

粒子群优化小波神经网络在火灾预测中的应用研究

任福鹏¹, 高攀祥²

(1.西安市新城区公安消防大队, 陕西 西安 710003; 2.中国航天建设集团有限公司, 北京 100071)

摘要:针对城市建筑火灾预测的高度非线性和不确定性, 采用粒子群算法 (PSO) 优化小波神经网络(WNN)后建立火灾事故时间序列预测模型. 将改进后的模型进行实验仿真训练并应用于某城市建筑火灾发生次数预测中, 仿真应用结果表明, 网络输出值和期望值很好吻合, 收敛速度和泛化能力有所提高. 所以该模型能够对火灾发生情况进行分析预测, 为消防安全管理部门消防警力、设施投入及城市综合防灾减灾提供科学依据和决策指导.

关键字: 火灾预测; 粒子群; 小波神经网络; 优化

中图分类号: TP183

文献标志码: A

文章编号: 1006-7930(2014)03-0348-05

随着社会和经济的发展, 火灾给人类带来的损失越来越大, 是威胁公共安全和社会发展的主要灾害之一. 据不完全统计, 全球每年发生火灾 600~700 万次, 每年造成的死亡人数高达 10 万人, 其经济损失占全球社会生产总值的 0.2 %^[1]. 从 1991~2000 年 10 年间, 我国城市火灾次数上升 82 %, 死伤人数分别上升 59 %和 13 %, 直接财产损失上升 58 %^[2]. 因此, 用科学的方法对火灾事故进行分析预测, 探索火灾发生、发展规律, 对降低火灾损失、城市建设和经济的可持续发展具有重要的实际意义^[3].

火灾事故的发生受到气候、人口密度、消防管理水平、经济发展水平等诸多时变因素的影响. 尽管某一次火灾的发生具有随机性, 但某个区域、某段时间内火灾的发生具有一定的规律性^[4]. 因此, 可以通过对火灾发生时序数据的分析, 建立火灾事故时间序列预测模型. 目前国内外学者已相继提出了一些预测火灾发生次数的数学模型, 如回归分析、神经网络、聚类分析、灰色理论、混沌理论方法等, 其中以灰色理论和神经网络应用比较普遍. 但由于火灾样本数据序列具有非线性、突变性、数据量少的特征, 采用灰色理论进行火灾预测所需样本数据量少, 但非线性逼近能力不够理想. 小波神经网络具有自学习能力强、容错性好的特点, 但收敛速度慢, 且易于陷入局部最小. 因此, 本文采用粒子群算法优化小波神经网络, 对小波神经网络的权值和参数进行寻优, 有效克服了小波神经网络收敛速度慢, 解的稳定性差, 易陷入局部极值的缺陷, 对火灾事故时间序列预测取得了理想的效果.

1 火灾事故时间序列预测模型的建立

1.1 小波神经网络的建立

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, 信号前向传播的同时误差反向传播的神经网络. 它兼有小波分析多尺度分辨率、时频局部性质和神经网络自学习、非线性映射能力等优点, 加之小波神经网络除了可以调整网络权值和阈值外, 还能调节小波函数的伸缩因子和评议因子, 与传统 BP、RBF 等网络相比具有更高的自由度、可塑性和弹性, 使其具有更灵敏的函数逼近能力, 自适应分辨性和良好的容错能力.

1.1.1 网络拓扑结构

在传统 BP 算法的基础上, 利用小波元 (waveron) 代替神经元 (neuron), 将网络神经元中的 Sigmoid 激励函数换成小波子函数. 小波神经网络拓扑结构如图 1 所示. x 为输入参数, y 为预测输出, ω_{ij} 和 ω_{jk} 为小波神经网络权值.

(1) 输入信号序列为 x , 隐含层输出为

$$O(j) = \psi_j \left[\sum_{i=1}^k (\omega_{ij} x_i - b_j) / a_j \right], j = 1, 2, \dots, l \quad (1)$$

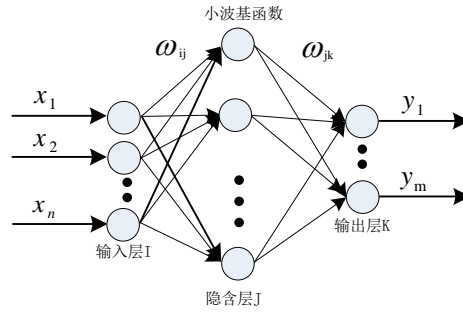


图1 小波神经网络拓扑结构
Fig.1 Wavelet neural network topology

其中: $O(j)$ 为隐含层第 j 个神经元输出值; ω_{ij} 为输入层和隐含层的连接权值; ψ_j 为小波基函数; b_j 为小波基函数 ψ_j 的平移因子; a_j 为小波基函数 ψ_j 的伸缩因子. 隐含层神经元小波基函数选择 Morlet 小波函数:

$$\psi(x) = \cos(1.75x) e^{\frac{-x^2}{2}} \quad (2)$$

(2) 小波神经网络输出层输出为

$$y(k) = \sum_{i=1}^l \omega_{ik} O(i), k = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

其中: ω_{jk} 为隐含层到输出层权值; $O(i)$ 为第 i 个隐含层神经元的输出; l 为隐含层神经元个数; m 为输出层神经元个数.

1.1.2 网络权值修正

采用梯度修正法修正小波神经网络的权值和小波基函数参数,从而使小波神经网络预测输出不断逼近期望输出.其修正过程如下:

(1) 网络预测误差计算

$$e = \sum_{k=1}^m yn(k) - y(k) \quad (4)$$

其中 $yn(k)$ 为期望输出; $y(k)$ 为小波神经网络预测输出; m 为输出层神经元个数.

(2) 根据预测误差 e 修正小波神经网络权值和小波基函数系数

$$\omega_{n,k}^{(i+1)} = \omega_{n,k}^i + \Delta \omega_{n,k}^{(i+1)} \quad (5)$$

$$a_k^{(i+1)} = a_k^i + \Delta a_k^{(i+1)} \quad (6)$$

$$b_k^{(i+1)} = b_k^i + \Delta b_k^{(i+1)} \quad (7)$$

根据网络预测误差计算得到三参数的调整幅度如下, η 为学习速率.

$$\Delta \omega_{n,k}^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial \omega_{n,k}^{(i)}} \quad (8)$$

$$\Delta a_k^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial a_k^{(i)}} \quad (9)$$

$$\Delta b_k^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial b_k^{(i)}} \quad (10)$$

1.2 粒子群 (PSO) 算法优化小波神经网络 (WNN)

对于梯度下降法的缺陷及标准粒子群算法^[5-6]的原理,本文中采用粒子群算法替代梯度下降法来对小波神经网络进行参数训练.先将网络进行 PSO 算法训练,然后小波神经网络接着进行小范围精细搜索.从试验结果来看,粒子群算法无论是在迭代步数、收敛精度及搜索成功率上均大大优于梯度下降法.

粒子群的位置向量由所训练 WNN 的权值和阈值组成,即:

$$present = [w_1, w_2, \dots, w_k, a_1, a_2, \dots, a_k, b_1, b_2, \dots, b_k], i = 1, \dots, 100, \text{ 其中 } k \text{ 表示隐含层节点数.}$$

通过随机函数可以产生多个粒子 P , 即产生多组 BP 网络的神经元连接权值和阈值, 并形成粒子群. 然后用 PSO 算法搜索最优的位置, 使均方差指标 (适应值) 达到最小, 这个最优位置的坐标即为该 BP 网络结构中最优的连接权值和阈值. 均方差指标 (适应值) 函数为

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m (y_{ij}^d - y_{ij})^2 \quad (11)$$

式中: N 是训练样本数, m 是网络输出神经元个数, y_{ij}^d 和 y_{ij} 分别为第 i 个样本在第 j 个输出神经元处的期望输出值和网络实际输出值. 隐含层小波元个数选取流程^[7]如图 2 所示.

PSO-WNN 神经网络算法实现步骤如下:

步骤 1 对输入数据矩阵和目标数据矩阵进行归一化;

步骤 2 进行位置向量 $present$ 、速度向量 V 、目标误差值 $E_{goat} = 1.0$ 、最大叠代次数 T_{max} 等网络拓扑结构和种群参数初始化;

步骤 3 按 (2) 式选取隐含层神经元激励函数, 将每个位置向量 $present$ 作为网络的一组权值组成新的网络, 对网络的权值和阈值组成的个体进行评价并计算对应于 p_{best} 和 G_{best} 的适应值 J ;

步骤 4 判断适应值 J 是否小于最大误差或小于最小迭代次数; 如果是, 直接转步骤 6, 否则, 转步骤 5;

步骤 5 用 PSO 算法进行粒子速度向量及 V 位置向量 $present$ 的叠代更新并生成新的种群, 确定粒子的 p_{best} 和 G_{best} , 返回步骤 3;

步骤 6 将全局最优粒子作为小波神经网络最优权值和阈值, 训练小波神经网络.

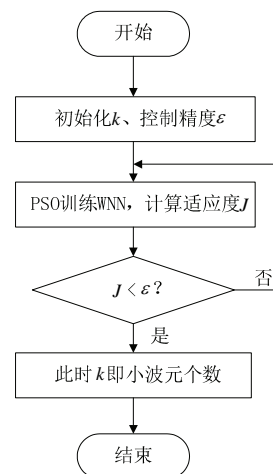


图 2 确定隐含层小波元个数流程图
Fig.2 The flow chart of determining the number of hidden layer wavelet neurons

2 模型仿真训练

为了保证所训练的神经网络具有较强的泛化能力, 将我国 1950~2009 年全国火灾发生起数^[8-9]数据分为两部分. 1950~1999 年数据作训练样本, 剩余数据测试样本.

本模型数据在逐个处理^[10]的基础上将网络输入/输出样本以及参数进行扩展, 修改相应 Matlab 程序语法, 实现了数据批处理. 用时频局部特性较好的 Morlet 小波函数替代神经元 Sigmoid 函数. 根据上述方法进行网络权值、小波函数的伸缩因子和平移因子的调整, 并结合多次仿真实验, 最终确定 PSO-WNN 网络模型隐含层神经元个数为 6, 取学习速率 $\eta = 0.02$ 和动量因子 $aerfa = 0.726$.

在权值优化过程中, 分别用不同的训练样本进行训练, 并用相应的测试样本进行测试, 确保每次训练时采用的训练集均不相同. 图 3 给出了小波神经网络和基于粒子群算法的小波神经网络训练误差收敛变化曲线.

从图 3 可以看出, 小波神经网络收敛曲线较为平滑, 收敛速度很慢, 经过很多步才收敛; 而 PSO 算法优化小波神经网络收敛速度较快. 采用 PSO 算法优化后的小波神经网络初始权值和阈值已经非常接近网

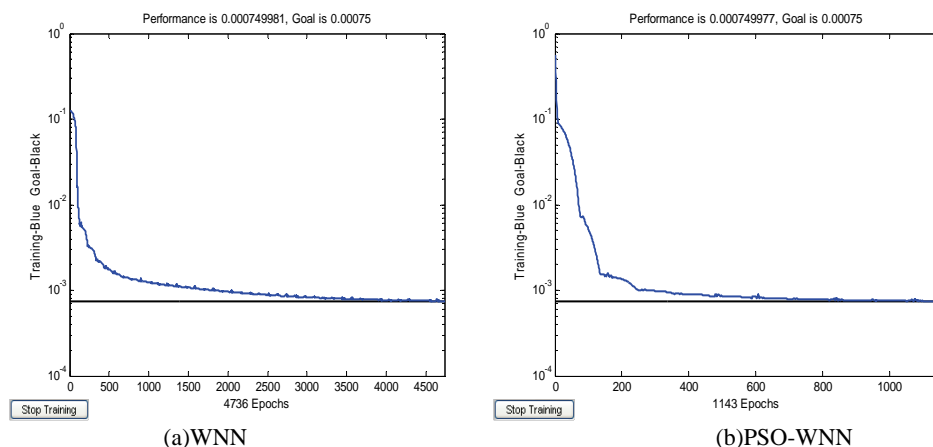


图 3 WNN 和 PSO-WNN 算法的收敛曲线
Fig.3 Convergence curve of WNN and PSO - WNN algorithm

络自适应学习调整最后的结果, 极大缩小了调整搜寻的误差范围. PSO 全局优化算法克服小波神经网络搜索速度慢、易陷入局部极值的缺陷, 缩短了训练时间.

1950~1999 年全国火灾发生起数的 PSO-WNN 网络仿真结果如下所示. 图 4 为全国火灾发生起数实际值与仿真值的曲线拟合图. 可以看出, 实际火灾发生起数与仿真值的曲线拟合效果良好, 利用本模型得到的拟合曲线精度较高, 能够较真实地反应实际情况. 将 PSO-WNN 模型仿真相对误差与 WNN 模型对比, 如图 5. 可以看出, PSO-WNN 模型对全国火灾发生起数仿真效果比较理想, 实际值与仿真值之间相对误差均在 8% 以内上下波动, 平均相对误差为 2.475.

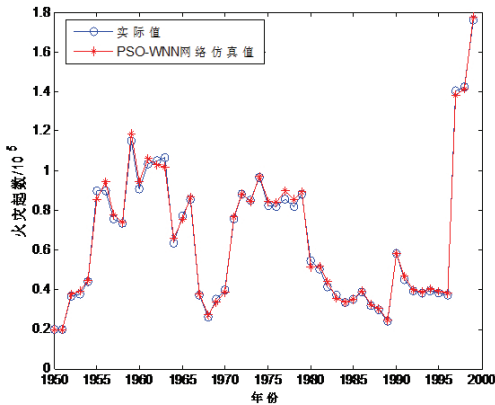


图 4 全国火灾发生起数曲线拟合图
Fig.4 Curve fitting about the number of nationwide fire disaster

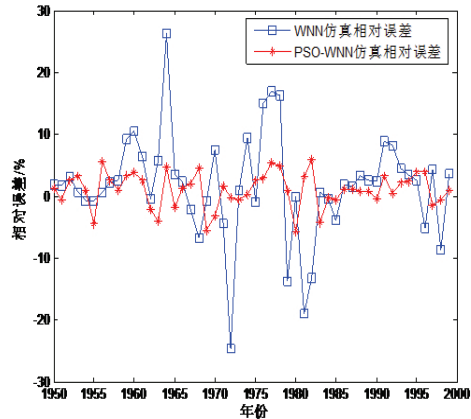


图 5 相对误差仿真对比
Fig.5 The relative error simulation comparison

3 应用验证

将 2000~2009 年全国火灾发生起数作为模型的最终测试样本, 输入经过多次学习训练的网络模型中. 得出火灾发生起数预测结果, 并将 PSO-WNN 模型预测结果与小波神经网络进行对比, 表 1 所示.

结果显示, 用 PSO 算法优化后的小波神经网络预测的平均相对误差大大减小, 提高了模型的预测精确度, 进一步证明了小波神经网络经过改进后能更精确、快速的对全国火灾发生起数进行预测. 同时, 由网络训练误差曲线可知, PSO-WNN 模型训练得到的误差是收敛的, 几乎不会陷入局部极小或发生振荡. 可见, 利用 PSO-WNN 训练部分碳化区长度预测模型精度较高, 预测值真实可信, 能较真实地反应预测情况.

表 1 火灾发生起数预测结果对比
Tab.1 Comparison of the prediction results about the number of national fire disaster

年份	火灾起数	小波网络预测值		PSO-WNN 网络预测值		备注
		预测值	相对误差/%	预测值	相对误差/%	
2000	189 185	184 815	-2.31	192 288	1.64	预测
2001	216 784	227 558	4.97	218 648	0.86	预测
2002	258 315	303 003	17.3	270 585	4.75	预测
2003	253 932	279 833	10.2	252 789	-0.45	预测
2004	252 804	275 025	8.79	245 195	-3.01	预测
2005	235 941	257 412	9.1	238 395	1.04	预测
2006	231 881	247 278	6.64	226 849	-2.17	预测
2007	163 521	145 239	-11.18	164 993	0.9	预测
2008	136 835	132 333	-3.29	143 595	4.94	预测
2009	129 382	110 246	-14.79	132 319	2.27	预测
平均相对误差			8.857		2.203	

4 结论

(1) 本文实现了基于 PSO (粒子群) 算法的小波神经网络权值阈值优化, 每个粒子代表了神经网络的权值和阈值, 通过粒子寻优找到网络最佳的初始权值和阈值, 缩短了训练时间, 提高了预测精度.

(2) 针对我国火灾时序分布不均匀、变幅大与突发性的特点, 将粒子群优化小波神经网络模型应用于

全国火灾发生起数预测中,基于伸缩和平移因子构成标准正交基最优拟合逼近历史数据序列,预测结果能够较真实地反应实际情况。

参考文献 References

- [1] 杜兰萍. 正确认识当前和以后一个时期我国火灾形势仍将相当严峻的客观必然性[J]. 消防科学与技术, 2005(1):1-4.
DU Lanping. The necessity to appropriately understand the fire situation in china is still serious now and in the future[J]. Fire Science and Technology, 2005(1):1-4.
- [2] 李引擎. 建筑防火工程[M]. 北京:化学工业出版社, 2004.
LI Yinqing. Building fire protection engineering[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2004.
- [3] 刘海生, 张鑫磊, 宋丽霞. 基于统计数据的全国火灾形势综合评价与预测[J]. 中国安全科学学报, 2011, 2(6):54-59.
LIU Haisheng, ZHANG Xinlei, SONG Lixia. Comprehensive evaluation and prediction of fire accidents in China based on statistics[J]. China Safety Science Journal, 2011, 2(6):54-59.
- [4] 张烨, 田雯, 刘盛鹏. 基于集合经验模式分解的火灾时间序列预测[J]. 计算机工程, 2012,38(24): 152-154.
ZHANG Ye, TIAN Wen, LIU Shengpeng. Fire time series forecasting based on ensemble empirical mode decomposition[J]. Computer Engineering, 2012, 38(24): 152-154.
- [5] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Proc IEEE Int Confon Neural Net works,1995(4):1942-1948.
- [6] LI Daolun, LU Detang, KONG Xiangyan. Implicit curves and surfaces based on BP neural network[J]. Journal of Information and Computational Science,2005,2(2):259-271.
- [7] 王美玲, 张长江, 付梦印, 等. 一种用于非线性函数逼近的小波神经网络算法仿真[J]. 北京理工大学学报, 2002, 22(3):274-278.
WANG Meiling, ZHANG Changjiang, FU Mengyin, et al. Simulation study of a kind of wavelet neural network algorithm used in approaching non-linear functions[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2002, 22(3):274-278.
- [8] 姜学鹏, 徐志胜. 我国火灾起数的灰色拓扑预测[J]. 中国公共安全:学术版, 2006(2):58-61.
JIANG Xuepeng, XU Zhisheng. Grey topological method in forecasting fire occurred in China[J]. China Public Security, 2006(2):58-61.
- [9] 张栋楠, 舒中俊. 改进型灰色神经网络在火灾预测中的应用研究[J]. 中国安全科学学报, 2012,22(2): 53-54.
ZHANG Dongnan, SHU Zhongjun. Research on application of improved gray neural network in fire forecasting[J]. China Safety Science Journal, 2012, 22(2): 53-54.
- [10] 卓金武. MATLAB 在数学建模中的应用[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011.
ZHUO Jinwu. The application of MATLAB in mathematical modeling[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics & Astronautics press, 2011.

Application and research on particle swarm optimizing wavelet neural network in the prediction of fire

REN Fupeng¹, GAO Panxiang²

(1. Xi'an Xincheng District Public Security Fire Brigade, Xi'an 710003, China;
2. China Aerospace Construction Group Co.,Ltd.,Beijing 100071,China)

Abstract: In connection with the highly nonlinear and uncertainty of fire prediction of the city building, particle swarm optimization (PSO) is used to optimize the wavelet neural network (WNN), so as to establish the fire accident time series prediction model. The improved model is applied in the experimental simulation training and forecasting of the number that the fire broke out of a city building. The simulation application results show that the network output and expected values are in good agreement, and the convergence speed and generalization ability is much improved. So the model can be used to analyze and forecast the fire and thus provide a scientific basis and decision-making guidance for fire police, investment in facilities and the city's comprehensive disaster prevention and mitigation of fire safety management department.

Keywords: fire prediction; particle swarm; wavelet neural network; optimization

(本文编辑 沈波)