

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20230417004

基于网络灾情数据融合的震后建筑物倒塌快速评估*

闫泽正¹, 赵晗萍^{2,3}, 梁瑾璠^{2,3}, 朱雷¹, 刘宇翔¹

(1. 航天科工海鹰集团有限公司, 北京 100070; 2. 北京师范大学环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 北京 100875; 3. 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875)

摘要: 网络灾情数据为震后损失快速评估提供了全新的视角, 而网络灾情数据语义上的模糊性和内容上的冲突性严重制约了其在应急评估中的应用。为解决其模糊性与冲突性, 充分挖掘其价值, 构建了基于网络灾情数据融合的建筑物倒塌快速评估模型。首先, 在网络灾情数据核心词汇提取的基础上, 基于云模型理论, 结合蒙特卡洛模拟思想, 对网络灾情数据的模糊性进行量化; 其次, 通过网络灾情数据的可信度和模糊性度量, 对冲突数据进行修正; 然后, 基于D-S证据理论, 融合修正后的数据, 获取建筑物倒塌率评估结果; 最后, 利用漾濞5.21 M_s6.4地震后15 h、玛多5.22 M_s7.4地震和芦山4.20 M_s7.0地震后12 h内的网络灾情数据, 验证该模型的有效性。案例研究表明, 评估结果与实际损失相吻合, 该模型可为震后建筑物倒塌快速评估提供辅助支持。

关键词: 网络灾情数据; 建筑物倒塌; 数据融合; 地震灾害

中图分类号: P954; X43 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2024)01-0012-16

Rapid Assessment of Post-earthquake Building Collapse Using Web-based Disaster Data Fusion

YAN Zezheng¹, ZHAO Hanping^{2,3}, LIANG Jinfan^{2,3}, ZHU Lei¹, LIU Yuxiang¹

(1. Aerospace Science & Industry Haiying Group Co., Ltd., Beijing 100070, China;

2. Key Laboratory of Environmental Change and Natural Disaster of Ministry of Education, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

3. Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: Web-based disaster data provides a new perspective for the rapid assessment of post-earthquake damage. However, the semantic ambiguity and content conflict of web-based disaster data severely restrict its application in emergency assessment. To fully derive its value, a rapid building collapse assessment model based on the fusion of web-based disaster data is developed. First, on the basis of the kernel vocabulary extracted from web-based disaster data, the ambiguity of web-based disaster data is quantified using the cloud model theory and the Monte Carlo simulation idea. Secondly, conflict data is corrected by measuring the reliability and ambiguity of the web-based disaster data.

* 收稿日期: 2023-04-17; 修回日期: 2023-12-13

基金项目: 第二次青藏高原综合科学考察研究项目(2019QZKK0906)、中国科学院战略性先导科技专项(XDA2003020201)资助

作者简介: 闫泽正(1989—), 男, 工程师, 博士。主要从事自然灾害损失评估、灾害及灾害链、多源信息融合的研究。
E-mail: yanzezheng@satcloud.com.cn

通讯作者: 赵晗萍(1977—), 女, 教授, 博士。主要从事应急管理、自然灾害风险分析的研究。
E-mail: zhaohanping@bnu.edu.cn

Thirdly, based on the D-S evidence theory, the modified conflict data is fused to obtain the assessment results of the building collapse rate. Finally, the effectiveness of the model was verified using network disaster data within 15 hours after the Yangbi M_s 6.4 earthquake and 12 hours after the Maduo M_s 7.4 earthquake and the Lushan M_s 7.0 earthquake. The study results show that the assessment results are consistent with actual losses in the three earthquakes, which can provide auxiliary support for rapid assessment of post-earthquake building collapse.

Keywords: web-based disaster data; building collapse; data fusion; earthquake disaster

0 引言

震后建筑物倒塌和人员伤亡程度影响应急响应级别,然而在地震初期,灾情信息时常匮乏,快速获取合理的损失评估结果一直是应急阶段灾评工作的难点。国内外学者对此进行了大量研究,并提出了多种损失评估方法。

目前震后建筑物倒塌评估方法主要可分为四

类:(1)现场调查法。震后应急部门派遣工作人员对灾区房屋建筑破坏情况进行抽样调查;(2)基于建筑物易损性清单法。通过对不同建筑物抗震性能差异性分析,建立地震动与建筑物破坏关系;(3)基于遥感影像评估法。通过影像提取灾区建筑物破坏信息;(4)其它评估方法。例如,基于地震动参数的建筑物震害模拟^[1];基于机器学习的建筑物破坏状态评估^[2]。四类评估方法的相关文献见表1。

表1 震后建筑物倒塌评估方法

Table 1 The assessment methods of post-earthquake building collapse

类别	评估方法	文献来源
现场调查法	记录不同类型建筑物的破坏程度,并对现场进行图片信息采集,进而统计各类型建筑物不同破坏程度的损失比	[3-5]
建筑物易损性清单法	基于历次地震房屋震害资料,利用统计方法得出不同结构类型在地震烈度 VI ~ IX 下的破坏比	[6]
	K.Jaiswal 等基于欧洲宏观地震量表,依据脆弱性指标量化建筑物倒塌脆弱性,并利用贝叶斯方法对全球不同建筑物类型的倒塌脆弱性进行更新	[7]
	陈波等基于建筑物易损性矩阵,结合烈度与地震动参数,采用最大似然估计方法得到不同地震动参数对应的房屋结构易损性曲线	[8]
基于遥感影像评估法	A. Vetrivel 等利用影像数据,基于视觉词袋模型提取损毁建筑物的影像特征	[9]
	面对多时相高分辨率遥感影响的噪音和建筑物阴影的干扰,D. Duarte 等和 F.H.Huang 等分别构建了基于神经网络和深度学习的建筑物破坏评估模型	[10-11]
其它	张灿等人基于模拟的地震烈度空间分布和建筑物结构类型、层高等信息,采用结构弹塑性时程分析方法对建筑物进行三维震害模拟	[1]
	H.D.Nguyen 等提出了基于机器学习的震后钢框架结构的建筑物破坏状态快速评估模型,并比较了朴素贝叶斯、决策树、随机森林等 8 个模型的评估效果	[2]

上述评估方法在震后建筑物损失评估中均发挥着重要作用,每种方法各有优势,如现场调查法可以提供准确的评估结果;建筑物易损性清单法可为中长期防灾减灾规划提供参考依据^[12-13];遥感影像评估法可以有效提供灾区现场损失数据;震害模拟法可保证应急的时间性;智能算法具有强大的计算能力,可综合考虑影响损失的各种相关因素。但在应急阶段,由于对评估结果既有时间上的要求又

有评估质量上的期待,而这些方法在这个两个维度上的研究各有侧重点,通常在某一方面具有一定的局限。现场调查法因耗时久,难以满足应急评估的时间要求;建筑物易损性清单法需要评估区域详细的建筑物设施清单,而建筑物基础信息可更新程度较差,影响评估结果的质量;遥感影像的质量受天气和分辨率的影响,且目视解译耗时费力,容易延误灾情信息获取的时间,而自动解译虽然快速省

时,但解译的精度不高,并且自动解译处在探索阶段,相关方法还不成熟^[14]。建筑物震害模拟中参数的设定不具有普适性,限制了该类方法的应用。智能算法的网络结构稳定性易受影响,样本训练过程中容易导致局部收敛。

在震后应急阶段人员死亡快速评估中一般采用经验统计模型,多数利用历史震例信息,如建立烈度、震级、发震时间、人口密度和GDP等指标与人员死亡之间的经验关系^[15-17]。然而在死亡因素研究中,建筑物破坏所造成的死亡数约占70%~80%,次生灾害约占20%~30%^[18]。因此,基于建筑物倒塌的人员死亡评估会得到相对合理的评估结果。但基于上述建筑物倒塌评估方法分析可知,常规评估方法难以在应急阶段获取合理的建筑物倒塌评估结果,这限制了基于建筑物破坏人员死亡评估方法的应用。综上所述,为快速获取合理的建筑物倒塌及人员死亡评估结果,寻求新的评估方法具有重要的研究意义。

随着数据爆炸式增长的“互联网+”时代的到来,网络媒体每时每刻都在产生大量数据。尤其是地震灾害发生后,网络媒体产生的数据会在短时间内进一步激增^[19],例如,在芦山4.20 M_s7.0地震中,震后2 min通过网络媒体传出了第一条灾情数据;在宜宾6.19 M_s6.0地震中,震后1 h之内,通过网络新闻媒体发出了100多条网络灾情数据。承载灾情

信息的网络媒体,为震后灾情数据的及时获取和灾害损失的快速评估提供了全新的视角。相关学者已经证实了网络灾情数据在灾害应对中的价值^[20-22],并且一些研究人员对其在地震灾害中的应用也进行了初步探讨。董曼等^[23]在对网络灾情数据分类的基础上,提出了震后网络灾情信息短文本编码的原则和方法;胡素平等^[24]将互联网上非结构化的灾情数据转化成结构化的灾情数据,并对地震烈度进行评判;T. Sakaki等^[25]在对Twitter事件实时交互特点研究的基础上,建立了地震预警系统;X.H.Li等^[26]利用在线Twitter数据,研究了海地震和日本地震震后公众在不同阶段的情绪反应模式;曹彦波等^[27]基于微博数据,分析了九寨沟7.0级地震在震前震后24 h内,震中附近200 km内的灾情时空特征。这些研究成果为基于网络灾情数据的震后损失评估提供了重要参考。

网络灾情数据内容丰富,其大量的灾情信息未充分挖掘,尤其是描述建筑物倒塌的信息未得到有效利用,这些信息可为震后建筑物损失评估提供素材。另外,不同来源的网络灾情数据在内容上具有冲突性,在语义表述上具有模糊性(表2),这严重影响了其在损失评估中的应用,而在现有的文献中又鲜有对其进行相关研究。因此,为充分发挥网络灾情数据的时间优势,克服其内容与语义上的不利影响,本文开展了基于网络灾情数据融合的震后

表2 地震灾害中网络灾情数据冲突模糊性示例

Table 2 Example of web-based disaster data conflict and ambiguity in earthquake disaster

地震	发布时间	数据来源	数据内容
4.20 M _s 7.0 芦山地震	2013.4.20 12:14	四川在线 (http://news.sina.com.cn/c/2013-04-20/120826887576.shtml)	芦山县清仁乡、龙门乡一带山区受灾非常严重,民房垮塌很多,并有人员伤亡
	2013.4.20 13:01	央视 (https://www.163.com/news/article/8STHFVHD0001124J.html)	从空中看龙门乡,有部分房屋倒塌,但大部分房屋受损情况不太严重
	2013.4.20 13:10	人民网 (http://news.sohu.com/20130420/n373376564.shtml)	震中龙门乡99%以上的房屋垮塌,卫生院、住院部停止工作,龙门乡停水停电
6.17 M _s 6.0 宜宾地震	2019.6.17 23:56	央视 (https://china.huanqiu.com/article/9CaKrnKkZhx)	长宁县双河镇不少农房出现裂缝,有房屋倒塌
	2019.6.18 03:13	新京报 (http://www.bjnews.com.cn/wevideo/2019/06/18/592394.html)	震中双河镇村民周先生称,地震震感十分强烈,有部分房屋发生倒塌
	2019.6.18 07:11	四川日报 (https://weibo.com/3167104922/HzqpLbk7a)	长宁县双河镇航拍看到,镇上部分建筑物有垮塌脱落

建筑物倒塌快速评估研究,通过网络灾情数据模糊量化,冲突数据修正,以及不同来源数据的融合,实现震后建筑物倒塌快速评估。将构建的评估模型应用到漾濞 5·21 M_s 6.4 地震、玛多 5·22 M_s 7.4 地震和芦山 4·20 M_s 7.0 地震中,以验证该方法的有效性。

1 数据来源与数据预处理

1.1 数据来源

移动互联网是网络灾情数据实时传播、及时获取的物理基础。2013 年移动互联网显现出全面增长的态势,这一年也被称为中国移动互联网元年。为便于获取网络灾情数据,结合震后所能获取的实际灾损结果,本文以漾濞地震、玛多地震为主,芦山地震为辅进行案例分析。漾濞地震和玛多地震发生后,分别以“漾濞地震”“云南漾濞”;“玛多县地震”“青海玛多”等为关键词在互联网上进行相关灾情数据搜索,截止到 2021 年 5 月 22 日 12 时 16 分,搜集网络灾情数据量分别为:漾濞地震 58 条、玛多地

震 69 条,两次地震的部分网络灾情数据见表 3 和表 4。在芦山地震中,分别以“芦山地震”“雅安地震”“4·20 四川地震”等为关键词在互联网上搜集震后 12 h 内的网络灾情数据,共搜集 617 条,其中有关震中龙门乡的网络灾情数据 48 条。鉴于目前只掌握龙门乡震后建筑物损失信息,故在芦山地震中以龙门乡为例进行模型验证。芦山地震龙门乡的部分网络灾情数据见表 2。

1.2 网络灾情数据预处理

在获取的网络数据中,含有大量对评估灾害损失无任何参考价值的无效数据,对这些数据直接进行删除。然后,在此基础上,对描述具体地理位置灾情信息的核心词汇进行提取。

1.2.1 网络灾情数据核心词汇提取

根据表 3 和表 4 可知,一条网络灾情数据通常含有几十到几百个文字,但往往只有几个词汇描述了灾害的损失情况。大长段的文字叙述降低了网络灾情数据的使用效率,通过人工判读方式对描述灾情的词汇进行提取,去除大量无关文字,保留的文字称为核心词汇。

表 3 漾濞地震部分网络灾情数据

Table 3 Partial web-based disaster data of the Yangbi earthquake

发布时间	信息来源	数据内容(部分)
2021.5.22 00:03	澎湃新闻 (https://www.sohu.com/a/467849940_260616?scm=0.0.0.0&.spm=smpc.subject.column-2.3.1621654885443CoTYpZh&._trans_=000014_bdss_dkamhg)	截止 5 月 21 日 23 时 30 分,震区 1 人死亡,6 人受伤,3 名被埋人员已被救出。截至 5 月 21 日 23 时,震区一货车司机被滚石砸死
2021.5.22 00:13	红星新闻 (https://www.sohu.com/a/467851107_116237?scm=0.0.0.0&.spm=smpc.subject.column-2.9.1621654885443CoTYpZh&._trans_=000014_bdss_dkamhg)	震中 20 公里范围内人口数约 7.7 万,50 公里范围内约 216 万,100 公里范围内约 522 万
2021.5.22 00:29	澎湃新闻 (https://mbd.baidu.com/newspage/data/landingsuper?third=baijiahao&baijiahao_id=1700386413289664342&.c_source=kunlun&.p=tk)	震中有房屋倒塌、掉瓦、开裂的现象。震区通讯、电力情况良好,出现因坍塌、滑坡造成交通中断的情况
2021.5.22 02:51	新华社 (https://mbd.baidu.com/newspage/data/landingsuper?third=baijiahao&baijiahao_id=1700395069228645427&.c_source=kunlun&.p=tk)	漾濞县 6·4 级地震已造成 20192 户、72317 人受灾,死伤 22 人,其中,轻伤 18 人、重伤 3 人、死亡 1 人
2021.5.22 06:55	央视新闻 (http://news.cctv.com/2021/05/22/ARTIhL2Mz2I2gUABnPNuZEM210522.shtml)	根据初步统计,截至 22 日 6 时,云南漾濞 6·4 级地震致死伤 30 人,其中漾濞县死亡 2 人,轻伤 23 人,重伤 3 人;永平县死亡 1 人;大理市轻伤 1 人

表4 玛多地震部分网络灾情数据

Table 4 Partial web-based disaster data of the Maduo earthquake

发布时间	信息来源	数据内容(部分)
	封面新闻	
2021.5.22 02:45	(https://mbd.baidu.com/newspage/data/landingsuper?third=baijiahao&baijiahao_id=1700394734847248333&c_source=kunlun&p_tk)	此次玛多县地震的震中应该是无人区或者是在草原上,离玛多县有38公里,距达日县153公里
	潇湘晨报	
2021.5.22 03:26	(https://mbd.baidu.com/newspage/data/landingsuper?third=baijiahao&baijiahao_id=1700401492137337447&c_source=kunlun&p_tk)	据果洛州地震局了解,玛多县城、花石峡镇、黄河乡震感强烈,有个别围墙倒塌,暂未收到人员伤亡情况报告
	新华社	
2021.5.22 10:40	(https://www.163.com/dy/article/GAJJFRH805346RC6.html)	江旁村大部分房屋受损,有程度不同的裂缝,20多户民房倒塌,暂无人员伤亡
	人民资讯	
2021.5.22 10:44	(https://mbd.baidu.com/newspage/data/landingsuper?third=baijiahao&baijiahao_id=1700424778890568389&c_source=kunlun&p_tk)	玛多县城房屋外墙部分脱落、轻微开裂,有5人轻伤,其他情况正在积极了解中
	封面新闻	
2021.5.22 11:36	(https://www.163.com/dy/article/GAJMNAQA0514D3UH.html)	青海启动重大地震灾害Ⅱ级应急响应。玛多县道路出现受损变形,隆起等情况

描述灾情的词汇可分为两类,一类是直接反映灾害损失的词汇,如漾濞地震中“震中有房屋倒塌、掉瓦”;另一类为间接反映灾害损失的词汇,间接反映的情况又可分为两种,其一是描述震感的词汇,如玛多地震中“黄河乡震感强烈,有个别围墙倒塌”。网络灾情数据中的震感信息可与《中国地震烈度表》(GB/T 17742-2020)^[28]和《地震现场工作第3部分:调查规范》(GB/T 18208.3-2011)^[3]中的烈度相匹配,从而推断相应烈度下灾害所造成的可能损失。其二是描述地震对社会产生影响的词汇,如漾濞地震中“震区通讯、电力情况良好”。如果电力通讯良好,便可推断灾区不会出现信息孤岛,并可暂时认为该点所造成的损失很小,在应急决策中可避免将应急资源过度地分配给该点。

对上述3种网络灾情数据进行核心词汇提取,提取的格式为:(1)灾害损失(直接)描述,(地理位置)+表述范围的词+描述对象+描述损失程度的词,如震中+有+房屋+倒塌;(2)震感描述,地理位置+(作用对象)+表征强度的词,如黄河乡+震感强烈;(3)社会影响,地理位置(或单位)+事件+表征影响程度的词,如当地网友+穿睡衣+跑出来躲避。两次地震分别提取的核心词汇:漾濞36条、玛多46条、芦山(龙门乡)26条。提取的部分数据

(示例)见表5、表6和表7。

1.2.2 网络灾情数据空间位置提取

网络灾情数据的优势之一便是含有地理位置信息,地理位置不仅为应急救援提供了明确的方向,而且有利于灾情评估单元的划定。基于上述梳理的核心词汇,以漾濞地震和玛多地震为例,对震中附近的地理位置进行提取,两次地震所涉及的主要地理位置见图1和图2所示的词云图。

基于上述提取的核心词汇可知,网络灾情数据的高效利用需解决以下两个问题:

(1) 网络灾情数据的定性模糊量化

网络灾情数据主要使用定性模糊词汇来描述灾害损失,例如“部分房屋倒塌”“有房屋倒塌”“个别围墙倒塌”。像“部分”“有”“个别”等模糊性词汇虽然为了解灾害损失提供了必要的信息,但难以从量上把握损失程度。因此,定性模糊词汇的量化是基于网络灾情数据度量灾害损失程度的关键。

(2) 不同来源网络灾情数据的融合

不同来源的网络灾情数据对灾情的描述并非一致,甚至存在冲突。例如,在玛多地震中,同时出现了内容不一致的网络媒体报道“震区有房屋倒塌”和“可能有少量房屋受损”。另外网络灾情数据

表5 漾濞地震网络灾情数据提取的部分核心词汇

Table 5 Partial kernel vocabularies extracted from web-based disaster data of the Yangbi earthquake

灾情数据描述类型	发布时间	信息来源	核心词汇
灾害损失(直接)描述	2021.5.21 22:53	澎湃新闻 (https://www.sohu.com/a/467844117_260616?scm=0.0.0.0&.spm=smpc.subject.column-1.4.1621654885443CoTYpZh&.trans_=000014_bdss_dkamhg)	震中附近部分房屋受损,大多数为墙壁震裂、瓦片震落,房屋墙体轻微拉裂、地板拉裂等情况
	2021.5.22 00:29	澎湃新闻 (https://mbd.baidu.com/newspage/data/landingsuper?third=baijiahao&.baijiahao_id=1700386413289664342&.c_source=kunlun&.p_tk)	震中有房屋倒塌
震感描述	2021.5.22 11:23	澎湃新闻 (https://www.sohu.com/a/467900912_260616?scm=0.0.0.0&.spm=smpc.subject.column-1.1.1621654885443CoTYpZh&.trans_=000014_bdss_dkamhg)	全州十二县市有明显震感
社会影响	2021.5.22 00:03	中国新闻网 https://www.sohu.com/a/467849940_260616?scm=0.0.0.0&.spm=smpc.subject.column-2.3.1621654885443CoTYpZh&.trans_=000014_bdss_dkamhg)	震中电力、通讯基本畅通
.....

表6 玛多地震网络灾情数据提取的部分核心词汇

Table 6 Partial kernel vocabularies extracted from web-based disaster data of the Maduo earthquake

灾情数据描述类型	发布时间	信息来源	核心词汇
灾害损失(直接)描述	2021.5.22 03:29	封面新闻 (https://www.163.com/news/article/GAIQRB5S0001899O.html)	玛多县城、花石峡镇、黄河乡震感强烈,有个别围墙倒塌
	2021.5.22 12:11	人民资讯 (https://baijiahao.baidu.com/s?id=1700430259612574289&.wfr=spider&.for=pc)	玛多县有部分群众房屋和畜棚受损
震感描述	2021.5.22 09:34	青海新闻网 (https://www.163.com/dy/article/GAJFMSQT05149KRV.html)	玛多县城河源小区楼房晃动得很厉害
社会影响	2021.5.22 09:34	青海新闻网 (https://www.163.com/dy/article/GAJFMSQT05149KRV.html)	玛多县城电力通信正常
.....

还具有片面、零散的特点,每条灾情数据都是从某种角度对灾害损失的一种主观描述,而不是灾害损失的完整表达,甚至有些个体在描述灾害损失时带有很强的主观色彩进而提供错误或虚假的信息。

因此,仅凭某条信息难以获取相对可信的评估结果,充分融合多条数据可以从整体上把握评估对象的损失程度。然而,如何合理地融合不同来源的网络灾情数据目前还处在探索中^[29]。

机实现, x 对于定性概念 C 的确定度 $\mu(x) \in [0, 1]$ 具有稳定的倾向随机性, 即 $\mu: U \rightarrow [0, 1], \forall x \in U, x \rightarrow \mu(x)$, 则 x 在论域 U 上的分布称为云, 每一个 x 称为一个云滴。云模型由三个参数来刻画, 即期望 Ex (Expected value)、熵 En (Entropy)、超熵 He (Hyper entropy), 参数的具体含义见文献[31]。云模型种类有很多, 例如正态云、三角云, 而正态云是自然科学中定性概念转化常用的期望曲线, 故本文采用正态云, 具体实现算法见表 8。

表 8 定性概念量化实现算法

Table 8 Quantitative implementation algorithm for qualitative concepts

输入: 正向云的三个数字特征 (Ex 、 En 、 He), 所需生成的云滴数目 m
输出: 云滴集合 (x_i, y_i)
Step1: 以 En 为期望, He^2 为方差, 生成一个正态分布的随机数 En_i 。 $En_i = \text{randn}(1) * He + En$, 其中 $\text{randn}(1)$ 是产生均值为 0、方差为 1 的正态分布随机数。
Step2: 以 Ex 为期望, En_i^2 为方差, 生成一个正态分布的随机数 x_i 。 $x_i = \text{randn}(1) * En_i + Ex$ 。
Step3: 计算隶属度 $y_i = \frac{(x_i - Ex)^2}{2(En_i)^2}$, 生成确定度为 y_i 的一个云滴 (x_i, y_i) 。
Step4: 重复步骤 Step1~Step3, 直到生成 $i = m$ 个云滴。

2.1.2 D-S 证据理论

D-S 证据理论是一种不确定性推理方法, 能够融合不同来源的多个数据, 并具有处理数据模糊性、冲突性的能力。该理论是概率论的扩展且不需要先验概率^[32]。在 D-S 证据理论中, 识别框架是基础, 基本概率分配函数是关键, 融合规则是核心, 其相关概念如下。

识别框架概念的定义: 某一问题或事件的所有可能结果或答案组成集合 Θ , 且集合中的元素彼此互斥, 称集合 Θ 为识别框架, 记为 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$, 其中 θ_i 是识别框架中的一个元素, 代表某一研究对象可能出现的一个结果。

识别框架 Θ 所有子集的集合构成了 Θ 的幂集, 当 Θ 中有 n 个元素时, 幂集的个数为 2^n 个, Θ 的幂集由 2^Θ 来表示, 见公式(1):

$$2^\Theta = \left\{ \begin{array}{l} \emptyset, \{\theta_1\}, \{\theta_2\}, \{\theta_3\}, \dots, \{\theta_n\}, \{\theta_1, \theta_2\}, \\ \{\theta_1, \theta_3\}, \{\theta_2, \theta_3\}, \dots, \Theta \end{array} \right\} \quad (1)$$

基本概率分配 (Basic probability assignment, BPA) 是证据理论中的不确定性测度, 类似于概率论中的概率, 它表示证据对识别框架 Θ 中不同元素的支持程度, 其定义: 在识别框架 Θ 上, 函数 m 是 Θ 幂集 2^Θ 上的一个映射, 即 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 且满足公式(2):

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{B \in 2^\Theta} m(B) = 1 \end{cases} \quad (2)$$

则称 $m(B)$ 为 B 在幂集 2^Θ 的 BPA, 也称基本可信函数、Mass 函数、基本置信指派。若 $m(B) > 0$, 则称 B 为证据的焦元 (Focal Element), 所有的焦元集合称为核 (Core)。每一个证据通过获取各焦元的 BPA, 形成一个证据体焦元测度向量, 简称证据体, 记作: $m_s = [m_s(B_1), m_s(B_2), \dots, m_s(B_n), m_s(B_1 \cup B_2), m_s(B_1 \cup B_3), \dots, m_s(\Theta)]$, 其中, B_i 为第 i 个焦元。

D-S 证据理论融合多源数据的精髓在于它的融合规则, 它将不同的证据体对所支持焦元的支持程度进行合成, 体现了多个不同来源的数据对合成结果的联合作用。证据的合成是在同一个识别框架下进行的, 假设有 q 个独立来源的证据 E_1, E_2, \dots, E_q , 其对应的证据体为 m_1, m_2, \dots, m_q , 则 D-S 证据理论的融合规则为证据体之间的正交和, 记为 $m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_q$, 其表达式为:

$$m(A) = \begin{cases} 0 & A = \emptyset \\ \frac{1}{1-k} \sum_{\cap B_i = A} \prod_{1 \leq n \leq q} m_n(B_i) & A \neq \emptyset \end{cases} \quad (3)$$

$$k = \sum_{\cap B_i = \emptyset} \prod_{1 \leq n \leq q} m_n(B_i) \quad (4)$$

式中, $m(A)$ 为多个证据合成后的 BPA; k 为冲突系数, 表示多个证据间的冲突程度, k 越大不同证据间的信息越冲突; $1-k$ 为正则化因子, 避免在融合过程中将非 0 的 BPA 赋值给 \emptyset 。

2.2 基于网络灾情数据融合的建筑物倒塌评估模型

利用云模型理论, 结合蒙特卡洛模拟思想, 对网络灾情数据进行量化。在量化的基础上, 运用相关系数和信息熵对冲突数据进行修正, 然后基于 D-S 证据理论, 对不同来源的网络灾情数据进行融合, 进而获取基于网络灾情数据融合的建筑物倒塌评估结果。模型构建的具体步骤如下:

2.2.1 网络灾情数据量化

(1) 确定震后建筑物倒塌评估的识别框架

根据网络灾情数据描述倒塌范围的常用词:无、个别、部分、少许、一些、很多、许多、大部分、大量、大多数、绝大多数、几乎、普遍等,确定建筑物倒塌可能结果的集合,即评估识别框架, $\Theta = \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6, A_7\}$, $A_j (j = 1, 2, \dots, 7)$ 表示建筑物倒塌的第 j 个可能结果,其分别表示: A_1 (几乎无倒塌)、 A_2 (个别倒塌)、 A_3 (少数倒塌)、 A_4 (多数倒塌)、 A_5 (大多数倒塌)、 A_6 (绝大多数倒塌)、 A_7 (普遍倒塌)。参考相关文献对模糊量词的界定^[33],确定模糊词所描述建筑物倒塌率的数值区间,见表9。

表9 描述建筑倒塌范围的模糊词所对应的倒塌率数值区间
Table 9 The numerical range of collapse rate corresponding to fuzzy words describing the scope of building collapse

倒塌范围等级	倒塌率数值区间	倒塌范围等级	倒塌率数值区间
几乎无建筑物倒塌(A_1)	[0, 0.005]	大多数建筑物倒塌(A_5)	[0.45, 0.70]
个别建筑物倒塌(A_2)	[0.005, 0.10]	绝大多数建筑物倒塌(A_6)	[0.70, 0.9]
少数建筑物倒塌(A_3)	[0.10, 0.30]	建筑物倒塌普遍(A_7)	[0.90, 1.00]
多数建筑物倒塌(A_4)	[0.25, 0.50]		

根据模糊词对应的数值区间,利用公式(5)求取云模型的三个参数,结合表8的定性概念量化算法,对识别框架中描述倒塌范围的模糊词进行量化,如图4所示。

$$\begin{cases} Ex_j = \frac{A_j(L) + A_j(R)}{2} \\ En_j = \frac{A_j(R) - A_j(L)}{2.355} \\ He_j = \lambda \end{cases} \quad (5)$$

式中, $A_j(L)$ 和 $A_j(R)$ 分别表示 A_j 所对应区间值的下限和上限; λ 为取值范围0到 En_j 的常量^[34],反映量化概念的离散程度,具体取值可根据量化的概念确定^[35]。由于模糊词所对应的量化区间值较小,为平衡评估中的波动性和稳健性,参考文献^[36-37],本研究的 λ 取 $0.1En_j$ 。

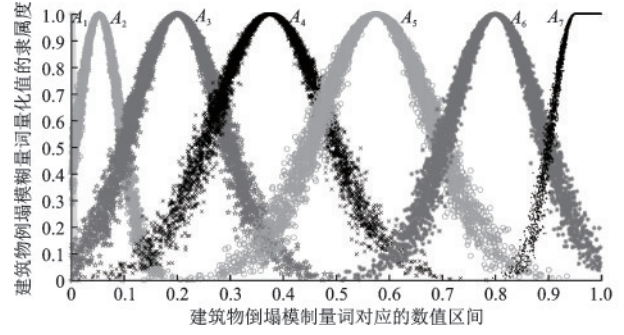


图4 建筑物倒塌评估识别框架模糊词量化的云分布

Fig.4 Cloud distribution of fuzzy word quantification in the framework of building collapse assessment and recognition

(2) 确定每条网络灾情数据所表达的建筑物倒塌

可能结果的BPA

由于识别框架中只有7个模糊词,而在实际的网络灾情数据中不只涉及这7个词,参考模糊词研究的相关文献^[33, 38],根据模糊词所表达的含义对其进行整合,例如,可将“正常”“无”等同于 A_1 ;“有”等同于 A_2 ;“少许”“一些”等同于 A_3 ;“很多”“许多”等同于 A_4 。在整合的基础上确定每条网络灾情数据模糊词所对应的量化区间。鉴于每条网络灾情数据皆可由相应数值区间内的任意数值来表征,为体现模糊词量化过程中的随机性,将模糊词视为相应数值区间内的随机变量,基于蒙特卡洛模拟思想,利用均匀分布函数产生 m 个随机数,并将每一个随机数视为模糊词的一个观测值,为获取稳定的评估结果,本文将每个模糊词量化5 000次,即 m 等于5 000。在观测值的基础上,利用公式(6)确定每条灾情数据所表达的建筑物倒塌可能结果的BPA。

$$m_s(A_j) = \exp\left(-\frac{(x_r - Ex_j)^2}{2(En'_j)^2}\right) \quad (6)$$

$$(s = 1, 2, \dots, q; j = 1, 2, \dots, 7; r = 1, 2, \dots, m)$$

式中, $m_s(A_j)$ 表示第 s 条灾情数据第 r 个观测值 x_r 支持 A_j 倒塌等级的BPA。另外,为便于计算,对各级倒塌等级的BPA进行归一化。 En'_j 是随机变量,满足条件: $En'_j \sim N(Ex_j, He_j^2)$ 。

2.2.2 冲突数据修正

由于D-S证据理论在融合高冲突证据时,会产生反直觉的结果^[39-40]。为避免反直觉结果的产生,本文从网络灾情数据的可信度和模糊度两个角度对冲突数据进行修正。

(1) 网络灾情数据的可信度

不同媒体的灾情数据描述同一个灾害场景具有不同的可信度。在缺乏先验知识的条件下,数据的可信度主要根据“大多数原则”进行估计^[41]。通常,某条灾情数据与其它灾情数据之间的相似性越高,该条灾情数据所表达的信息越被其它灾情数据所支持,该条灾情数据也越可信,反之越不可信,故可通过求取数据间的相关系数来分析数据间的相似性,进而评估数据的可信度,具体公式如下:

$$\text{cor}(m_s, m_t) = \frac{\sum_{i=1}^{2^n} \sum_{j=1}^{2^n} m_s(A_i) m_t(A_j) |A_i \cap A_j|}{\sum_{i=1}^{2^n} \sum_{j=1}^{2^n} m_s(A_i) m_t(A_j) |A_i \cup A_j|} \quad (7)$$

$$r_{\text{BPA}}(m_s, m_t) = \frac{\text{cor}(m_s, m_t)}{\sqrt{\text{cor}(m_s, m_s) \cdot \text{cor}(m_t, m_t)}} \quad (8)$$

$$\text{Crd}_s = \frac{1}{n-1} \sum_{\substack{t=1 \\ t \neq s}}^q r_{\text{BPA}}(m_s, m_t) \quad (9)$$

式中, $\text{cor}(m_s, m_t)$ 表示证据体 m_s 和 m_t 之间的相关程度; $r_{\text{BPA}}(m_s, m_t)$ 表示相关系数; Crd_s 为第 s 条灾情数据的可信度。

(2) 网络灾情数据的模糊度

通常情况下,如果某条灾情数据所对应的多个可能倒塌结果的BPA相差越小,那么该条数据就越模糊,越模糊的数据在评估中的价值就会越小,数据的模糊性可以基于信息熵来衡量,相应的公式如下:

$$m(F)_s = -\frac{1}{\log_2 n} \sum_j m_s(A_j) \log_2 m_s(A_j) \quad (10)$$

$$Fv_s = \frac{1 - m(F)_s}{\sum_{g=1}^q (1 - m(F)_g)} \quad (11)$$

式中, $m(F)_s$ 表示第 s 条灾情数据的信息熵; Fv_s 为第 s 条灾情数据的模糊度,它从信息模糊度的角度反映数据的重要性。基于灾情数据的可信度与模糊度,利用公式(12)确定每条数据的修正系数:

$$CF_s = \beta \cdot \text{Crd}_s + \gamma \cdot Fv_s \quad (12)$$

式中, β 、 γ 为经验分配系数,二者之和为1,本文认为可信度与模糊度具有同等重要的作用,故 β 、 γ 各取0.5。

基于 CF_s 利用公式(13),对灾情数据的BPA进行修正,其中 $m_s^l(A_j)$ 表示第 s 条网络灾情数据所对应 A_j 修正后的BPA。

$$m_s^l(A_j) = \sum_{g=1}^q CF_g \cdot m_s(A_j) \quad (13)$$

2.2.3 网络灾情数据融合与评估结果确定

(1) 网络灾情数据融合

在网络灾情数据量化和冲突数据修正的基础上,基于D-S理论融合规则,借鉴Deng方法的融合思想对其进行 $q-1$ 次融合^[42],融合公式如下:

$$M_r = \begin{bmatrix} m_r(A_1) \\ m_r(A_2) \\ \vdots \\ m_r(A_7) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(m'_r, A_1) \\ f(m'_r, A_2) \\ \vdots \\ f(m'_r, A_7) \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$f(m'_r, A_j) = \begin{cases} 0 & \\ \frac{\sum_{\cap A_j = A_j, s=1}^q \prod m'_{sr}(A_j)}{1-k} & \end{cases} \quad (15)$$

$$k = \sum_{\cap A_j = \phi, s=1}^q \prod m'_{sr}(A_j) \quad (16)$$

式中, M_r 表示 q 条网络灾情数据第 r 个观测值的融合结果; $m_r(A_j)$ 表示在第 r 个观测值的融合结果中 A_j 的BPA; $m'_{sr}(A_j)$ 表示第 s 条网络灾情数据第 r 个观测值所对应 A_j 修正后的BPA; k 为 q 条网络灾情数据之间的冲突系数。

(2) 评估结果确定

由于每个模糊词产生了 m 个随机数,每个随机数都是模糊词的一次量化,即每条网络灾情数据量化了 m 次。通过不同来源的网络数据融合,便产生了 m 个融合结果,基于每次融合结果中 A_j 的BPA,依据最大隶属度原则,确定每次融合的建筑物倒塌评估结果,然后分别对 m 个评估结果进行统计,获取建筑物倒塌不同结果出现的频率。

$$F_r(A_j) = \max_{A_j \in \Theta} m_r(A_j) \quad (17)$$

$$P_f(A_j) = \frac{F_r(A_j)^p}{m} \quad (18)$$

式中, $F_r(A_j)$ 表示在第 r 个融合结果中,建筑物倒塌评估结果为 A_j ; $F_r(A_j)^p$ 表示在 m 次融合结果中,建筑物倒塌评估结果为 A_j 的次数; $P_f(A_j)$ 表示建筑物倒塌评估结果为 A_j 的频率,也可称为概率。

3 地震灾害实例应用

为了验证模型的有效性和可行性,将该模型应用到漾濞地震、玛多地震和芦山地震中,并在建筑物倒塌评估结果获取的基础上,结合《地震灾情应急评估》(GB/T 30352—2013)^[43]中的人员死亡评估

经验公式(19)和(20),快速评估人员死亡数。

$$N_D = R \cdot P \quad (19)$$

$$\lg^R = 12.479 \cdot C^{0.1} - 13.3 \quad (20)$$

式中, N_D 为死亡人数; R 为死亡率; C 为房屋倒塌率; P 为评估区总人口。

北京时间 2021 年 5 月 21 日 21 时 48 分, 云南大理州漾濞县(北纬 25.67°, 东经 99.87°)发生里氏 6.4 级地震, 震源深度 8 km, 此次地震最高烈度为Ⅷ度, 造成 3 人死亡, 32 人受伤, 大量房屋受损, 基础设施损坏严重。

北京时间 2021 年 5 月 22 日 02 时 04 分, 青海省果洛州玛多县(北纬 34.59°, 东经 98.34°)发生里氏 7.4 级地震, 震源深度 17 km, 此次地震最高烈度为Ⅸ度。由于人口密度小, 实施脱贫攻坚后, 建筑物抗震能力得到提高, 人员伤亡较轻, 但房屋受到一定的损坏, 尤其是道路、桥梁等设施破坏严重。

北京时间 2013 年 4 月 20 日 08 时 02 分, 四川省雅安市芦山县龙门乡(北纬 30.3°, 东经 103.0°)发生里氏 7.0 级强烈地震, 震源深度 13 km, 最大烈度Ⅸ度, 造成 196 人死亡, 21 人失踪, 基础设施损坏严重。

获取的网络灾情数据中所涉及的灾区范围, 在漾濞地震中主要集中在震中 20 公里, 在玛多地震中集中在玛多县辖区内, 在芦山地震中网络灾情数据只涉及龙门乡, 故漾濞地震以震中 20 公里范围, 玛多地震以玛多县辖区为评估单元, 而芦山地震只评估龙门乡。基于网络灾情数据所含的地理信息, 在漾濞地震和玛多地震中将网络灾情数据映射到乡镇上。相关乡镇的网络数据量与震后实际烈度的空间分布如图 5 和图 6 所示。由两图不难发现, 网络灾情数据空间分布主要集中在高烈度区域损失严重的乡镇上, 这反映了网络灾情数据量与灾害损失程度的正相关性, 结合网络灾情数据语义内容, 可间接表明利用其评估震后建筑物损失具有合理性。基于 2.2 节构建的模型对建筑物倒塌进行评估, 由于文章篇幅有限, 在数据运算过程中, 以漾濞地震中的两条网络灾情数据为例。网络灾情数据量化, 可信度、模糊度和修正系数, 以及数据的 BPA 修正后的结果见表 10~13。

基于表 12 中修正后的 BPA, 利用公式(14)对其进行融合, 融合后的结果见表 13。然后, 依据公式(17)和(18)对 5 000 个融合结果进行统计, 进而确定漾濞地震评估区建筑物倒塌评估结果, 如图 7 所示。基于相同的方法, 获取玛多地震和芦山地震

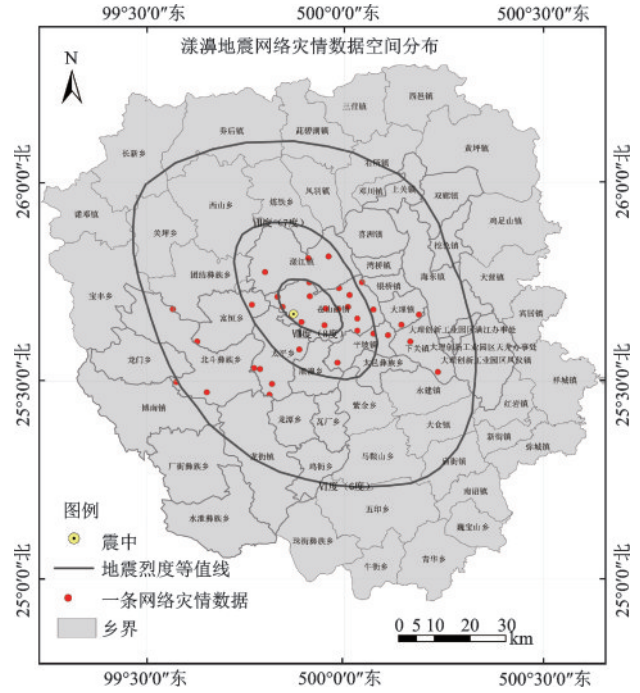


图 5 漾濞地震网络灾情数据空间分布

Fig.5 Spatial distribution of web-based disaster data in the Yangbi earthquake

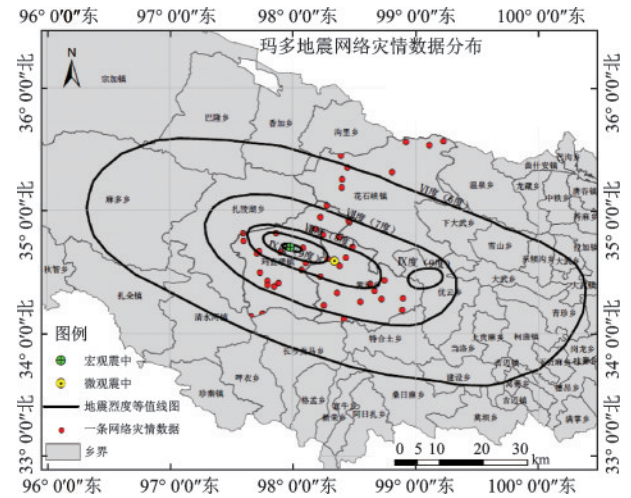


图 6 玛多地震网络灾情数据空间分布

Fig.6 Spatial distribution of web-based disaster data in the Maduo earthquake

(龙门乡)评估区内建筑物倒塌评估结果, 如图 8 和图 9 所示。另外, 由公式(19)和(20)所获取的人员死亡评估结果如图 10~12 所示, 其中漾濞地震评估区总人口约 7.7 万 (<https://baijiahao.baidu.com/s?id=1700385231433792073&.wfr=spider&.for=pc>); 玛多县人口约为 14 400 人 (<https://baike.baidu.com/item/%E7%8E%9B%E5%A4%9A%E5%8E%BF/3025722?fr=aladdin>); 龙门乡人口数为 17 716 人(第六次全国人口普查)。

表 10 漾濞地震网络灾情数据的量化示例

Table 10 Quantitative example of web-based disaster data in the Yangbi earthquake

核心词汇	量化区间	量化次数	量化值	建筑物倒塌比例范围的BPA						
				A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7
部分房屋 受损	[0,0.005]	1	0.002 4	0.615 6	0.360 1	0.024 3	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
		2	0.004 5	0.190 5	0.639 2	0.170 3	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
		3	0.002 0	0.604 4	0.356 1	0.039 5	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
		⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	0.000 0	0.000 0
		5 000	0.003 8	0.405 0	0.469 7	0.125 3	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
有房屋倒塌	[0.005,0.1]	1	0.063 5	0.000 0	0.772 9	0.227 1	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
		2	0.064 3	0.000 0	0.756 3	0.243 7	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
		3	0.006 2	0.010 4	0.924 5	0.065 1	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
		⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	0.000 0	0.000 0
		5 000	0.021 0	0.000 0	0.082 1	0.127 9	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0

表 11 漾濞地震网络灾情数据量化后修正的相关系数

Table 11 Correlation coefficient corrected after quantifying web-based disaster data in the Yangbi earthquake

核心词汇	量化次数	可信度	模糊度	修正系数
部分房屋 受损	1	0.061 9	0.053 7	0.057 8
	2	0.052 0	0.045 1	0.048 5
	3	0.060 0	0.051 1	0.055 5
	⋮	⋮	⋮	⋮
	5 000	0.061 3	0.039 0	0.050 2
有房屋倒 塌	1	0.040 6	0.067 6	0.054 1
	2	0.039 8	0.067 3	0.053 6
	3	0.039 9	0.082 8	0.061 3
	⋮	⋮	⋮	⋮
	5 000	0.041 6	0.076 1	0.058 9

基于评估结果可知,在云南漾濞地震中,震中 20 公里范围内建筑物倒塌比例在 $[0, 0.005]$ 的概率为 74.36%,在 $[0.005, 0.10]$ 的概率为 25.64%,而死亡人数在 $[0, 1]$ 的概率为 74.36%,在 $[1, 32]$ 的概率为 25.64%;在玛多地震中,玛多县辖区内建筑物倒塌比例在 $[0, 0.005]$ 的概率为 98.52%,在 $[0.005, 0.10]$ 的概率为 1.48%,而死亡人数在 $[0, 1]$ 的概率为 98.52%,在 $[1, 6]$ 的概率为 1.48%;在芦山地震中,龙门乡建筑物倒塌比例在 $[0.1, 0.3]$ 的概率为 74.04%,在 $[0.25, 0.5]$ 的概率为 25.67%,在 $[0.45, 0.7]$ 的概率为 0.29%,而死亡人数在 $[7, 103]$ 的概率为 74.04%,在 $[65, 391]$ 的概率为 25.67%,在 $[295, 977]$ 的概率为 0.29%。

表 12 漾濞地震网络灾情数据 BPA 的修正

Table 12 Correction of BPA for web-based disaster data in Yangbi earthquake

量化 次数	修正后的BPA						
	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7
1	0.483 5	0.433 5	0.0830	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
2	0.481 6	0.439 8	0.078 6	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
3	0.475 7	0.463 1	0.061 2	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
5 000	0.505 3	0.420 1	0.074 6	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0

据震后统计,在漾濞地震中,评估区内建筑物倒塌不到 200 间 (https://www.360kuai.com/pc/9c536224badb87971?cota=3&kuai_so=1&tj_url=so_vip&sign=360_57c3bbd1&refer_scene=so_1),倒塌比例在 $[0, 0.005]$;在玛多地震中,评估区内建筑

物倒塌少于 100 间 (<https://xw.qq.com/cmsid/20210523V04BTG00>),倒塌比例在 $[0, 0.005]$;在芦山地震中,地震 2 天后通过遥感影像解译,评估龙门乡约有 22% 的房屋倒塌 (<http://news.sohu.com/20130423/n373709736.shtml>),倒塌比例在 $[0.1,$

表 13 漾濞地震网络灾情数据融合结果

Table 13 Results of web-based disaster data fusion in the Yangbi earthquake

融合结果 (数量)	融合后的BPA						
	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7
1	0.877 4	0.122 6	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
2	0.836 6	0.163 4	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
3	0.619 3	0.380 7	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
5 000	0.965 2	0.034 8	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0

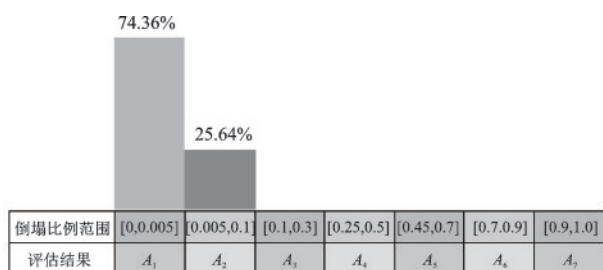


图 7 漾濞地震建筑物倒塌评估结果

Fig.7 Assessment results of building collapse in the Yangbi earthquake

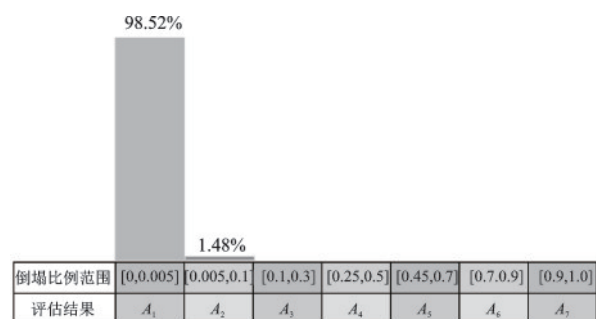


图 8 玛多地震建筑物倒塌评估结果

Fig.8 Assessment results of building collapse in the Maduo earthquake

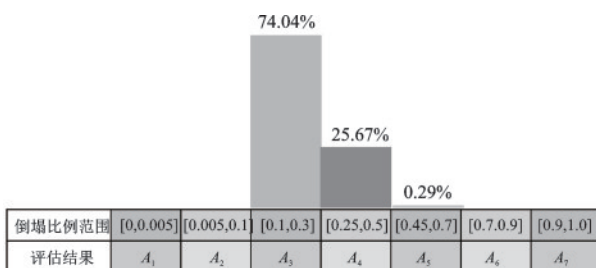


图 9 芦山地震(龙门乡)建筑物倒塌评估结果

Fig.9 Assessment results of building collapse in the Lushan earthquake (Longmen Township)

0.3]。通过评估结果最大概率所对应的倒塌率区间与实际倒塌率对比可得,漾濞地震和玛多地震评估结果的绝对误差均低于0.005,芦山地震龙门乡的评估结果与遥感影像解译结果一致。由此可见,建筑

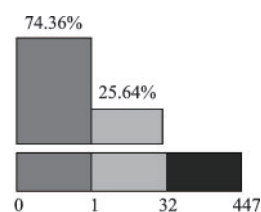


图 10 漾濞地震人员死亡数评估结果

Fig.10 Assessment results of the number of fatalities in the Yangbi earthquake

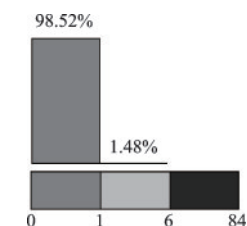


图 11 玛多地震人员死亡数评估结果

Fig.11 Assessment results of the number of fatalities in the Maduo earthquake

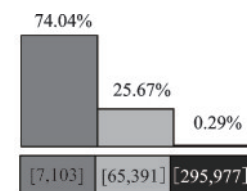


图 12 芦山地震(龙门乡)人员死亡数评估结果

Fig.12 Assessment results of the number of fatalities in the Lushan earthquake (Longmen Township)

物倒塌评估结果与实际高度吻合,利用该模型评估建筑物倒塌具有可行性。在人员死亡方面,漾濞地震死亡3人,玛多地震无一人死亡,龙门乡死亡人数范围在[7,103],三次案例的评估结果均与实际相吻合。综上分析,该模型不仅能够获取合理的建筑物倒塌评估结果,而且可为震后基于建筑物破坏的人员死亡评估提供参数条件。然而,由于该模型输入的数据为网络灾情数据,对网络通信高度依赖。

若重特大地震导致灾区若干个小范围内通信中断进而出现信息孤岛,在此种情景下,可借助周围邻近区域的网络灾情数据评估结果,利用地统计学方法,结合基础地理与社会经济数据,对信息孤岛区进行空间插值,评估其损失;若重特大地震导致灾区通信大面积中断,本模型将失效,在此种情景下,可对信息孤岛区进行无人机灾情勘察获取航空影像,或通过遥感卫星获取灾区影像,基于灾区影像解译快速评估其建筑物损失。

4 结 论

为充分发挥网络灾情数据的时间优势,针对该类数据描述震后灾害损失程度的模糊性和不同来源数据间的非一致性和冲突性问题,本文构建了基于网络灾情数据融合的建筑物倒塌评估模型,实现了从模糊定性的网络灾情数据中获取定量的建筑物倒塌评估结果,结合地震实例,验证了评估模型的有效性和合理性。然而,案例中地震所波及的范围和损失程度均相对有限,三次地震所表现的灾害特征与特大地震灾害存有差异,该模型能否在特大地震灾害中取得较好的结果,需在积累震后网络灾情数据的基础上做深入细致的研究。

(1)网络灾情数据不仅具有时效性,而且含有明确的地理位置和反映灾害损失程度的词汇,对其充分挖掘有助震后损失评估结果的快速合理获取。

(2)基于云模型理论和D-S证据理论,结合蒙特卡洛模拟思想,构建了基于网络灾情数据融合的建筑物倒塌评估模型。该模型通过网络灾情数据的模糊性量化、冲突数据的修正以及数据融合,实现了从模糊定性的网络灾情数据中获取定量合理的建筑物倒塌评估结果,提升了网络灾情数据在震后应急阶段的应用价值。

(3)震后由于常规方法难以快速获取合理的建筑物倒塌评估结果,限制了基于建筑物破坏的人员死亡评估方法的应用,而基于本文所构建的评估模型,通过对震后数小时内的网络灾情数据的融合,能够在一定程度上弥补常规方法的局限,为人员死亡合理评估提供了相应的参数。

(4)在震害相对较轻,震后通信网络未完全瘫痪的背景下,该方法可获取良好的评估结果,然而能否在震害极端严重的情景下发挥良好的效果,需

在大量震例网络灾情数据积累的基础上开展进一步的研究与验证。

参考文献:

- [1] 张灿,陈文凯,林旭川.基于地震动参数的城市建筑物震害模拟——以兰州市城关区为例[J].地震工程学报,2021,44(11):172-182.
Zhang C, Chen W K, Lin X C. Earthquake damage simulation of urban buildings based on ground motion parameters: a case study of Chengguan District in Lanzhou City [J]. Journal of Earthquake Engineering, 2021, 44 (11):172-182.(in Chinese)
- [2] Nguyen H D, LaFave J M, LeY J, et al. Rapid seismic damage-state assessment of steel moment frames using machine learning [J]. Engineering Structures, 2022, 252: 113737.
- [3] 地震现场工作第3部分:调查范围:GB/T 18208.3—2011[S].北京:中国标准出版社,2011.
- [4] Papathanassiou G, Valkaniotis S, Pavlides S. The July 20, 2017 Bodrum-Kos, Aegean Sea Mw=6.6 earthquake; preliminary field observations and image-based survey on a lateral spreading site[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2019, 116: 668-680.
- [5] Montgomery J, Wartman J, Reed A N, et al. Field reconnaissance data from GEER investigation of the 2018 M_w 7.5 Palu-Donggala earthquake [J]. Data in Brief, 2021, 34: 106742.
- [6] 胡少卿,孙柏涛,王东明,等.经验震害矩阵的完善方法研究[J].地震工程与工程振动,2007,27(6):46-50.
Hu S Q, Sun B T, Wang D M, et al. Approach to making empirical earthquake damage matrix [J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 2007, 27 (6) : 46-50.(in Chinese)
- [7] Jaiswal K, Wald D, D'Ayala D. Developing empirical collapse fragility functions for global building types [J]. Earthquake Spectra, 2011, 27(3): 775-795.
- [8] 陈波,温增平,赵文哲.基于地震动参数的房屋震害矩阵曲线化分析方法[J].地震研究,2018,41(4):613-621.
Chen B, Wen Z P, Zhao W Z. Curve fitting approach to obtain fragility curve from building damage [J]. Journal of Seismological Research, 2018, 41 (4) : 613-621. (in Chinese)
- [9] Vetrivel A, Gerke M, Kerle N, et al. Identification of structurally damaged areas in airborne oblique images using a visual-bag-of-words approach [J]. Remote Sensing, 2016, 8(3): 231.
- [10] Duarte D, Nex F, Kerle N, et al. Multi-resolution fea-

- ture fusion for image classification of building damages with convolutional neural networks [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(10), 1636.
- [11] Huang F H, Ying Y, Feng T H. Automatic building change image quality assessment in high resolution remote sensing based on deep learning [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2019, 63: 102585.
- [12] 刘吉夫, 陈颀, 史培军, 等. 中国大陆地震风险分析模型研究(II): 生命易损性模型 [J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2009, 45(4): 404-407.
Liu J F, Chen Y, Shi P J, et al. Research on seismic risk analysis model in Chinese Mainland (II): life vulnerability model [J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science Edition)*, 2009, 45(4): 404-407. (in Chinese)
- [13] 李雯. 地震灾害生命易损性研究 [D]. 兰州: 中国地震局兰州地震研究所, 2019.
Li W. Study on life vulnerability of earthquake disaster [D]. Lanzhou: Lanzhou Institute of Seismology, China Earthquake Administration, 2019. (in Chinese)
- [14] Zhai W, Huang C L, Pei W S. Building damage assessment based on the fusion of multiple texture features using a single post-earthquake PolSAR image [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11: 897.
- [15] Tang B H, Chen Q, Liu X, et al. Rapid estimation of earthquake fatalities in China using an empirical regression method [J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2019, 41: 101306.
- [16] Wilson B, Paradise T. Assessing the impact of Syrian refugees on earthquake fatality estimations in southeast Turkey [J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2018, 18(1): 257-269.
- [17] 李雯, 陈文凯, 周中红, 等. 中国典型区域地震灾害生命易损性模型适用性评价 [J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2019, 55(2): 284-290.
Li W, Chen W K, Zhou Z H, et al. Assessing the applicability of life vulnerability models for earthquake disasters in typical regions of China [J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science Edition)*, 2019, 55(2): 284-290. (in Chinese)
- [18] 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 J Q, Chen X Z, Sun B T. Review of estimation methods and systems used to predict earthquake casualties [J]. *Engineering Mechanics*, 2021, 38(12): 1-16. (in China)
- [19] 薄涛. 基于社交媒体的地震灾情数据挖掘与烈度快速评估应用 [D]. 哈尔滨: 中国地震局工程力学研究所, 2018.
Bo T. Earthquake disaster data mining and application of rapid intensity assessment based on social media [D]. Harbin: Institute of Engineering Mechanics, China Earthquake Administration, 2018. (in Chinese)
- [20] Kim J, Hastak M. Social network analysis: characteristics of online social networks after a disaster [J]. *International Journal of Information Management*, 2018, 38(1): 86-96.
- [21] Yoo E, Rand W, Eftekhari M, et al. Evaluating information diffusion speed and its determinants in social media networks during humanitarian crises [J]. *Journal of Operations Management*, 2016, 45(1): 123-133.
- [22] Mohammad E P, Hunter A J S, Steiniger S. A volunteered geographic information framework to enable bottom-up disaster management platforms [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2015, 4(3): 1389-1422.
- [23] 董曼, 杨天青. 地震应急灾情信息分类探讨 [J]. *震灾防御技术*, 2014, 9(4): 937-943.
Dong M, Yang T Q. Discussion on the classification of earthquake emergency disaster information [J]. *Earthquake Disaster Prevention Technology*, 2014, 9(4): 937-943. (in Chinese)
- [24] 胡素平, 帅向华. 网络地震灾情信息智能处理模型与地震烈度判定方法研究 [J]. *震灾防御技术*, 2012, 7(4): 420-430.
Hu S P, Shuai X H. Research on the intelligent processing model of network earthquake disaster information and the method of earthquake intensity determination [J]. *Earthquake Disaster Prevention Technology*, 2012, 7(4): 420-430. (in Chinese)
- [25] Sakaki T, Okazaki M, Matsuo Y. Tweet analysis for real-time event detection and earthquake reporting system development [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2013, 25(4): 919-931.
- [26] Li X H, Wang Z, Gao C, et al. Reasoning human emotional responses from large-scale social and public media [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2017, 310: 182-193.
- [27] 曹彦波, 毛振江. 基于微博数据挖掘的九寨沟7.0级地震灾情时空特征分析 [J]. *中国地震*, 2017, 33(4): 613-625.
Cao Y B, Mao Z J. Spatial temporal characteristics analysis of Jiuzhaigou Valley scenic and historic interest area M7.0 earthquake disaster based on microblog data mining [J]. *China Earthquake*, 2017, 33(4): 613-625. (in

- Chinese)
- [28] 中国地震烈度表:GB/T 17742—2020[S].北京:中国标准出版社,2020.
- [29] Yan Z Z, Zhao H P, Wang F P, et al. Rapid assessment of building collapse based on sequential dynamic fusion of multi-source disaster information from news media[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2020,51: 101910.
- [30] Cui C Q, Wang B, Zhao Y X, et al. China's regional sustainability assessment on mineral resources: Results from an improved analytic hierarchy process-based normal cloud model [J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 210: 105-120.
- [31] Zang W K, Ren L Y, Zhang W Q, et al. A cloud model based DNA genetic algorithm for numerical optimization problems [J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 81: 465-477.
- [32] Xiao F Y. Multi-sensor data fusion based on the belief divergence measure of evidences and the belief entropy [J]. Information Fusion, 2019, 46:23-32.
- [33] 丁宝荣. 地震烈度表中相关定量参数研究[D]. 哈尔滨: 中国地震局工程力学研究所,2016.
Ding B R. Research on relevant quantitative parameters in seismic intensity tables[D]. Harbin: Institute of Engineering Mechanics, China Earthquake Administration, 2016. (in Chinese)
- [34] Zhang L M, Wu X G, Zhu H P, et al. Perceiving safety risk of buildings adjacent to tunneling excavation: An information fusion approach [J]. Automation in Construction, 2017, 73: 88-101.
- [35] Wu X G, Duan J C, Zhang L M, et al. A hybrid information fusion approach to safety risk perception using sensor data under uncertainty [J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2018, 32(1): 105-122.
- [36] Wang D, Liu D F, Ding H, et al. A cloud model-based approach for water quality assessment [J]. Environmental Research, 2016, 148: 24-35.
- [37] Wang J Z, Niu T, Wang R. Research and application of an air quality early warning system based on a modified least squares support vector machine and a cloud model [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2017, 14(3): 249.
- [38] 李伟. 地震烈度表宏观震害和地震动参数研究[D]. 哈尔滨:中国地震局工程力学研究所,2012.
Li W. Research on macroscopic earthquake damage and ground motion parameters of earthquake intensity scale [D]. Harbin: Institute of Engineering Mechanics, China Earthquake Administration, 2012.(in Chinese)
- [39] Zhao Y X, Jia R F, Shi P. A novel combination method for conflicting evidence based on inconsistent measurements [J]. Information Sciences, 2016, 367/368: 125-142.
- [40] Yan Z Z, Zhao H P, Mei X W. An improved conflicting-evidence combination method based on the redistribution of the basic probability assignment [J]. Applied Intelligence, 2021, 52(4): 4674-4700.
- [41] 王晓丹,宋亚飞,史朝辉. 不确定信息表示与融合技术 [M]. 北京:科学出版社,2018.
Wang X D, Song Y F, Shi C H. Uncertain information representation and fusion technique [M]. Beijing: Science Press,2018. (in Chinese)
- [42] Deng Y, Shi W K, Zhu Z F, et al. Combining belief functions based on distance of evidence [J]. Decision Support Systems, 2004,38(3): 489-493.
- [43] 地震灾情应急评估:GB/T 30352—2013[S].北京:中国标准出版社,2013.

(本文编辑:张艺)