

# 基于 BAS-BP 模型的风暴潮灾害损失预测

王甜甜, 刘 强

( 中国海洋大学 工程学院 , 山东 青岛 266100)

**摘 要:** 风暴潮灾害是中国沿海地区最严重的灾害之一,近年来由其带来的经济损失均占海洋灾害总损失的 90% 以上,因此构建一个简单准确的损失预估模型显得尤为重要。本文以现有风暴潮灾害研究为基础建立了基于天牛须搜索( beetle antennae search) 优化的 BP 神经网络模型,将其应用到风暴潮灾害经济损失评估中。本文收集了福建省 1994 ~ 2016 年记录比较完善的 29 个风暴潮灾害损失数据,建立风暴潮灾害损失评估指标体系并利用熵值法对指标因子进行预处理,消除数据冗余信息对预测的影响。对模型进行仿真测试,结果表明,与标准 BP 神经网络相比新模型有效避免了网络陷入局部极小值的可能,且与常规优化算法相比,克服了训练时间长、收敛速度慢的缺点,具有更好的鲁棒性和预测精度。

**关键词:** 风暴潮; 经济损失评估; 天牛须搜索( BAS) 算法; BP 神经网络

中图分类号: X43 文献标识码: A 文章编号: 1007-6336( 2018) 03-0457-07

DOI:10.13634/j.cnki.mes.2018.03.023

## The assessment of storm surge disaster loss based on BAS-BP model

WANG Tian-tian, LIU Qiang

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

**Abstract:** Storm surge is one of the most devastating coastal disasters in China's coastal areas. In recent years economic losses of storm surge accounted for more than 90 percent of the total loss of marine disasters. Therefore it is very important to develop a simple and accurate projection and assessment model. On the basis of the existing storm surge disaster the BP neural network model based on the optimization of beetle antennae search algorithm is established and apply it to the prediction of economic damage of storm surge. This paper collected data of 29 storm surge disasters in Fujian province from 1994 to 2016. The evaluation index system of storm surge disaster is established and the index factors are preprocessed by entropy method to eliminate redundancy information. The simulation results show that compared with the standard BP neural network, the new model effectively avoids the possibility of network getting into local minimum, and compared with the conventional optimization algorithm, the disadvantages of long training time and slow convergence speed are overcome. The BAS-BP model performs more robust and accurate.

**Key words:** storm surge; economic loss assessment; beetle antennae search algorithm; BP neural network

为促进中国与亚洲周边国家的共同发展,中国提出“丝绸之路经济带”及“21 世纪海上丝绸之路”的战略,引起了周边国家乃至世界的强烈共鸣<sup>[1]</sup>。然而“一带一路”沿线国家地理环境复杂多样,气候变化剧烈。“丝绸之路经济带”主要受西

风区干旱、高温热浪气候影响,而“21 世纪海上丝绸之路”受季风区洪涝、风暴潮极端气候事件影响显著。其中台风风暴潮灾害对我国东南沿海地区的影响十分大,根据国家海洋局最新发布的 2016 年《中国海洋灾害公报》<sup>[2]</sup>,2016 年我国各

收稿日期: 2017-11-20, 修订日期: 2018-01-31

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: 王甜甜( 1994-), 女, 山东德州人, 硕士研究生, 主要研究方向为海洋灾害风险管理, E-mail: 18366135507@163.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

类海洋灾害共造成直接经济损失 50 亿元,其中仅风暴潮灾害发生次数就高达 18 次,直接经济损失约为 46 亿元,占总直接经济损失的 92%。为了更好的促进海洋经济以及“海上丝绸之路”的建设与发展,我们必须做好防灾减灾工作,对风暴潮灾害风险进行科学有效的管理,提高预测能力、减少灾害损失是保障海洋经济可持续发展的关键。

国外对风暴潮灾害的研究较国内要早的多,很多模型也比较成熟。英国的 SE、美国的 SLOSH、澳大利亚的 GCOM2D/3D 等;美国联邦应急管理署开展了大量的风暴潮危险性评估工作,其研发的 HAZUS 模型被很多研究机构及国家部门采用<sup>[3]</sup>;Rao 等选择不同的风暴潮淹没区的人口结构、收入水平等 15 个指标建立了社会脆弱性评估指标体系,对澳大利亚、美国以及印度洋孟加拉湾等风暴潮受灾地区开展脆弱性评价工作<sup>[4]</sup>;Powell M 等提出了一种公开模型 FPHLM,用于评估预测由飓风造成的灾害损失<sup>[5]</sup>。近几年国内对风暴潮损失评估的模型方法也比较多,其中广泛使用的方法有模糊数学、聚类分析、最小二乘法、主成分分析法以及投入产出模型等<sup>[6-10]</sup>;殷克东等综合利用熵值法和层次分析法确定指标权重,建立了风暴潮灾害经济损失的分类评价模型<sup>[11]</sup>;Shou 等基于扩展卡尔曼滤波方法和极限理论建立风暴潮灾害风险预测模型,对直接经济损失以及伤亡人数进行预测<sup>[12-13]</sup>,这些研究成果为风暴潮灾害经济损失的预测提供了丰富的理论基础,为了进一步提高风暴潮损失预测的精准度,本文借鉴机器学习理论,提出了基于天牛须搜索算法改进的 BP 神经网络模型,仿真结果表明该方法能够进一步提高预测的准确度,并且与其他优化算法相比具有计算时间短、收敛速度快等优点。

## 1 材料与方法

### 1.1 数据来源及指标选取

福建省位于东南沿海地区,是东海与南海的交通要冲,自唐宋时期就是海上丝绸之路的重要起点,也是“21 世纪海上丝绸之路”的核心区,然而其依山傍海的地理特点也使其成为海洋灾害的频发区,近 5 年来,因风暴潮造成的直接经济损失就高达近百亿元,对海洋经济发展极为不利。为了更好的控制和减少风暴潮灾害带来的经济损失,本文收集了福建省 1994~2016 年间记录比较

完善的 29 个风暴潮灾害损失数据并对其进行研究,数据主要来源为《中国海洋灾害公报》<sup>[2]</sup>、福建省各市统计年鉴<sup>[14]</sup>以及《中国风暴潮灾害史料集》<sup>[15]</sup>。

近年来,我国对风暴潮灾害研究指标的选取还未形成统一的体系,本文基于自然灾害风险理论从致灾因子、孕灾环境、承灾体脆弱性和防灾减灾能力 4 个方面选取 15 个指标构建风暴潮灾害损失评估指标体系,如图 1 所示。

(1) 致灾因子。风暴潮主要是由剧烈的大气扰动导致海水异常升降而产生的灾害<sup>[15]</sup>,根据统计资料以及数据的可获取性本文选取最大风暴增水和超警戒潮位 2 个影响指标作为致灾因子。

(2) 孕灾环境。风暴潮的孕灾环境分为自然和人为两个方面,其中自然孕灾环境主要是地形地貌等因素,人为孕灾环境则主要是由于东南沿海地区人口基数比较大且分布密度高造成的,随着社会经济的发展,地形地貌等因素对风暴潮灾害造成的影响比较小,因此本文主要选取耕地面积以及人口密度 2 个人为孕灾环境指标。

(3) 承灾体脆弱性。利用风暴潮灾害的物理脆弱性即灾害所造成的沿海经济损失作为承灾体脆弱性的表征,选用风暴潮灾害统计中常用的指标来反映承灾体脆弱性<sup>[16]</sup>,本文选用农田受灾面积、房屋损毁、海洋工程损毁等 5 个指标作为参考。

(4) 防灾减灾能力。防灾减灾能力表征的是受灾区域抵御灾害的能力,在减弱灾害影响上起重要作用,本文从社会防灾能力、恢复重建能力、监测预警能力<sup>[17]</sup>以及指标数据的易取性等几个方面综合考虑最终选取人均 GDP、人均居民储蓄存款、地方财政收入、每万人拥有的床位数、医疗卫生机构数目、海洋环境监测站个数作为防灾减灾能力指标。

### 1.2 影响因子预处理

由于指标因子较多,为了有效避免信息重叠,加快数据的处理速度,本文利用熵值法进行降维处理。熵值法是利用各指标的内在固有属性来计算各个指标在风暴潮灾害中所占的比重<sup>[11]</sup>,避免了层次分析法主观评判赋值对结论影响较大的问题。分析步骤如下。

#### (1) 数据标准化

由于各个指标的计量单位不同,因此在进行

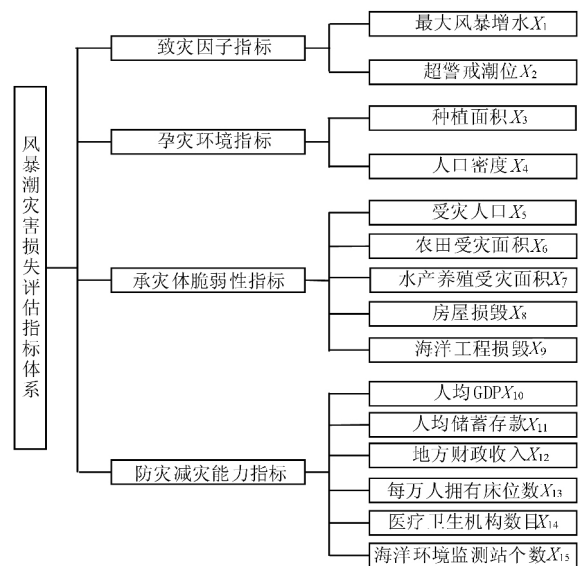


图 1 风暴潮灾害损失评估指标体系

Fig. 1 Indicator system of evaluating storm surge disaster losses

综合计算前,先要对各个样本的原始数据作标准化处理:

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{S_i} \quad (i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m)$$

式中:  $x_{ij}$  为第  $i$  个样本的第  $j$  个指标的原始数据;  $\bar{x}_i$  和  $s_i$  分别为第  $i$  个样本的样本均值和样本标准差; 为了方便计算,归一化后的数据仍记为  $x_{ij}$ 。

(2) 计算在第  $j$  项指标下第  $i$  个样本的比重:

$$p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^n x_{ij}} \quad (i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m)$$

(3) 计算第  $j$  项指标的熵值  $e_j$ :

$$e_j = -k \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln(p_{ij}) \quad (3)$$

式中:  $k = \frac{1}{\ln(n)} > 0$ , 满足  $e_j \geq 0$ ;

(4) 计算信息熵冗余度  $d_j$ :

$$d_j = 1 - e_j \quad (4)$$

(5) 计算各指标的权重值  $w_j$ :

$$w_j = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^m d_j} \quad (5)$$

根据以上步骤,对样本进行熵值分析,得到各个指标的因子的熵值、信息熵冗余度以及权重值如表 1 所示。

表 1 各个指标因子的熵值、信息熵冗余度以及权重值

Tab. 1 Entropy value, information entropy redundancy and weight value of every index

因子	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	$X_8$
$e_j$	0.9539	0.8941	0.9723	0.9732	0.8367	0.7971	0.9276	0.6521
$d_j$	0.0461	0.1059	0.0277	0.0268	0.1633	0.2029	0.0724	0.3479
$w_j$	0.0246	0.0564	0.0147	0.0143	0.0870	0.1081	0.0386	0.1854
因子	$X_9$	$X_{10}$	$X_{11}$	$X_{12}$	$X_{13}$	$X_{14}$	$X_{15}$	
$e_j$	0.8411	0.9034	0.9148	0.8583	0.8715	0.8691	0.9430	
$d_j$	0.1589	0.0966	0.0852	0.1417	0.1285	0.1309	0.0570	
$w_j$	0.0847	0.0515	0.0454	0.0755	0.0685	0.0698	0.0304	

根据分析结果可知,指标因子权重值排序前 10 的因子的贡献率 > 83%,为了避免冗余信息的干扰影响,最终选取房屋损毁、农田受灾面积、受灾人口、海洋工程损毁、地方财政收入、医疗卫生机构数目、每万人拥有床位数、超警戒潮位、人均 GDP 以及人均储蓄存款 10 个指标作为输入变量。

1.3 损失评估模型的建立

1.3.1 BP 神经网络原理

BP 神经网络<sup>[18]</sup>是由 Rumelhard 和 McClelland 在 1986 年提出的一种典型的多层前向型神经网络。BP 网络主要是由信号正向传播和误差

反向传播两个过程组成,正向传播是信号通过输入层输入经过隐含层神经元的处理后由输出层输出的过程。若预测值与真实值之间的误差不满足网络设定的精度要求,则将转到误差的反向传播阶段。误差反向传播是将得到的误差通过隐含层向输入层反向传导,在这个过程中将误差分摊给各个神经元,并沿着误差函数下降最快的方向调整权值和阈值<sup>[19]</sup>。此过程不断循环,直到训练网络输出的误差满足精度要求,或达到预先设定的学习次数为止。

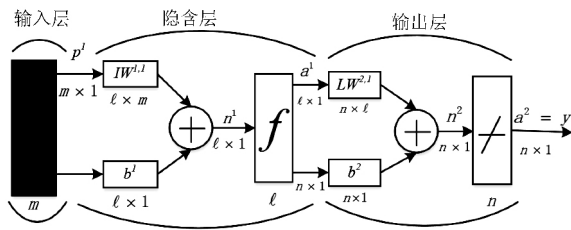


图 2 BP 神经网络结构

Fig. 2 The diagram of the BP neural network

### 1.3.2 BAS 原理

天牛须搜索 (beetle antennae search, BAS) 算法<sup>[20-21]</sup>是 2017 年提出的一种基于天牛觅食原理的适用于多目标函数优化的新技术,其生物原理为:当天牛觅食时,其并不知道食物在哪里,而是根据食物气味的强弱来觅食。天牛有两只长触角,如果左边触角收到的气味强度比右边大,那下一步天牛就会向左边飞,反之则向右飞。依据这一简单原理天牛就可以有效找到食物。与遗传算法、粒子群算法等类似, BAS 不需要知道函数的具体形式以及梯度信息,就可以自动实现寻优过程,且其个体仅为一个,寻优速度显著提高。

建模步骤如下:

(1) 创建天牛须朝向的随机向量且做归一化处理

$$\vec{b} = \frac{\text{rands}(k, 1)}{\|\text{rands}(k, 1)\|} \quad (6)$$

式中:  $\text{rands}()$  为随机函数;  $k$  表示空间维度。

(2) 创建天牛左右须空间坐标

$$\begin{cases} x_r = x^t + d_0 * \vec{b} / 2 \\ x_l = x^t - d_0 * \vec{b} / 2 \end{cases} \quad (t = 0, 1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

式中:  $x_r$  表示天牛右须在第  $t$  次迭代时的位置坐标;  $x_l$  表示天牛左须在第  $t$  次迭代时的位置坐标;  $x^t$  表示天牛在第  $t$  次迭代时的质心坐标;  $d_0$  表示两须之间的距离。

(3) 根据适应度函数判断左右须气味强度, 即  $f(x_l)$  和  $f(x_r)$  的强度  $f()$  函数为适应度函数。

(4) 迭代更新天牛的位置

$$x^{t+1} = x^t - \delta^t * \vec{b} * \text{sign}(f(x_r) - f(x_l)) \quad (8)$$

式中:  $\delta^t$  表示在第  $t$  次迭代时的步长因子;  $\text{sign}()$  为符号函数。

### 1.3.3 BAS-BP 神经网络模型建立

BP 网络的优点之一就是在其网络训练过程中无需引入新的参数,训练过程完全依赖于误差

函数对初始权值和阈值的调整,且初始权阈值一般是通过随机初始化的方式取得,但这也加大了初始权阈值对网络性能的影响,选择不当将对训练结果产生极大影响。不过现有很多研究表明,采用优化算法对初始权阈值进行优化后再对网络进行训练能在很大程度上提升网络性能,极大避免随机初始化使网络陷入局部最优的问题。本文采用天牛须搜索算法寻找 BP 神经网络的最优初始权值和阈值,并将其应用到已经设定好的网络中,从而构造出最终的训练模型。通过这种方法构造的模型可以很好的克服标准 BP 神经网络稳定性差、易陷入局部最优等问题。模型建立步骤如下。

(1) 创建天牛须朝向的随机向量,定义空间维度  $k$ ,设模型结构为  $M-N-1$ ,  $M$  为输入层神经元个数,  $N$  为隐含层神经元个数,输出层神经元个数为 1,则搜索空间维度  $k = M * N + N * 1 + N + 1$ 。

(2) 步长因子  $\delta$  的设置。步长因子  $\delta$  用来控制天牛的区域搜索能力,初始步长应尽可能的大,使之足以覆盖当前的搜索区域而不至于陷入局部极小,本文采用线性递减权值策略,保证搜索的精细化,即:

$$\delta^{t+1} = \delta^t * \text{eta} \quad t = (0, 1, 2, \dots, n) \quad (9)$$

式中:  $\text{eta}$  取  $[0, 1]$  之间靠近 1 的数,本文中  $\text{eta} = 0.95$

确定适应度函数。以测试数据的均方根误差  $MSE$  作为适应度评价函数,用于推进对空间区域的搜索。函数为:

$$\text{fitness} = MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_{\text{sim}}(i) - y_i)^2 \quad (10)$$

式中:  $N$  为训练集样本数;  $t_{\text{sim}}(i)$  为第  $i$  个样本的模型输出值;  $y_i$  为第  $i$  个样本的实际值。因此,算法迭代停止时适应度函数值最小的位置即为问题所求的最优解。

(4) 天牛位置初始化。初始参数取  $[-0.5, 0.5]$  之间的随机数作为天牛须算法的初始解集,即天牛的初始位置,并将其保存在  $\text{bestX}$  中。

(5) 评价。根据适应度函数(10)计算在初始位置时的适应度函数值,并保存在  $\text{bestY}$  中。

(6) 天牛左右须位置更新。根据式(7)更新天牛左右须的位置坐标。

(7) 解的更新。根据天牛须算法中的左右须

位置,分别求左右须的适应度函数值  $f(x_r)$  和  $f(x_l)$ ,比较其强度并根据式(8)更新天牛位置,即调整 BP 神经网络的权值和阈值,并计算在当前位置下的适应度函数值,若此时的适应度函数值优于  $bestY$ ,更新  $bestY$   $bestX$ 。

(8) 迭代停止控制。判断适应度函数值是否达到设定的精度(取为 0.001)或迭代进行到最大次数(100 代),如果满足条件则转步骤(9),否则,返回步骤(6)继续迭代。

(9) 最优解生成。算法停止迭代时,  $bestX$  中的解为训练的最优解,即 BP 神经网络的最优初始权值和阈值。将上述最优解带入 BP 神经网络中进行二次训练学习,最终形成风暴潮损失预测模型。

综合以上论述,给出 BAS-BP 回归预测模型的具体流程,如图 3 所示。

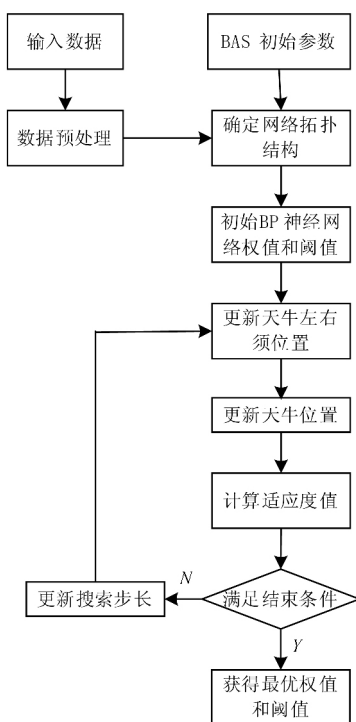


图3 BAS 优化 BP 神经网络流程

Fig. 3 Flow of optimizing BP neural network with Beetle Antennae Search

## 2 结果与讨论

本文以 29 个风暴潮灾害为研究总样本,选择其中的 5 个样本作为测试集,其余 24 个样本为训练集,以 MATLAB 2016a 为平台,BP 神经网络部分使用 MATLAB 自带的神经网络工具箱。

本文选相对误差和决定系数两个评价指标来

评价模型的性能,其计算公式分别如下<sup>[22]</sup>:

$$E_i = \frac{|y'_i - y_i|}{y_i} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (11)$$

$$R^2 = \frac{\left( n \sum_{i=1}^n y'_i y_i - \sum_{i=1}^n y'_i \sum_{i=1}^n y_i \right)^2}{\left[ n \sum_{i=1}^n y'^2_i - \left( \sum_{i=1}^n y'_i \right)^2 \right] \left[ n \sum_{i=1}^n y^2_i - \left( \sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right]} \quad (12)$$

式中:  $y'_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 为第  $i$  个样本的预测值;  $y_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 为第  $i$  个样本的真实值;  $n$  为样品数目; 且相对误差越小,表明模型性能越好; 决定系数范围在  $[0, 1]$  内,愈接近于 1,表明模型性能愈好,反之,愈趋近于 0,表明模型性能愈差。

在本文试验中,BP 神经网络模型采用 10 输入,单隐含层的设置,根据隐含层神经元经验公式  $h=0.5(m+n)+a$  ( $a=1, 2, \dots, 10$ ),隐含层神经元取值范围为  $[4, 14]$ ,为提高预测准确性,依次比较每个神经元数目下的 MSE 值,选取最优的  $h$  值即隐含层神经元个数为 9,因此设置 BP 网络结构为 10-9-1,天牛须搜索算法搜索空间的维度为 109,由于在 BAS 中步长因子的设置目前还没有行之有效的指导理论和方法,这里采用反复试验的方法,确定初始步长  $\delta^0=3$ ,迭代次数  $n=100$ 。

图 4 和图 5 分别为 BP 网络和 BAS-BP 网络预测模型训练集的拟合结果,由图可以看出,经过优化的模型预测曲线走势更加逼近真实值。图 6 是 BAS-BP 模型的最佳适应度变化曲线,由图可知大约经过 45 代就能找到最优解,收敛速度较其他优化算法显著提高。

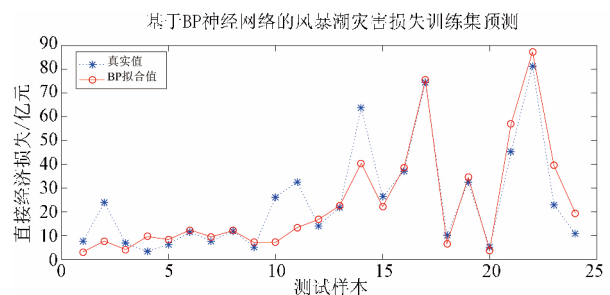


图4 BP 神经网络训练集拟合结果

Fig. 4 Fitting results of training set based on BP neural network

为了测试 BAS-BP 回归预测模型较其他智能优化算法模型在风暴潮灾害预测方面是否具有优越性,本文选择 GA-BP 神经网络模型和 PSO-BP

神经网络模型与 BAS-BP 模型进行回归预测精度对比,从相对误差均值、相关系数  $R^2$  以及迭代过程中 CPU 运行时间 3 个角度对模型的精度进行描述,结果见表 2。

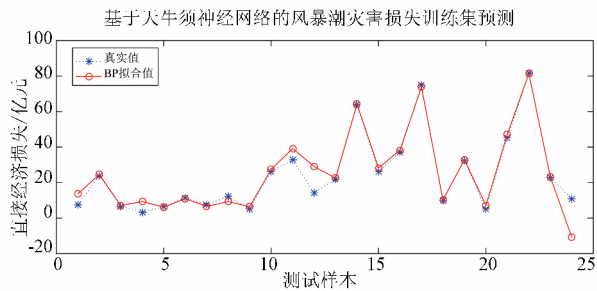


图 5 BAS-BP 神经网络训练集拟合结果  
Fig. 5 Fitting results of training set based on BAS-BP neural network

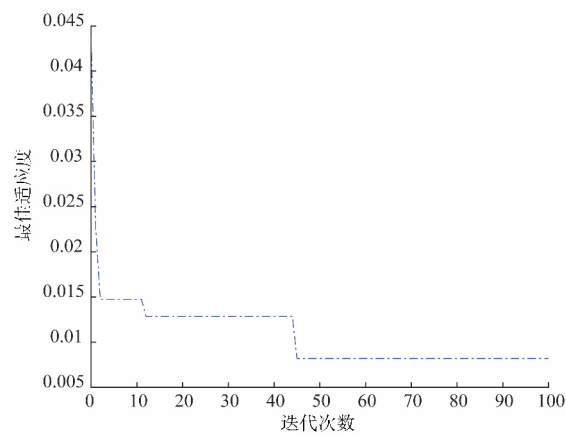


图 6 BAS-BP 神经网络适应度曲线  
Tab. 6 The Fitness of a BAS-BP neural network

表 2 不同模型效果对比  
Tab. 2 Comparison of different model effects

算法类型	相对误差均值		$R^2$		CPU time/s
	训练集	测试集	训练集	测试集	训练集
BP 神经网络	0.4501	0.5482	0.8253	0.7553	1.75
BAS-BP 神经网络	0.3411	0.5008	0.9325	0.9386	24.33
GA-BP 神经网络	0.4433	0.7560	0.7103	0.8055	292.24
PSO-BP 神经网络	0.3496	0.6807	0.8841	0.8912	190.69

从表 2 可以看出,BAS-BP 与 PSO-BP 对原始数据的拟合效果比较好,GA-BP 神经网络的拟合结果最差,并且收敛速度十分缓慢,PSO-BP 网络在误差精度上与 BAS-BP 相差不是太大,但 BAS-BP 网络的训练速度远远高于 PSO-BP 网络,因此从整体的训练精度、预测精度以及收敛速度上分析,BAS-BP 效果最佳,反映出 BAS-BP 回归预测模型在风暴潮灾害损失预测方面具有良好的适用性。

3 结 论

本文从致灾因子、孕灾环境、承灾体脆弱性以及防灾减灾能力 4 个方面建立风暴潮灾害损失预评估指标体系,并通过熵值法对指标因子进行预处理,筛选出对风暴潮灾害损失评估贡献率较大的 10 个指标。

提出基于天牛须搜索算法优化的 BP 神经网络预测模型,使用 BAS 优化后的初始权值和阈值明显优于随机状态下 BP 神经网络的权值和阈值,优化后的模型在风暴潮灾害直接经济损失预

评估时精度明显提高,克服了 BP 算法极易陷入局部最优的缺陷,且迭代速度较遗传和粒子群等优化算法明显提高。

本文建立的 BAS-BP 模型可以较好的对直接经济损失进行预评估,对为海洋灾害损失预评估提供了一种新的方法,但也存在不足,由于可获取的完整样本比较少,预测准确性方面还有待进一步提高,因此需要进一步加强数据收集方面的工作。

参考文献:

[1] 张鑫,凌敏,张玥. “一带一路”沿海城市风暴潮灾害综合防灾减灾研究[J]. 河海大学学报: 哲学社会科学版, 2017, 19(1): 81-87.  
[2] 国家海洋局. 1994~2016 年中国海洋灾害公报[EB/OL]. <http://www.soa.gov.cn/zwgk/hygb/zghyzhgb/>.  
[3] HAZUS-MH flood model: Technical manual[Z/OL]. 2015-02-29 [2016-05-29]. <http://www.fema.gov/media-library/assets/documents/24609>  
[4] RAO A D, CHITTIBABU P, MURTY T S, et al. Vulnerability from storm surges and cyclone wind fields on the coast of Andhra Pradesh, India[J]. Natural Hazards, 2007, 41(3): 515-529.

- [5] 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.
- [6] 石先武, 国志兴, 林国斌, 等. 河北省风暴潮灾害风险评估研究[J]. 灾害学 2017, 32(2): 85-89.
- [7] 苏婷, 高静霞, 傅建军, 等. 基于模糊等价关系的聚类分析方法在鱼类种群鉴定和海洋强风暴潮灾害评估中的应用研究[J]. 海洋通报 2013, 32(5): 499-504.
- [8] 赵昕, 王保颂, 郑慧. 基于 RS-SVM 模型的风暴潮灾害损失测度[J]. 海洋环境科学 2015, 34(4): 596-600.
- [9] 叶小岭, 梁伟, 邓华. 基于主成分分析及 RBF 神经网络的浙江省台风灾害损失预测[J]. 科技通报 2014, 30(9): 13-19.
- [10] 房浩, 李善峰, 叶晓滨. 天津市风暴潮经济损失评估[J]. 海洋环境科学 2007, 26(3): 271-274.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] YANG S, LIU X, LIU Q, et al. A study of storm surge disasters based on extreme value distribution theory [J]. Journal of Coastal Research 2017, 33(6): 1423-1435.
- [14] 福建省统计局. 福建统计年鉴 [EB/OL]. <http://www.stats-fj.gov.cn/xxgk/nds/>.
- [15] 于福江, 董剑希, 叶琳, 等. 中国风暴潮灾害史料集 [M]. 北京: 海洋出版社 2015.
- [16] 谭丽荣, 陈珂, 王军, 等. 近 20 年来沿海地区风暴潮灾害脆弱性评价[J]. 地理科学 2011, 31(9): 1111-1117.
- [17] 李莉, 沈琼. 风暴潮灾害防灾减灾能力评价——以山东省沿海城市为例[J]. 中国渔业经济 2011, 29(6): 98-106.
- [18] OSOWSKI S. Signal flow graphs and neural networks [J]. Biological Cybernetics 1994, 70(4): 387-395.
- [19] 冯倩, 刘强. 基于 SVM-BP 神经网络的风暴潮灾害损失预测[J]. 海洋环境科学 2017, 36(4): 615-621.
- [20] JIANG X Y, LI S. BAS: beetle antennae search algorithm for optimization problems [J]. arXiv preprint arXiv: 1710.10724 2017.
- [21] JIANG X Y, LI S. Beetle antennae search without parameter tuning (BAS-WPT) for multi-objective optimization [J]. arXiv preprint arXiv: 1711.02395 2017.
- [22] 王小川, 史峰, 郝磊, 等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社 2013.

(上接第 451 页)

样品量大的(至少 40 L)低水平放射性 $^{90}\text{Sr}$ 的常规海水样品,但要求样品中 $^{90}\text{Sr}$ 与 $^{90}\text{Y}$ 平衡,不含 $^{91}\text{Y}$ 。若假定分析样品体积为 40 L,本底测量时间为 1000 min,本底总计数为 700, Y 的化学回收率为 0.60,仪器探测效率为 0.52,按公式(4)中的质量改成体积,计算该方法的检出限为  $0.14 \text{ Bq} / \text{m}^3$ 。可视为 HJ 815-2016 的补充,应用于我国滨海核电站快速发展背景下海水样品 $^{90}\text{Sr}$ 分析。

### 3 结 论

本研究利用 HDEHP 萃取 $\beta$ 计数法分析 IAEA 海水样品中的 $^{90}\text{Sr}$ ,平行样间的相对偏差绝对值均低于 5%,所得测量值与真实值相对误差为 1.1%且通过比对考核,证明该方法可用于准确分析海水样品中 $^{90}\text{Sr}$ ,方法最低检测活度低至  $0.14 \text{ Bq} / \text{m}^3$ ,作为 HJ815-2016 的补充且适合用于我国滨海核电快速发展背景下海水样品 $^{90}\text{Sr}$ 分析。

### 参考文献:

- [1] 陈立奇, 何建华, 林武辉, 等. 海洋核污染的应急监测与评估技术展望[J]. 中国工程科学 2011, 13(10): 34-39, 82.
- [2] VAJDA N, KIM C K. Determination of radiostromium isotopes: a

review of analytical methodology [J]. Applied Radiation and Isotopes 2010, 68(12): 2306-2326.

- [3] LIN W H, CHEN L Q, YU W, et al. Radioactivity impacts of the Fukushima Nuclear Accident on the atmosphere [J]. Atmospheric Environment 2015, 102: 311-322.
- [4] STEINHAUSER G. Fukushima's forgotten radionuclides: a review of the understudied radioactive emissions [J]. Environmental Science & Technology 2014, 48(9): 4649-4663.
- [5] LIN W H, CHEN L Q, YU W, et al. Radioactive source terms of the Fukushima Nuclear Accident [J]. Science China Earth Sciences 2016, 59(1): 214-222.
- [6] HARMS A, PHAM M K, BLINOVA O, et al. IAEA proficiency tests for determination of radionuclides in sea water [J]. Applied Radiation and Isotopes 2017, in Press.
- [7] 李芳, 陆继根, 沙连茂, 等. 海水中 $^{90}\text{Sr}$ 分析方法的初步研究[J]. 辐射防护 2008, 28(4): 238-243.
- [8] 杨秀玉, 张红英, 李庆光. 水中 $^{90}\text{Sr}$ 测量的不确定度评定[J]. 核电子学与探测技术 2016, 36(6): 582-587.
- [9] CURRIE L A. Limits for qualitative detection and quantitative determination. Application to radiochemistry [J]. Analytical Chemistry 1968, 40(3): 586-593.
- [10] 邓芳芳, 林武辉, 于涛, 等. 海洋沉积物中 $^{90}\text{Sr}$ 的分析方法[J]. 核化学与放射化学 2015, 37(4): 231-237.
- [11] PORTER C R, KAHN B, CARTER M W, et al. Determination of radiostromium in Food and Other Environmental Samples [J]. Environmental Science & Technology 1967, 1(9): 745-750.