经网络的预测精度最高,支持向量机次之.

综上所述,3 种预测方法均能对爆破振动特征参量进行有效的预测. BP 小波神经网络除在个别点的预测精度相较其他两种方法低以外,收敛速度快,预测精度高. 根据预测得到的爆破振动速度峰值及频率预测值,并依据国家标准 GB 6722—2003《爆破安全规程》中爆破振动安全的允许标准,可对其进行爆破振动的预防与控制,对今后的爆破工程起到良好的指导作用.

4 结论

1) 通过对 NH5 标段爆破振动实测数据的预测分析,表明了 BP 小波神经网络、BP 神经网络、支持向量机三者都能对爆破振动速度及频率进行较好的预测. 总体而言,相较于标准 BP 网络和支持向量机两种方法,采用 BP 小波神经网络建立爆破振动速度峰值-频率预测模型进行预测更加合理. 在实际工程中,可采用 3 种方法进行交叉验证,以提高预测结果的可靠性.

2) 在样本的训练过程中发现,对误差比较大的样本进行训练会影响训练结果. 因此,可先依据经验公式对样本进行选取,然后采用相关网络模型进行训练,以提高预测精度.

3) 影响爆破振动的因素复杂多变,应依据工程实际情况,选取多个主要影响因素作为输入参数. 应用 BP 小波神经网络建立模型预测其振动速度峰值和频率,能获得较小的相对误差和较高的精度. 文中采用各方向的最大值,而未采用合速度的峰值,能更加准确地预测三向爆破振动特征参量.

参考文献:

[1] 闫鸿浩, 李晓杰, 曲艳东, 等. 爆破振动速度测试精细分析[J]. 岩土力学, 2007, 28(10): 2091-2094.

[2] 毕卫国, 石崇. 爆破振动速度衰减公式的优化选择[J]. 岩土力学, 2004, 25(9): 99-102.

[3] MOSTAFA T M. Artificial neural network for prediction and control of blasting vibrations in Assiut (Egypt) limestone quarry[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2009, 46(2): 426-431.

[4] 唐海, 石永强, 李海波, 等. 基于神经网络的爆破振动速度峰值预报[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(增刊 1): 3533-3539.

[5] 林丽群, 林从谋, 蔡丽光, 等. 隧道爆破振动的 BP 神经网络预测及应用[J]. 爆破, 2009, 26(4): 4-7.

[6] MANOJ K. Evaluation and prediction of blast induced ground vibration using support vector machine[J]. Mining Sciences and technology, 2010(1): 64-70.

[7] 史秀志, 董凯程, 邱贤阳, 等. 基于支持向量机回归爆破振动速度预测分析[J]. 工程爆破, 2009, 15(3): 28-30.

[8] JAVIER T, RAFAEL R. FEM models including randomness and its application to the blasting vibrations prediction [J]. Computers and Geotechnics, 2006, 33(1): 15-28.

[9] 宗琦, 汪海波, 周胜兵. 爆破地震效应的监测和控制技术研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(5): 938-945.

[10] 孟海利, 郭峰. 爆破地震波主频率的试验研究[J]. 铁道工程学报, 2009(11): 81-83.

[11] SINGH T N, VIRENDRA S. An intelligent approach to prediction and control ground vibration in mines [J]. Geotechnical and Geological Engineering, 2005, 23(3): 249-262.

[12] 李洪涛, 舒大强. 爆破震动衰减规律的影响因素[J]. 武汉大学学报: 工学版, 2005, 38(1): 79-82.

[13] 许红涛, 卢文波. 几种爆破震动安全判据[J]. 爆破, 2002, 19(1): 8-10.

[14] 黄志波, 林从谋, 黄金山, 等. BP 小波神经网络在大断面隧道变形预测中的应用[J]. 华侨大学学报: 自然科学版, 2011, 32(11): 680-683.

[15] 李金屏, 王凤涛, 杨波. BP 小波神经网络快速学习算法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2001, 23(8): 72-74.

[16] 林键, 林从谋, 林丽群. 爆破振动荷载作用下 3~4 层房屋结构响应测试研究[J]. 振动与冲击, 2010, 29(3): 48-51.

Prediction of Blasting Vibration Characteristic
Parameters by BP Wavelet Neural Network

ZHANG Zai-chen, LIN Cong-mou, HUANG Zhi-Bo,
XU Liang, GE Bing-yang

(Research Institute of Geotechnical Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: Taking the Nanhui expressway NH5 section's subgrade blasting excavation project in Quanzhou, Fujian as example, adopting artificial neural network theory, the BP wavelet neural network model was established, which considers various main factors, such as the charge hole diameter, distance, and depth, column distance between charge holes, line maximum charge of single hole, maximum charge weight per delay interval, total charge and explosive distance. By the BP wavelet neural network model, the blasting vibration peak value and main frequency were predicted in three directions separately, namely horizontal radial, horizontal tangential and vertical. The prediction results were compared with BP neural network and support vector machine model. The results show that: BP wavelet neural network model of blasting vibration peak value and main frequency owns fast convergence and high precision, so BP wavelet neural network mode is better than BP neural network model and support vector machine model, it meets well the requirements of "Demolition Safety Regulation" (GB 6722—2003).

Keywords: blasting vibration; main frequency; BP wavelet neural networks model; prediction

(责任编辑: 钱筠 英文审校: 方德平)