

基于粒子群优化 BP 神经网络的台风灾损预测模型研究^{*}

叶小岭，施 珮，匡 亮

(南京信息工程大学，江苏 南京 210044)

摘要：在对浙江省台风灾情实际情况研究的基础上，选择台风路径预报平均误差、预警能力指数等16个因子作为输入量，用粒子群算法(PSO)对BP神经网络的参数进行优化，以避免陷入局部极小和初始参数的抉择问题，提高模型的精度和收敛速度，从而建立了PSO-BP模型，并将模型应用于浙江台风灾情的预测。最后，对PSO-BP网络模型与普通BP模型的台风灾情预测训练效果进行对比，使用三个台风数据测试已训练好的网络，模型的预测结果显示，PSO-BP算法相较于BP算法有更高的精度，能较好的反应历年台风灾情的基本趋势。

关键词：防台减灾；台风灾情；粒子群算法；BP神经网络；浙江

中图分类号：P444；X43 文献标志码：A 文章编号：1000-811X(2013)04-0011-06

0 引言

台风的发生往往伴随着暴雨、大风等强对流天气，并容易引发山体滑坡、洪涝等其他自然灾害。浙江省东濒东海，南界福建，每年有7~8个台风影响浙江，带来经济、人员上的严重损失。仅1994年8月21号晚登陆的9417号台风“FRED”给浙江省带来的直接经济损失近20亿，死亡人数达1126人。如何利用台风预报数据做好防灾、减灾工作，已经受到了国内外专家学者的高度重视。灾害预测是抗灾决策、资源部署、分配的重要依据，是防灾减灾工作的重要环节。一直以来，由于台风灾害统计人员、标准的不同导致数据的差异较大，加上台风灾害本身的复杂性和不确定因素，使得台风灾情预测研究工作较为困难，防灾减灾工作效率不能取得较大的提高。1950年以来，我国的专家学者对台风进行了许多相关的研究。其中，李春梅等^[1]使用层次分析法从17个单项指标建立模型，并估算可能的直接经济损失。但层次分析法的使用往往定性成分过多，定量数据较少。娄伟平等^[2]使用主成分神经网络模型预测台风灾情的经济损失。该模型仅对灾害产生的直接经济损失进行了预测分析。陈仕鸿^[3]采用遗传算法优化的BP神经网络对广东省台风灾情进行预

测，并建立基于GIS的台风灾情预测信息系统。此模型仅从台风致灾因素、区域易损性因素考虑，忽略了城市的预警防灾能力，在实际的台风灾情预测评估中会存在一定的误差。

本文从历史台风案例出发，分析台风灾情与致灾因子、承灾体暴露度、受灾体防御能力之间的关系，引入台风预报误差和预警能力指数作为影响因子，使用粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)优化后的神经网络对浙江省灾情进行预测，并取得了较好的效果。

1 PSO-BP 神经网络

1.1 BP 神经网络

台风灾情与致灾因子、承灾体暴露度、受灾体防御能力之间存在着复杂的关系，采用常规的数学方法对二者进行分析往往会造成较大的误差，其结果也具有较大的偶然性和不稳定性。

基于现代神经科学的人工神经网络能够反映人脑的基本特征，并对自然神经网络进行抽象和模拟。人工神经网络可以对关系复杂或具有不确定性的系统进行充分的逼近，通过训练样本学习获得输入、输出的连接权值，自学习能力对解决大复杂度的问题提供了一种简单、有效的办法。BP网络是一种多层前馈的神经网络，具备神经

* 收稿日期：2013-04-19 修回日期：2013-06-02

基金项目：南京市产学研资金项目“六要素自动气象站”(2012026)；2013年度中国气象局气象软科学研究(SK20120146)；第九批“六大人才高峰”高层次人才项目(WLW-021)

作者简介：叶小岭(1964-)，女，河南封丘人，教授，硕士生导师，主要研究方向为复杂系统建模与仿真、智能优化与控制、计算机应用等。E-mail：njxk_sp@sina.cn

网络的普遍优点，是目前应用最多的神经网络形式。但BP神经网络存在易陷入局部极值、收敛速度慢以及权值、阈值参数选择的随机性等缺点和不足，容易导致网络的不稳定。针对BP神经网络的缺点和不足，本文引入粒子群算法来优化BP神经网络的初始权值和阈值问题，实现台风灾情的预测。

1.2 粒子群算法

粒子群算法是生物进化算法中的一种，广泛应用于求解优化问题。算法中的每个粒子代表着极值优化问题中一个可行解，并有一个适应度函数决定的适应度值。粒子特征由粒子的位置、移动速度和适应度值三项指标来表征。通过计算适应度值，多次迭代来寻找最优解。

假设在一个 D 维的搜索空间中有 n 个粒子组成的种群 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 。其中，第 i 个粒子表示为 $X_i = (x_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD})$ ，代表该粒子在空间中的位置。 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})^T$ 表示为第 i 个粒子的速度， $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})^T$ 为个体极值， $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})^T$ 为种群的全局极值。通过个体极值和全局极值更新自身的速度和位置，完成粒子的每一次迭代。该算法按照如下公式完成更新：

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{gd}^k) \quad (1)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (2)$$

式中： k 为当前的迭代次数； ω 为惯性权重，代表粒子的移动趋势； c_1, c_2 为非负的加速度因子； $d = 1, 2, \dots, D$ ； $i = 1, 2, \dots, n$ ； V_{id} 为粒子的更新速度，通常限制在 $[-V_{\max}, V_{\max}]$ 之内； r_1, r_2 为分布在 $[0, 1]$ 区间内的随机数。

1.3 PSO-BP 神经网络模型

基于粒子群算法优化的BP神经网络，采用粒子群算法对BP神经网络的参数进行优化。首先，以神经网络输出的误差为适应度，利用粒子群算法对网络初始权值、阈值迭代优化，微粒在搜索空间内不断更新位置、速度和权值、阈值，从而确定最优适应度时的参数，再将参数用于BP网络，最终输出符合精度要求的结果。PSO-BP算法的流程图如图1所示。

2 资料来源与影响因子分析

2.1 资料来源

本文中的台风数据资料来自于中国气象局编写的《热带气旋年鉴》^[4]，台风灾情资料主要来自

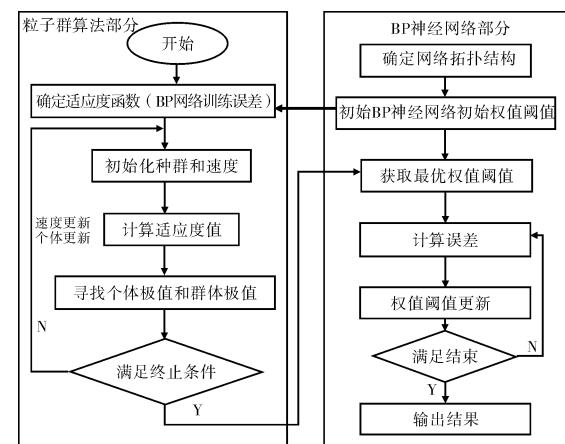


图1 PSO-BP神经网络模型流程图

民政部国家减灾中心、浙江省民政厅以及浙江省统计局，包括1984—2009年全省27个台风灾情资料和社会情况资料，其他相关数据资料来自浙江省统计局编写的《浙江60年统计资料汇编》和《浙江统计年鉴》等资料。

2.2 预测评估因子的选取

台风灾害的发生往往伴随着大风、暴雨和洪涝等次生灾害。随之而来，会造成房屋倒塌、农田淹没、人员伤亡等损失，财产损失更是无法直接获得。鉴于气象统计部门的统计标准和人们关心的几个方面，选择直接经济损失、死亡人口、淹没农田和倒塌房屋四项损失点作为灾情损失因子。同时，针对浙江省的灾情，本文从致灾能力、受灾体暴露度和预警防灾能力三个方面分析和研究台风灾情预测的基本输入输出模型。

(1) 致灾能力：台风灾害的致灾能力不仅表现在台风强度的自身因素上，还包括降雨量和持续影响时间以及台风预报的误差等因素。目前，气象部门的台风预报能力已经有了很大的提高，基本能够及时地提供台风的动态信息，但不同地区、不同时期的预报能力有所不同，所以，研究台风预报误差所带来的影响也是台风致灾能力中不能忽视的一个因素。

(2) 受灾体暴露度：受灾地区的人口密度、农作物播种情况、住房情况、单位面积GDP都是台风发生时造成灾情的影响因素，这四个因素是城市暴露度的主要表现。针对量化的数据可以研究台风灾情与城市暴露度之间的关系。

(3) 预警防灾能力：城市预警防灾能力在台风灾害中至关重要。主要包括医疗卫生水平、人员文化水平、交通以及城市预警能力等方面。预警能力包括城市通信水平和气象部门设施水平等。这些指标的组合能够有效地评价一个地区的预警防灾能力。

除了以上因子, 台风灾情还与台风的实时路径以及政府应急救灾能力有关, 本文仅将上述三个方面中的 16 个因子组合在一起, 构成台风灾情基本输入输出模型, 具体如表 1 所示。

表 1 台风灾情预测输入输出模型

输入量	输出量
I1 登陆中心气压/hPa	O1 直接经济损失
I2 登陆时最大风速/(m/s)	
I3 日降雨量/mm	
I4 影响时长/h	
I5 台风路径预报平均误差/km	O2 死亡人口
I6 单位面积 GDP/(万元/km ²)	
I7 人口密度/(人/km ²)	
I8 农作物总播种面积/khm ²	
I9 住房间数/万间	O3 淹没农田
I10 人均 GDP/(元/人)	
I11 就业人数/万人	
I12 每万人在校大学生人数	
I13 单位面积公路里程/(km/万 km ²)	O4 倒塌房屋
I14 每千人拥有床位/床	
I15 每千人拥有医生/人	
I16 预警能力指数(由气象站数、气象科技人才数、气象雷达数、气象部门拥有计算机数量、浙江电视台普及率、浙江广播普及通信水平(平均每百人拥有电话数)构成)	

3 台风灾情预测评估模型

在对 32 个历史台风资料分析后发现, 本模型的网络结构不是很大, 所以模型采用包含 1 个隐含层的 3 层 BP 神经网络结构。隐含节点数未定, 参考沈花玉^[5]等人确定隐含层单元数的方法, 使用式(3)来分析隐含层单元数:

$$n_1 = \sqrt{n + m + a}。 \quad (3)$$

式中: n_1 为隐含层节点数; n 为输入节点数; m 为输出层节点数; a 为 [0, 10] 之间的常数。计算后确定隐含层节点数取 [5, 15], 对这 11 个数一一测试后, 最后确定隐含层节点数为 8, 最大训练次数为 1 000。从而得到基本网络结构如下式:

$$Y = \text{purelin}(W_{2,1} \times \text{tansig}(W_{1,1}p_n + b_1) + b_2)。 \quad (4)$$

式中: Y 为神经网络输出量; $W_{1,1}$, $W_{2,1}$ 分别为输入层到隐含层、隐含层到输出层的网络连接权值; b_1 , b_2 分别为输入层到隐含层、隐含层到输出层的

网络连接阀值; p_n 为输入量; tansig 为输入层到隐含层的传递函数; purelin 为隐含层到输出层的传递函数。

输入层与输出层之间的激活函数选择 sigmoid 函数, 其函数形式为:

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}。 \quad (5)$$

本模型中 PSO 算法的参数取定粒子数为 30, 种群进化迭代次数为 50, $c_1 = 1.494\ 45$, $c_2 = 1.494\ 45$, $\omega = 0.9$ 。

选择 1984–2009 年期间的 32 个台风案例, 使用前 29 个台风案例作为训练集, 后 3 个案例作为测试集。利用训练集对构建完成的 BP 神经网络模型进行训练, PSO 算法优化的 BP 神经网络模型虽然早期的收敛速度较快, 但搜索精度较低, 后期的迭代效率不高。鉴于以上已经存在问题, 本文在 PSO 算法中引入遗传算法中的变异操作, 在粒子的每一次更新之后, 以一定的概率重新初始化粒子。变异操作能够拓展迭代中不断缩小种群搜索空间, 使其能在大范围空间内搜索, 优化后的模型效率得到了提高。

4 预测模型结果及分析

4.1 网络训练

本文选取直接经济损失、因灾死亡人数、农田淹没面积和倒塌房屋四个灾情因子作为预测评估的对象。在 PSO-BP 神经网络的模型中训练发现, 由于台风发生时期的不一样, 产生的直接经济损失不具有直接的可比性。考虑到 1984–2009 年这段时期内, 经济水平和物价水平的不一样, 引入物价指数, 将 32 年的直接经济损失原数据统一转化成 1984 年物价指数下的直接经济损失值, 避免经济水平的不同给研究带来的误差。而其他三个数据仍使用原值。

使用普通 BP 网络模型和 PSO 优化后的 BP 模型分别进行样本的训练, 在多次训练后均选择较好的训练结果, 获得 29 个台风的因灾损失样本拟合结果图, 在下文中分别显示。其中, 各图中的横坐标均为台风按编号顺序排列的序号, 纵坐标为相应的损失值。

图 2 为 PSO-BP 网络模型直接经济损失训练样本图, 图 3 为 BP 网络的训练样本拟合图, 图 2 中大部分台风样本训练效果符合实际损失值, 第 14 个样本点 9417 号台风“Fred”存在较大异常。总体上看, 图 2 的拟合效果要好于图 3, 能够较好地反

映台风直接经济损失数据。

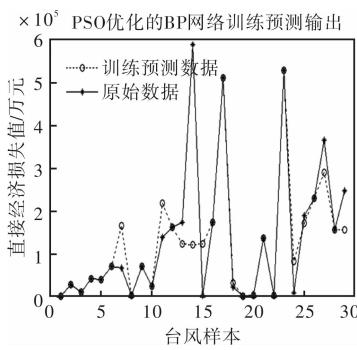


图2 PSO-BP模型训练结果

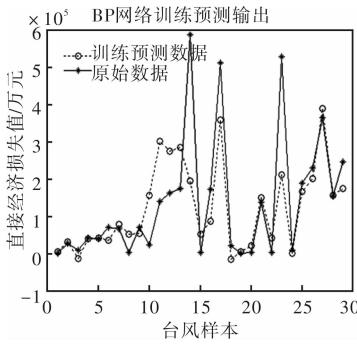


图3 BP模型训练结果

注：直接经济损失样本拟合图中获得的损失值为1984年物价下的损失值。

从图4中能明显的发现，除第14个样本点9417号台风“Fred”外，其它训练样本点基本能较好地与原始损失数据实现较好的拟合效果。第14个样本点原始数据明显高于其余28个样本值，是一个较大的波动点，可视作异常点另行分析。而图5中的波动点较多，存在明显的异常，拟合效果相对较差。

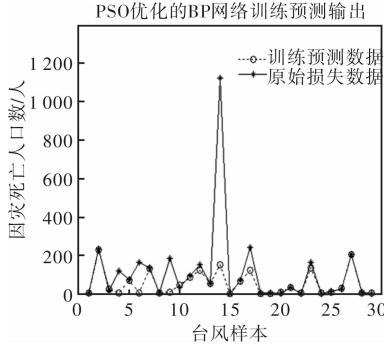


图4 死亡人口PSO-BP模型训练结果

因灾淹没农田评估拟合结果如图6、图7所示。从总体效果上看，两图都存在部分预测点偏离原始数据点，产生了误差。在对农田受灾损失历史数据分析中，可以发现农田淹没面积没有非常明显的规律。对两图进行对比，图6能基本表现

淹没农田的评估结果，无较大的异常点，预测结果相对较好。

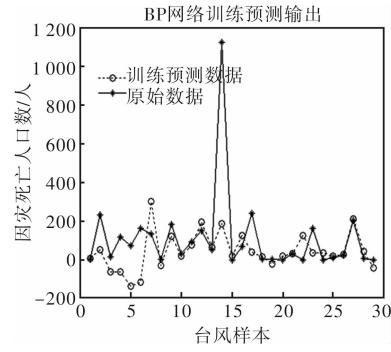


图5 死亡人口BP模型训练结果

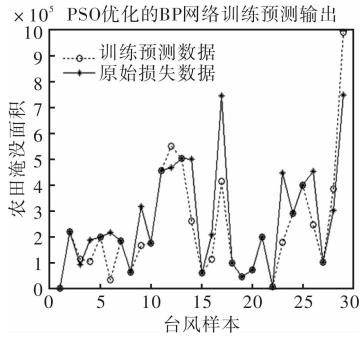


图6 淹没农田PSO-BP模型训练结果

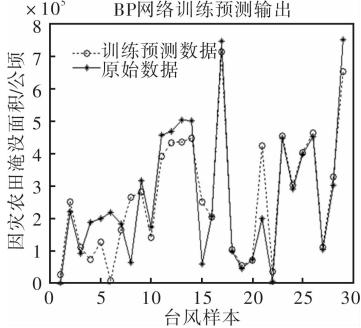


图7 淹没农田BP模型训练结果

对因灾倒塌房屋训练效果图进行对比，结果显示图8的训练效果要优于图9。在图8中，29个因灾倒塌房屋评估结果中存在第14个样本点9417号台风“Fred”和第16个样本点9711号台风“Winnie”有较大的误差，偏离原始数据较远，其它27个样本数据训练效果基本能与原始吻合。而因灾倒塌房屋的实际损失值波动情况较小，呈基本稳定状态。

综合PSO-BP模型的四项灾情指标训练效果图，可以发现总体训练效果较好，能反应实际损失情况。同时，对效果图中的波动较大的点进行分析。其中，9417号台风“Fred”于1994年8月21日晚上在浙江温州登陆，时处农历于7月15日，

表 2

PSO-BP 和 BP 算法的台风因灾损失预测结果对比

台风 编号	经济损失/亿元				人员死亡/人				淹没农田/万 hm ²				倒塌房屋/万间			
	实际值	PSO-BP 预测值	BP 预测值	实际值	PSO-BP 预测值	BP 预测值	实际值	PSO-BP 预测值	BP 预测值	实际值	PSO-BP 预测值	BP 预测值	实际值	PSO-BP 预测值	BP 预测值	
0808	17.7	15.5903	6.32	0	2	57	0.64	7.6756	61.98	0.132	0.25	10.63	0.0808	15.5903	6.32	
0813	1.4	15.5608	15.53	0	2	27	7.48	8.6471	44.05	0.001	0.6425	2.28	0.0813	15.5608	15.53	
0908	88.43	16.5290	15.65	5	3	11	35.045	100.049	75.56	0.77	0.6281	6.31	0.0908	16.5290	15.65	

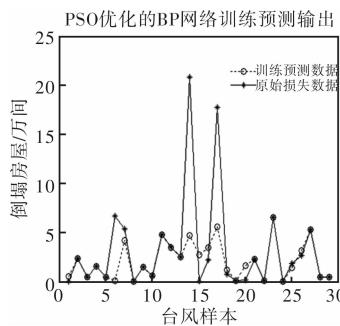


图 8 倒塌房屋 PSO-BP 模型训练结果

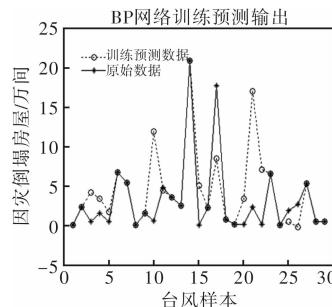


图 9 倒塌房屋 BP 模型训练结果

引潮力和共振减压效应配合台风带来巨大的风暴潮，没有标准的海塘以及夜晚较低的防御力使得此次台风在人员、经济等方面产生了巨大的损失。9711 号台风“Winnie”于 1997 年 9 月 18 日晚上 21:30 在温岭登陆，经浙西进入安徽，降雨量集中，以三门县为代表的一些县区海塘设计标准太低，部分地区甚至引发了洪水，加上长时间持续的强风，造成经济、房屋等方而的较大损失。

4.2 模型测试结果和分析

根据以上训练的网络模型对 0818 号、0813 号和 0908 号三个台风进行灾情预测，可以得到直接经济损失、死亡人数、农田淹没和倒塌房屋四个方面的的预测损失值。为了校核该模型的准确性，将三组数据分别输入 BP 网络和 PSO-BP 网络两种模型中进行预测，对比结果见表 2。

对比结果显示，使用 PSO-BP 网络模型预测时，预测的结果明显比 BP 网络模型要好，0818 号、0813 号和 0908 号三个台风的损失预测值基本

符合实际情况，模型精度得到了提高。

对于使用 PSO-BP 网络模型预测中存在的一些误差，经过分析具体情况发现，0813 号台风于 2008 年 9 月 14 号在台湾宜兰登陆，后于 16 日路径发生转变，减弱后进入东海，房屋的倒塌与台风风力有较大的关系，风力的减弱与路径的变化使得此次台风造成的倒塌房屋数较少。而 0908 号台风莫拉克自 2009 年 8 月 7 日登陆台湾花莲后，开始向福建、浙江方向移动，持续的降雨带来巨大灾害。本文未将台风实时路径等因素考虑在内，所以会对最终预测结果产生部分误差。

5 结论

从影响浙江省的台风历史案例出发，提出基于 PSO 优化的 BP 神经网络算法对台风灾情进行研究。利用粒子群算法的全局搜索能力对神经网络初始权值阈值进行寻优，确定最优权值，得到 PSO-BP 网络模型。该方法能有效地克服 BP 神经网络初始权值阈值的选择问题，以及较易陷入局部最小的缺点。应用此模型对台风灾情进行预测，预测结果表明模型在精度和收敛速度上都得到了提高，同时避免了陷入局部最优的问题。

本文中未将台风路径、城市护林、排水等其它因素纳入研究范围之内，也因此带来了一些误差。为进一步完善模型，提高预测评估效果，今后将朝着这一方向继续研究，为防台减灾工作提供切实有效的理论依据。

参考文献：

- [1] 李春梅, 罗晓玲, 刘锦銮, 等. 层次分析法在热带气旋灾害影响评估模式中的应用 [J]. 热带气象学报, 2006, 22(3): 223–228.
- [2] 娄伟平, 陈海燕, 郑峰, 等. 基于主成分神经网络的台风灾害经济损失评估 [J]. 地理研究, 2009, 28(5): 1243–1254.