

赵煜,韩旭昊,孙艳萍,等.基于 PSO-ELM 的地震死亡人员评估方法研究[J].地震工程学报,2024,46(3):742-750.DOI:10.20000/j.1000-0844.20230709002

ZHAO Yu, HAN Xuhao, SUN Yanping, et al. Method for estimating earthquake casualties based on PSO-ELM[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2024, 46(3): 742-750. DOI: 10.20000/j.1000-0844.20230709002

# 基于 PSO-ELM 的地震死亡人员评估方法研究

赵煜<sup>1,2</sup>, 韩旭昊<sup>1,2</sup>, 孙艳萍<sup>3</sup>, 史一彤<sup>3</sup>, 陈文凯<sup>3</sup>

(1. 兰州财经大学 统计与数据科学学院, 甘肃 兰州 730020;

2. 甘肃经济发展数量分析研究中心, 甘肃 兰州 730020; 3. 中国地震局兰州地震研究所, 甘肃 兰州 730000)

**摘要:** 地震灾害人员伤亡快速评估对于地震应急响应至关重要。区域地理环境、人口密度和建筑结构等多种因素对地震人员伤亡具有重要影响,文章针对中国大陆按照分区开展地震死亡人员评估方法研究。为充分考虑地震对不同地区造成的差异性影响,根据人口密度、地理环境、建筑结构等情况,将中国大陆划分为西北、西南和东部三个区域,并按地震最大烈度对样本进行分类;然后采用随机森林方法和自助采样法,根据每个特征的重要性排序选取震级、震区面积和人口密度三参数,建立粒子群优化极限学习机(PSO-ELM)地震人员死亡评估模型。研究结果表明,模型在预测性能方面表现良好,在不同地区和烈度下具有较好的适用性和泛化性,能够为地震应急响应和地震灾害风险评估提供重要技术支撑。

**关键词:** 地震人员伤亡; 评估模型; PSO-ELM

中图分类号: P315 文献标志码: A 文章编号: 1000-0844(2024)03-0742-09

DOI: 10.20000/j.1000-0844.20230709002

## Method for estimating earthquake casualties based on PSO-ELM

ZHAO Yu<sup>1,2</sup>, HAN Xuhao<sup>1,2</sup>, SUN Yanping<sup>3</sup>, SHI Yitong<sup>3</sup>, CHEN Wenkai<sup>3</sup>

(1. School of Statistics, Lanzhou University of Finance and Economics, Lanzhou 730020, Gansu, China;

2. Center for Quantitative Analysis of Gansu Economic Development, Lanzhou 730020, Gansu, China

3. Lanzhou Institute of Seismology, CEA, Lanzhou 730000, Gansu, China)

**Abstract:** Rapid casualty assessments during earthquake disasters are crucial for emergency response. Typically, various factors, such as regional geographic environments, population densities, and building structures, have pivotal impacts on earthquake casualties. We adopted a zonal approach to assess earthquake-related casualties in Mainland China. Specifically, to comprehensively consider the differential impacts of earthquakes on diverse regions, the Chinese Mainland was divided into three zones—northwest, southwest, and east—based on population densities, geographical environments, and building structures. Additionally, the samples were further classified based on the maximum earthquake intensities recorded in these regions. Subsequently,

收稿日期: 2023-07-09

基金项目: 国家社科基金西部项目(21XTJ004); 兰州财经大学重点项目(Lzufe2022B-005); “十三五”国家重点研发计划项目(2017YFB0504104)

第一作者简介: 赵煜(1972-), 女, 博士, 教授, 从事应用数理统计、风险评估研究。E-mail: zhaoyulzcc@163.com。

通信作者: 陈文凯(1983-), 男, 正高级工程师, 主要从事 GIS、遥感技术应用研究。E-mail: cwk2000@yeah.net。

employing the random forest method and bootstrap sampling technique, three parameters—earthquake magnitude, seismic area, and population density—were selected based on the importance of each feature. Thereafter, a particle swarm optimization-extreme learning machine (PSO-ELM) model was established for earthquake casualty assessments. Results indicated that the proposed model demonstrated excellent predictive performance, with good applicability and generalization across diverse regions and intensities, thereby offering valuable technical support for earthquake emergency response efforts and seismic risk assessments.

**Keywords:** earthquake casualties; estimation model; PSO-ELM

## 0 引言

破坏性地震是最为严重的自然灾害之一,会造成重大人员伤亡和财产损失<sup>[1]</sup>。为减少地震对人类社会的影响,前人基于历史震例和相关统计数据建立各种地震人员伤亡评估模型,分析和预测地震灾害中的人员伤亡情况,以提高应急响应能力。地震人员伤亡评估模型不仅在地震应急响应、地震灾害风险评估中发挥重要作用,在城市规划、建筑设计、应急管理等方面也得到了广泛应用<sup>[2]</sup>。目前地震人员伤亡评估研究方法主要分为三类:经验统计模型、机器学习模型和其他方法<sup>[3]</sup>。

经验统计模型是起源最早且应用最广泛的地震人员伤亡评估方法之一。肖光先<sup>[4]</sup>在 1987 年提出以房屋破坏程度为主要参数的人员伤亡评估模型;刘金龙等<sup>[5]</sup>以震中烈度为主要参数,震级和人口密度作为辅助进行人员伤亡预测;范熙伟等<sup>[6]</sup>针对地震人员死亡数与震级之间的指数关系,构建地震人员伤亡评估模型。经验统计模型主要基于房屋毁坏比<sup>[7-11]</sup>、震中烈度<sup>[12-17]</sup>、震级<sup>[18-24]</sup>等参数建立,所需参数较少且应用广泛,但由于该类模型所使用的历史资料、地区等不同,其适用性有限<sup>[25]</sup>。

机器学习模型可以通过学习历史数据,预测未来事件的可能结果。机器学习将历史数据用于训练模型,并将预测结果与实际的人员伤亡情况进行比较验证,以评估模型的准确性和适用性。于山等<sup>[26]</sup>以地震发生时刻、震级、震中烈度等参数建立了 3 层反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN);朱鹏宇等<sup>[27]</sup>通过深度学习神经网络拟合地震伤亡中的非线性特征,建立评估模型。为提高地震人员伤亡预测精度,许多学者基于神经网络进行了各种改进创新。钱枫林等<sup>[28]</sup>在 BPNN 基础上加入主成分分析;周德红等<sup>[29]</sup>利用遗传算法优化 BPNN 神经网络;黄星等<sup>[30]</sup>以径向基函数替换传统的激活函数。目前,以地震人员伤亡评估为目标的神经网络方法以模型的优化为导向,不断提升模

型预测的准确性和适用性。

其他方法在地震人员伤亡评估时各有优缺点。张文娟<sup>[31]</sup>提出并设计了基于移动通信大数据的地震灾害人口伤亡评估系统,通过地震发生前后的两次定位数据进行回归分析;该系统在时效性和稳定性方面均优于传统评估系统,但技术的实现环节仍不成熟。曾婷婷等<sup>[32]</sup>基于历史案例的灾情加权综合评估模型,引入地震断层矩量化空间相关程度,通过改进模型评估的历史震例的权重提高评估精度,但只能得到评估区域的总体估计值,缺乏具体的空间分布信息。吴昊昱等<sup>[33]</sup>采用幂律分布,发现汶川地震死亡人数的增长呈现出分段规律,能够在地震发生几天后对死亡人数的规模趋势进行推断,但需要数据详细到县,对数据的精细程度要求较高。

综上所述,经验统计模型在评估建筑物震害和人员伤亡时涉及多个步骤,易产生误差,误差累积导致评估精度较低;机器学习模型需大量训练数据和参数调整,模型收敛到全局最优的过程较为复杂。为减少多个步骤之间的不确定性,降低潜在误差,本文通过随机森林重要性权重结果来选取影响地震人员死亡评估的指标。极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)可以有效处理非线性、多维度的地震人员伤亡数据,但其性能高度依赖于参数的选择。为解决 ELM 模型的参数选择和优化问题,引入粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)算法优化 ELM 模型参数,以应对地震人员死亡评估中的复杂情况。

## 1 研究数据

本研究梳理李懿龙等<sup>[34]</sup>编制的 1950—2018 年中国大陆破坏性地震综合目录(the Mainland of China Composite Damaging Earthquake Catalog, MCCDE-CAT),并整理中国大陆地震灾害损失汇编<sup>[35-39]</sup>和历史震例,补充震级、震中烈度、发震时刻、震中位置、震源深度、各烈度区面积和伤亡人数等信

息。因地震人员死亡主要发生在震中烈度为Ⅷ度及以上的地震中,选取1950—2022年117次震中烈度Ⅷ度及以上的地震。其中,人口数据包括MCCDE-CAT的地震受灾人口数据和人口栅格数据<sup>[40]</sup>,人口栅格数据来自美国橡树岭国家实验室(<https://landscan.ornl.gov>),空间分辨率为1 km。

## 2 研究方法

### 2.1 随机森林

随机森林是一种基于自主采样法的集成学习方法,通过组合多个决策树进行预测和分类,每个决策树基于随机抽样和特征选择构建,通过投票或平均等方式集成各个决策树的结果。基于随机森林的结果进行重要性排序,筛选出最具影响力的特征输入到粒子群优化极限学习机(Particle Swarm Optimization-Extreme Learning Machine, PSO-ELM)模型,并用于地震人员伤亡的预测。通过这种方法能够降低特征空间的维度,提高模型效率,同时保持模型预测性能。

随机森林在特征选取方面主要包括以下步骤<sup>[41]</sup>:

- (1) 采用自助抽样法从原始样本中有放回地随机抽取数据,构造多个样本集;
- (2) 从样本的输入特征中随机抽取  $m$  个特征  $X_1, X_2, \dots, X_m$ , 在其中选择最佳特征用于分割节点,构造决策树各个分支,直到这棵树能够准确表示分类或遍历所有属性;
- (3) 通过  $m$  棵决策树模型进行投票,得到分类结果。

特征选择过程是对特征重要程度进行排序的过程,特征重要性评分用 VIM 表示。选择基尼指数 Gini 作为衡量特征分割的效果,假设集合  $T$  中包含  $N$  个不同类别的样本:

$$Gini(T) = 1 - \sum_{i=1}^N P_i^2 \quad (1)$$

式中:  $P_i$  表示节点中第  $i$  类样本的概率。

特征  $X_m$  在节点  $q$  的重要性就是节点前后 Gini 指数变化量:

$$VIM_{mq}^{Gini} = GI_q - GI_l - GI_r \quad (2)$$

式中:  $GI$  是  $Gini$  的简写,  $GI_l$  和  $GI_r$  分别表示分枝后两个新节点的 Gini 指数。

将所有特征的重要性评分归一化处理:

$$VIM_j^{Gini} = \frac{VIM_j^{Gini}}{\sum_{i=1}^m VIM_i^{Gini}} \quad (3)$$

随机森林通过随机选择特征和样本进行训练,减少维度的影响,在集成多个决策树的过程中引入随机性和多样性,降低模型的过拟合风险。

### 2.2 PSO 优化极限学习机

根据特征选择结果,在随机森林参数遴选的基础上,选取震级、人口密度和震区面积这三个特征作为模型的输入变量,地震死亡人数作为输出变量。为了消除指标之间的量纲影响,对数据集进行归一化处理,以提高寻找最优解的收敛速度,进而提高 PSO-ELM 模型的精度。本文采用的归一化方法为 Z-score 归一化<sup>[42]</sup>,可表示为:

$$x_{\text{normalization}} = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (4)$$

式中:  $x$  表示原始数据,  $x_{\text{normalization}}$  表示归一化后的数据;  $\mu$  表示原始数据的平均值;  $\sigma$  表示原始数据的标准差。

使用粒子群优化算法可提高极限学习机的性能。粒子群优化模拟鸟群、鱼群或昆虫群体中的交流协作,通过不断迭代找到最优解。极限学习机是一种单层前向神经网络,隐层神经元的权值和阈值随机初始化,提高了模型的训练速度,但随机生成的参数可能导致模型精度降低或产生过拟合。使用粒子群算法优化极限学习机,将粒子搜寻的最优解作为极限学习机权值和阈值的参数,可以增加模型的稳健性和预测精度。具体建模过程如下(图1):

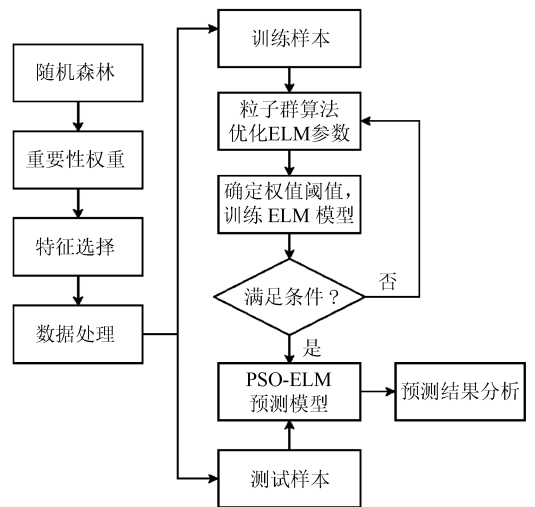


图1 预测模型流程图

Fig.1 Flowchart of the prediction model

(1) 对数据集进行归一化处理,按照8:2设置训练集和测试集;

(2) 将训练集输入到模型,初始化粒子群参数,各粒子表示极限学习机的权值和阈值,将训练集的

均方误差设为粒子群的适应度函数;

(3) 更新每个粒子的位置和速度,并更新全局最优解和个体最优解;

(4) 重复步骤(2)和(3),直到达到最大迭代次数或达到收敛条件;

(5) 根据全局最优解计算极限学习机的权值和阈值,并输入到极限学习机模型,通过优化后的模型得到预测结果。

### 3 PSO-ELM 模型构建

#### 3.1 预测参数的选取

根据区域灾害系统理论,灾害是致灾因素、承灾体和孕灾环境之间相互作用的结果<sup>[43]</sup>。地震引发的人员伤亡受多种因素共同影响,但所有因素都纳入考虑可能导致信息冗余和增加误差,进而影响模型的准确性。因此,为选择合适的预测指标,本文采用随机森林进行特征选取。

随机森林的特征重要性权重可以帮助确定哪些特征对模型性能的贡献最大。考虑到地震人员死亡主要发生在Ⅷ度及以上地区,震区面积选择所有达到或超过Ⅷ度区的面积之和。人口密度则通过将Ⅷ度及以上烈度区内的人口数量除以相应区域总面积获得。为探究时间因素对地震死亡人数的影响,引入虚拟变量区分地震发生的时段,将发生时间分为白天(6:00—20:59)和黑夜(21:00—5:59)两个时间段<sup>[44]</sup>,并赋予白天时段的虚拟变量值为 0,黑夜时段的虚拟变量值为 1。设置虚拟变量后,利用随机森林算法量化发生时间的重要性,从而更准确地评估不同因素对地震人员死亡的影响程度。从图 2 所示各特征的重要性权重可以看出,震级、震中烈度、人口密度和震区面积是主要的影响因素。在特征选择过程中,特征之间的相关性是一个关键考虑因素,当特征之间存在相关性时,重要性会相互抵消。由于震级和震中烈度之间存在较强的相关性,为避免信息冗余,选择具有更高权重的震级作为模型的输入参数。高人口密度地区发生地震会导致更多的人员

伤亡和财产损失,因此人口密度也是一个重要参数。震区面积往往容易被忽略,实际上较大的震区面积意味着更广泛的地区受到震后潜在影响。根据图 2 的重要性评价结果,遵循快速评价和避免信息冗余的原则,最终选择震级、人口密度和震区面积作为模型的输入参数。

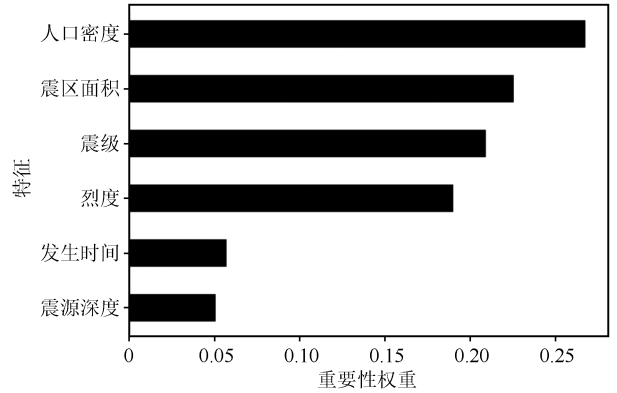


图 2 特征的重要性权重

Fig.2 Importance weight of each feature

#### 3.2 分区分烈度

中国大陆地域的多样性和地震活动频率差异使地震伤亡评估和应急准备变得非常重要。根据人口密度、地理环境、建筑结构等情况,将中国大陆划分为西北(新疆、青海、甘肃、陕西、宁夏)、西南(四川、云南、西藏、重庆、贵州)、大陆东部(其余省份)三个地区<sup>[45]</sup>。西北地区地震活动频繁,位于地理边界和板块交界地带,地形复杂多变,救援难度较大,因此面临更高的地震风险。西南地区也是地震频繁的区域,其中四川盆地和川滇地区地震活动显著,西南地区的地理环境使得地震后容易发生次生灾害,如山体滑坡、崩塌和泥石流。

根据震中烈度和死亡人数,得到 1950—2022 年 411 次地震的人员伤亡烈度分布特征(表 1)。如表 1 所列,地震人员死亡主要发生在Ⅷ度及以上地区,Ⅷ度以下地区平均死亡人数不超过 2 人;震中烈度为Ⅷ度的震例共 82 例,而震中烈度为Ⅸ、Ⅹ、Ⅺ度的震例共 35 例。在分区基础上将震例划分为Ⅷ度和大

表 1 1950—2022 年中国大陆不同烈度伤亡特征

Table 1 Characteristics of casualties with different intensities in Chinese Mainland from 1950 to 2022

烈度	V	VI	VII	VIII	IX	X	XI
有伤亡次数	14	153	127	82	27	5	3
有死亡次数	3	35	48	62	25	5	3
最大死亡人数	13	22	45	371	2 698	15 621	242 000
最小死亡人数	1	1	1	1	1	94	3 300
平均死亡人数	1	1	2	19	356	4 366	104 842
死亡总人数	16	94	253	1 536	9 618	26 197	314 527

于Ⅷ度两类,采用参数优化方法,为不同的地震烈度定制参数,以提高模型的适用性和准确性,为应急响应提供更有力的支持。

### 3.3 模型验证

将构建的模型应用于地震人员死亡评估,模型输入变量为震级、震区面积、人口密度,输出变量为死亡人数。针对不同地区和不同烈度的数据,建立分区分烈度子模型,每个子模型具有独立的参数配置(表2)。

表2 模型参数

Table 2 Model parameters

地区	烈度	种群规模 / 个	最大迭代次数	最大速度	ELM 隐含层神经元 / 个
西北	$I=8$	50	100	1	6
	$I>8$	50	50	0.9	5
西南	$I=8$	50	100	1	6
	$I>8$	50	150	0.7	5
东部	-	50	100	1	5

本文运用粒子群优化方法对极限学习机进行参数调优,在我国西北、西南和东部地区分别随机抽取

了8个(N1~N8)、12个(S1~S12)和2个(E1~E2)样本用于人员伤亡预测,并与真实值进行比较。表3详细列出了测试集数据以及 PSO-ELM 模型的预测结果,图3直观展示了模型预测的死亡人数与实际死亡人数之间的关系。由图3可知,N2、S4、S8和S11的预测值与真实值相差较大。其中,N2震中为新疆皮山,该地区近年来实施的安居富民工程和抗震安居房在震后发挥了重要作用,解释了模型预测值远大于真实值的原因;S4震中为中甸,S8震中为彝良,这两个城市都位于云南省,而云南是一个地理环境差异较大的省份,地质灾害多发,城乡经济差距大,这些因素对地震灾害人员伤亡影响较大,应进一步研究该地区地震人员伤亡评估的方法;S11是1950年西藏墨脱—察隅8.6级地震,预测值超过实际值的主要原因是该地区人口密度较小,地震造成的构筑物破坏和人畜伤亡并不严重,而地震造成的山崩滑坡和震后洪水灾害更为突出<sup>[46]</sup>。

表3 PSO-ELM 模型结果

Table 3 Results of PSO-ELM model

地区	震中烈度	序号	历史震例	震级	震区面积 / km <sup>2</sup>	人口密度 / (人/km <sup>2</sup> )	实际死亡人数	模型预测死亡人数	数量级
西北	$I=8$	N1	1990-10-20 甘肃天祝	6.1	31.56	17.78	4	4	Y
		N2	1991-02-25 新疆柯坪	6.5	101.33	0.94	1	5	Y
		N3	1995-07-22 甘肃永登	5.8	64.08	20.01	12	4	N
		N4	2003-10-25 甘肃民乐	6.1	156.70	58.55	10	12	Y
		N5	2013-07-22 甘肃岷县	6.6	706.99	93.95	95	93	Y
		N6	2015-07-03 新疆皮山	6.5	1 091.98	83.60	3	25	N
	$I>8$	N7	1990-04-26 青海共和	7.0	305.52	15.28	119	243	Y
		N8	2010-04-14 青海玉树	7.1	1 597.54	56.33	2 698	2 158	Y
西南	$I=8$	S1	1971-08-16 四川马边	5.9	137.77	117.51	10	14	Y
		S2	1985-04-18 云南禄劝	6.2	12.55	87.22	22	19	Y
		S3	1995-07-12 云南中甸	7.3	227.22	10.14	11	58	Y
		S4	1998-11-19 云南宁蒗	6.2	94.03	29.40	6	11	N
		S5	2001-04-12 云南施甸	5.9	80.39	121.87	3	9	Y
		S6	2003-07-21 云南大姚	6.2	181.73	41.09	16	7	N
		S7	2011-03-10 云南盈江	5.9	76.75	1 234.52	25	33	Y
		S8	2012-09-07 云南彝良	5.7	270.74	121.59	81	12	Y
	$I>8$	S9	1950-08-15 西藏察隅	8.6	249 845.20	0.63	3 300	7 928	Y
		S10	1973-02-06 四川炉霍	7.6	1 301.43	12.95	2 199	3 305	Y
		S11	1974-05-11 云南昭通	7.1	233.37	21.33	1 541	1 174	Y
		S12	2008-05-12 四川汶川	8.0	40 294.36	140.29	69 227	64 714	Y
东部	-	E1	1966-03-22 河北邢台	7.2	5 892.36	350.92	8 064	7 021	Y
		E2	1975-02-04 辽宁海城	7.3	2 580.06	386.17	1 328	2 191	Y

注:Y代表实际死亡人数与模型预测值在同一数量级,N代表二者不在同一数量级

由表3可知,在西北地区,多数地震的实际死亡人数与模型预测结果在同一数量级。其中,1995年甘肃永登5.8级地震预测值为4人,实际死亡人数12人,主要是由于位于Ⅷ度区的圪瘩沟村震后山体滑坡造成5人死亡<sup>[47]</sup>,导致伤亡加剧;2015年新疆

皮山6.5级地震预测值为25人,实际死亡人数3人,重要原因是灾区安居富民房覆盖率达40%。

在预测模型中多使用相对误差作为评判标准:

$$\text{相对误差} = \frac{|\text{预测值} - \text{真实值}|}{\text{真实值}} \times 100\% \quad (5)$$

1991 年新疆柯坪 6.5 级地震(N2)的预测值为 5 人,实际死亡人数 1 人,根据式(5)计算出其相对误差为 400%。在实际震后快速评估中,这种误差并不影响应急指挥调度和救援物资调配,但该震例的相对误差会影响平均相对误差的计算,因此在后续计算中予以剔除。根据表 3 和式(5),计算得到西北

地区、西南地区 and 东部地区的平均相对误差分别为 45%、50%和 65%。西南地区的评估结果略差,主要原因是西南地区的地震往往引发泥石流、滑坡等次生灾害,导致实际人员伤亡增加。大陆东部地区造成人员死亡的震例很少,样本代表性不足,导致该地区的评估误差较高。

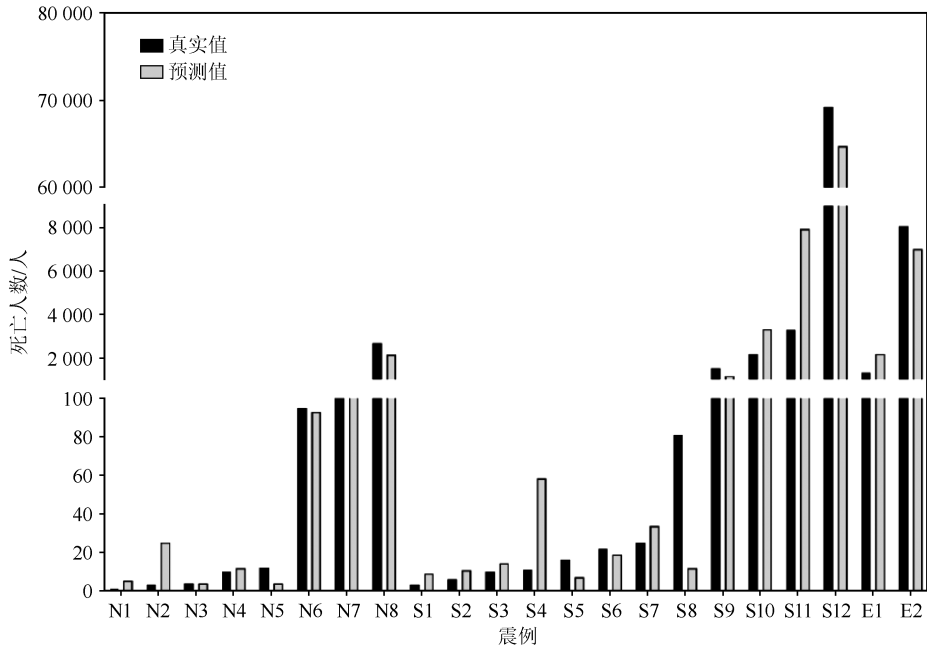


图 3 PSO-ELM 模型预测结果与真实值对比

Fig.3 Comparison between predicted results of PSO-ELM model and actual values

为评估本文提出的 PSO-ELM 模型的预测精度,使用另外 3 种较为经典的模型与其进行比较,分析 4 种模型在西北、西南、东部地区的平均相对误差,结果见图 4。其中,《地震灾情应急评估(GB/T 30352—2013)》<sup>[48]</sup>由中国地震局提出,适用于重大

和特别重大地震灾害的灾情应急评估;刘金龙模型是通过函数拟合与回归分析,基于震中烈度建立的,其应用简单,可在震后利用震级和盲估烈度进行人员伤亡的快速评估<sup>[5]</sup>;ELM 作为基准模型,能评估 PSO 算法对原始 ELM 模型性能的提升效果。由图 4 可知,4 种模型中 PSO-ELM 平均相对误差最小,为 53.33%,ELM 模型的平均相对误差为 126%,刘金龙模型的平均相对误差为 170%。这表明 PSO-ELM 相比单一的 ELM 模型提升了预测精度,而相比刘金龙根据线性关系得到的模型,PSO-ELM 模型在处理非线性数据时更具优势。

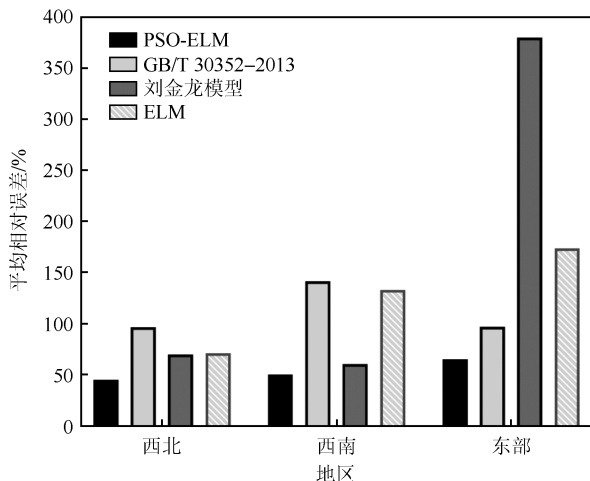


图 4 不同模型在不同地区的平均相对误差

Fig.4 Average relative error of different models in different regions

处理地震人员伤亡这种非线性复杂问题,机器学习算法的应用更显优势,传统的经验统计模型难以捕捉地震人员伤亡背后的复杂关系,根据人员伤亡影响因素与伤亡数量之间的线性关系得到的规律相对有限。

#### 4 结论与讨论

由于地震成因复杂,再加上地质、人口和环境等

因素的影响,地震伤亡预测充满不确定性。为应对这一挑战,综合考虑人口密度、震级和震区面积等多个因素,采用分区域建模,运用极限学习机挖掘地震数据中的非线性关系,通过引入粒子群优化模型参数,建立 PSO-ELM 组合模型。每个子模型的参数根据不同地震烈度进行调整,通过特征提取和参数优化,更准确地评估地震引发的人员伤亡。实验证明,相较于其他模型,该模型在地震人员伤亡评估中具有更高的精度和准确性。因此,该模型对地震造成的人员伤亡快速评估具有一定参考意义,为未来的研究提供了新的思路和方法。

本文的不足之处在于仅对Ⅷ度及以上震例进行了研究,没有充分考虑地理环境等因素的影响,而地震人员伤亡实际评估需要综合考虑多种因素。因此,在下一步研究中,将融入地理环境、建筑结构等因素,尝试多种模型算法,不断提高地震灾害人员伤亡预测的准确性和可靠性。

## 参考文献(References)

- [1] 陈运泰.地震预测:回顾与展望[J].中国科学(D辑:地球科学), 2009,39(12):1633-1658.  
CHEN Yuntai.Earthquake prediction: review and prospect[J]. Science in China (Series D: Earth Sciences), 2009, 39 (12): 1633-1658.
- [2] 陈文凯,周中红,张灿,等.新一代区域地震灾害快速评估系统设计及实现:以甘肃省为例[J].地震工程学报,2020,42(6):1683-1692.  
CHEN Wenkai,ZHOU Zhonghong,ZHANG Can, et al.Design and implementation of a rapid assessment system for regional earthquake disasters in Gansu Province[J].China Earthquake Engineering Journal,2020,42(6):1683-1692.
- [3] 贾哈曦.基于机器学习算法的地震人员伤亡评估研究[D].哈尔滨:中国地震局工程力学研究所,2020.  
JIA Hanxi.Research on earthquake casualty assessment based on machine learning algorithm[D].Harbin:Institute of Engineering Mechanics,China Earthquake Administration,2020.
- [4] 肖光先.地震损失的预测方法[J].地震学刊,1987,7(1):1-8,81.  
XIAO Guangxian.A prediction method for earthquake loss[J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 1987,7(1):1-8,81.
- [5] 刘金龙,林均岐.基于震中烈度的地震人员伤亡评估方法研究[J].自然灾害学报,2012,21(5):113-119.  
LIU Jinlong,LIN Junqi.Study on assessment method for earthquake casualty based on epicentral intensity[J].Journal of Natural Disasters,2012,21(5):113-119.
- [6] 范熙伟,聂高众,邓砚,等.基于实地调研的中国西南地区不同震级人员死亡数量研究[J].中国地震,2022,38(3):537-549.  
FAN Xiwei,NIE Gaozhong,DENG Yan, et al.Study of the relationship between fatality and earthquake magnitudes in southwest China based on pre-earthquake survey[J]. Earthquake Research in China,2022,38(3):537-549.
- [7] 尹之潜.地震灾害损失预测研究[J].地震工程与工程振动,1991,11(4):87-96.  
YIN Zhiqian.A study for predicting earthquake disaster loss [J].Earthquake Engineering and Engineering Vibration,1991, 11(4):87-96.
- [8] NEWTON E, TERAN J, WOLCOTT M, et al. Predicting earthquake fatalities in Nepal [J]. Statistical Journal of the IAOS,2015,31(4):545-554.
- [9] GÖKKAYA K.Geographic analysis of earthquake damage in Turkey between 1900 and 2012[J].Geomatics, Natural Hazards and Risk,2016,7(6):1948-1961.
- [10] FANG Z M, HUANG J H, HUANG Z Y, et al. An earthquake casualty prediction method considering burial and rescue[J]. Safety Science,2020,126:104670.
- [11] XIA C X, NIE G Z, FAN X W, et al. Research on the rapid assessment of earthquake casualties based on the anti-lethal levels of buildings [J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2020,11(1):377-398.
- [12] 夏朝旭,聂高众,李华玥,等.基于历史地震数据的地震烈度与人员死亡率相关性研究[J].中国地震,2022,38(1):153-165.  
XIA Chaoxu, NIE Gaozhong, LI Huayue, et al. Research on correlation between earthquake intensity and mortality rate based on historical earthquake data [J]. Earthquake Research in China,2022,38(1):153-165.
- [13] 聂高众,夏朝旭,范熙伟.基于历史地震人员死亡数据的抗致死性水平分级[J].地质科学,2020,55(4):1298-1314.  
NIE Gaozhong, XIA Chaoxu, FAN Xiwei. Grading of anti-lethal level based on historical earthquake mortality data [J]. Chinese Journal of Geology (Scientia Geologica Sinica), 2020, 55(4):1298-1314.
- [14] 张方浩,卢永坤,邓树荣,等.云南地区区域地震灾害特征[J].地震研究,2020,43(1):134-143.  
ZHANG Fanghao, LU Yongkun, DENG Shurong, et al. Regional characteristics of the earthquake disasters in Yunnan area [J]. Journal of Seismological Research, 2020, 43(1):134-143.
- [15] BADAL J, SAMARDZHIEVA E. Prognostic estimations of casualties caused by strong seismic impacts [J]. Bull Seismol Soc Am,2002,92(6):2310-2322.
- [16] JAISWAL K, WALD D. An empirical model for global earthquake fatality estimation [J]. Earthquake Spectra, 2010, 26 (4):1017-1037.
- [17] XIA C X, NIE G Z, FAN X W, et al. A new model for the quantitative assessment of earthquake casualties based on the correction of anti-lethal level [J]. Natural Hazards, 2022, 110 (2):1199-1226.
- [18] 白仙富,戴雨茨,戴靖,等.昭通地区地震灾害区域性特征分析[J].地震研究,2013,36(4):514-524.  
BAI Xianfu, DAI Yuqian, DAI Jing, et al. Study of the main

- regional features of earthquake disasters in Zhaotong[J]. *Journal of Seismological Research*, 2013, 36(4): 514-524.
- [19] 吴新燕, 吴昊昱, 顾建华. 1999 年以来地震生命损失评估研究新进展[J]. *震灾防御技术*, 2014, 9(1): 90-102.  
WU Xinyan, WU Haoyu, GU Jianhua. Progresses in earthquake life losses evaluation since 1999 [J]. *Technology for Earthquake Disaster Prevention*, 2014, 9(1): 90-102.
- [20] HUANG X, JIN H D. An earthquake casualty prediction model based on modified partial Gaussian curve[J]. *Natural Hazards*, 2018, 94(3): 999-1021.
- [21] 马玉宏, 谢礼立. 地震人员伤亡估算方法研究[J]. *地震工程与工程振动*, 2000, 20(4): 140-147.  
MA Yuhong, XIE Lili. Methodologies for assessment of earthquake casualty [J]. *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 2000, 20(4): 140-147.
- [22] WYSS M, ZUÑIGA F R. Estimated casualties in a possible great earthquake along the Pacific coast of Mexico[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2016, 106(4): 1867-1874.
- [23] 张莹, 郭红梅, 尹文刚, 等. 基于多因素的地震灾害人员伤亡评估模型研究[J]. *震灾防御技术*, 2017, 12(4): 870-881.  
ZHANG Ying, GUO Hongmei, YIN Wengang, et al. Study of multiple factors-based earthquake disaster casualties evaluation model [J]. *Technology for Earthquake Disaster Prevention*, 2017, 12(4): 870-881.
- [24] 于晓虹, 叶晶, 洪赢政, 等. 地震死亡人数评估的投影寻踪回归建模研究[J]. *华北地震科学*, 2022, 40(4): 19-27.  
YU Xiaohong, YE Jing, HONG Yingzheng, et al. Earthquake casualty assessment model based on projection pursuit regression technique [J]. *North China Earthquake Sciences*, 2022, 40(4): 19-27.
- [25] 亓凤娇, 李雯, 苏鹤军, 等. 中国大陆地震灾害分区人员死亡评估模型研究[J]. *地震*, 2022, 42(1): 70-84.  
QI Fengjiao, LI Wen, SU Hejun, et al. Study on the regional assessment models for the mortalities caused by earthquakes in the Chinese Mainland [J]. *Earthquake*, 2022, 42(1): 70-84.
- [26] 于山, 王海霞, 马亚杰. 三层 BP 神经网络地震灾害人员伤亡预测模型[J]. *地震工程与工程振动*, 2005, 25(6): 113-117.  
YU Shan, WANG Haixia, MA Yajie. Three-layer BP network model for estimation of casualties in an earthquake [J]. *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 2005, 25(6): 113-117.
- [27] 朱鹏宇, 程佳, 杜龙. 基于深度学习神经网络方法的中国大陆地震伤亡预测模型[J]. *中国地震*, 2022, 38(4): 651-661.  
ZHU Pengyu, CHENG Jia, DU Long. Earthquake fatalities assessment based on deep-learning neural network method for Mainland of China [J]. *Earthquake Research in China*, 2022, 38(4): 651-661.
- [28] 钱枫林, 崔健. BP 神经网络模型在应急需求预测中的应用: 以地震伤亡人数预测为例[J]. *中国安全科学学报*, 2013, 23(4): 20-25.  
QIAN Fenglin, CUI Jian. Application of BP neural network analysis in forecasting emergency demand: a case study on earthquake casualty forecasting [J]. *China Safety Science Journal*, 2013, 23(4): 20-25.
- [29] 周德红, 冯豪, 程乐棋, 等. 遗传算法优化的 BP 神经网络在地震死亡人数评估中的应用[J]. *安全与环境学报*, 2017, 17(6): 2267-2272.  
ZHOU Dehong, FENG Hao, CHENG Leqi, et al. Earthquake casualty assessment based on the BP neural network of the optimized genetic algorithm [J]. *Journal of Safety and Environment*, 2017, 17(6): 2267-2272.
- [30] 黄星, 孙明. 基于 RBF 神经网络的震伤人员快速评估模型[J]. *系统工程*, 2016, 34(8): 129-135.  
HUANG Xing, SUN Ming. The rapid assessment of wounded personnel based on RBF neural network model under the background earthquake disaster [J]. *Systems Engineering*, 2016, 34(8): 129-135.
- [31] 张文娟. 基于移动通信大数据的地震灾区人口伤亡获取与评估系统设计[J]. *地震工程学报*, 2019, 41(4): 1066-1071, 1097.  
ZHANG Wenjuan. Design of the population casualty acquisition and evaluation system in earthquake disaster areas based on mobile communication big data [J]. *China Earthquake Engineering Journal*, 2019, 41(4): 1066-1071, 1097.
- [32] 曾婷婷, 宫阿都, 陈艳玲, 等. 基于历史相似案例空间推演的地震伤亡人口评估方法研究[J]. *地球信息科学学报*, 2020, 22(11): 2166-2176.  
ZENG Tingting, GONG Adu, CHEN Yanling, et al. Study on assessment method of earthquake casualties based on spatial reasoning of similarly historical cases [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2020, 22(11): 2166-2176.
- [33] 吴昊昱, 顾建华. 汶川地震死亡人数的 Zipf 分布[J]. *国际地震动态*, 2008(11): 168.  
WU Haoyu, GU Jianhua. Zipf distribution of death toll in Wenchuan earthquake [J]. *Recent Developments in World Seismology*, 2008(11): 168.
- [34] LI Y L, ZHANG Z G, XIN D H. A composite catalog of damaging earthquakes for Mainland China [J]. *Seismological Research Letters*, 2021, 92(6): 3767-3777.
- [35] 中国地震局震灾应急救援司. 1966—1989 年中国地震灾害损失资料汇编 [M]. 北京: 地震出版社, 2015.  
Department of Earthquake Disaster Emergency Rescue, China Earthquake Administration. *Compilation of earthquake disaster loss data in China from 1966 to 1989* [M]. Beijing: Seismological Press, 2015.
- [36] 国家地震局, 国家统计局. 中国大陆地震灾害损失评估汇编: 1990—1995 [M]. 北京: 地震出版社, 1996.  
State Seismological Bureau, National Bureau of Statistics. *Compilation of earthquake disaster loss assessment in Chinese Mainland: 1990—1995* [M]. Beijing: Seismological Press, 1996.
- [37] 中国地震局. 中国大陆地震灾害损失评估汇编: 1996—2000 [M]. 北京: 地震出版社, 2001.  
China Earthquake Administration. *Compilation of earthquake disaster loss assessment in Chinese Mainland: 1996—2000*



- [M].Beijing:Seismological Press,2001.
- [38] 中国地震局震灾应急救援司.2001—2005年中国大陆地震灾害损失评估汇编[M].北京:地震出版社,2010.  
Department of Earthquake Disaster Emergency Rescue,China Earthquake Administration.Compilation of earthquake disaster loss assessment in Chinese Mainland from 2001 to 2005 [M].Beijing:Seismological Press,2010.
- [39] 中国地震局震灾应急救援司.2006—2010年中国大陆地震灾害损失评估汇编[M].北京:地震出版社,2015.  
Department of Earthquake Disaster Emergency Rescue,China Earthquake Administration.Compilation of earthquake disaster loss assessment in Chinese Mainland from 2006 to 2010 [M].Beijing:Seismological Press,2015.
- [40] 段艳慧,郭伟,赵学胜,等.基于 Landsat 影像和统计数据的北京市人口密度制图[J].北京测绘,2022,36(8):1096-1101.  
DUAN Yanhui, GUO Wei, ZHAO Xuesheng, et al.Population density mapping of Beijing based on Landsat imagery and statistical data[J].Beijing Surveying and Mapping,2022,36(8): 1096-1101.
- [41] 王李娟,孔钰如,杨小冬,等.基于特征优选随机森林算法的农耕地土地利用分类[J].农业工程学报,2020,36(4):244-250.  
WANG Lijuan, KONG Yuru, YANG Xiaodong, et al.Classification of land use in farming areas based on feature optimization random forest algorithm[J].Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2020,36(4):244-250.
- [42] 杨寒雨,赵晓永,王磊.数据归一化方法综述[J].计算机工程与应用,2023,59(3):13-22.  
YANG Hanyu, ZHAO Xiaoyong, WANG Lei.Review of data normalization methods[J].Computer Engineering and Applications,2023,59(3):13-22.
- [43] 史培军.三论灾害研究的理论与实践[J].自然灾害学报,2002,11(3):1-9.  
SHI Peijun.Theory on disaster science and disaster dynamics [J].Journal of Natural Disasters,2002,11(3):1-9.
- [44] 杨杰英,李永强,刘丽芳,等.地震三要素对地震伤亡人数的影响分析[J].地震研究,2007,30(2):182-187.  
YANG Jieying, LI Yongqiang, LIU Lifang, et al.Effect of three earthquake elements on seismic casualty[J].Journal of Seismological Research,2007,30(2):182-187.
- [45] 亓凤娇,苏鹤军,陈文凯,等.基于地震参数的人员死亡评估模型对比研究[J].地震工程学报,2021,43(1):123-130.  
QI Fengjiao, SU Hejun, CHEN Wenkai, et al.Comparison of four seismic fatality assessment models based on seismic parameters[J].China Earthquake Engineering Journal,2021,43(1):123-130.
- [46] 黄圣睦.1951年西藏当雄8级地震等地震首次现场考察获得重要结果[J].国际地震动态,1986,16(1):23.  
HUANG Shengmu.The first field investigation of Dangxiong  $M_s$ 8.0 earthquake in 1951 achieves important results[J].Recent Developments in World Seismology,1986,16(1):23.
- [47] 马尔曼,王彦宾,周俊喜,等.1995年永登5.8级地震灾害评估[J].西北地震学报,1998,20(2):62-69.  
MA Erman, WANG Yanbin, ZHOU Junxi, et al.Hazard evaluation of the Yongdeng  $M_s$ 5.8 earthquake in 1995[J].China Earthquake Engineering Journal,1998,20(2):62-69.
- [48] 国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准化管理委员会.地震灾情应急评估:GB/T 30352—2013[S].北京:中国标准出版社,2014.  
General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China.Assessment of earthquake disaster situation in emergency period:GB/T 30352—2013[S].Beijing:Standards Press of China,2014.

(本文编辑:赵乘程)