

基于 T-S 模糊神经网络的模型在台风灾情 预测中的应用^{*}

——以海南为例

张广平^{1,2}, 张晨晓², 谢 忠¹

(1. 中国地质大学(武汉), 湖北 武汉 430074; 2. 钦州学院, 广西 钦州 535000)

摘 要: 使用 1992–2011 年间海南省台风灾害数据, 综合 T-S 模糊神经网络的模糊逻辑和神经网络学习优化的性能, 设计了一种灾害损失预测模型并定量地表达了台风灾害损失致灾因子与灾情指标因子之间的规律。调节模型的参数 c_i^j 、 σ_i^j 和 $p_i^j(k)$, 控制学习性能指标误差值 E_p 和总误差 E 来优化模型的性能。将模型应用于 201108 号台风“洛坦”灾害损失预测中, 实验结果表明该模型具有较好的预测功能。

关键词: 台风灾害; 预测模型; T-S 模糊神经网络; 海南

中图分类号: X43; P444 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000–811X(2013)02–0086–04

台风是我国自然灾害中影响最为严重的灾害之一, 具有发生频次高、影响范围广、突发性强、成灾强度大等特征。近年来, 随着社会经济的发展, 自然灾害风险分析及评估方法的研究日益受到重视, 针对台风灾害损失评估也做了一些研究和探索, 相关的模型及应用也日益成熟。梁必骐等^[1]采用模糊数学方法提出了灾害评估模型, 计算出历次登陆热带气旋的综合灾害指数。樊琦等^[2]采用模糊数学方法提出了灾害评估模型。孙伟等^[3]运用可拓理论建立海南岛台风灾害评估可拓模型。钱燕珍等^[4]采用数理统计方法进行定量的计算, 建立灾情指数序列并划分了灾情等级。陈惠芬等^[5]通过多元线性回归建立了灾害指数计算方程。张忠伟等^[6]利用 GIS 技术绘制海南岛台风灾害致灾因子危险性区划图, 并进行等级划分。张斌等^[7]建立了台风灾害损失预评估模型开发了台风灾害信息及评估系统平台。陈仕鸿等^[8]综合模糊数学和灰色关联分析提出了一种台风灾情等级综合评价模型。而针对台风灾害致灾因子与灾情指标因子之间的规律定量的分析较少。本文综合考虑引起台风灾害损失的主要致灾因子与灾情指标因子间的模糊相关性, 使用 1992–2011 年间海南省受灾的台风灾害损失信息数据作为样本数据, 借助 T-S 模型的模糊神经网络具有模糊逻辑和神经网络的优点, 建立了台风灾害损失预测模型, 并将该模型应用于台风灾害预测预警中。

1 数据来源、灾害致灾因子及灾情指标因子

台风灾害损失统计数据来源于中国气象灾害年鉴中 1992–2011 年间有记录的海南省台风信息及灾害损失数据。具体信息包括受灾人口、间接经济损失、倒塌房屋、受灾农作物面积、死亡人数、中心风力、最大风速、降雨量 100 mm 以上站点个数、降雨量 200 mm 以上站点个数、最大过程降雨量、平均过程降雨量、气压等。我们使用了 49 个影响海南省的台风及相关数据信息作为样本对象进行研究。

在对海南省 1992–2011 年台风灾害损失统计数据的基础上, 通过主成分分析得到致灾因子个数为 5, 分别为降雨量 100 mm 以上测站数、最大降雨量、平均降雨量、中心风力、最大风速。依照《台风灾害综合分级划分》气象行业标准, 选取受灾人口、间接经济损失、倒塌房屋、受灾农作物面积、死亡人数作为台风灾害损失灾情指标因子, 采用主成份分析法对各台风灾害损失统计数据这 5 个灾情指标因子按照灾情指标因子的相关性从大到小来排序, 得到受灾人口、间接经济损失、倒塌房屋、受灾农作物面积这 4 个主要的灾情指标因子。

2 台风灾害损失预测模型

台风灾害致灾因子降雨量 100 mm 以上测站数、

^{*} 收稿日期: 2012–08–24 修回日期: 2012–10–10

基金项目: 广西自然科学基金重大专项研究课题(2010GXNSFE013001); 广西壮族自治区教育厅科研立项项目(201010LX453); 钦州市科学研究与技术开发计划项目(2011813901)

作者简介: 张广平(1975–), 男, 湖北浠水人, 博士, 讲师, 主要从事灾害模型研究及 GIS 在灾害预测预警中应用。

E-mail: zhang1344895364@gmail.com

通信作者: 谢忠(1968–), 男, 云南人, 教授, 主要从事数字制图与地理信息系统、嵌入式 GIS 研究。

E-mail: Xiezhong68@gmail.com

最大降雨量、平均降雨量、中心风力、最大风速与灾情指标因子受灾人口、间接经济损失、倒塌房屋、受灾农作物面积存在内在的关系,但这种规律是非线性的、模糊的关系。T-S 模糊神经网络将模糊逻辑推理和神经网络的非线性处理能力结合起来。这种方式对解决具有一定的内在规律,有一定模糊性的问题特别有效^[9]。模糊的神经网络已应用于股市股票预测^[10]、河流悬浮泥沙浓度估计^[11]等领域,取得了较好效果。本文采用 T-S 模糊神经网络来实现对台风灾害损失致灾因子与灾情指标因子的模糊关系的预测。

2.1 T-S 模糊神经网络模型设计

设台风灾害损失致灾因子的输入值

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T, x_i (i=1, 2, \dots, n). \quad (1)$$

在本模型中 n 的值取 5。设 x_1 为降雨量 100 mm 以上测站数、 x_2 为最大降雨量、 x_3 为平均降雨量、 x_4 为中心风力、 x_5 为最大风速。

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_r]^T, y_i (i=1, 2, \dots, r), \quad (2)$$

为台风灾害灾情指标因子。在本模型中 r 的值取 4。设 y_1 为受灾人口、 y_2 为间接经济损失、 y_3 为倒塌房屋、 y_4 为受灾农作物面积。通过神经网络模型来确定 X 和 Y 之间的关系。图 1 为 T-S 模糊神经网络结构示意图。

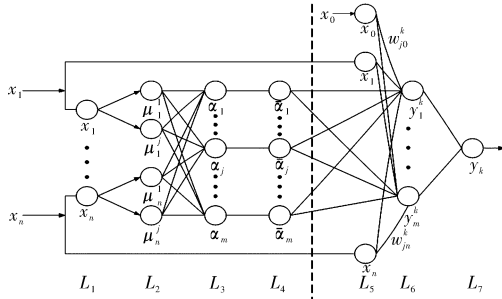


图 1 T-S 模糊神经模型的网路结构

该模型网络结构由模糊规则前件和模糊规则后件 2 部分组成。模糊规则前件用来计算每条规则的适应度,模糊规则后件为输入变量的线性组合。

2.1.1 前件网络设计

该模型的前件网络包括 L_1 、 L_2 、 L_3 、 L_4 共 4 层。

(1) 第 1 层 (L_1) 为模糊规则前件的输入层,每个神经元与输入向量的分量相连,用来直接传递输入向量的各分量 x_i 并将输入值 x_1 降雨量 100 mm 以上测站数、 x_2 最大降雨量、 x_3 平均降雨量、 x_4 中心风力、 x_5 最大风速传递到下一层。该层神经元的节点数为 n , n 的值由输入值的个数决定。在该模型中取 $n=5$,即为台风灾害损失致灾因子的个数。

(2) 第 2 层 (L_2) 的每个神经元代表一个语言变量值,用于计算输入向量的隶属度。该层的神经元的节点数为 $\sum_{i=1}^n m_i$, m_i 是 x_i 的模糊分割数。神经元的隶属度函数用 Gauss 型函数按公式 (3) 所示来实现隶属度的计算。

$$\mu_i^j = \exp \left[- \left(\frac{x_i - c_i^j}{\sigma_i^j} \right)^2 \right], \quad (3)$$

式中: μ_i^j 为第 i 个输入分量的第 j 个语言变量值的隶属函数; c_i^j 和 σ_i^j 为隶属函数的中心值和宽度。

(3) 第 3 层 (L_3) 与第 4 层 (L_4) 用来匹配模糊规则前件, L_3 中每个神经元代表一条模糊规则,用于计算每条规则的适应度,该神经元计算公式 α_j 为 $\alpha_j = \mu_1^{j1} \wedge \mu_2^{j2} \wedge \dots \wedge \mu_n^{jn}$, $j_i \in \{1, 2, \dots, m_i\}$, 该层神经元节点数为 $M = \prod_{i=1}^n m_i$ 。

(4) 第 4 层 (L_4) 为归一化计算公式 (4) 来实现。

$$\bar{\alpha}_j = \alpha_j / \sum_{j=1}^m \alpha_j, j=1, 2, \dots, m. \quad (4)$$

2.1.2 后件网络设计

该模型的后件网络包括 3 层,由 r 个结构相同的并行子网组成, r 的值由输出的受灾人口、间接经济损失、倒塌房屋、受灾农作物面积来确定。在该模型中取 $r=4$,即为台风灾害灾情指标的个数。

(1) 第 5 层 (L_5) 为输入层,输入层 x_0 为模糊规则后件提供常数项。在该模型中取 $x_0=1$ 。

(2) 第 6 层 (L_6) 用来匹配模糊规则的后件,实现公式 (5) 所示:

$$y_j^k = W_{j0}^k + W_{j1}^k \cdot x_1 + W_{j2}^k \cdot x_2 + \dots + W_{jn}^k \cdot x_n, k=1, 2, \dots, r; j=1, 2, \dots, m. \quad (5)$$

式中: W_{jn}^k 为连接权。

(3) 第 7 层 (L_7) 为输出层,计算该模型的输出值 y_k 计算公式如式 (6) 所示。

$$y_k = \sum_{j=1}^m \bar{\alpha}_j y_j^k, k=1, 2, \dots, r. \quad (6)$$

式中: k 为台风灾害灾情指标数目, r 在本模型中取值为 4。

2.2 模型学习算法设计

(1) 模型误差计算

模型中的模糊神经网络结构为一局部逼近的前向反馈多层网络。由于各输入分量的模糊分割已经在数据分析中确定,模型训练学习中需要调整的是前件网络第 2 层的隶属度函数的中心值 c_i^j 和宽度 σ_i^j 。学习的性能指标为式 (7)、(8) 所控制。

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_i (t_{pi} - o_{pi})^2. \quad (7)$$

式中: E_p 是第 p 个台风灾害损失样本误差计算公式; t_{pi} 是第 p 个台风灾害损失样本的模型期望输出, o_{pi} 是第 p 个台风灾害损失样本的计算输出。模型总误差 E 计算公式为:

$$E = \frac{1}{2N} \sum_{p=1}^N E_p. \quad (8)$$

(2) 模型系数修正

该模型中系数修正采用式 (9) 和 (10) 来实现。

$$p_i^j(k) = p_i^j(k-1) - a \frac{\partial e}{\partial p_i^j}. \quad (9)$$

$$\frac{\partial e}{\partial p_i^j} = (y_d - y_c) a^j / \sum_{j=1}^n a^j x_i. \quad (10)$$

式中: p_i^j 为神经网络系数; a 为网络学习率; x_i 为网络输入参数; a^j 为输入参数隶属度连乘积。

(3) 模型参数修正

该模型中系数修正采用式(11)和(12)来实现。

$$c_i^j(k) = c_i^j(k-1) - \beta \frac{\partial e}{\partial c_i^j} \quad (11)$$

$$\sigma_i^j(k) = \sigma_i^j(k-1) - \beta \frac{\partial e}{\partial \sigma_i^j} \quad (12)$$

式中: c_i^j 和 σ_i^j 分别为隶属度函数的中心值和宽度。

2.3 模型学习训练

模型学习训练样本采用海南省 1992 - 2011 年受影响台风灾害相关的数据, 共 49 组受影响台风信息数据作为学习训练样本数据。模型输入节点个数设为 5, 输出节点个数设为 4, 选择设置 6 组系数 $p_0 \sim p_5$ 。通过试验尝试, 隐含层节点个数设为 9 个, 最大训练进化次数设为 3 000 次。这样就构建了 49 组 5 个变量的运行数据, 训练一个 5 输入 4 输出为 9 个隶属度函数的 T-S 模糊神经网络, 模糊神经网络结构为 5 - 9 - 4。对 T-S 模糊神经网络系统进行样本训练学习后, 台风灾害损失致灾因子与灾情因子间关系预测规律如图 2 ~ 图 5 所示。

从图 2 可知 1992 - 2011 年海南省训练预测倒塌房屋与实际统计数据值存在分段式吻合差别。1992 - 2001 年海南省受台风影响的历次灾害导致的房屋倒塌数量较大, 其中 1997 年 9 月 24 日在海南省东北部登录造成倒塌的房屋为 12 800 间。该模型在预测 1992 - 2001 年间受灾倒塌房屋数量的误差较大。2002 - 2011 年海南省受台风影响的历次台风灾害导致的房屋倒塌数量较小, 有多次台风致灾倒塌房屋间数为 0。该模型预测数据与实际统计倒塌房屋的数据的误差较小, 与实际统计数据吻合较好。因房屋抗震防风能力增强而导致的房屋倒塌数量大减, 导致模型预测结果数据的分段吻合差别。

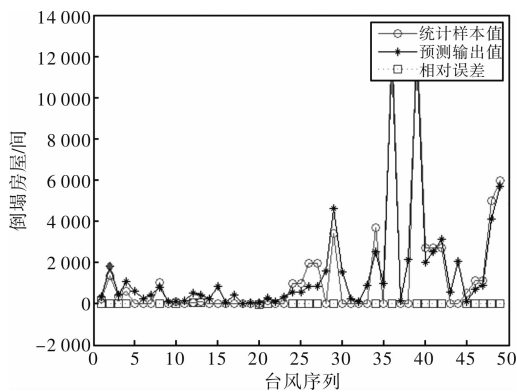


图 2 台风灾害损失倒塌房屋样本训练效果图

从图 3 可知 1992 - 2011 年海南省训练预测受灾农作物面积与实际统计数据值吻合较好。台风受灾预测值与实测值间的相对误差较小, 相对误差曲线较平滑。

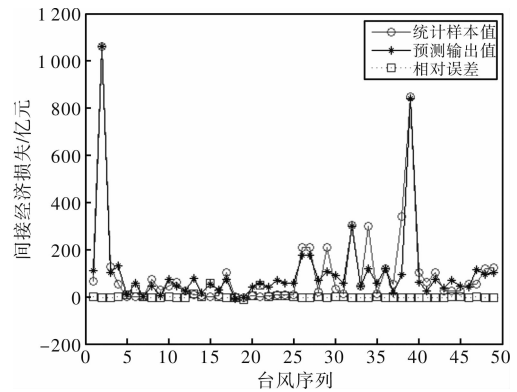


图 3 台风灾害间接经济损失样本训练效果图

从图 4 可知 1992 - 2011 年海南省训练预测受灾农作物面积与实际统计数据值吻合较好。台风受灾预测值与实测值间的相对误差较小, 相对误差曲线较平滑。

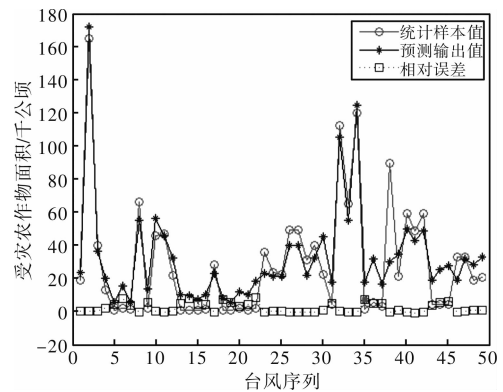


图 4 台风灾害损失受灾农作物面积样本训练效果图

从图 5 可知 1992 - 2011 年海南省训练预测受灾人口数与实际统计数据值吻合较好。台风预测值与实测值间的相对误差较小, 相对误差曲线较平滑。受 2001 年 10 号台风“天兔”影响海南省受灾人口统计为 6.231 万人, 模糊神经网络模型预测值为 8.12 万, 在“天兔”台风灾害影响的前后两次台风为 2001 年 03 号“榴莲”、2001 年 14 号“菲特”, 这两次台风对海南省造成的受灾人口分别为 62.07 万和 231.2 万。这使得天兔受灾数据形成了波谷造成预测相对误差偏大。

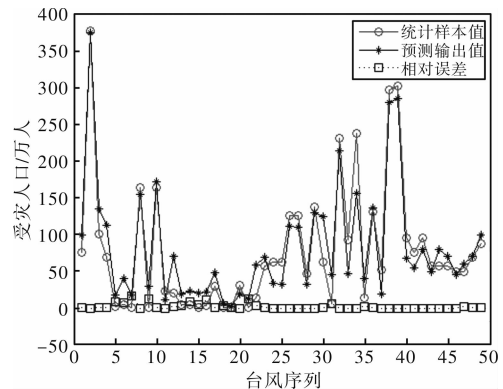


图 5 台风灾害损失受灾人口样本训练效果图

3 预测应用

201108 号台风“洛坦”于 2011 年 7 月 29 日 17:40 分在海南省文昌市龙楼镇登陆, 登陆时中心附近风力 10 级, 风速 28 m/s。受“洛坦”影响, 海南省普遍出现强降雨过程, 西部、西南部地区降雨强度较大。从 7 月 28 日 8 时至 30 日 8 时, 共有 118 个自动雨量站出现 100 mm 以上降水, 最大降雨量出现在乐东县尖峰岭 648.5 mm, 海南省平均降雨量为 132.7 mm。据初步统计, 海南省有 12 个市县 126 个乡镇受灾, 受灾人口 75.62 万人, 受灾农作物面积 18.624 km², 倒塌房屋 210 间, 死亡 2 人, 直接经济损失 3.773 亿元。

依据该模型预测的方法, 首先输入致灾因子变量值: 中心风力 10 级、最大风速 28 m/s、降雨量超 100 mm 测站 118 个、最大降雨量 648.5 mm、平均降雨量 132.7 mm。其次运行该台风灾害损失预测模型, 最后输出灾情指标因子倒塌房屋、受灾农作物面积、受灾人口、间接经济损失值。详细结果见表 1 所示。

表 1 201108“洛坦”台风灾害损失预测结果表

	统计数据	预测数据	相对误差/%
倒塌房屋/间	210	195	7.14
受灾农作物面积/km ²	18.624	19.762	6.11
受灾人口/万人	75.62	79.15	4.67
间接经济损失/亿元	69.055	71.82	4.01

从表 1 可知台风灾害损失中倒塌房屋、受灾农作物面积、受灾人口、间接经济损失的预测结果相对误差分别为 7.14%、6.11%、4.67%、4.01%, 预测效果结果良好。

4 结语

(1) 一种 T-S 模糊神经网络模型定量地表达了台风灾害损失致灾因子与灾情指标因子之间规律。调节模型的参数 c_i^j 、 σ_i^j 和 $p_i^j(k)$, 控制学习性能指

标误差值 E_p 和总误差 E , 即可优化模型的性能。

(2) 模型应用于 201108 号台风“洛坦”灾害损失预测中, 实验结果表明该模型具有有效的预测功能, 将该灾害损失模型应用于台风灾害损失定量预测预警中能为减灾防灾提供更科学的决策支撑。

(3) 在使用模型对 1992–2011 年海南省倒塌房屋进行训练预测时, 出现了与实际统计数据值存在分段式吻合差别。预测 2002–2011 年间倒塌房屋数量与实际统计倒塌房屋数量吻合较好。预测 1992–2001 年间受灾倒塌房屋数量的误差相对较大。如何处理学习训练数据中的噪音以及如何数据进行数据纠错还有待进一步研究。

参考文献:

- [1] 梁必骥, 樊琦, 杨洁, 等. 热带气旋灾害的模糊数学评价[J]. 热带气象学报, 1999, 15(4): 305–311.
- [2] 樊琦与, 梁必骥. 热带气旋灾害经济损失的模糊数学评测[J]. 气象科学, 2000, 20(3): 360–366.
- [3] 孙伟, 高峰, 刘少军, 等. 海南岛台风灾害损失可拓评估方法及应用[J]. 热带作物学报, 2010, 31(2): 319–324.
- [4] 钱燕珍, 何彩芬, 杨元琴, 等. 热带气旋灾害指数的估算与应用方法[J]. 气象, 2001, 27(1): 14–18.
- [5] 陈惠芬. 热带气旋灾害等级预评估方法初探[J]. 自然灾害学报, 2011, 20(5): 136–140.
- [6] 张忠伟, 张京红, 赵志忠, 等. 基于 GIS 的海南岛台风灾害致灾因子危险性分析[J]. 安徽农业科学, 2011, 39(11): 6587–6590.
- [7] 张斌, 陈海燕, 顾骏强. 基于 GIS 的台风灾害评估系统设计开发[J]. 灾害学, 2008, 23(1): 47–50.
- [8] 陈仕鸿, 隋广军, 唐丹玲. 一种台风灾情综合评估模型及应用[J]. 灾害学, 2012, 27(2): 87–91.
- [9] 侯建才, 李占斌, 李勉. 流域次降雨侵蚀产沙的 BP 神经网络模拟[J]. 水土保持通报, 2007, 27(3): 79–83.
- [10] 陈兴, 孟卫东, 严太华. 基于 T-S 模型的模糊神经网络在股市预测中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2001, 21(2): 66–72.
- [11] Cobaner M, Unal B, Kisi O. Suspended sediment concentration estimation by an adaptive neuro-fuzzy and neural network approaches using hydro-meteorological data [J]. Journal of Hydrology, 2009, 367(12): 52–61.

Typhoon Disaster Prediction Model Based on T-S Fuzzy Neural Network and Its Application ——A Case Study of Hainan Island

Zhang Guangping^{1,2}, Zhang Chenxiao² and Xie Zhong¹

(1. China University of Geosciences, Wuhan 430074, China; 2. Qinzhou University, Qinzhou 535000, China)

Abstract: The typhoon disaster loss data from 1992 to 2011 in Hainan Province are used for statistical analysis. The principal component analysis is used by statistical analysis. The five main factors of disasters and four disaster indicators factor are identified in typhoon disaster. With the advantages of fuzzy logic and neural network in T-S fuzzy neural network, a T-S fuzzy neural network model is designed and applied to the losses forecast for the typhoon disaster, and the law of the typhoon disaster hazard factor with disaster indicators factors is studied using Quantitative method. Adjust the parameters in this model, control the learning performance error value and the total error, the performance of the model can be optimized. The prediction model which had established is applied to “Nock-ten” Typhoon disaster loss forecast and the experimental results show that the model has a better ability to predict the typhoon disaster losses. The prediction model will be better value for disaster mitigation and prevention.

Key words: typhoon disaster; forecasting model; T-S fuzzy neural network; Hainan