

# 地震人员伤亡评估模型的 Meta 分析

赵煜<sup>1,2</sup>, 张昊<sup>1,2</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 730020)

**摘要:**利用 Meta 分析方法综合评价地震人员伤亡评估模型的相关文献,旨在验证现有模型的有效性和可靠性。首先,在中英文数据库中进行系统性检索,筛选出包含样本量、评估因子、模型种类和性能等信息的文献。其次,采用随机效应模型计算纳入研究的效应值,同时使用  $I^2$  统计量检验异质性水平。最后,通过偏倚性分析和敏感性分析判断 Meta 分析结果的稳健性。结果表明,模型整体评估效果较好,但研究之间存在显著异质性和发表偏倚,异质性主要来源于方法学差异,敏感性分析证明 Meta 分析结果具有稳健性。总之,地震人员伤亡评估模型整体评估效果合理、模型性能良好,能够支撑实际地震应急响应需求。

**关键词:**地震人员伤亡;评估模型;Meta 分析;预测模型;效应值

中图分类号:P315.08; X43

文献标志码:A

## Meta-analysis of earthquake casualty estimation models

ZHAO Yu<sup>1,2</sup>, ZHANG Hao<sup>1,2</sup>, CHEN Wenkai<sup>3</sup>

(1. School of Statistics and Data Science, Lanzhou University of Finance and Economics, Lanzhou 730020, China; 2. Center for Quantitative Analysis of Gansu Economic Development, Lanzhou 730020, China; 3. Institute of Lanzhou Earthquake Research, China Earthquake Administration, Lanzhou 730020, China)

**Abstract:** The Meta-analysis method will be used to comprehensively evaluate relevant literature on earthquake casualty estimation models, aiming to verify the effectiveness and reliability of existing models. Firstly, a systematic search will be conducted in both Chinese and English databases to select literature that includes information on sample size, evaluation factors, model types, and performance. Secondly, a random effects model is used to calculate the effect values included in the study, while the  $I^2$  statistic is used to test the level of heterogeneity. Finally, the robustness of the Meta-analysis results is assessed through bias analysis and sensitivity analysis. The results indicate that the overall evaluation performance of the model is good, but there is significant heterogeneity and publication bias among studies, mainly due to methodological differences. Sensitivity analysis shows that the Meta-analysis results are robust. In summary, the overall evaluation effect of the earthquake casualty estimation models is reasonable and the model performance is good, which can meet the actual needs of earthquake emergency response.

**Key words:** earthquake casualties; estimation model; Meta-analysis; prediction model; effect size

## 0 引言

地震是导致人员伤亡严重的自然灾害之一<sup>[1]</sup>。近年来,世界各地发生的破坏性地震不仅给经济造成巨

收稿日期:2024-06-25; 修回日期:2024-10-31

基金项目:国家自然科学基金西部项目(21XTJ004);兰州财经大学重点项目(Lzufe2022B-005)

作者简介:赵煜(1972—),女,教授,博士,主要从事应用数理统计、生态经济统计和自然灾害评估研究。E-mail:zhaoyu@lzufe.edu.cn

通信作者:陈文凯(1983—),男,正高级工程师,硕士,主要从事地震灾害风险评估、应急响应技术研究。E-mail:cwk2000@yeah.net

大损失,还导致大量人员伤亡。由于地震具有不可预测性,很难在地震发生前做好准备<sup>[2]</sup>。因此,世界各国都致力于提高震后的应急救援能力。只有准确了解受灾区域的人员伤亡情况,制定出科学合理的救援方案,才能有针对性地进行救援和抢险工作,从而最大限度地减少伤亡。因此,对人员伤亡情况进行及时有效的评估对震后救援工作至关重要<sup>[3-6]</sup>,研究地震人员伤亡评估和预测模型对于增强地震灾害应对能力和提高应急救援效率具有重要意义<sup>[7-9]</sup>。许多学者和相关工作人员基于地震参数、建筑物易损性以及灾区环境等各方面指标建立模型对地震人员伤亡进行评估,但由于受到指标间不同的关联性、环境的复杂性以及数据可获取性等条件制约,地震人员伤亡评估模型的指标因子难以选取<sup>[10]</sup>,因此难以准确评估地震人员伤亡。通过相关领域学者的不断研究,基于不同因子提出了多种模型,包括基于地震参数的经验评估模型、基于建筑物易损性评估模型、基于GIS的伤亡评估模型和基于机器学习方法的评估模型等<sup>[11-12]</sup>。不同方法和数据来源导致评估模型具有其不确定性。本文旨在对地震人员伤亡评估模型进行Meta分析,探讨不同模型的实用性和校准度,定量评估各种模型的性能,为地震灾害应急管理和救援工作提供科学依据。

## 1 研究设计

对特定领域问题进行研究时,通常会采用文献综述的形式来梳理知识脉络使众多相关信息系统化、条理化。然而,传统的叙述性文献综述易受主观因素影响,采用定性分析方法常常会导致结果模糊,不同学者的结论也有差异。近年来,随着统计学方法的不断完善与引入,学者们在诸多学科中开始运用定量分析方法处理文献。Meta分析作为一种有效的定量分析方法,在医学、心理学等领域广泛应用。1976年,Glass首次提出“Meta-analysis”,相关概念源于20世纪30年代<sup>[13]</sup>。其思想方法是依据统计学原则,对多个独立研究进行定性与定量综合分析来提高统计效能,兼容相互矛盾的结论以获得综合性分析结果。因此,Meta分析通过规范流程与科学方法的综合运用,非常适合分析以数量资料形式为表述结果的地震人员伤亡评估文献<sup>[14]</sup>。

### 1.1 检索策略

为了尽可能全面地收集相关文献,本文检索中国知网、万方中文数据库、Web of Science 和 Springer Link 英文数据库,以“地震人员伤亡”“地震人口伤亡”“地震伤亡人数”“地震死亡人数”“地震死亡人口”为关键词,检索2024年3月31日以前的相关文献,并通过查阅相关文章的参考文献作为文献资料补充。

### 1.2 纳入与排除标准

在全面收集文献的基础上,制定适宜的文献纳入与排除标准也至关重要。纳入与排除标准过严或过宽皆有弊端,若标准过严则符合要求的文献将会减少,可能会达不到用Meta分析来增加统计学功效、定量估计平均水平的目的;若标准过宽则会出现“合并苹果和桔子”现象,降低Meta分析结果可靠性和有效性。通常情况下,纳入文献质量越高,其结果客观性越强,研究结果更有说服力,需要从研究对象、设计类型、采用指标以及样本大小等多个方面制定标准。

本文文献纳入标准:①文献研究主题必须聚焦地震引发的人员伤亡评估或预测领域;②文献研究至少包含以下影响因素之一:震级、烈度、震中烈度、震源深度、震发时间、震区面积、抗震设防烈度、震中烈度与抗震设防烈度之差、人口密度、房屋倒塌率、房屋破坏率和建筑物易损性;③文献根据影响因素建立或引入模型进行评估。

本文文献排除标准:①文献涉及样本不具备独立性且样本量小于3;②文献样本数据不完整,联系作者后仍无法得到完整数据;③文献为学术会议、学位论文或者综述评价等其他类别;④无法获取全文内容的文献。

### 1.3 筛选流程

首先对收集到的文献进行初步处理,去除重复文献,并浏览题目和摘要,筛除明显不符合要求的文献。随后通读全文,严格依据制定标准进行细致鉴别,同时检索符合标准的参考文献以补充相关研究,并在筛选过程中对文献质量进行评估。整个筛选工作由2位作者独立进行,如果在文献选择方面出现分歧,将由3位作者共同讨论直至达成共识。对于存有疑问的文献,需联系作者获取相关信息后再做取舍。

### 1.4 数据提取

筛选出符合标准的文献后,对其进行信息数据的提取与整理。提取数据包括文献基本信息、模型信息与评估结果,具体见表1。

表1 文献数据  
Table 1 Literature data

文献基本信息	模型信息	评估结果
题目	模型因子	预测样本量
作者	模型类型	模型预测值
发表时间	训练样本量	模型评估结果

### 1.5 统计分析

由于研究对象的复杂性和多样性,单个研究往往难以涵盖所有情况,因此需要通过 Meta 分析系统地总结和比较不同研究的结果来弥补单个研究局限性和偶然性,揭示出普遍规律和变异原因,提高结论的准确性和一般化程度。

1) 构建效应值。由于此研究属于横断面研究,其性质与实验性科学研究存在显著差异,模型分析中无对照资料,因此直接采用模型预测性能比率值  $r$  作为效应值的衡量标准<sup>[13]</sup>。 $r$  是由数量级吻合率  $C$  和平均绝对百分比误差  $P$  加权平均得到的指标,本文侧重  $C$ ,因此加权平均系数为 0.6, $P$  权数为 0.4。计算公式为

$$C = \left( 1 - \frac{|\log_{10}(y_i) - \log_{10}(\hat{y}_i)|}{\alpha} \right) \times 100 \quad (1)$$

$$P = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (2)$$

$$r = \frac{0.6C + 0.4(100 - P)}{100} \quad (3)$$

式中: $y_i$ 为真实值; $\hat{y}_i$ 为预测值; $n$ 为样本个数; $\alpha$ 为阈值是评估预测结果与真实结果之间的数量级差异,反映数据的特点和误差容忍度。若数量级较大,阈值也选取相对较大,即对于较大的数量级差异能够接受的误差,一般根据经验取值。在计算  $P$  过程中,对数值小但差异大的样本,采用加权平均的方法,以更准确地反映模型整体预测准确性。由于数据的特殊性,存在真实值或者预测值为 0 的情况,导致对数取值不存在、数学上无定义,本文采取加一个很小的正数(称为平滑值)的方法对其进行修正,能有效地避免错误并且不会对整体的评估造成显著影响。

2) 效应值合并<sup>[15]</sup>。使用 Stata18 软件对纳入模型样本进行 Meta 分析, $r$  及 Se 作为合并效应统计量。

3) 异质性分析<sup>[16]</sup>。为了评估研究间是否存在差异,判断是否适合将研究结果进行合并分析,确保最终结论的可信度和一致性。本文异质性检验的统计量选用  $I^2$ , $I^2$  指数描述由各个独立研究所致的变异占总变异的百分比,并非由抽样误差引起的异质性。 $I^2$  指数的计算公式为

$$Se = \sqrt{\frac{r(1-r)}{n}} \quad (4)$$

$$W_i = \frac{1}{Se (r_i)^2} \quad (5)$$

$$Q = \sum_{i=1}^k W_i (r_i - r)^2 \quad (6)$$

$$I^2 = \frac{Q - (K-1)}{Q} \times 100\% \quad (7)$$

式中,Se 为标准误差; $r_i$ 为单个独立研究的效应值; $r$ 为总合并效应值; $W_i$ 为每个独立研究的权重,是各个研究效应值的方差倒数; $n$ 为样本量; $K$ 为纳入 Meta 分析的研究个数。若  $I^2 \leq 25\%$ ,表示各研究之间不存在异质性;若  $25\% \leq I^2 \leq 50\%$ ,则各研究之间同质性较好,存在轻度异质性;若  $I^2 > 50\%$ ,则各研究之间存在显著的异质性,需要通过分组分析和敏感性分析等方法进行进一步研究。

4) 偏倚性分析。偏倚分析旨在识别这些可能存在的偏倚,评估研究结果的真实性和客观性,以确保最终结论的科学性和可靠性。本文使用漏斗图并结合 Egger 检验鉴定偏倚<sup>[17]</sup>。

5) 敏感性分析。本文使用逐一剔除法对纳入文献进行敏感性分析,通过反复进行 Meta 分析,每次排除一个研究来观察合并结果的变化,评估每个单独研究对整体结果的影响。

## 2 结果与分析

### 2.1 筛选结果

流程图描述了文献检索和筛选过程,见图1。

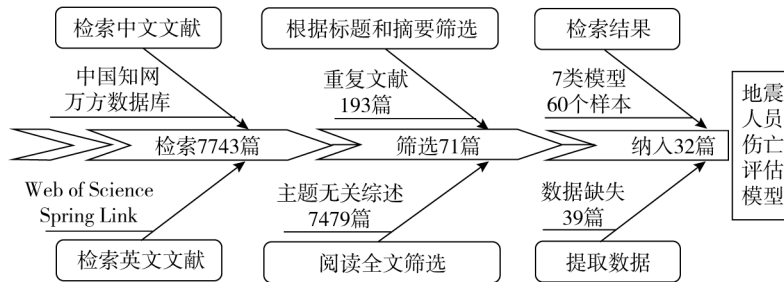


图1 文献筛选流程图

Fig. 1 Flowchart for literature screening

按照检索原则,初步检索有7743篇相关文献,根据标题和摘要排除重复文献193篇;阅读全文对保留的7550篇文献进行再次筛选,剔除不符合文献7479篇,保留文献71篇;提取数据过程中又剔除39篇文献,最终得到符合标准的文献32篇。有7类模型和60个独立模型样本纳入Meta分析。

### 2.2 文献数据

纳入的32篇文献的模型信息见表2。

表2 纳入文献信息

Table 2 Inclusion of literature information

作者(发表年份)	建模因子(数量)	模型类别	模型训练 样本量/个	模型预测 样本量/个
陈韶金(2024年) <sup>[18]</sup>	震级、震源深度、震中烈度、人口密度(7个)	神经网络模型	37	5
亓凤娇(2022年) <sup>[19]</sup>	震中烈度、震区面积、抗震设防烈度(3个)	回归模型	83	16
于晓虹(2022年) <sup>[20]</sup>	震级、震源深度、震中烈度、人口密度(7个)	对数模型	68	8
朱鹏宇(2022年) <sup>[21]</sup>	震源深度、震发时间、震区面积(8个)	神经网络模型	78	9
亓凤娇(2021年) <sup>[22]</sup>	震中烈度、烈度区面积、人口密度(3个)	对数模型、指数模型	64	5
亓凤娇(2021年) <sup>[23]</sup>	震中烈度、震区面积(3个)	对数模型、指数模型		11
张维佳(2021年) <sup>[24]</sup>	地震烈度、地震滑坡(2个)	指数模型	25	6
朱达邈(2021年) <sup>[25]</sup>	房屋破坏率、受灾人数(2个)	对数模型、指数模型、回归模型	156	20
景国勋(2020年) <sup>[26]</sup>	震级、震源深度、震中烈度(7个)	神经网络模型	27	5
王晨晖(2020年) <sup>[27]</sup>	震级、震源深度、震中烈度、震发时间(7个)	支持向量机模型	20	10
王晨晖(2019年) <sup>[28]</sup>	震级、震源深度、震中烈度、震发时间(7个)	支持向量机模型	27	5
刘立申(2019年) <sup>[29]</sup>	震级、震源深度、震中烈度(3个)	支持向量机模型	27	5
王羲(2018年) <sup>[30]</sup>	震发时间、烈度、人口分布、在室率(5个)	对数模型、指数模型、回归模型		16
张晓雪(2018年) <sup>[31]</sup>	震级、发震时间、震中烈度(4个)	回归模型	183	8
张莹(2017年) <sup>[32]</sup>	震中烈度、发震时间、人口密度(5个)	指数模型	109	5
周德红(2017年) <sup>[33]</sup>	震级、地震时间、震源深度、震中烈度(7个)	神经网络模型	27	5
石钰磊(2015年) <sup>[34]</sup>	震级、烈度、发生时间、人口密度(7个)	神经网络模型	24	6
任宁宁(2015年) <sup>[35]</sup>	震级、震中烈度、人口密度、设防水准(6个)	支持向量机模型	32	12
朱林(2015年) <sup>[36]</sup>	震级、震源深度、震中烈度、人口密度(7个)	神经网络模型	30	4
施伟华(2012年) <sup>[37]</sup>	震级、震发时间、人口密度、在室率(6个)	指数模型	55	12
刘金龙(2012年) <sup>[38]</sup>	震中烈度、震级、人口密度(3个)	指数模型	10	8
张洁(2011年) <sup>[39]</sup>	房屋倒塌率、人员密度、震发时间(4个)	回归模型	6	7
王海霞(2007年) <sup>[40]</sup>	震级、震源深度、震中烈度、人口密度(7个)	神经网络模型	32	5
马玉宏(2000年) <sup>[6]</sup>	房屋倒塌率、人口密度、震发时间(4个)	对数模型	3	3
LI Boyi(2021年) <sup>[41]</sup>	震级、地震烈度、人口密度、GDP(5个)	支持向量机模型	22	8

续表

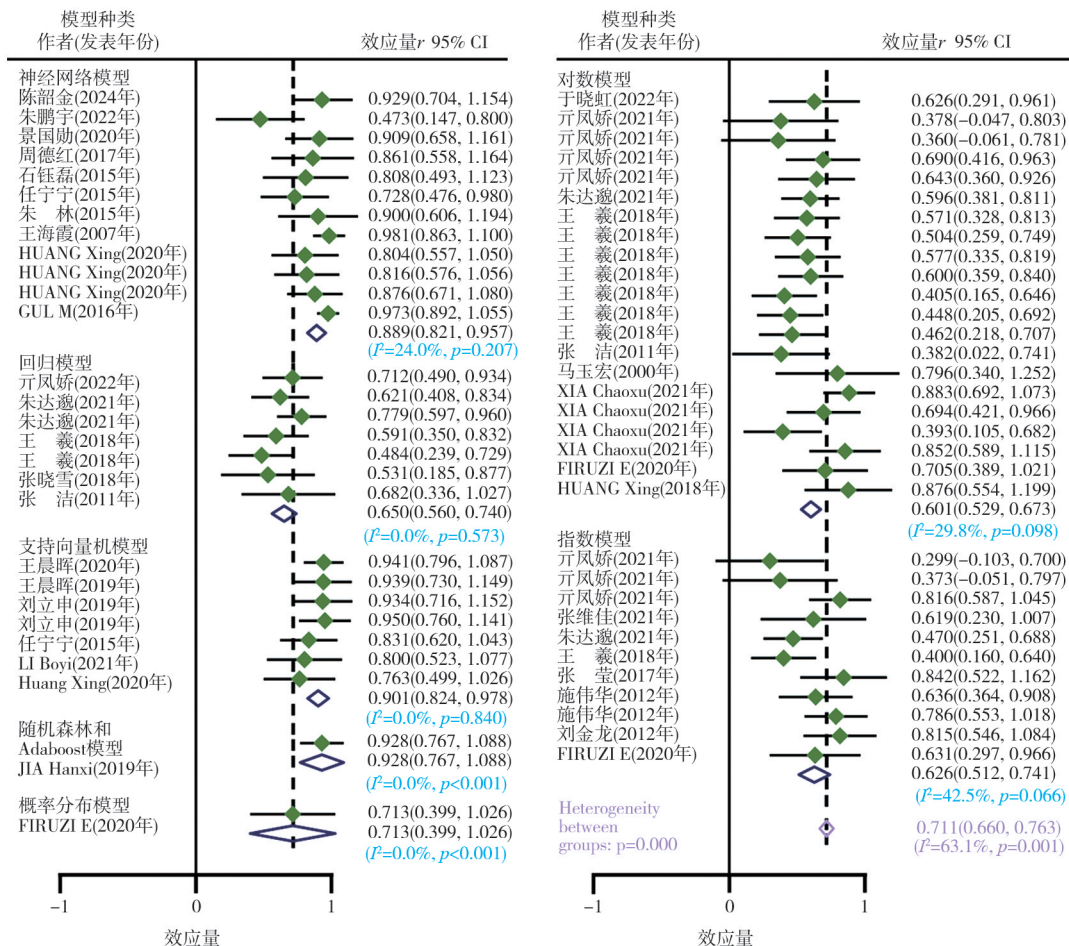
作者(发表年份)	建模因子(数量)	模型类别	模型训练样本量/个	模型预测样本量/个
XIA Chaoxu(2021年) <sup>[42]</sup>	震级、烈度、震发时间、人口密度(5个)	对数模型	121	11
HUANG Xing(2020年) <sup>[43]</sup>	震级、震中烈度、震发时间、人口密度(9个)	神经网络模型、支持向量机模型	74	10
XIA Chaoxu(2020年) <sup>[44]</sup>	地震烈度、建筑类型、建筑抗震等级(3个)	对数模型	61	7
FIRUZIErfan(2020年) <sup>[45]</sup>	震级、人口密度(2个)	对数、指数模型、概率分布模型	80	8
JIA Hanxi(2019年) <sup>[46]</sup>	震级、震源深度、震发时间、人口密度(4个)	随机森林模型、AdaBoost模型	289	10
HUANG Xing(2018年) <sup>[47]</sup>	震级、震中烈度、震发时间、人口密度(5个)	对数模型	80	4
GUL Muhammet(2016年) <sup>[48]</sup>	震级、人口密度(2个)	神经网络模型	21	15

研究主要集中在 2015—2023 年,其中中文文献 24 篇,英文文献 8 篇。在纳入的研究中,主要将震级、烈度或者房屋破坏率作为主要参数,再与震源深度、震发时间和人口密度等参数结合建立模型。由于部分研究采用了模型对比研究方法,所使用的模型已通过训练验证,因此未能提供准确的训练样本数量。在数据提取过程中,研究只要对模型进行了预测且符合纳入标准,就将每一项研究中涉及的模型提取为一次独立的预测样本。共提取了 60 个模型样本,其中包括对数模型 21 个、神经网络模型 12 个、指数模型 11 个、支持向量机模型 7 个、回归模型 7 个,以及随机森林和 AdaBoost 模型各 1 个。模型的预测样本量最多为 20 个,最少为 3 个。

2.3 数据分析

2.3.1 Meta 分析

将本文纳入 32 篇文献的 60 个预测模型样本采用随机效应模型进行 Meta 分析,森林图见图 2。



注:短横线为 95%的置信区间;绿色菱形为单个研究效应值;深蓝色空心菱形为各组合并效应值,其宽度表示 95%的置信区间;紫色空心菱形为总体合并效应值。

图 2 地震人员伤亡评估模型森林图

Fig. 2 Forest diagram of earthquake casualty estimation models

由图2可知,所有模型合并效应值为0.711,95%的置信区间为(0.660,0.763),表示所有地震人员伤亡评估模型的平均效果。总异质性 $I^2$ 指数为63.1%,且 $p < 0.001$ ,表明研究之间存在显著的异质性,即不同研究模型存在较大差异,可能是多种原因造成的。例如,不同研究采用了不同的模型类型或选取了不同的评估因子。因此,不能将合并效应值直接作为所有研究的统一代表,需要对不同的研究进行更深入的分析 and 探讨。

### 2.3.2 异质性分析

Meta分析通常采用总异质性来度量综合效应值的变异程度。当存在显著异质性时,就需要进行异质性分析。异质性分析能够对不同研究之间存在的差异进行评估,考量异质性对分析结果的影响,并探寻异质性的来源。本文从模型方法学差异以及模型指标因子差异进一步展开分析,见图2。依据不同模型方法进行分组,将森林图中各组合并效应值以及95%的置信区间整理,见表3。

表3 分组合并结果

Table 3 Grouping and merging results

模型类别	$I^2$ /%	效应值	95%CI	P值
神经网络模型	24.0	0.889	(0.821,0.957)	0.207
回归模型	0.0	0.650	(0.560,0.740)	0.573
对数模型	29.8	0.601	(0.529,0.673)	0.098
指数模型	42.5	0.626	(0.512,0.741)	0.066
支持向量机模型	0.0	0.901	(0.824,0.978)	0.840
概率分布模型	0.0	0.713	(0.399,1.026)	0.000
随机森林和 AdaBoost 模型	0.0	0.928	(0.399,1.026)	0.000
总体	63.1	0.711	(0.660,0.763)	0.000

由表3可知,概率分布模型、随机森林和 AdaBoost 模型合并后 $I^2 = 0\%$ 且 $p < 0.001$ ,即无异质性,主要原因是各模型都只有一项研究且预测效果较好,不受其他因素影响。然而,其95%的置信区间均出现大于1的边界值,主要是由于“率”的Meta分析稳定性不同于2个研究组,是研究数量少所导致的偏差,这并不意味着结果无效或无意义。

神经网络模型和支持向量机模型共19项研究,合并效应值基本比整体合并效应值高,95%的置信区间范围均匀且窄,表现出机器学习方法在不同领域优异的预测性能。神经网络模型研究中一项研究朱鹏宇<sup>[21]</sup>效应值低于整体合并效应值0.711,是因为这项研究预测评估了2008年的8.0级汶川地震和2010年的7.1级玉树地震。汶川地震和玉树地震是2次具有极高破坏性的地震事件,其地震机制和影响因素非常复杂,研究过程没有充分考虑影响因素导致预测效果不佳。神经网络模型研究合并结果 $I^2 = 24\%$ ,而 $p$ 值为0.207,可以推断出,虽然研究间存在一定程度的异质性,但在统计学上不显著,即这种异质性可能是由于随机误差或其他因素引起的,而非真正研究间差异所致。支持向量机模型效应值 $I^2 = 0\%$ ,但 $p$ 值较高,因此不能排除研究间异质性是由随机因素引起的可能性。这组包含了7项研究,其模型训练样本都在20以上,最多为74,预测样本在5~12之间。由于组内研究方法和研究数据结构相似,可以推断研究间的异质性可能是由随机因素引起的。

在7项线性回归模型研究中,只有一项研究朱达邈<sup>[25]</sup>效应值高于整体效应值,原因是这项研究选取了8个指标因子,其余研究模型均略低于整体合并结果,预测效果一般,该组 $I^2 = 0\%$ 且 $p$ 值为0.573,说明异质性可能是由随机误差或其他因素引起的。

对数和指数模型效应值不稳定,这是因为2组中多数文献为模型对比,即在同结构数据下比较其他模型与作者所建模型的预测性能,因此, $I^2$ 不为0%但 $p$ 值大,表明异质性非真实的效应差异。两组研究95%的置信区间范围宽且有4个模型出现了小于0的情况,与神经网络模型中的异常值相同,都是因为该研究涉及汶川地震和玉树地震,没有充分考虑震例的特殊因素导致预测效果不佳。

通过方法学分组分析,子组研究间无显著的异质性,而整体表现出较高的异质性,这表明各组研究间方法学差异对整体结果产生了影响。接着,考虑模型选取不同的指标因子是否会导致整体结果的异质性增加。纳入模型所选取因子的堆叠柱状图见图3,其显示不同模型在各个因子上的累积影响,每个柱代表一个影响因子,每个模型对应柱子上的一个部分,不同颜色表示不同的模型。

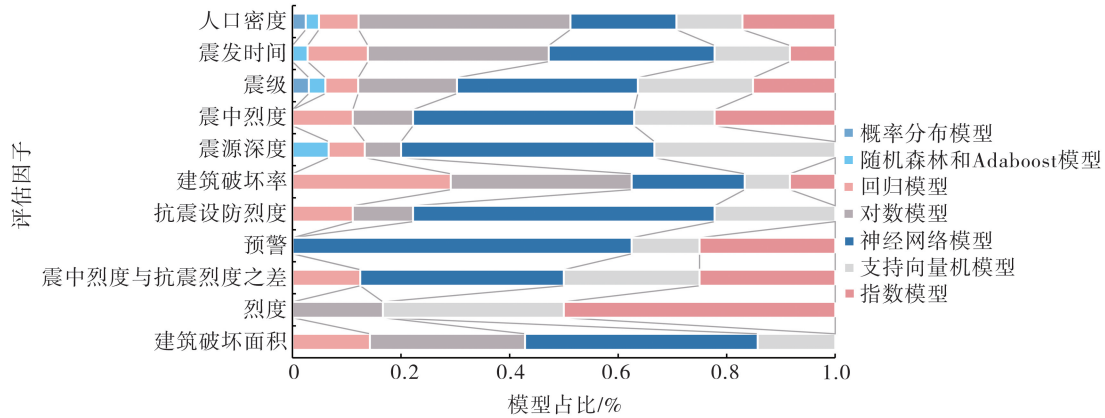


图 3 地震人员伤亡评估模型因子堆叠图

Fig. 3 Stacking diagram of factors in the earthquake casualty estimation models

从本文纳入的 60 个模型样本中只列出选取次数在 6 次以上的因子,且从上往下频率依次递减。由图 3 可知,所有模型都选择了人口密度因子;支持向量机模型没有选取建筑破坏率因子;神经网络模型没有选取建筑破坏率和烈度;回归模型选取建筑破坏率因子频次最大。虽然各模型选取因子不同,但基本选取了人口密度、震发时间、震级、震中烈度和震源深度 5 个主要的地震参数,在此基础上随着影响因子的增加,模型预测性能均呈现出正相关趋势,即影响因子的增多会使模型的预测效果更好。因此,影响因子选取差异不会导致整体结果的异质性增加。

2.3.3 偏倚性分析

通过绘制漏斗图对纳入研究的偏倚风险和适用性进行分析,见图 4。

图 4 中点为纳入的研究,横坐标为效应量,纵坐标为标准误差值(纵坐标为逆向),斜虚线为 95%的置信区间,竖直线为合并的效应值。理想状态下,各个研究应该均匀对称分布在竖直线两侧,在斜线内部,呈倒置的漏斗状。漏斗图中数据存在略微不对称,再结合 Egger 检验进一步分析图 4 的对称性,结果  $p$  值小于 0.05,说明纳入研究可能存在发表偏倚。则需通过漏斗图剪补法,发现缺失的研究分布位置,从而分析漏斗图不对称是由发表偏倚或其他原因引起。

通过剪补法修正后的漏斗图见图 5。在已有的 60 个研究的基础上,通过剪补法补充了 23 个研究(图中空心圈点),有 20 个缺失的研究分布在无统计学显著性区域(95%的置信区间外),有 3 个缺失的研究分布在有统计学显著性区域,因此传统漏斗图(图 4)不对称的原因除了发表偏倚,小样本研究、研究间异质性大等也是潜在的影响因素。由于补充的这些研究主要集中在图右侧,导致研究合并效应值为 0.844,95%的置信区间向右移动为(0.784,0.904)。因此,对于 Meta 分析的结果需要进一步进行准确性和稳健性评估。

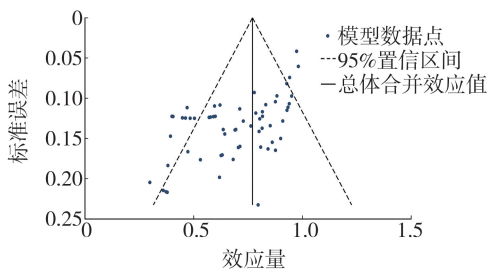


图 4 地震人员伤亡评估模型研究的偏倚性分析漏斗图

Fig. 4 Funnel plot of bias analysis in the study of earthquake casualty estimation models

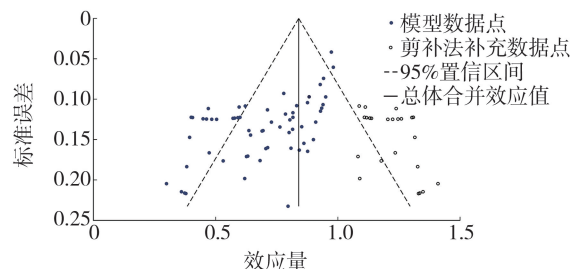


图 5 地震人员伤亡评估模型研究的偏倚性分析剪补漏斗图

Fig. 5 Funnel plot for bias analysis in the study of earthquake casualty estimation models

2.3.4 敏感性分析

逐一剔除文献进行敏感性分析,判断 Meta 分析结果是否具有稳健性,结果见图 6。

图 6 中每行表示移除一项模型预测样本后剩余样本的 Meta 合并效应值,即第 1 行表示如果不纳入“陈韶金(2024)”这项样本数据,空心圈所表示的值是余下 59 项模型预测样本合并效应值,虚线区间表示此时 95%的置信区间,文献剔除顺序与表 2 文献样本顺序一致。分析得出,各个合并效应值均在 0.71 左右,并没

有发生非常明显的改变,对应95%的置信区间也没有显著偏离,文献没有对Meta分析的结果造成较大干扰,意味着本文纳入的模型预测样本通过敏感性检验,合并效应结果具有良好的稳健性,也意味着偏倚不会对合并结果产生影响。通过剪补法得到的漏斗图只是补充了可能未被纳入的研究,没有对整体合并产生稳健性影响。

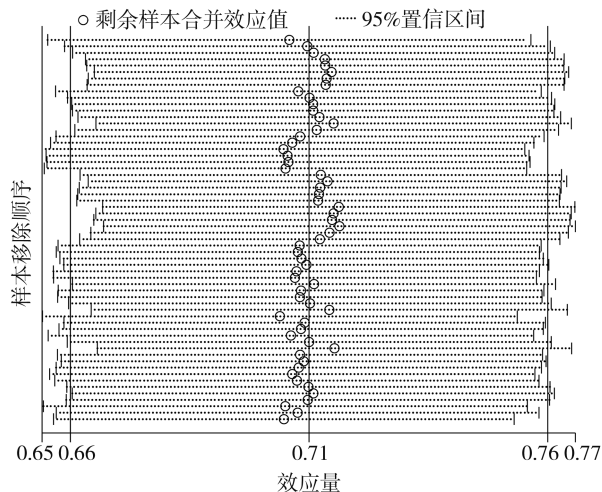


图6 地震人员伤亡评估模型研究的敏感性分析图

Fig. 6 Sensitivity analysis of earthquake casualty estimation models

### 3 结论与讨论

#### 3.1 结论

本文采用Meta分析方法,综合了32篇样本文献,并从中提取了60个独立模型样本,对地震人员伤亡评估模型的预测性能进行了定量分析和比较,得到如下结论:

1) 整体而言,地震人员伤亡预测模型整体评估效果合理、模型性能良好,能够支撑实际地震应急响应需求。但涉及较大震级或特殊震例时,评估结果误差较大,需要考虑特定因素。

2) 在各种模型中,神经网络和支持向量机模型表现最佳,其合并效应值分别为0.889、0.901,95%的置信区间分别为(0.821,0.957)和(0.824,0.978)。这两类机器学习模型能够有效处理各种复杂因素之间的相关性,训练出误差较小、精度较高的综合模型。

3) 对数模型和指数模型的合并效应值分别为0.601、0.626,95%的置信区间分别为(0.529,0.673)和(0.512,0.741)。这两类模型已被学者多次运用,例如刘金龙指数模型和马玉宏对数模型等,多次被引入进行模型对比分析。由于这些模型是基于主要地震参数建立的经验评估模型,参数较少且使用方便。

4) 回归模型的预测效果相对稳定,但精度低且应用较少,综合模拟效果一般。可以考虑将其作为修正模型,并与其他模型建立混合模型以提升性能。回归模型的合并效应值为0.650,置信区间为(0.560,0.740)。

5) 各类模型均选择主要地震参数作为模型因子,模型子组内无显著异质性,研究间整体表现出的高异质性主要来源于方法学差异和随机误差。

6) 纳入研究存在明显的发表偏倚,但通过敏感性检验,说明Meta分析结果相对稳定,并且不受单个研究或方法选择的显著影响。需要注意的是,本文只纳入了部分数据库的研究,可能存在未被纳入的研究结果,这可能会对Meta分析的结果产生一定程度的影响。

#### 3.2 讨论与展望

在地震人员伤亡评估领域,各种模型的发现为应急救援工作提供了重要支持和指导。但是,在上述整理和分析的基础上,还需要进一步优化以下几个方面:

1) 构建完整数据库。目前,模型评估的地区分布存在局限,且历史震例数据有限,无法充分训练模型。因此,需要搜集全球范围内的历史震例数据,建立一个相对完整的数据库,以突破地域限制,扩大评估范围。

2) 增强报告透明度。由于研究方法和报告透明度存在差异,Meta分析无法更深层次地分析研究间的异质性和发表偏倚。因此,未来需要严格要求和增强报告的透明度。

3)加强灾害关联性研究。除了考虑地震带来的影响,还需要研究各个系统之间的相关性,以更好地认识灾害的发生和动态演变过程,进而更准确地评估灾害人员伤亡。

总之,地震灾害无法避免。根据历史震例,需要不断整合和完善数据库,并改进评估方法,优化评估模型,以提高其准确性和实用性,为各级政府和应急管理部门提供更好应急救援技术支持。此外,进行灾害关联系统研究和跨学科研究合作也至关重要。只有通过共同努力,才能更好地应对灾害,保障人民生命财产安全。

## 参考文献:

- [1] 朱林,冯蔚,钱庚. 2022 年全球地震灾害概要[J]. 地震科学进展, 2023, 53(8): 351-359.  
ZHU Lin, FENG Wei, QIAN Geng. Overview of worldwide earthquake disasters in 2022[J]. Progress in Earthquake Sciences, 2023, 53(8): 351-359. (in Chinese)
- [2] HUANG R Q, LI W L. Post-earthquake landsliding and long-term impacts in the Wenchuan earthquake area, China[J]. Engineering Geology, 2014, 182: 111-120.
- [3] 周中红,何少林,陈文凯. 震害快速评估中基于 GM(1, 1) 模型的人口预测[J]. 西北地震学报, 2009, 31(1): 71-74.  
ZHOU Zhonghong, HE Shaolin, CHEN Wenkai. Application of GM(1, 1) model for population forecasting in fast assessment of earthquake disaster[J]. Northwestern Seismological Journal, 2009, 31(1): 71-74. (in Chinese)
- [4] 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.  
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. (in Chinese)
- [5] 聂高众,高建国,马宗晋,等. 中国未来 10~15 年地震灾害的风险评估[J]. 自然灾害学报, 2002, 11(1): 68-73.  
NIE Gaozhong, GAO Jianguo, MA Zongjin, et al. On the risk of earthquake disaster in China in the coming 10~15 years[J]. Journal of Natural Disasters, 2002, 11(1): 68-73. (in Chinese)
- [6] 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 Dynamics, 2000, 20(4): 140-147. (in Chinese)
- [7] 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 Dynamics, 2005, 25(6): 113-117. (in Chinese)
- [8] 吴将丰,王海霞. 基于 AMOS 的地震人员伤亡影响因素分析[J]. 地震工程与工程振动, 2013, 33(2): 221-228.  
WU Jiangfeng, WANG Haixia. The factor analysis of earthquake casualties based on AMOS[J]. Journal of Earthquake Engineering and Engineering Dynamics, 2013, 33(2): 221-228. (in Chinese)
- [9] 闫佳琦,陈相兆,孙柏涛. 地震人员伤亡评估方法及损失评估系统综述[J]. 工程力学, 2021, 38(12): 1-16.  
YAN Jiaqi, CHEN Xiangzhao, SUN Baitao. Review of estimation methods and systems used to predict earthquake casualties[J]. Engineering Mechanics, 2021, 38(12): 1-16. (in Chinese)
- [10] 张文路,蒋欢军. 地震人员伤亡评估方法与模型研究综述[J]. 结构工程师, 2016, 32(3): 181-191.  
ZHANG Wenlu, JIANG Huanjun. A review of methods and models on seismic casualty estimation[J]. Structural Engineers, 2016, 32(3): 181-191. (in Chinese)
- [11] 赵煜,李婷. 震后损失快速评估研究综述[J]. 防灾科技学院学报, 2022, 24(3): 28-35.  
ZHAO Yu, LI Ting. A review of the rapid assessment of post-earthquake losses[J]. Journal of Institute of Disaster Prevention, 2022, 24(3): 28-35. (in Chinese)
- [12] 余世舟,慕安冬. 浅谈地震损失评估方法研究[J]. 地震工程与工程振动, 2017, 37(3): 144-151.  
YU Shizhou, MU Andong. Preliminary discussion on the earthquake loss assessment method[J]. Earthquake Engineering and Engineering Dynamics, 2017, 37(3): 144-151. (in Chinese)
- [13] 郑凤英,彭少麟. Meta 分析中几种常用效应值的介绍[J]. 生态科学, 2001, 20(增刊 1): 81-84.  
ZHENG Fengying, PENG Shaolin. Introduction to commonly used effect sizes in meta-analysis[J]. Ecological Science, 2001, 20(Sup. 1): 81-84. (in Chinese)
- [14] 郭明,李新. Meta 分析及其在生态环境领域研究中的应用[J]. 中国沙漠, 2009, 29(5): 911-919.  
GUO Ming, LI Xin. Meta-analysis: A new quantitative research approach in eco-environmental sciences[J]. Journal of Desert Research, 2009, 29(5): 911-919. (in Chinese)
- [15] 张天嵩. 传统 meta 分析统计模型的合理使用[J]. 中国医院统计, 2023, 30(4): 299-303, 308.  
ZHANG Tiansong. Rational use of statistical models for traditional meta-analysis[J]. Chinese Journal of Hospital Statistics, 2023, 30(4): 299-303, 308. (in Chinese)
- [16] 张天嵩,刘江波,钟文昭. Stata 在探索异质性来源—Meta 回归分析中的应用[J]. 循证医学, 2009, 9(1): 48-50.  
ZHANG Tiansong, LIU Jiangbo, ZHONG Wenzhao. Application of stata in exploring sources of heterogeneity: Meta-regression analysis[J]. The

- Journal of Evidence-Based Medicine, 2009, 9(1): 48-50. (in Chinese)
- [17] 张天嵩. 传统 Meta 分析中漏斗图的合理使用[J]. 中国医院统计, 2023, 30(4): 304-308.  
ZHANG Tiansong. Appropriate use of funnel plots for traditional Meta-analysis[J]. Chinese Journal of Hospital Statistics, 2023, 30(4): 304-308. (in Chinese)
- [18] 陈韶金, 刘子维, 周浩, 等. 基于 PCA-PSO-ELM 模型预测地震死亡人数研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2024, 44(1): 105-110.  
CHEN Shaojin, LIU Ziwei, ZHOU Hao, et al. Research on prediction of earthquake death toll based on PCA-PSO-ELM model[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2024, 44(1): 105-110. (in Chinese)
- [19] 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. (in Chinese)
- [20] 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. (in Chinese)
- [21] 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. (in Chinese)
- [22] 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. (in Chinese)
- [23] 亓凤娇, 苏鹤军, 陈文凯, 等. 地震灾害人员死亡评估模型对比——以甘肃省中强震为例[J]. 华北地震科学, 2021, 39(1): 9-16, 22.  
QI Fengjiao, SU Hejun, CHEN Wenkai, et al. Comparison of evaluation models of casualties in earthquake disaster: Taking moderate and strong earthquakes in Gansu Province as examples[J]. North China Earthquake Sciences, 2021, 39(1): 9-16, 22. (in Chinese)
- [24] 张维佳, 杨天青, 白仙富, 等. 基于地区差异性修正因素的川滇地区地震人员伤亡动态评估方法研究[J]. 中国地震, 2021, 37(1): 197-205.  
ZHANG Weijia, YANG Tianqing, BAI Xianfu, et al. Dynamic assessment method of earthquake casualties in consideration of regional difference between Sichuan and Yunnan Provinces[J]. Earthquake Research in China, 2021, 37(1): 197-205. (in Chinese)
- [25] 朱达邈, 王东明. 基于全国建筑抗震能力指数修正的地震人员死亡预测模型研究[J]. 自然灾害学报, 2021, 30(6): 51-60.  
ZHU Damiao, WANG Dongming. The study of earthquake deaths forecasting model based on the earthquake resistance index of the whole country[J]. Journal of Natural Disasters, 2021, 30(6): 51-60. (in Chinese)
- [26] 景国勋, 邢丽华, 邓奇根. 基于 PCA-ELM 的地震死亡人数评估[J]. 安全与环境学报, 2020, 20(2): 617-623.  
JING Guoxun, XING Lihua, DENG Qigen. Evaluation of the earthquake death toll based on the PCA-ELM analysis[J]. Journal of Safety and Environment, 2020, 20(2): 617-623. (in Chinese)
- [27] 王晨晖, 刘立申, 任佳, 等. 主成分分析法和遗传算法优化的支持向量机模型在地震伤亡人数预测中的应用[J]. 地震, 2020, 40(3): 142-152.  
WANG Chenhui, LIU Lishen, REN Jia, et al. Application of support vector machine model optimized by principal component analysis and genetic algorithm in the prediction of earthquake casualties[J]. Earthquake, 2020, 40(3): 142-152. (in Chinese)
- [28] 王晨晖, 袁颖, 刘立申, 等. 基于 PCA-GSM-SVM 的地震伤亡人数预测[J]. 华北地震科学, 2019, 37(3): 25-30.  
WANG Chenhui, YUAN Ying, LIU Lishen, et al. Earthquake casualties prediction based on PCA-GSM-SVM[J]. North China Earthquake Sciences, 2019, 37(3): 25-30. (in Chinese)
- [29] 刘立申, 王晨晖, 王利兵, 等. 基于 PCA-PSO-SVM 的地震死亡人数预测模型研究[J]. 地震地磁观测与研究, 2019, 40(5): 41-47.  
LIU Lishen, WANG Chenhui, WANG Libing, et al. Earthquake casualties prediction model based on PCA-PSO-SVM[J]. Seismological and Geomagnetic Observation and Research, 2019, 40(5): 41-47. (in Chinese)
- [30] 王曦, 周洪建, 张弛. 地震灾害死亡人口快速评估方法对比研究[J]. 地理科学, 2018, 38(2): 314-320.  
WANG Xi, ZHOU Hongjian, ZHANG Chi. Comparison analysis of rapid assessment methodology of mortality due to earthquake disaster[J]. Scientia Geographica Sinica, 2018, 38(2): 314-320. (in Chinese)
- [31] 张晓雪, 赵晗萍, 王方萍, 等. 基于情景分析的地震人员死亡快速评估[J]. 灾害学, 2018, 33(4): 197-203.  
ZHANG Xiaoxue, ZHAO Hanping, WANG Fangping, et al. Rapid assessment of seismic fatality based on scenario analysis[J]. Journal of Catastrophology, 2018, 33(4): 197-203. (in Chinese)
- [32] 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. (in Chinese)
- [33] 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. (in Chinese)

- [34] 石钰磊,贾斌,董立峰,等.基于改进型RBF神经网络震灾伤亡人数预测[J].军事交通学院学报,2015(3):91-95.  
SHI Yulei, JIA Bin, DONG Lifeng, et al. Prediction model of earthquake casualty based on the improved RBF neural network[J]. Journal of Military Transportation University, 2015(3): 91-95. (in Chinese)
- [35] 任宁宁,王俊杰.基于RS与PSO-LSSVR的地震伤亡人数预测[J].地震工程与工程振动,2015,35(6):226-231.  
REN Ningning, WANG Junjie. Earthquake casualties prediction based on RS and PSO-LSSVR model[J]. Earthquake Engineering and Engineering Dynamics, 2015, 35(6): 226-231. (in Chinese)
- [36] 朱林,姜立新,杨天青.BP神经网络模型在地震应急人员伤亡评估中的应用[J].自然灾害学报,2015,24(6):33-41.  
ZHU Lin, JIANG Lixin, YANG Tianqing. Application of BP neural network model to earthquake emergency casualty assessment[J]. Journal of Natural Disasters, 2015, 24(6): 33-41. (in Chinese)
- [37] 施伟华,陈坤华,谢英情,等.云南地震灾害人员伤亡预测方法研究[J].地震研究,2012,35(3):387-392.  
SHI Weihua, CHEN Kunhua, XIE Yingqing, et al. Prediction method research on casualties due to earthquake disaster in Yunnan[J]. Journal of Seismological Research, 2012, 35(3): 387-392. (in Chinese)
- [38] 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. (in Chinese)
- [39] 张洁,高惠琰,刘琦.基于汶川地震的地震人员伤亡预测模型研究[J].中国安全科学学报,2011,21(3):59-64.  
ZHANG Jie, GAO Huiying, LIU Qi. Study on earthquake casualty forecasting model based on Wenchuan earthquake[J]. China Safety Science Journal, 2011, 21(3): 59-64. (in Chinese)
- [40] 王海霞,周晓山.预测人员震害损失的神经网络模型[J].世界地震工程,2007,23(4):194-198.  
WANG Haixia, ZHOU Xiaoshan. Artificial neural net (ANN) model for predicting life casualties in earthquakes[J]. World Earthquake Engineering, 2007, 23(4): 194-198. (in Chinese)
- [41] LI B Y, GONG A D, ZENG T T, et al. A zoning earthquake casualty prediction model based on machine learning[J]. Remote Sensing, 2022, 14(1): 30.
- [42] 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.
- [43] XING H, SONG J Y, JIN H D. The casualty prediction of earthquake disaster based on Extreme Learning Machine method[J]. Natural Hazards, 2020, 102(3): 873-886.
- [44] 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.
- [45] FIRUZI E, AMINI HOSSEINI K, ANSARI A, et al. An empirical model for fatality estimation of earthquakes in Iran[J]. Natural Hazards, 2020, 103(1): 231-250.
- [46] JIA H X, LIN J Q, LIU J L. An earthquake fatalities assessment method based on feature importance with deep learning and random forest models[J]. Sustainability, 2019, 11(10): 2727.
- [47] HUANG X, JIN H D. An earthquake casualty prediction model based on modified partial Gaussian curve[J]. Natural Hazards, 2018, 94(3): 999-1021.
- [48] GUL M, GÜNERI A F. An artificial neural network-based earthquake casualty estimation model for Istanbul city[J]. Natural Hazards, 2016, 84(3): 2163-2178.