

基于 SVM-BP 神经网络的风暴潮灾害损失预评估

冯倩, 刘强

(中国海洋大学 工程学院土木工程系, 山东 青岛 266100)

摘要: 风暴潮灾害是影响我国最严重的海洋灾害, 风暴潮灾害损失的预评估对防灾减灾有重要作用。本文选用 2002~2014 年的 40 组风暴潮历史灾情资料进行试验, 首先建立风暴潮灾害损失评估指标体系并用灰色关联分析法对指标进行筛选, 然后采用最优权重组合将支持向量机和 BP 神经网络进行组合预测分别对风暴潮直接经济损失和受灾人口数进行预测, 并与单一预测方法进行对比, 发现组合预测方法可以降低误差, 提高损失预测的准确性, 建立风暴潮灾害损失预评估模型, 为决策者进行预警信息的发布提供有效依据。

关键词: 风暴潮; 损失预评估; 支持向量机; BP 神经网络; 组合预测

中图分类号: P732

文献标识码: A

文章编号: 1007-6336(2017)04-0615-07

Pre-assessment for the loss caused by storm surge based on the SVM-BP neural network

FENG Qian, LIU Qiang

(Engineering College, Ocean University of China, Qingdao 266100, China)

Abstract: Storm surge disaster is one of the most serious marine disasters in China, and the pre-assessment of storm surge disaster has an important role in disaster prevention and mitigation. In this paper, 40 sets of storm surge disaster data from 2002 to 2014 were selected for experiment. This paper establishes the index system of storm surge disaster and simplify the indicators by gray correlation analysis method. The combination model with SVM and BP neural network forecasts the direct economic losses and the affected population number of storm surge respectively, and with single prediction methods were compared. It can be found that the combination forecasting model can reduce the error, provided effective basis for decision makers during disaster management.

Key words: storm surge; loss pre-assessment; SVM; BP neural network; combination forecasting

21 世纪被称为海洋世纪, 加强海洋的开发与利用关系到国家的长远发展^[1]。但是海洋灾害的频发却制约着海洋的发展, 而风暴潮灾害又是海洋灾害中造成损失最大的^[2]。统计数据表明近三年来, 风暴潮造成的直接经济损失比例分别为 94.18%、99.74% 和 99.83%^[3], 因此风暴潮灾害的研究和管理是非常重要的。而风暴潮灾害损失的定量评估可以为防灾决策提供支持, 充分利

用以往的风暴潮资料, 建立损失评估指标体系, 并通过指标体系与灾害损失之间的关系, 对风暴潮灾害进行灾损预估, 对灾前预警、灾中指导和灾后重建都有重要的意义。

国外学者对灾害损失预评估方面的研究起步较早, 模型也较为成熟。美国联邦应急管理署开发的 HAZUS-MH 软件系统可对飓风产生的洪涝损失进行估算, 并计算出风险大小^[4-5]; Mark Pow-

收稿日期: 2016-07-29, 修订日期: 2016-11-18

基金项目: 国家自然科学基金(41072176, 41371496); 国家科技支撑计划项目(2013BAK05B04)

作者简介: 冯倩(1991-), 女, 山东聊城人, 硕士研究生, 主要研究方向是海洋灾害风险管理, E-mail: fengq512@sina.com

通讯作者: 刘强(1961-), 男, 山东青岛人, 教授, 主要研究方向为海洋灾害风险管理, E-mail: liuqiang@ouc.edu.cn

ella 等^[6]提出了 FPHL 模型,包括飓风灾害指标以及损失精算组件,并以佛罗里达州为研究区域对飓风灾害损失进行预测;还有比利时的 Flemish 模型是对暴雨洪涝灾害损失进行预测^[7]。国内学者也越来越重视灾害预评估的研究,其中韩秀君等依据历史数据采用统计分析、百分位数等方法对降雪影响进行预评估^[8];扈海波等从人口密度的角度来评估风险暴露因子,建立致灾因子强度与受灾人口之间的关系,实现对受灾人口数的预评估模型^[9]。在风暴潮灾害损失预评估方面,殷克东等综合运用层次分析法和熵值法确定指标的权重,实现对风暴潮灾害的社会经济损失的预测,并以广东省七次风暴潮实例进行试验^[10];Shuo 等基于扩展卡尔曼滤波的方法建立风暴潮灾害风险预测模型,实现对我国风暴潮灾害经济损失和伤亡人口指标的预测^[11]。这些研究为灾害的预警和管理提供了理论支持,不同的模型都有其优缺点,风暴潮灾损预评估又是一个较为复杂的系统,因此本文在已有研究的基础上,用不同预测方法按权重组合预测,来进一步提高预测精度。

1 材料与方法

1.1 数据来源和指标选取

本文中风暴潮灾害资料主要来自《中国海洋灾害公报》^[3]、国家海洋局统计数据、国家减灾中心统计数据以及各省统计年鉴,各省省情资料主要来自国家统计局^[12]以及各省统计年鉴。为了避免通货膨胀等原因对直接经济损失的影响,本文舍弃年份较早的灾害统计,选取了从 2002 ~ 2014 年中国沿海发生的记录较为完整的 40 个风暴潮灾害资料为总样本,并选择 2014 年的 3 个样本作为测试集,其余 37 个样本为训练集。

准确的灾害损失评估的前提是建立合理、全面的损失评估指标体系。本文从灾害风险分析的角度并充分考虑风暴潮灾害的形成机制以及数据的易取性建立了风暴潮损失评估指标体系,包括致灾因子、灾情、承载体、脆弱性和防灾减灾能力五个方面,如图 1 所示。部分指标说明如下。

(1)致灾因子。从风暴潮形成机制分析:风暴潮是由于强烈的大气扰动—如热带气旋、温带气旋或爆发性气旋等天气系统所伴随的强风和气压骤变所导致的风暴增水使潮位大幅升高的现

象^[13]。因此风暴潮造成损失的致灾因子主要包括最大增水、最大风速、登陆中心气压、最大超警戒水位、增水持续时间、过程总降水量等因素,但是考虑到影响的重要程度以及数据的易取性和完整性,选择前三个因子作为衡量风暴潮本身的致灾危险性。

(2)孕灾环境脆弱性。风暴潮孕灾环境主要有地区地形地貌、浅海海岸类型、热带气旋或温带气旋活动、海岸线长度以及海堤与岸线比重等方面,考虑到指标数据的可量化方面,本文选取海岸线长度以及海堤与岸线比重两个指标^[14]。

(3)防灾减灾能力。地区的防灾减灾能力通常涉及的方面很多,本文从三个角度选取了 3 个代表型的因子作为参考:在医疗能力方面,选取地区医疗卫生个数作为指标;在自救能力方面,选择人均储蓄存款作为指标;在政府救助能力方面,选择地方财政收入作为参考指标。

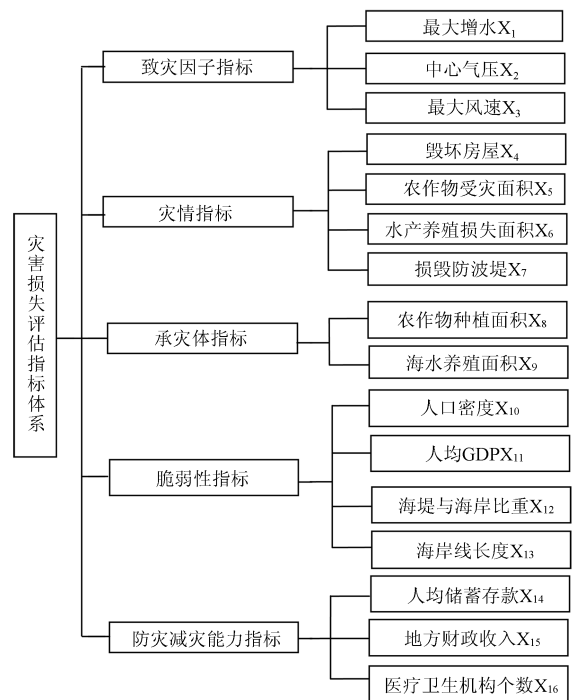


图 1 风暴潮灾害损失评估指标体系

Fig. 1 Indicator system of evaluating storm surge disaster losses

在灾情损失评估指标方面主要是人员损失和经济损失两方面,其中经济损失包括直接经济损失和间接经济损失,人员损失包括死亡人口和受灾人口。由于间接经济损失通常涉及方面较为复杂,难以准确量化;随着我国防灾减灾能力的不断提高,风暴潮灾害很少造成人员死亡,因此本文选

择直接经济损失和受灾人口作为预测目标。

1.2 影响因子预处理

由于选择的影响因子指标较多,不同的因子之间可能存在着相关性;而且不同的影响因子之间的单位不同,不能直接相加,因此为了避免信息重叠,增强预测模型的准确性,要对指标进行约简优化,筛选出包含信息量较大的一些因子作为预测模型的输入量。同时,人为的筛选又存在较大主观性,因此选用灰色关联分析法进行指标因子的筛选。灰色关联分析法弥补了其他系统分析方法的缺陷,对样本量的多少和样本有无规律同样适用,而且计算量少,十分方便,更不会出现量化结果与定性分析结果不符的情况^[15]。灰色关联分析的步骤如下:

(1) 确定比较数列和参考数列

本文选取与经济损失和受灾人员关系最为紧密的农作物受灾面积指标 $X_5(k)$ 为参考数列,其他 15 个指标为比较序列。

(2) 数据无量纲化处理。

(3) 求关联系数

$\{X_i(k)\} (i=1,2,3,4,6,\dots,15)$ 与 $X_5(k)$ 之间的关联系数为:

$$\varepsilon_i = \frac{\min_k |X_5(k) - X_i(k)| + \rho \max_k |X_5(k) - X_i(k)|}{|X_5(k) - X_i(k)| + \rho \max_k |X_5(k) - X_i(k)|} \quad (1)$$

式中: $\rho \in (0, +\infty)$ 为分辨系数,一般的取值区间为 $[0, 1]$,一般取 $\rho=0.5$ 。

(4) 求关联度并排序

$$Y_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon_i(k) \quad (2)$$

各个指标之间的关联程度可以通过关联度的大小次序描述,分别求出 $\{X_i(k)\}$ 对 $\{X_5(k)\}$ 的关联度并排序,即可得到各因子之间的关联度大小。

根据以上步骤,对样本进行灰色关联分析,得到各个指标之间的关联度排序为:

$$X_{15} < X_{14} < X_9 < X_{12} < X_2 < X_7 < X_{11} < X_{10} < X_1 < X_{13} < X_3 < X_{16} < X_4 < X_8 < X_6$$

因此,除去关联度低于 0.945 的指标,即除去中心气压、海堤与岸线的比重、医疗卫生个数、人均储蓄存款和地方财政收入 5 个指标,剩余 11 个指标为模型输入因子。

1.3 损失评估模型的建立

1.3.1 SVM 基本原理

支持向量机(support vector machine, SVM)是机器学习的一种,最初是用于线性分类问题提出,后来 Vapnik 等人在 SVM 分类的基础上引入了 ε 不敏感损失函数,从而得到用于回归型的支持向量机,并取得非常好的性能和效果。SVM 回归拟合是专门针对小样本问题而提出的,对样本数量要求比较低。SVM 用于回归分析时,其基本思想是寻找一个最优分类面使得所有训练样本离该最优分类面的误差最小,如图 2 所示^[16]。其核心思想是通过一个非线性映射 F 将数据 x_i 映射到高维特征空间 F 中,并在这个高维空间中构造最优线性回归函数^[17],关于支持向量机的完整数学描述可以参见文献^[18-19]。它是通过一个核函数映射将非线性映射到高维空间的,不同的核函数可以构造不同的支持向量机,本文选择径向基核函数(RBF):

$$K(x_i, x) = \exp\left(\frac{-||x - x_i||^2}{2\sigma^2}\right), \sigma > 0 \quad (3)$$

式中: σ 为均方差。可以通过调控 σ 值来调整核函数,因此 RBF 核函数具有很高的灵活性,而且 RBF 核函数对应的特征空间是无穷维的,有限样本在该特征空间中肯定线性可分,所以选择径向基核函数^[20]。

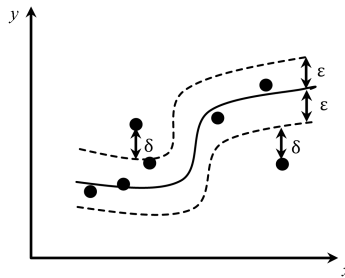


图2 SVM 基本思想示意图

Fig. 2 The diagram of the SVM basic idea

1.3.2 BP 神经网络基本原理

神经网络是模仿生物神经网络的功能和结构发展起来的信息处理系统。神经元是人工神经网络的基本单元,它一般是一个多输入单输出的非线性原件^[21]。BP 神经网络一般由输入层、隐含层和输出层三层神经元组成,层与层之间采用全连接的方式,输入与输出之间具有较强的非线性映射能力,网络结构图如图 3 所示(以单隐含层为例)。

该方法的基本原理是:在一个神经网络中,最主要的参数即各层之间的连接权重,而该权重可

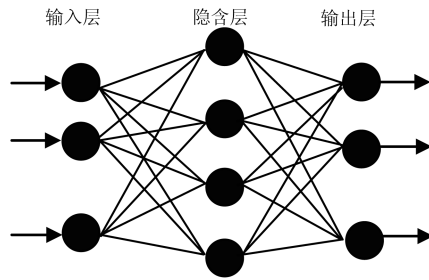


图 3 BP 神经网络基本思想示意图

Fig. 3 The diagram of the BP neural network

借助误差反传算法进行计算。当一个神经网络模型通过不断地“学习”获取输入和输出变量之间的映射关系之后,就能根据给定的输入变量对输出进行预测^[22]。其中输入层和输出层神经元个数可按实际案例选择,隐含层神经元个数是对 BP 神经网络的性能影响较大的因素,但目前没有通用的方法进行确定,本文按照以下三层神经网络的经验式计算^[23]:

$$k = \sqrt{n+m} + a \quad (4)$$

式中: m 为输入层节点个数; n 为输出层节点个数; a 为常数,取值范围为 1~10。先计算出隐含层神经元个数范围,再依次计算出预测值与实际值的相对误差大小,进行参数寻优,最终确定最优的隐含层神经元个数。

1.3.3 组合预测模型

采用不同的预测方法建模有不同的预测结果,各个建模方法的预测结果和预测精度往往也有不同。由于预测对象的复杂性,如果仅仅运用一种预测方法进行预测,其结果往往会有一定的片面性。因此为了提高预测模型的精度,综合不同预测方法的优势,可以将不同的预测方法加权组合。组合预测的方法在国内已经有广泛地应用,刘东君等用灰色预测模型、趋势外推法和指数平滑法 3 种方法用最优加权的方法对水质进行预测^[24];李秀珍等建立 Verhulst 和趋势曲线组合预测模型对滑坡变形进行预测^[25]。

在组合预测中最关键的步骤的就是确定不同预测方法的权重。目前研究和应用中常用的权重确定方法主要有以下几种:算术平均法、方差倒数法、均方倒数法以及最小二乘准则下最优加权法。本文采用最小二乘准则下最优加权法。

最优加权法的基本原则是:按照相对误差最小准则建立目标函数 Q ,在约束条件(s. t.)下,目

标函数 Q 最小时,求得组合模型的权重系数。本文选取相对误差 e_i 为误差统计量: $e_i = \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}$ 。因此规划问题的模型为:

$$\begin{cases} \min Q & Q = \sum_{i=1}^N e_i^2 \\ \text{s. t.} & \sum_{j=1}^J w_j = 1 \end{cases} \quad (5)$$

为了求解权重值,将上式表示为矩阵形式,令:

$W = (w_1, w_2, \dots, w_J)^T$, $R = (1, 1, \dots, 1)^T$, E 为相对误差阵。

因此上式可表示为

$$\begin{cases} \min Q & Q = e^T e = W^T E W \\ \text{s. t.} & R^T W = 1 \end{cases} \quad (6)$$

引入 Lagrange 乘子法得最优权值得:

$$W^* = (R^T E^{-1} R)^{-1} E^{-1} R \quad (7)$$

2 结果与讨论

2.1 SVM 方法预测

本文进行实验主要是通过台湾林智仁等人开发的 libsvm 工具箱^[26],以 MATLAB 2014a 为平台进行,其中最优的参数 c (惩罚因子)和参数 (RBF 核函数中的方差)是利用交叉验证的方法得到,各参数设置见表 1。此时 SVM 预测方法得到的 MSE 最小,将训练集的 37 个样本数据导入,经过 SVM 预测模型训练后的值如图 4 所示。

表 1 SVM 最优参数值设置

Tab. 1 The Optimal parameter of SVM

SVM 参数值	直接经济损失	受灾人口
-s	3	3
-c	90.510	1
-g	0.002	0.25
-p	0.01	0.01

从拟合结果可以看出,SVM 预测模型在风暴潮直接经济损失预测效果明显高于受灾人口预测,在受灾人口方面虽然几个较高的数据误差较大,但总体误差在可接受范围内,SVM 直接经济损失和人口预测的相对误差均值和决定系数 R^2 见表 2,其中:

$$R^2 = \frac{(n \sum_{i=1}^n \hat{y}_i y_i - \sum_{i=1}^n \hat{y}_i \sum_{i=1}^n y_i)^2}{(n \sum_{i=1}^n \hat{y}_i^2 - (\sum_{i=1}^n \hat{y}_i)^2)(n \sum_{i=1}^n y_i^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2)} \quad (7)$$

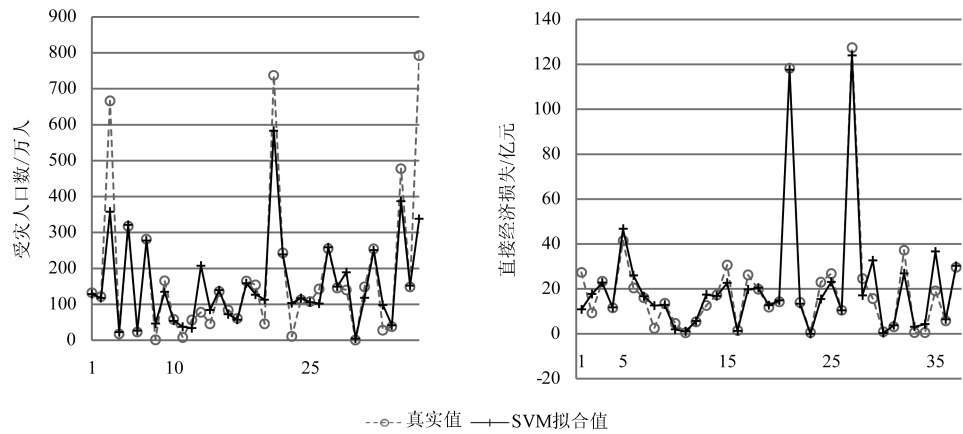


图 4 SVM 训练集预测结果

Fig.4 Predicted results of training set based on SVM

表 2 相对误差均值和决定系数对比

Tab.2 Comparison of relative error mean and R^2

预测方法	预测指标	相对误差均值	决定系数 R^2
SVM	直接经济损失预测	0.698	0.94
	受灾人口预测	1.645	0.81
BP 神经网络	直接经济损失预测	0.889	0.89
	受灾人口预测	1.406	0.72

2.2 BP 神经网络方法预测

在本文实验中,BP 神经网络模型采用 11 输入,单隐含层的设置。其中隐含层神经元个数 k 按照上文所述先求得最优 k 值范围是 $[3,13]$,为了提高预测结果的准确性,本文在 $[3,23]$ 进行测试。然后通过依次通过比较 MSE 值的大小选出最优 k 值。为了减少初始权值和阈值对结果的影响,选取每个 k 值下运行 10 次,求出 MSE 的平均值,以直接经济损失预测模型为例,寻优过程如图 5。

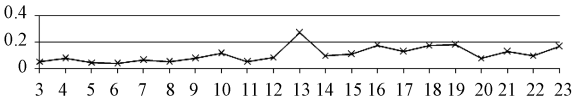


图 5 隐含层神经元个数寻优

Fig.5 Hidden layer neuron number optimization

由此可知,BP 神经网络在直接经济损失方面的最优的隐含层神经元个数为 6 个,同理可得在受灾人口预测方面的最优隐含层神经元个数也是 6 个。训练集样本测试结果如图 6 所示。

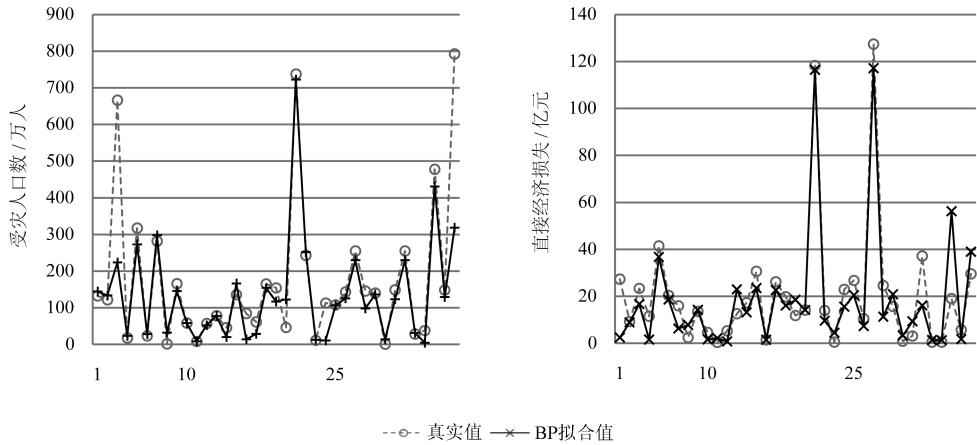


图 6 BP 神经网络训练集预测结果

Fig.6 Predicted results of training set based on BP neural network

从预测结果来看,BP 神经网络在受灾人口方面的预测误差较 SVM 方法更小一些,但在直接经济损失方面却不如 SVM 稳定,BP 神经网络直接经济损失和人口预测的相对误差均值和决定系数见表 2。

2.3 组合预测实验过程

根据 SVM 和 BP 神经网络的训练集预测结果分析,风暴潮直接经济损失方面,SVM 预测方法要比 BP 神经网络的预测更加稳定,误差也更小;而在受灾人口方面,BP 神经网络的准确度更高一些。因此本文将两种方法结合以提高预测的精确度和数据利用的充分性。按照上文所述方法,求出 SVM 预测和 BP 神经网络模型的最优加权组合权重,见表 3。按最优组合权重对测试集样本进行处理,并求出其相对误差的绝对值,见图 7,从中可以看出,组合预测误差与两种单一预测误差相比较小,也更稳定。

2.4 独立样本测试

选取测试集样本进行测试,先用 SVM 预测和

BP 神经预测进行实验,再将得到的结果按照权重进行组合,得到的拟合结果以及三种预测方法的均方误差 MSE 和决定系数 R^2 ,见表 4。

表 3 组合预测模型权重

Tab. 3 Weight of combination of forecasting method

	直接经济损失	受灾人口
SVM	0.86	0.2261
BP 神经网络	0.14	0.7739

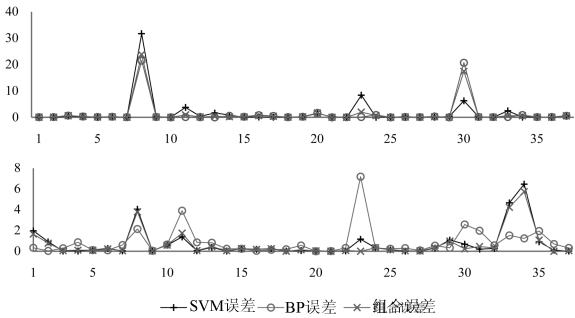


图 7 误差对比

Fig. 7 Error comparison diagram

表 4 测试集样本拟合结果

Tab. 4 Predicted results of test set

类别	序号	指标	结果			实际值
			SVM	BP 神经网络	组合预测	
预测结果	1	受灾人口数	257.48	257.61	257.58	256.01
		直接经济损失	28.69	28.80	28.71	28.82
	2	受灾人口数	217.05	149.47	164.74	155.43
		直接经济损失	18.95	33.90	28.70	24.66
	3	受灾人口数	247.98	273.77	267.93	258.98
		直接经济损失	29.57	26.22	29.01	29.85
MSE		受灾人口数	36.15	9.25	7.51	
		直接经济损失	12.56	13.13	8.09	
R^2		受灾人口数	0.938	0.991	0.996	
		直接经济损失	0.820	0.201	0.843	

从预测结果可以看出,无论是受灾人口数还是直接经济损失,组合预测比两种单一预测的误差值更小,决定系数更高。由此可知,组合预测方法可以有效地提取单一方法的优点,同时提高了数据的利用率,增强预测模型的可靠性。

3 结 论

(1)本文从致灾因子、灾情、承灾体、脆弱性

和防灾减灾能力 4 个方面建立损失评估指标体系,然后通过灰色关联分析法消除信息重叠的影响,筛选出对风暴潮灾害损失相关性较大的 11 个指标作为预测模型的输入因子。

(2)分别用支持向量机和 BP 神经网络预测方法对样本训练集进行预测,通过对比预测结果可以发现,SVM 和 BP 神经网络都可以对灾害进行较好的预测,但是 SVM 在风暴潮直接经济损失

预测方面准确度更高,而BP神经网络则在受灾人口预测方面更有优势,因此将两种预测方法进行组合,并用最优加权组合的方法确定两者的权重,建立灾害损失组合预测模型。通过测试集样本实验比较支持向量机、BP神经网络和组合预测三种模型的 MSE 和 R^2 可以得出结论:与单一预测方法相比,组合预测方法能够提高预测结果的准确性和稳定性,并且可以更加充分的利用数据信息。

(3)本文建立的风暴潮损失预测模型可以较好地直接经济损失和受灾人口数进行预测,对灾害管理可以提供一定的理论指导。但是由于本文测试集样本较少,预测准确性方面还可以提高,因此需要进一步加强数据的收集和积累工作。在预测模型中引入GIS技术也是今后研究的重要方向,对地区进行空间数据分析,提高模型输入指标的全面性,并利用GIS绘图功能,将分析结果更加形象直观地展示出来。

参考文献:

- [1] 苏为华,张崇辉,李伟. 中国海洋经济综合发展水平的统计测度[J]. 统计与信息论坛,2014,29(10):19-23.
- [2] 潘艳艳,王涛,赵昕. 风暴潮灾害损失时间路径模拟与预测[J]. 统计与决策,2016(5):87-89.
- [3] 国家海洋局. 2002-2014年中国海洋灾害公报[EB/OL]. <http://sdinfo.coi.gov.cn/hygb/hyzh/2002/index.html>.
- [4] FEMA. HAZUS-MH MR4 flood model technical manual, federal emergency management agency [M]. Washington, DC: Mitigation Division, 2009.
- [5] SCAWTHORN C, FLORES P, BLAIS N, et al. HAZUS-MH flood loss estimation methodology. II. Damage and loss assessment[J]. Natural Hazards Review, 2006, 7(2): 72-81.
- [6] POWELL M, SOUKUP G, COCKE S, et al. State of Florida hurricane loss projection model: atmospheric science component[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2005, 93(8): 651-674.
- [7] VANNEUVILLE W, MADDENS R, COLLARD C, et al. Impact op mens en economie t. g. v. overstromingen bekeken in het licht van wijzigende hydraulische condities, omgevingsfactoren en klimatologische omstandigheden [D]. Gent, Belgium: Vakgroep Geografie, Universiteit Gent, 2006.
- [8] 韩秀君,贾旭轩,申远,等. 辽宁雪灾划及降雪影响预评估[J]. 冰川冻土, 2016, 38(1): 21-27.
- [9] 扈海波,张艳莉. 暴雨灾害人员损失风险快速预评估模型[J]. 灾害学, 2014, 29(1): 30-36.
- [10] 殷克东,韦茜,李兴东. 风暴潮灾害社会经济损失评估研究[J]. 海洋环境科学, 2012, 31(6): 835-837, 842.
- [11] YANG S, LIU X, LIU Q. A storm surge projection and disaster risk assessment model for China coastal areas[J]. Natural Hazards, 2016, 84(1): 649-667.
- [12] 中华人民共和国国家统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京: 中国统计出版社, 2002-2014.
- [13] 冯士筌. 风暴潮导论[M]. 北京: 科学出版社, 1982.
- [14] 《海堤工程设计规范》(SL 435-2008)编制组. 《海堤工程设计规范》(SL 435-2008)实施指南[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2009.
- [15] 杨月巧,胡俊峰,郝蒙浩. 基于灰色关联法的舟曲泥石流灾害影响因素分析[J]. 自然灾害学报, 2011, 20(3): 139-144.
- [16] 郁磊,史峰,王辉,等. 智能算法30个案例分析[M]. 2版. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2015.
- [17] BURGESS J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 121-167.
- [18] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [19] VAPNIK V N. Statistical learning theory[M]. New York: Wiley, 1998.
- [20] 傅文杰. GIS支持下基于支持向量机的滑坡危险性评价[J]. 地理科学, 2008, 28(6): 838-841.
- [21] 丛爽. 面向MATLAB工具箱的神经网络理论与应用[M]. 3版. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2009.
- [22] CHENYUN, YI Z C. The BP artificial neural network model on expressway construction phase risk[J]. Systems Engineering Procedia, 2012, 4: 409-415.
- [23] 沈花玉,王兆霞,高成耀,等. BP神经网络隐含层单元数的确定[J]. 天津理工大学学报, 2008, 24(5): 13-15.
- [24] 刘东君,邹志红. 最优加权组合预测法在水质预测中的应用研究[J]. 环境科学学报, 2012, 32(12): 3128-3132.
- [25] 李秀珍,孔纪名,王成华. 最优加权组合模型在滑坡变形预测中的应用[J]. 自然灾害学报, 2008, 17(2): 53-57.
- [26] CHANG CC, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 27.