论 著

http://dqkxxb.cnjournals.org

基于BP神经网络的宁波市台风灾情预估模型研究

陈有利^{①*},朱宪春^①,胡波^①,顾小丽^②

- ① 宁波市气象台,浙江 宁波 315012;
- ② 宁波市海曙区气象局,浙江 宁波 315153
- * 联系人, E-mail: ccyll99@ 163.com

2018-05-23 收稿,2018-06-19 接受

宁波市科技局项目(2017C50027)

摘要 选取 1949—2015 年间对宁波市影响较大、灾情记录完整的 58 个台风样本,基于灾损数据,采用灰色关联分析法建立台风灾情关联度,选取台风灾害致灾因子、台风灾情综合关联度,利用 BP 神经网络建立台风灾情预估模型。结果表明,利用台风灾情关联度评估台风灾情大小合理可用,台风灾害致灾因子与灾情评价指标及台风灾情综合关联度间均存在一定的相关性,利用 BP 神经网络预估模型对台风灾情预估效果较好,其中训练样本、测试样本的模拟值与实际值相关系数分别达到 0.94、0.865,均通过了 0.01 信度的显著性检验,训练集、测试集灾情级别预报一致率为 85.3%、77.8%,相关研究成果可为政府决策部门的抗台减灾工作提供科学依据。

关键词 台风; 灰色关联分析; BP神经网络; 灾情预估; 宁波市

宁波市地处东海之滨,经济发达、人口密集,是重要的港口城市,同时饱受台风侵袭。钱燕珍等(2018)研究表明,宁波年均影响台风 3.4 个,给宁波的生命财产带来了很大的危害。近些年,在全球变暖的大背景下,高影响台风事件频发,灾害影响日趋严重(端义宏等,2012)。仅 2010 年以来,宁波就相继遭受了 1211"海葵"、1323"菲特"、1509"灿鸿"、1521"杜鹃"等台风的重创,直接经济损失分别为 102 亿元、333 亿元、27 亿元和 16 亿元。因此,防台减灾工作显得尤为重要,而科学、合理的灾情预评估是防灾减灾的重要环节。

台风带来的灾害一般表现在人员伤亡、财产损失等方面(冯利华,1993),其灾害风险预估工作一直以来都受到国内外学者的广泛关注(Thom and Marshall,1971; Vickery et al.,2000; Huang et al.,2001;雷小途等,2009;官莉等,2010)。Hward et al.(1972)通过致灾因子和承灾体的脆弱性及暴露度等对台风灾害的影响,建立了登陆台风风灾经济损失预估模型。Dorland et al.(1998)利用指数函数构

建了一个台风风速与损失率的函数模型。陈仕鸿等 (2013)基于 BP 神经网络建立了广东省台风经济损 失预测模型;刘少军等(2012)以海南的历史台风灾 害数据为基础建立了基于物元可拓模型的灾害预评 估模型;张颖超等(2013)基于层次分析法建立了浙 江地区的灾情预估模型。这些研究中,有些仅以单 个气象因子作为模型输入,有些仅以经济损失作为 模型输出,评估指标不全面;有些则是采用的数理统 计方法,对致灾因子与台风灾情间的耦合能力较差; 但台风灾情与受灾地区的地理位置、社会经济水平 等密切相关(Blaikie et al., 1994; 陈有利等, 2017), 宁波目前尚缺乏针对台风灾情预估的本地化客观产 品。因此,本文采用灰色关联法对历史台风样本进行 分析并得到能够反映台风综合灾情的评估指标,选取 风雨潮、台风路径等作为台风灾害致灾因子,利用 BP 神经网络模拟台风气象致灾因子与台风灾情指数间 的耦合关系,构建宁波市台风灾情预估模型。该模型 只需获取台风的预测资料即可进行灾情预评估,可为 政府决策部门的抗台减灾工作提供科学依据。

引用格式:陈有利,朱宪春,胡波,等,2018.基于 BP 神经网络的宁波市台风灾情预估模型研究[J].大气科学学报,41(5):668-675.

Chen Y L, Zhu X C, Hu B, et al.,2018. Investigate on the pre-assessment of typhoon disaster in Ningbo based on BP neural network[J].

Trans Atmos Sci,41(5):668-675.doi:10.13878/j.cnki.dqkxxb.20180523001.(in Chinese).

1 数据与方法

1.1 数据来源和指标选取

台风路径资料来源于《台风年鉴》(1949—1988年)和《热带气旋年鉴》(1989—2015年),降水量、风速、气压等气象数据来自宁波市气象局,居民消费价格指数(Consumer Price Index,CPI)、社会经济数据来自《宁波统计年鉴》(1989—2015年),死亡人口、受淹农田面积、直接经济损失等灾情数据来自宁波市防汛办和宁波市民政局。

1.1.1 台风灾情评估因子选取及预处理

台风灾情的评估工作大多从主要社会指标、影响范围指标、主要经济指标 3 方面着手(杨仕升,1997)。根据王秀荣等(2010)的研究结合宁波台风灾情的历史数据特点,选取死亡人数、受淹农田、直接经济损失作为灾情评估因子,并依据其研究及中国气象局 2015 年下发的《气象灾情收集上报调查和评估规定》,将这 3 个单项评估因子评估指标划分为特大型、大型、中型、小型、微型 5 个等级(表 1)。

为了消除通货膨胀,使历史台风样本间的直接经济损失具备可比性,以2015年为基年,根据宁波统计年鉴历年的CPI对直接经济损失进行了折算(雷小途等,2009;温姗姗等,2017),对折算后的数据根据表1和公式1—3(王秀荣等,2010)进行无量纲化处理。

(1)死亡人数指标无量纲化

$$y = \begin{cases} 1, & u \ge 1 \ 000; \\ 0.8 + 0.21 g \left(\frac{u}{100}\right), & 100 \le u < 1 \ 000; \\ 0.6 + \frac{u - 30}{350}, & 30 \le u < 100; \\ 0.4 + 0.21 g \left(\frac{u}{3}\right), & 3 \le u < 30; \\ 0.1 u + 0.1, & 1 \le u < 3_{\circ} \end{cases}$$
 (1)

$$y = \begin{cases} 1, & u \ge 10^7; \\ 0.21g \frac{u}{100}, & 10^2 \le u < 10^7; \\ 0, & u < 10^2 \end{cases}$$
 (2)

(3)直接经济损失无量纲化

(2)受淹农田指标无量纲化

$$y = \begin{cases} 1, & u \ge 10^6; \\ 0.21g\left(\frac{u}{10}\right), & 10 \le u < 10^2; \\ 0, & u < 10_{\circ} \end{cases}$$
 (3)

1.1.2 台风灾害致灾因子

台风灾害多为风、雨、潮多种致灾因子共同影响所致(徐良炎,1994;祁秀香和智协飞,2009;牛海燕等,2011)。此外,台风强度、移动路径也直接关系到灾情大小(柳岳清等,2012;殷洁等,2013)。因此,选取台风影响期间宁波国家气象观测站的过程单站极大降雨量、过程面雨量、最低气压、极大风速、台风路径、天文大潮指数作为台风灾害致灾因子。其中台风路径分为5类:1)浙江沿海登陆型;2)浙闽边界到厦门之间登陆型;3)厦门以南登陆型;4)在125°E以西、25°N以北紧靠浙江沿海北上或在杭州湾以北登陆;5)125°E以东北上型。天文大潮判断依据为:当台风登陆日恰逢阴历初一、初二、初三或初十五、初十六、初十七且台风登陆地点在浙江沿海时即定性判断为有天文大潮,记为1,否则记0。

1.2 灾情评估模型的建立研究方法

1.2.1 灰色关联分析法原理

灰色关联分析(邓聚龙,1987)是一种揭示因素间动态关联特征与程度的多因素统计分析方法,被广泛应用于灾情信息、农业、生态、水利及宏观经济等系统。其分析步骤如下:

1)确定参考序列和比较序列。定义灾情损失最大时的函数转换值为参考序列,即令 $Y_o = \{y_{o1}, y_{o2}, y_{o3}\}$ 为1,定义各台风灾情样本 $Y_i = Y_{ij}$ ($i = 1, 2, 3; j = 1, 2, \dots, n$)为比较序列。

表 1 台风灾害单项指标分级标准

Table 1 Graded standard of particular disaster item of typhoon

指标	特大型	大型	中型	小型	微型
死亡人数/人	[100,+∞)	[30,100)	[3,30)	[1,3)	
受淹农田/hm²	$[10^6,+\infty)$	$[10^5, 10^6)$	$[10^4, 10^5)$	$[10^3, 10^4)$	$[10^2, 10^3)$
直接经济损失/万元	$[10^5,+\infty)$	$[10^4, 10^5)$	$[10^3, 10^4)$	$[10^2, 10^3)$	$[10^1, 10^2)$

- 2) 定义求差序列。求差序列为 $\Delta_{oj}(j) = |Y_o Y_i|$,计算参考序列 Y_o 与比较序列 Y_i 的第 j 项指标间绝对差值的最大值和最小值为 $\Delta_{\max} = \max_i \max_j |Y_{oj} Y_{ij}|$ 、 $\Delta_{\min} = \min_i \min_j |Y_{oj} Y_{ij}|$ 。
- 3)求关联系数。比较序列与参考序列的关联系数为 $r_i(j) = \frac{(\Delta_{\min} + \rho \Delta_{\max})}{\Delta_{oi}(j) + \rho \Delta_{\max}}$,式中 ρ 为分辨系数。 ρ 一般取值 $0.1 \sim 0.5$,本文中取 0.5。
- 4) 求综合关联度。 $R_{oj} = \sum_{i=1}^{3} k_i r_i(j)$,式中 k_i 为权重系数,本文根据李秀红(2007)的做法采用利用灰色关联分析法,分别赋予死亡人数、受淹农田、直接经济损失权重系数 0.3、0.25、0.45。

BP 神经网络是一种含多层感知器的误差反向传播神经网络(Rumelhart et al.,1986; Warner and Misra,1996),该网络自适应非线性的能力,被广泛应用于大气科学领域(孙照渤等,2013;智协飞等,2013),模拟效果要优于许多传统统计模型。其实现步骤如下:

- 1)数据预处理;
- 2) 网络初始化, 随机给定各连接权值及输入输出阈值;
- 3)给定训练样本和目标输出,计算和输出各类神经元实际输出值;
- 4)调整输入层与隐含层、隐含层与输出层间的 连接权值;
- 5)返回第3步,进行重复迭代,直到实际输出与目标输出误差达到预设要求结束训练,模型建立。

本文采用传统 3 层网络结构来构建模型,输入层为台风灾害致灾因子,隐层为 1 层,输出层为台风灾情关联度,则网络结构如图 1 所示。

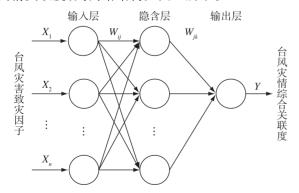


图 1 BP 神经网络模型示意图

Fig.1 BP neural network technique

2 结果与分析

2.1 台风灾情关联度分析

利用灰色关联分析法对无量纲后的灾损数据进行计算,得到台风灾情综合关联度 R_{oj} 。 R_{oj} 越大,灾情越重,反之, R_{oj} 越小,灾情越轻。 R_{oj} 与台风灾情等级的对应关系见表 2。

表 2 综合关联度与灾害等级的对应关系

Table 2 Alliance between comprehensive correlation degree and disaster grade

灾害等级	综合关联度R _{oj}
特大型	[0.714,1]
大型	[0.556,0.714)
中型	[0.455,0.556)
小型	[0.385, 0.455)
微型	[0.333, 0.385)

计算 58 个样本台风的综合关联度 R_{oi} ,对其进 行灾情等级划分,得到样本台风灾情的综合关联度 R_{oi} 序列(图 2),共有特大型灾害 3 起,大型 23 起,中 型 25 起,小型 7 起,微型 0 起,分别占比 5%、40%、 43%、12%、0%。前5名分别为:5612(温黛)、1323 (菲特)、9711(温妮)、0515(卡努)、1211(海葵)。3 起特大型影响台风分别为 5612 号、1323 号和 9711 号,其中1956年8月1日在宁波石浦登陆的5612 号强台风,登陆时中心气压 923 hPa,录得瞬时极大 风速 16 级,受其影响,沿海潮高浪急,海堤受损严 重,大量海水倒灌,仅宁波死亡人口就达3897之 多,1323号强台风"菲特"给宁波造成的经济损失达 333 亿多元,为此宁波市首次实行最高级别的 I 级 应急响应,同样 9711 号台风"温妮"也给宁波造成 了严重影响,其带来的直接经济损失占当年 GDP 的 5%以上。综合关联度R₀;最低的3个台风分别为 5411号、5310号、8913号,这三次台风均未造成人 员死亡,直接经济(当年价)损失分别为100万元、 100 万元、400 万元,相对而言灾情较小。说明综合 关联度 R_{ci} 能较全面反映受灾情况,利用该指标评估 台风灾情大小合理可用。

2.2 台风灾害致灾因子与综合关联度 R_{oi} 的关系

由于历史气象数据缺失,共整理得到 43 组台风灾害致灾因子与灾情数据齐全的样本,分别分析无量纲后的单个灾情数据和综合关联度 R_{oj} 与 6 个台风致灾因子间的相关性。由表 3 可知:1)死亡人口与最低气压相关性最好,通过了 0.01 信度的显著性

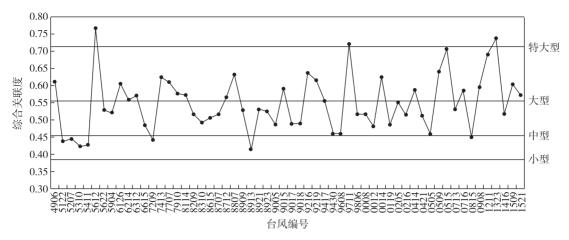


图 2 台风编号及综合关联度Roi序列

Fig.2 The typhoon quantity and the comprehensive correlation degreesequence diagram

检验,农田受淹面积、直接经济损失也分别与降水和路径间通过了 0.01 信度的显著性检验,说明台风灾害致灾因子与灾情评价指标间有明显的相关性,用台风灾害致灾因子来做台风灾情预评估是合理的。2)综合关联度 R_{oi} 与各台风灾害致灾因子间的相关系数绝对值在 0.319~0.629 之间,除了与天文大潮指数间通过 0.05 信度的显著性检验外,其余均通过了 0.01 信度的显著性检验,与过程平均降水量间的相关性最高,达 0.629,说明综合关联度 R_{oi} 与台风灾害致灾因子存在显著的相关性,该指标较单个灾情评价指标能更全面的描述台风的灾情信息。

表 3 台风灾害致灾因子与综合关联度 R_{oi} 间的相关性

Table 3 The correlation analysis between the disaster factor and the comprehensive correlation degree

台风灾害致灾因子	死亡人数	受淹农 田面积	直接经济损失	R_{oj}
		т ту	01 35(7)	
过程极大降水量/mm	0.113	$0.554^{1)}$	$0.731^{1)}$	$0.628^{1)}$
过程平均降水量/mm	0.108	0.5461)	$0.704^{1)}$	$0.629^{1)}$
极大风速/(m·s ⁻¹)	$0.374^{2)}$	$0.305^{2)}$	0.279	$0.424^{1)}$
最低气压/hPa	$-0.428^{1)}$	$-0.35^{2)}$	$-0.359^{2)}$	-0.5631)
台风路径	-0.159	$-0.482^{1)}$	$-0.411^{1)}$	$-0.389^{1)}$
天文大潮指数	0.28	0.236	0.264	$0.319^{2)}$

注:1)表示在 0.01 信度的显著性水平(双侧)上的显著相关, 2)表示在 0.05 信度的显著性水平(双侧)上的显著相关.

2.3 BP 神经网络模拟结果分析

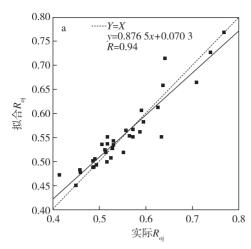
取 80%的样本用于模型训练,剩余 20%用于模型检验。由于 BP 网络的隐含层节点数和各层的转移函数均对网络的性能有很大影响,为获得更好的

拟合效果及避免过度拟合现象,本文通过控制网络 参数变量结合 K-折交叉验证方法来对模型进行验 证。即选取一定网络参数,并将训练集随机分成 K 份,利用其中 K-1 份进行建模,用余下的一份数据 进行预测并与实际值进行比较,重复上述步骤,直至 训练集中每一个样本均进行过预测,根据经验 (Hastie et al., 2004) 本文 K 取 10。由于不同初始权 重对网络训练和拟合带来一定的振荡,对每一个模 型用不同初始权重进行10次实验,取10次计算的 均值作为该模型对应的结果,并以结果输出的预测 值与实际值间的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE) 最低的模型为最终模型。经过大量建模 试验(部分试验见表 4)可知,当隐含层节点数为 10,隐含层函数为 tansig,输出层函数为 purelin 时, 训练集的 RMSE 最小,为 0.027,此时实际灾情关联 度与模式输出灾情关联度的拟合度最好,BP 网络性 能最佳。

表 4 BP 网络训练参数

Table 4 BP training parameters

隐含层节点数	隐含层函数	输出层函数	R	RMSE
9	tansig	purelin	0. 926	0. 03
10	tansig	purelin	0. 940	0. 027
10	tansig	logsig	0.752	0. 091
10	tansig	tansig	0. 911	0. 033
10	logsig	purelin	0. 912	0. 033
10	logsig	logsig	0.758	0. 091
10	logsig	tansig	0. 910	0. 033
11	tansig	purelin	0. 914	0. 033



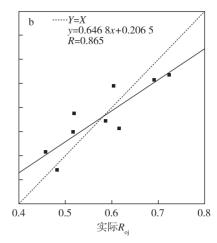


图 3 台风灾情关联度 R_{oi} 拟合值与实际值之间的相关分布:(a)训练集;(b)测试集

Fig.3 The correlation flanked by fitting value and actual value of the comprehensive correlation degree of typhoon disasternese); (a) training set; (b) test set

图 3 台风灾情关联度 R_{oj} 拟合值与实际值的散点图,此时训练集目标输出与拟合值相关系数达到 0.94,测试集目标输出与拟合值相关系数达到了 0.865,均通过了 0.01 信度的显著性检验,表明 BP 神经网络很好地拟合台风灾害致灾因子与综合关联度 R_{oj} 间的关系。图 4 为台风灾情关联度 R_{oj} 拟合值与实际值的序列,左侧为关联度 R_{oj} 的数值,右侧坐标轴为对应灾情等级,可知 34 个监督训练样本中,有 29 个拟合等级与实际等级一致,6 个相差 1 级,未出现相差 2 级或以上的情况,等级一致率为 85.3%。在 9 个测试样本中,有 7 个拟合等级与实际等级一致,2 个相差 1 级,等级一致率为 77.8%,同样未出现相差 2 级或以上的情况。基于综合灾情关联度 R_{oj} 、台风灾害致灾因子建立的 BP 神经网络预估模型,对台风灾情预估有较好的模拟效果。

3 结论与讨论

1)利用灰色关联分析法计算宁波 58 起历史影响台风的综合灾情关联度 R_{oj} ,得到特大型灾害 3起,大型灾害 23起,中型灾害 25起,小型灾害 7起,微型灾害 0起,其中特大型灾害为 5612 号和 1323号及 9711号,与实际情况相符, R_{oj} 指标合理可用。

- 2)台风灾害致灾因子与灾情评价指标间存在一定的相关性,其中死亡人口与最低气压,农田受淹面积、直接经济损失与降水和路径均显著相关,通过了 0.01 信度的显著性检验。 R_{oj} 与 6 个台风灾害致灾因子间亦存在显著相关性,与天文大潮指数间通过了 0.05 信度的显著性检验,其余均通过了 0.01 信度的显著性检验。
- 3)利用控制变量法及 K-折交叉验证法进行模型寻优,当隐含层节点数数为 10,隐含层函数为tansig,输出层函数为purelin 时,实际灾情关联度与模式输出灾情关联度的 RMSE 最小,BP 网络性能最佳。
- 4)训练集样本、测试集样本的模拟值与实际值相关系数分别达到 0.94、0.865,均通过 0.01 信度的显著性检验;训练集、测试集灾情级别预报一致率为 85.3%、77.8%。BP 神经网络模型对台风灾害致灾因子与 R_{0i} 间的关系模拟效果较好。

本文仅利用气象致灾因子构建台风灾害预估模型,未考虑孕灾环境的敏感性、承灾体的脆弱性及防灾减灾能力等要素,在后续工作中需要对上述因子做进一步深入研究。

参考文献(References)

Blaikie P, Cannon T, Davis I, et al., 1994. At risk; natural hazards, people's vulnerability and disasters [M]. London; Routledge; 30-35. 陈仕鸿, 隋广军, 阳爱民, 2013. 广东台风灾情预测系统研究 [J]. 自然灾害学报, 3:50-55. Chen S H, Sui G J, Yang A M, 2013. Research on typhoon disaster condition forecasting system of Guangdong Province [J]. Journal of Natural Disasters, 3:50-55. (in Chinese). 陈有利, 钱燕珍, 胡波,等, 2017. 宁波市主要气象灾害风险评估与区划 [M]. 北京:气象出版社:103-105. Chen Y L, Qian Y Z, Hu B, et al., 2017.

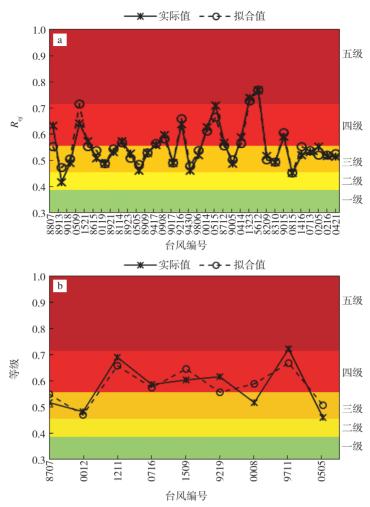


图 4 台风灾情关联度R₀及其等级序列:(a)训练集;(b)测试集

Fig.4 The typhoon comprehensive correlation degree and its grade sequence diagram: (a) training set; (b) test set

Risk assessment and zoning of major meteorological disasters in Ningbo City[M].Beijing; China Meteorological Press; 103-105.(in Chinese). 邓聚龙,1987.灰色系统基本方法[M].武汉:华中理工大学出版社:11-13. Deng J L,1987.The basic methodology gray system[M].Wuhan; Hua-

zhong University of Science and Technology Press; 11-13. (in Chinese).

 $Dorland\ C\ , Tol\ R\ S\ J\ , Olsthoorn\ A\ A\ , et\ al.\ , 1998. Impacts\ of\ windstorms\ in\ the\ Netherlands\ :\ present\ risk\ and\ prospects\ for\ climate\ change\ [\ M\]\ . London\ :\ Routledge\ :\ 45-47.$

端义宏,陈联寿,许映龙,等,2012.我国台风监测预报预警体系的现状及建议[J].中国工程科学,14(9):4-9. Duan Y H,Chen L S,Xu Y L,et al.,2012.The status and suggestions of the improvement in the typhoon observation forecasting and warning systems in China[J]. Engineering Sciences,14(9):4-9.(in Chinese).

冯利华,1993.灾害损失的定量计算[J].灾害学(2):17-19. Feng L H,1993.Quantitative calculation of disasters loss[J].Journal of Catastrophology (2):17-19.(in Chinese).

官莉,刘旸,张雪慧,2010.人工神经网络算法在红外高光谱资料反演大气温度廓线中的应用[J].大气科学学报,33(3):341-346. Guan L,Liu Y,Zhang X H,2010.Application of artificial neural network algorithm in retrieving atmospheric temperature profiles from hyperspectral infrared data[J].Trans Atmos Sci,33(3):341-346.(in Chinese).

Hastie T, Tibshiran R, Friedman J.2004.统计学习基础:数据挖掘、推理与预测[M].北京:电子工业出版社:135-155. Hastie T, Tibshiran R, Friedman J, 2004. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference and Prediction[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004:135-155. (in Chinese).

Huang Z, Rosowsky D V, Sparks P R, 2001.Long-term hurricane risk assessment and expected damage to residential structures [J]. Reliability Engineering & System Safety, 74(3):239-249.

Howard R A, Matheson J E, Nroth D W, 1972. The decision to seed hurricans [J]. Science, 176 (4040):1191-1202.

雷小途,陈佩燕,杨玉华,等,2009.中国台风灾情特征及其灾害客观评估方法[J].气象学报,67(5):875-883. Lei X T,Chen P Y,Yang Y H,et

- al., 2009. Characters and objective assessment of disasters caused by typhoons in China [J]. Acta Meteorologica Sinica, 67(5); 875-883. (in Chinese).
- 李秀红,2007.基于灰色关联度的多目标决策模型与应用[J].山东大学学报(理学版),42(12):33-36. LIXH,2007.A model based on the grey relation grade for multi-objective decision-making and its application[J].Journal of Shandong University(Natural Science),42(12):33-36.(in Chinese).
- 刘少军,张京红,何政伟,等,2012.改进的物元可拓模型在台风灾害预评估中的应用[J].自然灾害学报,2:135-141. Liu S J, Zhang J H, He Z W, et al.,2012. Application of improved matter-element extension model to typhoon disaster pre-assessment[J]. Journal of Natural Disasters, 2:135-141. (in Chinese).
- 柳岳清, 胡淳焓, 周国华, 2012.影响丽水的台风路径及灾害风险特征[J].科技通报, 28(1):39-43. Liu Y Q, Hu C H, Zhou G H, 2012. Track and disaster characteristics induced by Typhoon of Lishui[J]. Bulletin of Science & Technology, 28(1):39-43. (in Chinese).
- 牛海燕,刘敏,陆敏,等,2011.中国沿海地区台风致灾因子危险性评估[J].华东师范大学学报(自然科学版)(6):20-25. Niu H Y, Liu M, Lu M, et al., 2011.Risk assessment of typhoon hazard factors in China coastal areas[J].Journal of East China Normal University (Natural Science) (6):20-25.(in Chinese).
- 祁秀香,智协飞,2009.0601 号登陆台风及暴雨减弱消亡过程中的动能收支分析[J].大气科学学报,32(6):824-831. Qi X X,Zhi X F,2009.Kinetic Energy Budget Analysis during Decaying of 0601 Landfall Typhoon and Storm Rainfall[J].Trans Atmos Sci,32(6):824-831.(in Chinese).
- 钱燕珍,郑梅迪,张程明,等,2018.宁波台风预报与服务[M].北京:气象出版社:25-31. Qian Y Z,Zheng M D,Zhang C M,et al.,2018.Typhoon forecast and service in Ningbo[M].Beijing:China Meteorological Press:25-31.(in Chinese).
- Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J, 1986. Learning representations by back-propagating errors [J]. 323 (6088):399-421.
- 孙照渤,谭桂容,赵振国,等,2013.中国东部夏季雨型的人工神经网络集合预测[J].大气科学学报,36(1):1-6. Sun Z B, Tan G R, Zhao Z G, et al.,2013. Ensemble prediction of summer rainfall patterns over eastern China based on artificial neural networks[J]. Trans Atmos Sci,36(1):1-6. (in Chinese).
- Thom H, Marshall R, 1971. Wind and surge damage due to Hurricane Camille [J]. Journal of the Waterways Harbors & Coastal Engineering Division, 97.355-363.
- Vickery P J, Skerlj P F, Twisdale L A, 2000. Simulation of hurricane risk in the U.S. using empirical track model [J]. Journal of Structural Engineering, 126(10):1222-1237.
- 王秀荣,王维国,马清云,2010.台风灾害综合等级评估模型及应用[J].气象,36(1):66-71. Wang X R, Wang W G, Ma Q Y,2010. Model for general grade division of typhoon disasters and application[J]. Meteor Mont, 36(1):66-71. (in Chinese).
- Warner B, Misra M, 1996. Understanding neural networks as statistical tools [J]. The American Statistician, 50(4): 284-293.
- 温姗姗,翟建青,Thomas F,等,2017. 1984—2014 年影响中国热带气旋的经济损失标准化及其变化特征[J].热带气象学报,33(4):478-487. Wen S S,Zhai J Q,Thomas F,et al.,2017. Variation of normalized economic losses from influential tropical cyclones in China for 1984—2014[J]. J Trop Meteor,33(4):478-487.
- 徐良炎,1994.我国台风灾害的初步分析[J].气象,20(10):50-55. Xu L Y,1994.An Analysis of typhoon Disasters in China[J].Meteor Mon,20 (10):50-55.(in Chinese).
- 杨仕升,1997.自然灾害等级划分及灾情比较模型探讨[J].自然灾害学报(1):8-13. Yang S S,1997.Study on the model of grade division of natural disaster and comparison of disastrous conditions[J].Journal of Natural Disasters(1):8-13.(in Chinese).
- 殷洁,戴尔阜,吴绍洪,等,2013.中国台风强度等级与可能灾害损失标准研究[J].地理研究,32(2):266-274. Yin J, Dai E F, Wu S H, et al., 2013.A study on the relationship between typhoon intensity grade and disaster loss in China[J].Geographical Research,32(2):266-274.(in Chinese).
- 张颖超,张美娟,张中秋,等,2013.浙江省登陆热带气旋灾害影响评估[J].大气科学学报,36(2):229-234. Zhang Y C,Zhang M J,Zhang Z Q, et al.,2013.Evaluation On disaster influence of tropical cyclone landing over Zhejiang Province[J]. Trans Atmos Sci,36(2):229-234.(in Chinese).
- 智协飞,季晓东,张璟,等,2013.基于 TIGGE 资料的地面气温和降水的多模式集成预报[J].大气科学学报,36(3):257-266. Zhi X F,Ji X D, Zhang J,et al.,2013.Multi model ensemble forecasts of surface air temperature and precipitation using TIGGE datasets[J]. Trans Atmos Sci,36 (3):257-266. (in Chinese).

Investigate on the pre-assessment of typhoon disaster in Ningbo based on BP neural network

CHEN Youli¹, ZHU Xianchun¹, HU Bo¹, GU Xiaoli²

Expending 58 typhoon cases that had the considerable effect on Ningbo and had finish catastrophe records from 1949 to 2015. In view of the information of the calamity, the comprehensive correlation degree of typhoon disaster (R_{oj}) was set up by utilizing the grey relational investigation technique. Choosing the disaster-causing factors of typhoon and R_{oj} that point build disaster pre-assessment technique of typhoon disaster by utilizing BP neural network (BP). The outcomes demonstrated that, the severity of typhoon which evaluated by R_{oj} is reasonable and available. There is a significant correlation between typhoon disaster risk factors and disaster assessment indicators as well as R_{oj} . The pre-evaluation model of BP is useful for predicting typhoon disaster; the correlation coefficient linking the simulated value and the actual value of the training set and the test set respectively reached 0.94 and 0.896 and both achieved the confidence interval of 0.01. The consensus rate of the disaster level forecast of the training set and the test set is 85.3% and 77.8% respectively. This investigate outcomes could provide scientific premise to counter the typhoon work of government decision-making divisions.

Typhoon; gray relational analysis; BP neural network; disaster pre-evaluation; Ningbo

doi:10.13878/j.cnki.dqkxxb.20180523001

(责任编辑:袁东敏)

¹Ningbo Meteorological Observatory, Ningbo 315012, China;

² Ningbo Haishu Meteorological Observatory, Ningbo 315153, China