

## 基于改进 Elman 神经网络的徽派古建筑寿命预测

张广斌<sup>1</sup>, 张润梅<sup>2</sup>

(1.安徽建筑大学电子与信息工程学院,安徽合肥 230601;2.安徽建筑大学机械与电气工程学院,安徽合肥 230601)

**摘要:**徽派建筑是我国四大古建筑流派之一,木构件是徽派建筑的核心.准确预测徽派木构件的寿命,对于古建筑的保护具有重要的意义.目前系统考虑多种因素对木构件寿命共同影响的研究较少,Elman 神经网络是一种典型的多层动态递归神经网络,通过存储内部状态使其具备映射动态特性的功能,从而使系统具有适应时变特性的能力,可用于预测木构件复杂的非线性时变系统的建模.针对基本的 Elman 神经网络存在训练速度慢、容易陷入局部极小值的特点,使用带有自适应变异算子的粒子群优化算法对基本的 Elman 神经网络进行改进,优化网络中各层之间的连接权值,提高学习速度,并在全局范围内寻找最优解.仿真结果表明,改进后的网络能较准确地拟合训练值,并进行有效预测,能够较好应用于徽派古建筑寿命预测.

**关键词:** Elman 神经网络;粒子群;木构件;寿命预测

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.0253-2778.2017.10.003

**引用格式:** 张广斌,张润梅. 基于改进 Elman 神经网络的徽派古建筑寿命预测[J]. 中国科学技术大学学报,2017,47(10):817-822.

ZHANG Guangbin, ZHANG Runmei. Life span prediction of Huizhou architecture based on improved Elman neural network[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2017,47(10): 817-822.

## Life span prediction of Huizhou architecture based on improved Elman neural network

ZHANG Guangbin<sup>1</sup>, ZHANG Runmei<sup>2</sup>

(1. School of Electronics and Information Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China;  
2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei, 230601, China)

**Abstract:** Huizhou architecture comprises one of the four ancient architectural schools in China, with wood components being its core. The accurate prediction of Huizhou architectures wood life is of great significance for the protection of ancient buildings. At present, there are few studies have been conducted on the influence of various factors on the service life of the wood components. Elman neural network is typical multi-layer dynamic recurrent neural network, which has the function of mapping dynamic characteristics by storing internal state. This gives the network the ability to adapt to time-varying characteristics, which can be used to predict the complex nonlinear time-varying system. The basic Elman neural network has the characteristics of slow training speed and the tendency to fall into local minimums. Therefore the particle swarm optimization algorithm with adaptive mutation operator is used to improve

**收稿日期:** 2017-05-19; **修回日期:** 2016-06-23

**基金项目:** 十二五国家科技支撑计划(2012BAJ08B00),安徽质量工程项目(2014zdjy091),安徽建筑大学博士启动基金,易海人才工程资助.

**作者简介:** 张广斌(通讯作者),男,1977,博士/副教授.研究方向:古建筑保护/神经网络的应用. E-mail: gbzhangcn@qq.com

the basic Elman neural network. The algorithm optimizes the weights of each layer in the network, improves the learning speed, and finds the optimal solution in the global range. The improved network can fit the training value more accurately and can effectively predict the test value. The simulation results show that the network structure can be well applied to the life span prediction of Huizhou architecture.

**Key words:** Elman neural network; particle swarm optimization; wood component; life prediction

## 0 引言

京派、徽派、江南派、岭南派是我国四大古建筑流派。徽派古建筑中的核心是木构件,木构件的寿命直接决定了古建筑的寿命。影响木构件的耐久性和寿命的因素较多,除火灾、地震、战争等偶然因素外,还有环境因素、荷载因素、材料因素、结构因素、力学因素、微生物因素等。如腐朽虫蛀引起柱端折断,横梁干缩裂缝过大引起承载力不足,梁跨中变形过大致使铆榫节点失效等。实际上,木构件通常处于多种因素的共同作用和相互影响下,且这些因素的影响程度目前不明确,因此如何系统全面地考虑这些因素对木构件寿命的影响,对于古建筑的保护与寿命预测具有非常重要的意义<sup>[1-2]</sup>。

从 20 世纪 90 年代开始,各国学者开始研究外界环境变化情况下木材的长期强度模型。Bonali<sup>[3]</sup>研究了相对湿度对木构件长期强度的影响,并提出用应变能方法分析持续荷载。Fregonese 等<sup>[4]</sup>通过有限元分析方法研究含水量及应力对木构件长期力学性能的影响。Rosowsky 等<sup>[5]</sup>对木构件及连接件进行研究,采用一阶统计法对已有的损伤累积模型进行简化。Nguyen<sup>[6]</sup>等在虫蛀腐朽模型研究成果的基础上,研发出包括虫蛀腐朽模型的耐久性分析软件。杨小军研究了人工裂缝对木梁承压和抗弯承载力的影响。陈国莹对木材进行了顺纹、横纹压力强度、硬度、拉弯等物理性能试验研究。段新芳等采用应力波无损检测技术对历史建筑腐朽与虫蛀木构件进行了定量检测。瞿伟廉基于可靠度理论,对历史建筑木结构的剩余寿命提出了新的评估方法<sup>[7-9]</sup>。虽然很多国内外研究对木构件的剩余寿命进行了预测,但由于问题的复杂性,多数研究仍停留在某一种或两种因素层面,且不同流派的古建筑中木构件的力学作用和材质以及环境因素区别较大,而对多个因素影响下的徽派古建筑剩余寿命预测迄今仍是一个研究难点<sup>[10-11]</sup>。

神经网络具有自学习功能,理论上对任何非线性函数都能以任意精度逼近。同时,在对系统进行辨

识的过程中无需建立精确的数学模型,可用于复杂非线性系统的建模。结合标准算法的原理,针对其缺陷,运用带有自适应变异算子的粒子群优化算法改进 Elman 神经网络,并验证了改进算法预测木构件寿命的可行性,因此可以将文中建立的神经网络模型应用到徽派古建筑的寿命预测中。

## 1 粒子群优化的 Elman 神经网络

### 1.1 Elman 网络

基本的 Elman 神经网络由四层组成,除了输入层、隐含层和输出层以外,还有一个特别的隐含层——承接层。承接层是一个延迟单元,可以从隐含层接受反馈信号,记忆隐含层单元前一时刻的输出值,承接层的输出经过延迟与存储,再输入到隐含层。Elman 的网络结构如图 1 所示。

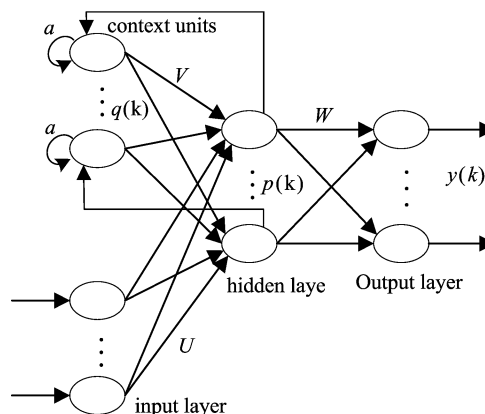


图 1 Elman 神经网络的结构示意图

Fig.1 The schematic structure of Elman neural network

假设网络的输入是  $i$  维向量  $x$ , 隐含层输出是  $m$  维向量  $p$ , 承接层输出是  $m$  维向量  $q$ , 输出层输出的是  $n$  维向量  $y$ , 隐含层与输入层、承接层、输出层连接的权值分别是矩阵  $U$ 、 $V$ 、 $W$ 。Elman 神经网络的数学模型为

$$y(k) = g(Wp(k)) \quad (1)$$

$$p(k) = f(Vq(k) + Ux(k-1)) \quad (2)$$

$$q(k) = p(k-1) + aq(k-1) \quad (3)$$

式(1)中,  $g(\cdot)$  为输出层单元的激活函数, 多取线性函数, 是隐含层输出的线性组合。式(2)中,  $f(\cdot)$

为隐含层单元的激活函数,多取为 Sigmoid 函数,即  $f(x)=1/(1+e^{-x})$ .式(3)中, $a$  为承接层自连接反馈增益因子,取值范围  $0 \leq a < 1$ ,当  $a$  取值为 0 时,是标准的 Elman 网络;当  $a$  不为 0 时,是修正的 Elman 网络. $a$  的存在使承接层单元在  $k$  时刻的输出  $q(k)$  等于隐层在  $k-1$  时刻的输出  $p(k-1)$  加上承接层在  $k-1$  时刻输出值  $q(k-1)$  的  $a$  倍,这样可以更好地调节隐含层反馈信号的强弱<sup>[12-13]</sup>.

本文中 Elman 网络的学习算法采用有序链式法则,定义  $k$  时刻系统的误差函数如下:

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i(k) - d_i(k))^2 \quad (4)$$

式中, $y_i(k)$  为第  $i$  个节点的实际输出, $d_i(k)$  为第  $i$  个节点的期望输出.网络的隐含层与输出连接的权值  $W$  的变化如式下:

$$W(k+1) = W(k) + \eta \left( -\frac{\partial E(k)}{\partial W} \right) \quad (5)$$

式中, $\eta$  是学习步长.同理对于权值  $U$  和  $V$ ,分别求偏导.这种进行网络权值的修正梯度下降算法,学习速率较慢,并且容易产生局部极小值;而进行网络修正的自反馈增益因子  $a$ ,因为多由尝试法确定,所以学习效率较低<sup>[14]</sup>.

### 1.2 粒子群优化算法

粒子群算法的基本思想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解,是基于群体和适配值概念的优化算法.粒子状态的更新根据如下规则进行:保持自身惯性;按自身最优位置改变;按群体最优位置改变.设在  $N$  维搜索空间中.有  $M$  个粒子组成一个群体,每个粒子的位置代表优化问题在空间中可能的解.假设第  $i$  个粒子的位置为: $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n}, \dots, x_{i,N})$ ,速度为: $v_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,n}, \dots, v_{i,N})$ .该粒子目前搜索到的最优位置为: $p_i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,n}, \dots, p_{i,N})$ ,种群目前搜索到的最优位置为: $p_g = (p_{g,1}, p_{g,2}, \dots, p_{g,n}, \dots, p_{g,N})$ ,其中  $i=1,2,\dots,M; n=1,2,\dots,N$  粒子根据公式

$$v_{i,n}(k+1) = v_{i,n}(k) + c_1 r_1 (p_{i,n}(k) - x_{i,n}(k)) + c_2 r_2 (p_{g,n}(k) - x_{i,n}(k)) \quad (6)$$

$$x_{i,n}(k+1) = x_{i,n}(k) + v_{i,n}(k+1) \quad (7)$$

来更新自己的速度与位置.式中, $c_1$  和  $c_2$  是非负加速常数,可以减少局部最小值, $c_1$  调节粒子向自身最优位置移动的步长, $c_2$  调节粒子向全局最优位置移动的步长. $r_1$  和  $r_2$  是介于  $(0,1)$  的随机数多样性因子,

可以增加群体的多样性.

由于粒子群算法在优化过程中,所有粒子都向最优解方向移动,粒子出现聚集现象,趋向同一化,会逐渐失去多样性,导致收敛速度变慢.采用自适应变异算子的优化方法,既可以避免粒子群规模的盲目增加,又能有效减少算法中的早熟收敛问题<sup>[15]</sup>.

为了描述粒子群状态,给出群体适应度方差和粒子收敛的定义.设粒子群数目为  $M$ , $f_i$  为第  $i$  个粒子的适应度, $f_{avg}$  为粒子群平均适应度, $\sigma^2$  为群体适应度方差,定义如下:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n \left| \frac{f_i - f_{avg}}{f} \right|^2 \quad (8)$$

式中, $f$  是归一化因子,取值受到如下限制,当  $\max\{|f_i - f_{avg}|\} \leq 1$  时, $f$  取值为 1,其他情况, $f$  取值为  $\max\{|f_i - f_{avg}|\}$ .方差  $\sigma^2$  反映了所有粒子的收敛程度. $\sigma^2$  变小,粒子群趋向收敛, $\sigma^2$  变大,粒子群则是进行随机搜索<sup>[16]</sup>.

自适应变异算子的核心思想是:当出现早熟收敛时,全局极值就是局部最优,此时加入变异算子,改变粒子运动方向,进入其他区域进行搜索,也就改变了全局极值,有发现新的个体及全局极值的可能性<sup>[17]</sup>.变异算子取为随机值,即对满足变异条件的全局极值按一定的概率进行变异,概率的计算如下:

$$p = \begin{cases} k, \sigma^2 < \sigma_d^2, f(g_{best}) > f_d \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $k$  取值  $[0.1, 0.3]$  之间的随机数, $g_{best}$  是全局极值, $\sigma_d$  的取值与实际情况有关, $f_d$  可以设置为理论最优值.对于全局极值的变异,应用增设随机干扰的办法,设  $g_{bestk}$  是第  $k$  维全局极值,计算公式为

$$g_{bestk} = g_{bestk} (1 + 0.5\eta) \quad (10)$$

式中, $\eta$  是随机变量,服从  $(0,1)$  的高斯分布.

### 1.3 改进的 Elman 网络学习算法

采用自适应变异算子的粒子群优化算法用于 Elman 神经网络优化,主要包括两方面:一是在网络学习阶段,优化网络中各层之间的连接权值;二是优化网络的拓扑结构<sup>[18-19]</sup>.本研究主要是用于优化网络的权值,具体优化算法如下:

步骤 1 对不同层之间的连接权值采用矩阵的方式进行编码,粒子被编码成矩阵,每个粒子代表一个权重,这样图 1 中的结构就有三个权重矩阵.

步骤 2 可以根据式(6)和(7),更新所有粒子的速度和位置,产生代表新权重值的粒子.

步骤 3 用式(8)评价每个新粒子的适应度值,

如果第  $i$  粒子的值比更新前的优化则更新粒子的位置  $p_{best i}$ ; 如果粒子中最优的  $p_{best i}$  优于种群的最优值  $g_{best i}$ , 则更新  $g_{best i}$ .

步骤 4 用式(8)评价群体的适应度方差  $\sigma^2$ , 如果小于给定常数, 则由式(9)计算出变异概率  $p$ , 并通过与  $[0, 1]$  之间的随机值  $q$  的比较, 判断是否执行变异. 如果执行, 则由式(10)对全局极值进行变异操作.

步骤 5 判断是否满足结束条件, 若满足执行步骤 7; 否则转向步骤 6.

步骤 6 进化代数  $t$  加 1, 如果  $t$  超过最大迭代次数  $gen_{max}$ , 则结束进化, 执行步骤 7; 否则转向步骤 2.

步骤 7 输出相关信息, 算法结束.

这样适应度达到最小时搜索出的便是 Elman 神经网络的最佳自连接反馈增益因子和全部权值.

## 2 实验与结果分析

根据研究与分析, 选取对木构件影响比较重要的影响因素作为输入, 即虫蛀面积率  $x_1$  及其变异系数  $x_2$ 、腐朽深度  $x_3$  (单位: mm)、应力水平  $x_4$  (单位: Mpa)、裂缝深度的均值  $x_5$  (单位: mm) 及其变异系数  $x_6$ . 隐含层神经元的个数在训练过程采取尝试法进行调整, 当隐含层神经元数小于 12 时, 较难达到所要求的精度, 当隐含层神经元数为 12 至 18 时, 训练次数明显减少. 考虑到木构件寿命预测的复杂性以及运算效率, 选取隐含层节点个数为 15. 输出层神经元只有一个, 即预测寿命  $y_1$  (单位: 年). 整个网络的结构采用 6-15-15-1 的形式, 即含有 6 个输入层节点, 15 个隐层节点, 15 个承接层节点, 1 个输出节点的网络结构. 网络中的部分参数设置为: 粒子群体规模  $M=330$ , 学习因子  $c_1=2.39, c_2=1.28$ , 最大迭代次数  $gen_{max}=1000$ , 自适应随机数变异算子  $k$  取值范围是  $[0.1, 0.3]$ , 多样性因子  $r_1, r_2$ , 随机干扰因子  $\eta$ , 是介于  $(0, 1)$  的随机数, 承接层自连接反馈增益因子  $a=0.5^{[20]}$ .

用三维扫描仪、单反相机、阻抗仪、应力波传感器、游标卡尺等设备, 获取冬瓜梁、爪柱、雀替等六种类型的 330 个构件的原始数据, 并将其作为神经网络的测试数据输入. 该 330 个构件存在于作者单位承建的徽派建筑构件数据库中, 均由专家通过经验、有限元分析、耐久性因素分析等方法进行过剩余寿命的预测, 该人工预测值作为网络的期望输出值. 表

1 是截取了部分未进行归一化的输入数据和逆归一化后的输出数据.

表 1 部分输入/输出数据样本

序号	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$	$y_1$
1	0.21	0.36	5.27	0.02	12.35	0.23	27
2	0.09	0.23	1.06	0.16	2.97	0.28	82
3	0.04	0.25	2.13	0.01	5.03	0.31	56
4	0.06	0.31	3.06	0.05	4.92	0.27	126
5	0.03	0.17	0.16	0.09	2.78	0.33	115
6	0.02	0.16	1.53	0.06	2.61	0.18	132
7	0.00	0.00	0.02	0.31	3.21	0.25	181
8	0.01	0.02	0.05	0.22	0.65	0.07	195
9	0.01	0.13	0.25	0.14	2.31	0.17	165
10	0.01	0.12	0.18	0.35	3.12	0.31	153

利用 Matlab 软件进行仿真实验, 将 330 组数据分为训练数据与测试数据两类. 对 280 组数据进行训练, 训练前要对数据进行归一化处理, 得到输出结果后, 再将输出结果逆归一化为正常的的数据.

训练数据的学习结果如图 2 所示, 图 3 是训练数据与期望结果的残差, 由图可以看出, 通过训练得到的网络对训练数据的拟合度比较理想, 实际输出值与期望值之间的均方误差是  $0.069 42^{[21-22]}$ .

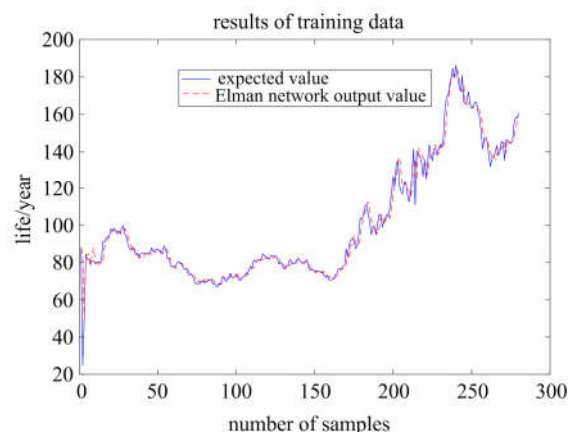


图 2 训练数据的学习结果

Fig.2 Results of training data

对剩余的 50 组数据进行测试, 图 4 是测试数据在训练好的网络上的预测结果; 图 5 和图 6 是测试数据在 BP 网络和基本的 Elman 网络上的预测结果; 图 7 是在改进后的 Elman 网络上, 测试数据与期望结果的残差, 其均方误差 MSE 为 1.29.



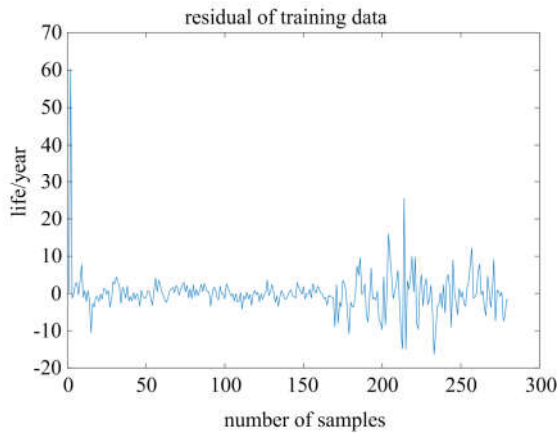


图 3 训练数据的残差

Fig.3 Residual of training data

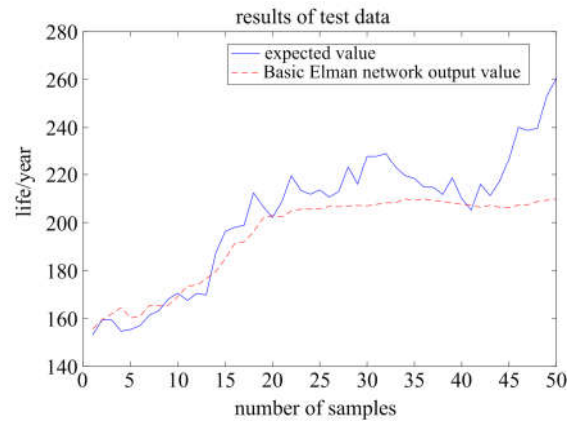


图 6 基本 Elman 网络测试数据的预测结果

Fig.6 Results of test data of Basic Elman network

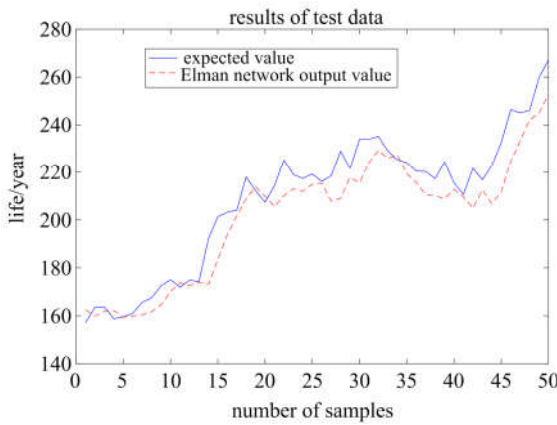


图 4 测试数据的预测结果

Fig.4 Results of test data

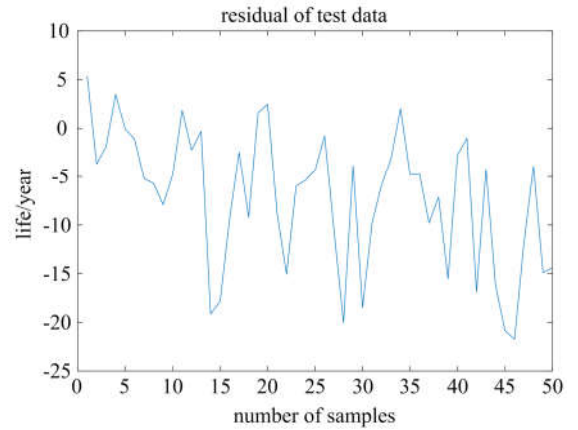


图 7 测试数据的残差

Fig.7 Residual of test data

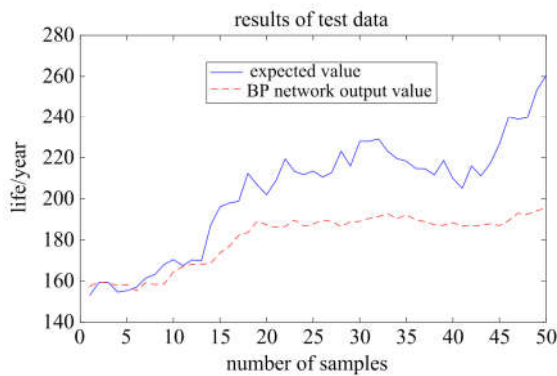


图 5 BP 网络测试数据的预测结果

Fig.5 Results of test data of BP network

表 2 给出了 3 种不同结构的神经网络对 280 组数据进行学习训练后,对 50 组数据进行预测,所得均方误差的结果.通过观察图 4~6 数据的预测拟合曲线以及表 2 的均方误差比较可以得出,改进 Elman 网络用于木构件寿命预测精度更高,预测值更接近于期望输出,且均方误差较小.

表 2 不同预测方法预测精度

Tab.2 Prediction accuracy of different prediction methods

模型	网络结构	MSE
BP 网络	6-15-1	2.85
基本 Elman 网络	6-15-15-1	2.67
改进 Elman 网络	6-15-15-1	1.29

### 3 结论

本文针对粒子群算法与误差反传算法的优、缺点,提出了一种兼顾全局搜索与局部寻优的混合算法,并应用于改进 Elman 网络权值的修改.通过对徽派古建筑木构件的仿真实验,证明了基于自适应变异算子的粒子群算法的改进 Elman 网络具有较高的预测精度,能够较为精确地建立徽派古建筑木构件剩余寿命预测的多因子模型.

## 参考文献(References)

- [1] XUE J Y, WU Z J, ZHANG F L. Seismic damage evaluation model of Chinese ancient timber buildings [J]. *Advances in Structural Engineering*, 2015, 18 (10): 1671-1683.
- [2] LYU Mengning, ZHU Xinqun, YANG Qingshan. Dynamic field monitoring data analysis of an ancient wooden building in seismic and operational environments [J]. *Earthquakes and Structures*, 2016, 11(6): 1043-1060.
- [3] BONALI E, PESCI A, CASULA G. Deformation of ancient buildings inferred by terrestrial laser scanning methodology: the cantalovo church case study [J]. *Archaeometry*, 2014, 56(4): 703-716.
- [4] FREGONESE L, BARBIERI G, BIOLZI L, et al. Surveying and monitoring for vulnerability assessment of an ancient building [J]. *Sensors*, 2013, 13 (8): 9747-9773.
- [5] ROSOWSKY D V, BULLEIT W M. Load duration effects in wood members and connections: order statistics and critical loads [J]. *Structural Safety*, 2002, 24(2-4): 347-362.
- [6] NGUYEN M N, LEICESTER R H, WANG c h, et al. Probabilistic procedure for design of untreated timber piles under marine borer attack [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2008, 93(3): 482-488.
- [7] DAI Lu, YANG Na, ZHANG Lei. Monitoring crowd load effect on typical ancient Tibetan building [J]. *Structural Control & Health Monitoring*, 2016, 23 (7): 998-1014.
- [8] 瞿伟廉, 王雪亮. 基于 DOL 强度衰减模型的古建筑木桁架的剩余寿命预测 [J]. *华中科技大学学报*, 2008, 25(3): 1-4.
- [9] FANG Shiqiang, ZHANG Kun, ZHANG Hui, et al. A study of traditional blood lime mortar for restoration of ancient buildings [J]. *Cement and Concrete Research*, 2015, 76: 232-241.
- [10] YANG Na, LI Peng, LAW S S. Experimental research on mechanical properties of timber in ancient Tibetan building [J]. *Journal of Materials in Civil Engineering*, 2012, 24(6): 635-643.
- [11] ZHANG Xicheng, XUE Jianyang, ZHAO Hongtie, et al. Experimental study on Chinese ancient timber-frame building by shaking table test [J]. *Structural Engineering and Mechanics*, 2011, 40(4): 453-469.
- [12] WYSOCKI A, ŁAWRYŃCZUK M. Elman neural network for modeling and predictive control of delayed dynamic systems [J]. *Archives of Control Sciences*, 2016, 26(1): 117-142.
- [13] CHANDRA R. Competition and collaboration in cooperative coevolution of Elman recurrent neural networks for time-series prediction [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, 26(12): 3123-3136.
- [14] SHEIKHAN M, ARABI M A, GHARAVIAN D. Structure and weights optimisation of a modified Elman network emotion classifier using hybrid computational intelligence algorithms: A comparative study [J]. 2015, 27(4): 340-357.
- [15] 毛澄映, 喻新欣, 薛云志. 基于粒子群优化的测试数据生成及其实证分析 [J]. *计算机研究与发展*, 2013, 50 (2): 260-268.
- MAO Chengying, YU Xinxin, XUE Yunzhi. Algorithm design and empirical analysis for particle swarm optimization-based test data generation [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2013, 50(2): 260-268.
- [16] CHOUIKHI N, AMMA, B, ROKBAN N, et al. PSO-based analysis of echo state network parameters for time series forecasting [J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 55: 211-225.
- [17] JAFARI M, HOSEYNI S A M, CHALESHTARI M H. Determination of optimal parameters for perforated plates with quasi-triangular cutout by PSO [J]. *Structural Engineering and Mechanics*, 2016, 60(5): 795-807.
- [18] PALMER S, GORSE D, MUK-PAVIC E. Neural networks and particle swarm optimization for function approximation in Tri-SWACH hull design [C]// *Proceedings of the 16th International Conference on Engineering Applications of Neural Networks*. Rhodes, Greece: ACM, 2015: 32-36.
- [19] RAZA S, MOKHLIS H, AROF H, et al. Minimum-features-based ANN-PSO approach for islanding detection in distribution system [J]. *IET Renewable Power Generation*, 2016, 10(9): 1255-1263.
- [20] SITHARTHAN R, GEETHANJALI M. An adaptive Elman neural network with C-PSO learning algorithm based pitch angle controller for DFIG based WECS [J]. *Journal of vibration and control*, 2017, 23 (5): 716-730.
- [21] ZHOU C, DING L Y, HE R. PSO-based Elman neural network model for predictive control of air chamber pressure in slurry shield tunneling under Yangtze River [J]. *Automation in construction*, 2013, 36(5): 208-217.
- [22] QIN Shanshan, WANG Jianzhou, WU Ji. A hybrid model based on smooth transition periodic autoregressive and Elman artificial neural network for wind speed forecasting of the Hebei region in China [J]. *International Journal of Green Energy*, 2016, 13(6): 595-607.