戈汪, 郭庆, 常娜,等. 基于 BP 神经网络的巨灾下金融可保性分析研究[J]. 智能计算机与应用,2026,16(8):44-51. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.24121805

# 基于 BP 神经网络的巨灾下金融可保性分析研究

戈 汪[1], 郭 庆[2], 常 娜[3], 陈健男[3], 陈音霏[4], 何 亮[3], 梁 言[3]

(1 南京林业大学 经济管理学院,南京 210037; 2 南京林业大学 机械电子工程学院, 南京 210037;
3 南京林业大学 信息科学技术学院、人工智能学院,南京 210037; 4 南京林业大学 材料科学与工程学院,南京 210037)

**摘 要**: 巨灾风险作为保险行业的重要研究课题,一直以来保险行业都对此进行着广泛研究。传统可保性研究中仅对发生概率抑或单独对可保性理论进行分析,缺少将二者融合的分析框架。针对这一问题,本文构建了一种理论与模型结合的可保性分析模型,首次尝试利用 GA 优化的 BP 神经网络模型拟合巨灾直接经济损失,以此来评估巨灾保险的可保性。本文首先进行了相关参数的相关性检验,确保了模型输入的有效性并且降低了后续计算资源的消耗。接着比较了不同激活函数在传统 BP 神经网络和 GA 优化 BP 网络中的效果,结果表明基于 logsig 激活函数的神经网络准确度均高于 tansig 函数与 elliotsig 函数。其准确度在传统模型与 GA-BP 神经网络中分别达到了 83.6%与 82.6%。尽管 GA-BP 神经网络预测准确率略有降低,但该模型在巨灾损失拟合方面具有更高的鲁棒性。本研究证实了巨灾损失拟合的可行性,为巨灾保险的可保性判断提供了新的评估方法,对于推动保险业的发展具有重要的实际意义。

**关键词**: 可保性; 巨灾保险; BP 神经网络; 相关性检验
**中图分类号**: F842.6 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)08-0044-08

## BP neural network-based analysis of financial insurability under catastrophe

GE Wang[1], GUO Qing[2], CHANG Na[3], CHEN Jiannan[3], CHEN Yinfei[4], HE Liang[3], LIANG Yan[3]

(1 College of Economics and Management, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China;
2 College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China;
3 College of Information Science and Technology & Artificial Intelligence, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China;
4 College of Materials Science and Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

**Abstract**: Catastrophe risk, a key focus in the insurance sector, has been extensively explored. Traditional research on insurability typically examines either the occurrence probability or insurability theory independently, without combining the two into an integrated framework . This study introduces an insurability analysis model that merges theoretical and practical aspects. It utilizes an optimized BP neural network for the first time to evaluate the insurability of catastrophe insurance through fitting the direct economic losses caused by catastrophes. A correlation test on key parameters validates the model inputs, reducing unnecessary consumption of computing resources. The performance of various activation functions in a traditional BP neural network and a GA-optimized BP network is compared. The logsig activation function proves superior, achieving 83.6% accuracy in the traditional model and 82.6% in the GA-BP model. Although the prediction accuracy of GA-BP neural network is slightly lower, it obtains better robustnerss in fitting catastrophe losses. This validation of catastrophe loss fitting introduces a novel method for assessing the insurability of catastrophe insurance, significantly benefiting the insurance industry's development.

**Key words**: insurability; catastrophe insurance; BP neural network; correlation test

## 0 引 言

巨灾保险是保险公司开展的主要业务之一。党中央和国务院相继出台相关规定鼓励和支持发展巨灾保险制度,国家不断创造条件,开辟了政府支持的政策性巨灾保险道路[1]。田玲等[2]认为通过资本市场和公共部门对巨灾风险进行融资,均有助于扩大巨灾风险的可保性。谢家智等[3]通过分析风险

**基金项目**: 江苏省高等学校大学生创新创业训练计划项目(202410298143Y)。

**作者简介**: 戈 汪(2004—),男,本科生。主要研究方向:金融大数据。
**通信作者**: 常 娜(1985—),女,硕士,讲师。主要研究方向:数据科学与计算智能。Email:110331694@qq.com。

**收稿日期**: 2024-12-18

可保性的发展和巨灾风险可保性模型得出巨灾风险具备一定的可保性的结论，并梳理出中国巨灾保险较为可行的有效运行机制。陆秀娟[4]结合演化博弈论对巨灾风险可保性与中国巨灾保险发展展开研究，提出中国巨灾保险行业的发展思路。保险作为一种事前的风险管理工具，能够通过提供经济补偿，有效减轻灾害对社会的冲击。洪涝灾害保险市场仍旧面临众多挑战[5]，特别是在可保性方面。可保性问题始终是洪涝灾害保险推广过程中的核心难题。洪涝灾害具有突发性与广泛性的特点，使得风险的评估和定价极为复杂。国外关于巨灾可保性的研究开始较早，Baruch Berliner[6]从精算的角度给出了风险可保的标准，即必须符合大数法则[5]，而后其在 1985 年首次讨论了巨灾风险的可保性，并指出巨灾风险可保需要满足巨灾风险随机、巨灾存在损失上限等条件。现有的巨灾风险建模与评估技术主要依赖于 Catastrophe Modeling（如 RMS 和 AIR[7]）。这些模型通过模拟灾害发生概率和损失分布，为保险公司提供风险管理支持。BP 神经网络也被广泛应用于各类预测与拟合的情景。杨淑娥等[8]利用 BP 神经网络建立了上市公司财务预警模型。尹春华等[9]利用 BP 神经网络研究了人口预测模型，并投入应用。童飞等[10]基于 BP 神经网络借助 MATLAB 来预测水上交通事故。尽管已有利用 BP 神经网络进行洪涝风险预测[11]、金融风险评估[12]的研究，但当前的研究尚未尝试通过拟合预测模型来估算直接灾害损失，以此评估巨灾保险的可保性。因此，本文提出了一种优化的 BP 神经网络模型，旨在拟合灾害损失的同时减少误差。通过结合相关性检验，预先测试自变量与因变量的相关性，有效提升了后续 BP 神经网络的鲁棒性，同时减少了计算资源的消耗。再通过对比三种激活函数，筛选出适配的最佳 BP 神经网络。后续创新性地将 GA 算法融入 BP 神经网络当中，进一步提升了模型的拟合准确度。

## 1　可保性理论分析

### 1.1　中国洪水保险的分析

中国洪水保险制度在过去几年发生了重大变革。保险模式逐步走向多元化，从原来的政策性保险，发展到现在的商业保险、互助性保险。目前，中国洪水保险体系涵盖了区域性综合灾害保险。此类保险产品在关注个人和企业财产损失的同时，也建立了更为全面的风险保障网络。举例来说，四川省农民与保险公司合作推出专门针对农户的洪灾保险项目，以补偿因洪水灾害造成的农田损失，通过有针对性的措施缓解灾害带来的财政压力。政策性保险不仅有效减轻灾区群众生活上的压力，而且能帮助受灾群众恢复正常生活状态[13]。

在商业水灾保险方面，随着市场逐步放开，各保险公司针对不同地域、不同行业的需求，不断推出符合市场需求的创新产品。例如，超过 1 000 家财产保险公司都将洪涝灾害列入了保障范围。通过附加条款设计，一些处于高风险地区的企业也能得到周全的保险保障。广西、湖南等地还面向参保主体推出低价洪水保险，并建立了区域性互助保险基金。这种模式既有效分散了风险，又增强了社区的自我服务能力。气候变化带来的极端天气事件增多，使得洪灾风险的管理成为保险业的重要关注点。保险公司开始运用卫星遥感、气象预报和地理信息系统（GIS），实时监控洪水风险，预测潜在损失范围，为保险产品的设计和风险控制提供科学依据[14]。

### 1.2　巨灾风险与金融可保性的理论基础

瑞士再保险公司对于“可保性”的定义强调了一个关键点：风险损失需具备一定的可预测性，且风险组合中各风险的相互关联必须处于可控范围内[15]。依据这一标准，本文结合不同的视角探讨中国洪水灾害的风险特征及其可保性，涵盖保险统计精算、市场决策、社会因素与需求因素 4 个维度。构建洪水灾害可保性评价体系，具体评价要素见表 1。

首先，从保险统计精算[16]来看，通过数据可以量化洪水灾害的发生频率和经济损失。经过长时间的观察和数据积累，能够对洪灾发生的可能性及其造成的经济损失做出较为准确的估计。通常洪水带来的损失表现为尾部分布，即通过风险转移、再保险、保险证券化等手段，在“低概率和高不确定性”的特征下有效分散风险，从而提升洪水灾害的可保性。该领域的研究和实践，使保险精算更加精确，为保险公司提供了更科学的定价基础。保险公司可以通过市场调研、数据分析、风险评估等方式针对市场需求设计洪水保险产品，提高保险产品的市场接受度，合理设置保费、调整承保范围，再保、联保等商业保险公司与再保险公司的合作增强了承保能力，缓解了单一保险公司面临的高风险压力。在高风险地区，建立稳定的风险分散机制[17]，采用政策性保险与商业保险相结合的模式，提供更高水平的基本保障与风险转移服务。此外，洪水保险的推广[18]有助于提升公众的风险意识与防灾能力，推动了社会治理的现代化进程。随着中国经济的发展和居民生活水平的提高，公众对保

险的需求仍在持续增长[19]。

本文基于表 1 分析,并参考瑞士再保险公司可保性指标框架,得出中国的洪涝灾害具备可保性的结论,并提出采用政府主导、市场协同参与的政策性保险模式。下文将构建损失拟合模型,证明洪涝灾害直接经济损失的可拟合能力,匹配瑞士再保险公司提出的"风险损失需具备一定可预测性"的可保要求,以此验证本模型在洪灾可保性评估中的适用性。

**表 1 洪水灾害可保性评价要素**

**Table 1 Elements of flood disaster insurability evaluation**

| | 标准 | 特征 | 洪水灾害可保性评价 |
|---|---|---|---|
| 保险统计精算 | 不确定性风险 | 测量 | 洪水灾害频率和损失程度可通过数据测量和预测 |
| | 损失事件 | 独立 | 洪水灾害为独立事件,通过再保险等手段可分散风险。 |
| | 最大损失 | 可负担类别 | 大额损失可通过政府支持和再保险机制承担。 |
| | 平均损失 | 适中 | 平均损失水平可控,有利于长期承保。 |
| 市场决策 | 保费 | 充足、可负担 | 保费设定合理,既能覆盖风险,又不会对投保人构成过高负担。 |
| | 保险范围限制 | 可接受 | 保险覆盖范围广,整体可接受。 |
| | 市场透明度 | 适中 | 市场信息透明度高 |
| 社会因素 | 公共政策 | 与保险一致 | 保险与防灾减灾政策一致,政府支持力度大。 |
| | 法律体系 | 许可保险 | 法律允许洪水保险广泛开展,相关法规逐步完善。 |
| | 社会认知度 | 逐步提高 | 公众对洪水保险的认知度和参与度不断提高。 |
| 需求因素 | 投保意愿 | 充分 | 投保意愿增强,尤其是在洪水高发区。 |
| | 覆盖广度 | 不断扩大 | 保险覆盖面逐渐扩大,涵盖更多领域。 |

## 2 模型描述

### 2.1 传统神经网络描述

反向传播(Back Propagation,BP)[20]神经网络被广泛应用于曲线拟合和数值预测,其典型结构与工作原理如图 1 所示。该网络通常由输入层、隐藏层和输出层三部分组成。输入层接收多个自变量,隐藏层的层数可通过下式确定:

$$h = \sqrt{m + n} + s \tag{1}$$

式中:$h$ 为隐含层神经元数,$m$ 为输入层神经元数,$n$ 为输出层神经元数,$s$ 为介于 1 ~ 13 之间的常数。

输出层通常设为单层。在网络训练之前,为避免由于数据级差异过大影响预测精度,需对训练数据进行归一化处理。可借助 Matlab 自带的归一化函数,将数据结果范围限定在[-1,1]之间。

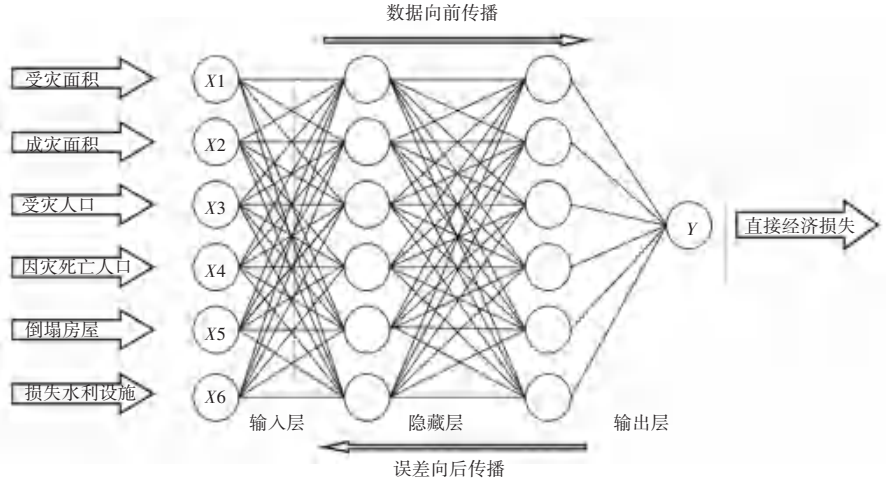



**图 1 BP 神经网络原理**

**Fig. 1 Principles of BP neural networks**

### 2.2 基于遗传算法优化的神经网络模型

标准 BP 神经网络在一定条件下易陷入局部最优,得到的网络模型只能用于样本数据预测,泛化能力较弱。研究中采用遗传算法对 BP 神经网络权重

和阈值进行优化。遗传算法是模拟自然遗传和生物进化的并行随机寻优方法，种群由多个个体组成，每个个体对应一组神经网络权重与阈值编码，然后通过选择、交叉和变异代代相传、进化，选择适应性最高的个体，实现阈值和权重的全局优化。本研究将预测输出与实际输出的误差作为个体的适应度函数，以此衡量每个个体与最优解的接近程度。BP 神经网络结合遗传算法的流程如图 2 所示。

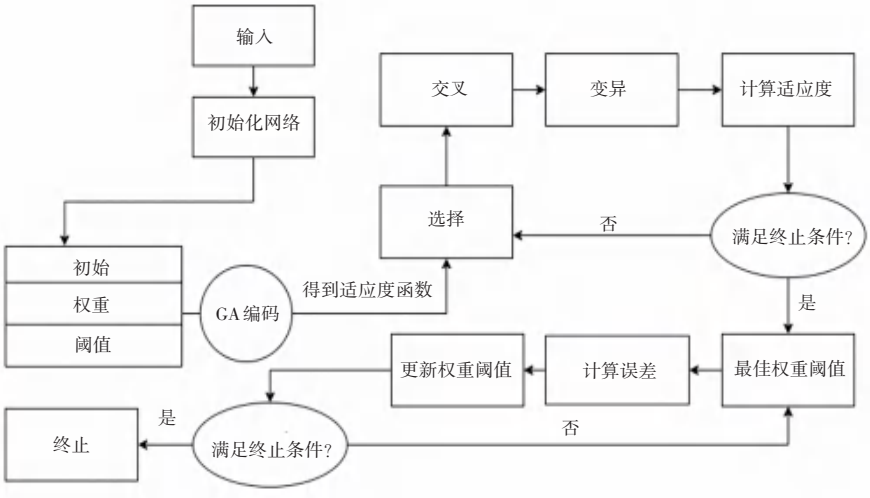



**图 2　BP 神经网络结合遗传算法过程**

**Fig. 2　The process of BP neural network combined with genetic algorithm**

通过遗传算法优化 BP 神经网络，可显著提升模型的拟合程度以及优化程度。

### 2.3　参数设置

在传统 BP 神经网络中，隐藏层分别选用对称 S 形函数（tansig）、对数 S 形函数（logsig）以及 Elliot S 形函数（elliotsig）作为激活函数，横向对比三者的拟合效果。输出层的激活函数选用 Purelin 函数。误差训练方法采用 Levenberg-Marquardt 算法。设置最大迭代次数 epochs 为 1 000，学习速率设置为 0.01，设置训练目标最小误差为 0.000 1。此外，在遗传算法优化的 BP 神经网络中，相关的实验参数设置见表 2。

**表 2　GA-BP 参数**

**Table 2　GA-BP parameters**

| 种群大小 | 进化代数 | 交叉率 | 变异率 |
|---|---|---|---|
| 80 | 1 000 | 0.80 | 0.05 |

### 2.4　模型评估指标

为直观评价不同激活函数下模型的预测效果，本文引入均方根误差 RMSE、平均百分比误差 MAPE、平均绝对误差 MAE、均方误差 MSE 和相关系数 $R$ 来评判效果。各个参数的解释见表 3。

**表 3　评价指标释义**

**Table 3　Interpretation of evaluation indicators**

| 参数 | 解释 |
|---|---|
| 均方根误差 RMSE | 反映了预测值与实际值之间的差距，数值越小，模型预测效果越好 |
| 平均百分比误差 MAPE | 反映了误差相对于实际值的比例，值越小越好 |
| 平均绝对误差 MAE | 反映了预测值与实际值的平均差异，数值越小越好 |
| 均方误差 MSE | 误差平方的平均值，对大误差更为敏感 |
| 相关系数 $R$ | 反映了预测值与实际值之间的线性相关性，值越接近 1 表示模型拟合效果越好 |
| 预测准确率 | 反映了模型的整体预测效果与真实结果的匹配程度，数值越高，模型整体效果越好 |

## 3　巨灾下金融可保性的实证分析

### 3.1　参数相关性检验

常见的相关性检验方法包括皮尔逊（Pearson）积差相关系数、斯皮尔曼（Spearman）秩相关系数、肯德尔（Kendall）秩相关系数等。一般情况下，皮尔逊相关系数法适用于连续且大致呈正态分布的数据，肯德尔秩相关系数用于衡量变量之间的单调相关性，可反映分类变量的相关性。斯皮尔曼秩相关系数不要求数据具有特定的分布形式，在非正态情况下适用性更强。由于本文考虑的因素分布情况非正态，因此选用斯皮尔曼秩相关系数进行相关性检验。该方法先将每个变量的数据转换为秩次，再使用皮尔逊公式计算这些秩次的相关系数，其简化公式为：

$$\rho = 1 - \frac{6\sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (2)$$

其中，$n$ 是样本数量，$d_i$ 表示第 $i$ 个数据对应的位次值之差。相关系数 $\rho$ 越大，两变量的相关性越强；反之则相关性越弱。

对于洪涝数据的选择，本文选取广西壮族自治区 1992-2021 年洪涝灾害历史记录作为研究样本，原始数据均来源于 2021 年《广西水旱灾害公报》，本文以 2023 年为基准年份，利用各年度居民消费价格指数（CPI）对水利设施损失、洪涝直接经济损失两项指标做通胀平减标准化处理，经转换后的 1992-2009 年部分样本数据见表 4。

**表 4 部分年份洪涝灾害统计数据（1992-2009 年）**

**Table 4 Statistical data of flood disaters in selected years (1992-2009)**

| 年份/年 | 受灾面积/千公顷 | 成灾面积/千公顷 | 受灾人口/万人 | 死亡人口/人 | 倒塌房屋/万间 | 水利设施损失/亿元 | 直接经济损失/亿元 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1992 | 244.45 | 128.40 | 602.70 | 164.00 | 1.45 | 1.74 | 10.73 |
| 1993 | 340.00 | 230.00 | 841.00 | 332.00 | 2.93 | 3.54 | 38.43 |
| 1994 | 1 651.00 | 1 096.00 | 2 128.80 | 551.00 | 71.70 | 27.38 | 755.87 |
| 1995 | 580.07 | 348.84 | 966.02 | 170.00 | 8.09 | 10.84 | 104.50 |
| 1996 | 1 060.80 | 623.50 | 1 687.57 | 401.00 | 68.97 | 19.62 | 329.22 |
| 1997 | 477.67 | 269.03 | 824.55 | 128.00 | 5.55 | 10.21 | 84.72 |
| 1998 | 815.03 | 592.45 | 1 532.87 | 156.00 | 10.86 | 21.35 | 234.31 |
| 1999 | 260.56 | 135.42 | 445.10 | 82.00 | 1.28 | 6.97 | 42.88 |
| 2000 | 233.92 | 150.30 | 479.67 | 47.00 | 1.19 | 2.97 | 28.26 |
| 2001 | 1 038.11 | 676.78 | 1 643.46 | 74.00 | 16.28 | 33.87 | 275.52 |
| 2002 | 963.40 | 575.06 | 1 752.40 | 102.00 | 10.40 | 40.86 | 197.01 |
| 2003 | 655.46 | 407.94 | 1 378.54 | 62.00 | 3.46 | 11.94 | 76.51 |
| 2004 | 475.70 | 265.80 | 989.46 | 44.00 | 2.32 | 7.36 | 46.56 |
| 2005 | 554.54 | 345.83 | 988.52 | 84.00 | 20.40 | 20.89 | 153.09 |
| 2006 | 867.58 | 461.71 | 1 799.17 | 98.00 | 7.34 | 18.41 | 94.95 |
| 2007 | 308.68 | 166.81 | 560.83 | 15.00 | 1.63 | 6.66 | 33.05 |
| 2008 | 1 291.82 | 698.14 | 1 988.60 | 57.00 | 10.12 | 39.68 | 251.10 |
| 2009 | 322.21 | 168.97 | 762.13 | 6.00 | 2.14 | 11.79 | 60.59 |

本文分别将广西壮族自治区的农作物受灾面积、农作物成灾面积、倒塌房屋数、因灾死亡人口和水利设施损失金额与直接经济损失作 Spearman 相关性检验，结果见表 5。

**表 5 Spearman 相关性检验结果**

**Table 5 Spearman correlation test results**

| 洪涝灾害指标 | 水利设施损失 | 因灾死亡人口 | 受灾面积 | 成灾面积 | 受灾人口 | 倒塌房屋 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 直接经济损失 | 0.788<br>(0.000***) | 0.33<br>(0.075*) | 0.771<br>(0.000***) | 0.685<br>(0.000***) | 0.606<br>(0.000***) | 0.592<br>(0.001***) |

注：***、*分别代表 1%、10%的显著性水平。

由 Spearman 相关性检验原理及表 5 可知，各个因素的 $r$ 值介于 0.592~0.771 之间且 $p < 0.01$，表明直接经济损失与受灾面积、成灾面积、水利设施损失、受灾人口及倒塌房屋均表现出显著正相关，这一结果与现实经验相符。

### 3.2 传统 BP 模型训练与结果分析

本文选取农作物受灾面积、农作物成灾面积、倒塌房屋数、受灾人口、因灾死亡人口及水利设施损失金额 6 个因素作为输入层，将直接经济损失作为输出层。并且 1992-2013 年的数据作为训练集，2014-2021 年的数据作为验证集，编号为 1-8，利用 Matlab 进行数据分析，不同激活函数效果对比见表 6。

由表 6 可知，在不同激活函数下，基于 BP 神经网络模型的相关系数 $R$ 均大于 0.95，说明基于这三种激活函数的 BP 神经网络模型对目标值的预测效果均较为准确。对于模型预测误差的分析，基于 logsig 激活函数的 BP 神经网络模型的 RMSE、MAE、MAPE 分别为 0.001 531 7、30.791 1、18.583 5、0.174 461。与 logsig 激活函数相比，基于 tansig 激活函数的 RMSE、MAE 分别降低了 43.1%、20.9%，MAPE 增加了 95.3%；基于 elliotsig 激活函数的 RMSE、MAE 分别降低了 38.4%、9.5%，而 MAPE 增加了 123.7%。从预测准确率的角度分析，logsig 激

活函数对应的 MSE 最小，说明其在大误差的惩罚上表现较好，说明 log 函数对极端值的响应比较敏感。基于 logsig 激活函数的 BP 神经网络模型的预测准确率最高，达到了 82.55%，明显优于 tansig 和 elliotsig 激活函数的预测效果。综合分析 MSE、RMSE、MAE、MAPE、$R$ 和预测准确率，基于 logsig 激活函数的 BP 神经网络模型在该任务中的预测效果最佳，能够较为准确地反映目标值的实际情况。

**表 6　不同激活函数的效果**

**Table 6　The effect of different activation functions**

| 激活函数 | 隐节点数/个 | RMSE | MAPE | MAE | MSE | $R$ | 预测准确率/% |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| tansig | 10 | 17.523 0 | 0.340 833 | 14.696 1 | 0.002 188 | 0.988 95 | 0.659 167 |
| logsig | 4 | 30.791 1 | 0.174 461 | 18.583 5 | 0.001 531 | 0.958 74 | 0.825 539 |
| elliotsig | 10 | 18.957 6 | 0.390 314 | 16.346 7 | 0.002 119 | 0.977 15 | 0.609 686 |

为直观对比不同预测样本的预测值与实际值差异，绘制了实际值与 BP 神经网络预测值对比曲线，如图 3 所示。可见预测值与实际值的变化趋势基本一致，模型能够较好地捕捉数据波动规律。

为进一步验证模型的拟合效果，分别绘制训练集、验证集、测试集及全部数据的散点集合图，结果如图 4 所示，各数据集的相关系数 $R$ 均接近 1，表明模型拟合精度较高，泛化能力较好。

此外，隐藏层最佳节点数为 4，输入层到隐藏层的权重以及偏置见表 7。

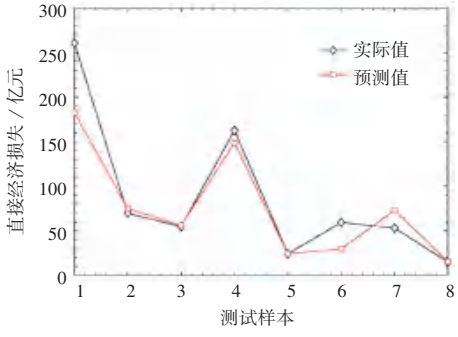
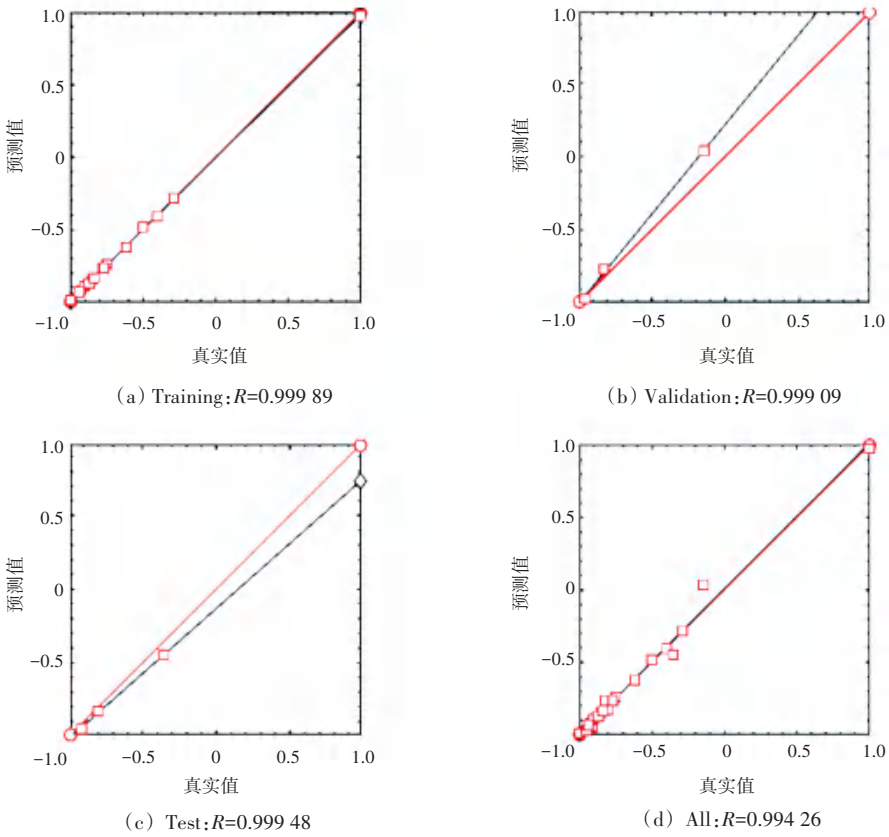



**图 3　实际值与 BP 神经网络预测值对比**

**Fig. 3　Comparison between actual values and prediction values of BP neural network**




(a) Training: $R$=0.999 89　(b) Validation: $R$=0.999 09

(c) Test: $R$=0.999 48　(d) All: $R$=0.994 26

**图 4　BP 神经网络散点拟合图**

**Fig. 4　Scatter fitting plot of BP neural network**

表 7 隐藏层权重和偏置

Table 7 Hidden layer weights and biases

| | 受灾面积 | 成灾面积 | 受灾人口 | 因灾死亡人口 | 倒塌房屋 | 损失水利设施 | 偏置 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 隐藏层 1 | 2.280 7 | −1.487 40 | 1.761 9 | −0.349 4 | −1.439 3 | −1.445 0 | −3.154 60 |
| 隐藏层 2 | −1.673 6 | −3.038 00 | 1.323 9 | −0.321 3 | −0.302 7 | 1.158 9 | 0.449 25 |
| 隐藏层 3 | −0.995 1 | 0.797 17 | −1.793 0 | −1.793 2 | 1.403 5 | 2.048 9 | −0.581 30 |
| 隐藏层 4 | −1.984 2 | −2.014 20 | 0.893 7 | 1.899 7 | −2.033 4 | −1.775 0 | −2.402 90 |

| | 权重 1 | 权重 2 | 权重 3 | 权重 4 | 偏置 |
|---|---|---|---|---|---|
| 输出层 | −0.628 23 | −1.618 00 | −0.356 86 | −0.202 82 | 1.129 30 |

### 3.3 GA-BP 模型训练与结果分析

本文采用遗传算法(GA)对 BP 神经网络进行优化,构建 GA-BP 模型并开展实验,不同激活函数下的模型性能结果见表 8。为直观呈现遗传算法对模型准确率的优化效果,绘制 GA 优化与原始准确率对比柱状图,如图 5 所示。

表 8 激活函数的效果

Table 8 Effect of the activation function

| 激活函数 | GA 优化准确率/% | 原预测准确率/% | RMSE | MAPE | MAE | *R* |
|---|---|---|---|---|---|---|
| tansig | 72.144 3 | 65.916 7 | 38.612 3 | 0.278 557 | 26.665 30 | 0.946 04 |
| logsig | 83.550 0 | 82.553 9 | 16.270 0 | 0.164 500 | 12.750 00 | 0.979 00 |
| elliotsig | 72.796 9 | 60.968 6 | 42.807 3 | 0.272 031 | 27.534 00 | 0.921 39 |

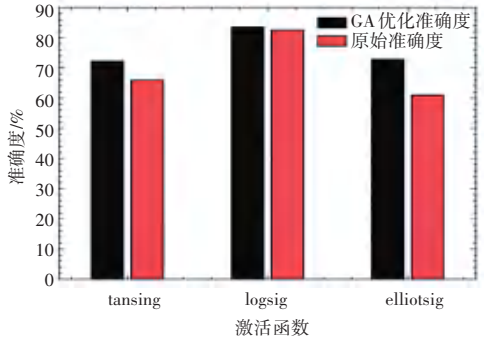



图 5 GA 优化与原始准确度对比

Fig. 5 Comparison between GA optimization accuracy and original accuracy

对比结果表明,经遗传算法(GA)优化后,各激活函数对应的准确率均有提升。其中,logsig 激活函数对应的模型表现最优,因此可确定基于 logsig 激活函数的 GA-BP 神经网络模型对巨灾损失的拟合效果为三者最佳,实验数据见表 9 所示。

基于 logsig 激活函数优化的 GA-BP 神经网络模型具有良好的稳定性和收敛性,相较于 elliotsig 激活函数,其计算开销小,结构精简,有效降低训练过程中不收敛的概率。相较于 tansig 激活函数,logsig 激活函数在中间区域梯度更大,更利于参数更新,从而提升了模型的准确度。综上,基于 logsig 优化的 GA-BP 神经网络模型能够在有效拟合巨灾损失的情况下保证精度要求,符合巨灾风险的可保性条件。该模型的预测效果与误差情况如图 6 所示。通过对比 GA-BP 模型实际值与预测值,可量化展示模型在测试样本上的预测偏差与拟合趋势。

表 9 GA-BP 模型的实际值、预测值与误差

Table 9 Actual values, predicted values and errors of GA-BP model

| 编号 | 实际值 | BP 预测值 | 误差 |
|---|---|---|---|
| 1 | 260.620 0 | 227.941 5 | −32.678 5 |
| 2 | 69.660 0 | 79.690 6 | 10.030 6 |
| 3 | 54.680 0 | 51.909 5 | −2.770 5 |
| 4 | 162.530 0 | 181.630 6 | 19.100 6 |
| 5 | 24.260 0 | 24.586 3 | 0.326 3 |
| 6 | 59.370 0 | 39.873 8 | −19.496 2 |
| 7 | 53.190 0 | 66.507 0 | 13.317 0 |
| 8 | 14.910 0 | 10.644 4 | −8.265 6 |

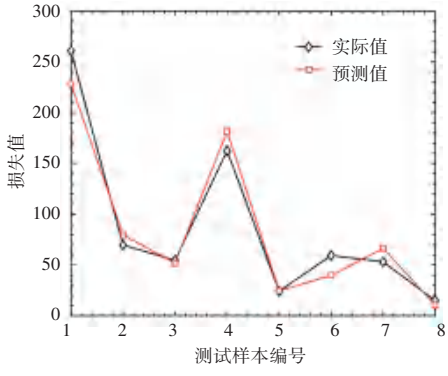



图 6 GA-BP 模型实际值与预测值对比

Fig. 6 Comparison between actual and predicted values of GA-BP model

## 4 结束语

本文构建的 GA-BP 神经网络模型,在输入多个

自变量数据后能够较好地拟合巨灾直接经济损失值，创新性的将 BP 神经网络算法引入可保性分析方案中，可为保险公司的可保性探究提供依据。过往洪涝灾害的相关研究较少利用神经网络模型进行灾害损失预测，且模型对不同灾害类型的普适性有限，而本文的模型普适性较强，可推广应用于其他灾害类型。

目前该模型仍存在以下局限性：

（1）神经网络本身具有不确定性，需通过多次拟合才能得到最佳结果；

（2）当前拟合与预测结果和真实值相比，精度仍有提升空间；

（3）受特定灾害损失数据量限制，模型需要经过大量训练才能找到最优解，训练耗时较长。

尽管本文取得了较好的研究成果，但 BP 神经网络仍存在固有局限，也具备较大优化空间，后续研究可引入更先进算法，进一步提高模型的预测精度，提高普适性。未来也可以扩大数据来源的广度，全方位获取相关数据，将多源数据与深度学习方法相结合，提升模型处理数据的能力。

## 参考文献


[1] 李军. 论我国巨灾保险制度的建立与完善[D]. 成都：西南财经大学，2006.

[2] 田玲，邢宏洋，高俊. 巨灾风险可保性研究[J]. 保险研究，2013，34(1)：3-13. DOI：10.13497/j.cnki.is.2013.01.004.

[3] 谢家智，陈利. 我国巨灾风险可保性的理性思考[J]. 保险研究，2011，32(11)：20-30. DOI：10.13497/j.cnki.is.2011.11.011.

[4] 陆秀娟. 巨灾风险可保性与我国巨灾保险发展研究[D]. 南京：南京信息工程大学，2014.

[5] 刘旭，付翔，王峥，等. 我国风暴潮灾害直接经济损失分布与风险可保性研究[J]. 海洋预报，2022，39(6)：90-94.

[6] 尚勤，秦以达. 巨灾互换对巨灾风险可保性边界的影响：以超强台风“天鸽”为例[J]. 运筹与管理，2024，33(1)：132-137.

[7] 김재흠，이승우. A study on financial risk transfer in national storm and flood insurance program[J]. Journal of Korea Water Resources Association，2025，58(11)：965-975. DOI：10.3741/JKWRA.2025.58.11.965.

[8] 杨淑娥，黄礼. 基于 BP 神经网络的上市公司财务预警模型[J]. 系统工程理论与实践，2005，25(1)：12-18.

[9] 尹春华，陈雷. 基于 BP 神经网络人口预测模型的研究与应用[J]. 人口学刊，2005(2)：44-47. DOI：10.16405/j.cnki.1004-129x.2005.02.009.

[10] 童飞. 基于 BP 神经网络的水上交通事故预测及 MATLAB 实现[D]. 武汉：武汉理工大学，2005.

[11] 王倩雯，曾坚，辛儒鸿. 基于 GIS 多准则评价与 BP 神经网络的暴雨洪涝灾害风险辨识：以闽三角地区为例[J]. 灾害学，2021，36(1)：192-200.

[12] 白世贞，黎双. 基于 BP 神经网络的供应链金融风险评估研究[J]. 商业研究，2013，35(1)：27-31. DOI：10.13902/j.cnki.syyj.2013.01.008.

[13] 何小伟，童金林，刘怡鑫，等. 中国洪涝灾害保险：现状、困境与优化[J]. 中国应急管理科学，2023，3(11)：15-30.

[14] 张岳. 巨灾保险需求的影响因素研究[D]. 武汉：武汉大学，2012.

[15] 罗日洪，黄锦林，陈丕翔. 基于权重博弈的粤港澳大湾区洪水风险区划研究[J]. 水利规划与设计，2024，34(12)：6-11.

[16] 吕梦璐. 基于台风直接经济损失的巨灾债券和指数保险定价研究[D]. 南京：南京信息工程大学，2024.

[17] 孙璐，李海宁. 某县域洪涝灾害风险评价与风险管理研究[J]. 中国新技术新产品，2024，47(13)：146-148. DOI：10.13612/j.cnki.cntp.2024.13.038.

[18] 柴莎莎. 保险风险证券化视角的巨灾风险管理探讨[J]. 中国商论，2018，37(35)：43-44. DOI：10.19699/j.cnki.issn2096-0298.2018.35.043.

[19] 张卓，尹航. 基于风险可保性理论的巨灾风险有条件可保性探究[J]. 对外经贸，2018，32(4)：101-105.

[20] 陈明. MATLA B 神经网络原理与实例精解[M]. 北京：清华大学出版社，2013：103-121.