

分类号 _____
UDC _____

密级 _____
编号 10741

兰州财经大学

LANZHOU UNIVERSITY OF FINANCE AND ECONOMICS

硕士学位论文

论文题目 小样本下基于 Bootstrap-EB 方法的地震人
员死亡评估研究

研究生姓名: 魏毛毛

指导教师姓名、职称: 赵煜、教授

学科、专业名称: 统计学、数理统计学

研究方向: 生态统计分析

提交日期: 2024年6月5日

独创性声明

本人声明所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名：魏毛毛 签字日期：2024.6.3

导师签名：赵火里 签字日期：2024.6.3

关于论文使用授权的说明

本人完全了解学校关于保留、使用学位论文的各项规定，同意 (选择“同意”/“不同意”)以下事项：

1. 学校有权保留本论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文；

2. 学校有权将本人的学位论文提交至清华大学“中国学术期刊(光盘版)电子杂志社”用于出版和编入 CNKI《中国知识资源总库》或其他同类数据库，传播本学位论文的全部或部分内容。

学位论文作者签名：魏毛毛 签字日期：2024.6.3

导师签名：赵火里 签字日期：2024.6.3

Research on Earthquake Casualty Assessment Based on Bootstrap-EB Method in Small Sample Cases

Candidate : Mao Mao Wei

Supervisor : Yu Zhao

摘要

在大数据和人工智能的时代背景下,小样本的统计估计问题仍是需要攻克的难题,而地震中人员死亡数的评估同样是小样本问题,因此,论文旨在利用经验贝叶斯方法,构建基于扩大样本数据的经验贝叶斯估计方法,并以 1950-2022 年中国大陆地区历史震例数据进行该方法的研究,以期望科学评估地震造成的人员死亡损失并为地震应急救援决策部署提供新的理论与科学依据。

首先,论文对地震人员死亡从时间分布、空间分布及对影响地震人员死亡因素方面进行分析,对主要影响因素极震区烈度、发震时间及人口密度进行分析,并基于这三个主要影响因素建立三级归类场景。

其次,构建 Bootstrap-EB 的小样本估计方法,采用 Bootstrap 重抽样法对各场景下地震人员死亡数据进行扩充,并对扩充后的虚拟数据进行质量评估;再将扩充后的数据进行极大似然估计将其估计结果作为先验分布,采用贝叶斯公式给出不同场景下地震人员死亡变化分布函数;进而根据实际情况对后验分布进行截断分析,以明确地震人员死亡的不确定性变化范围及死亡率区间概率值。

最后,对 Bootstrap-EB 方法进行评估,针对该方法所估算的地震人员死亡率及死亡人数进行点估计和区间估计结果进行评估,具体地,随机选取历史震例检验该结果的精度及交叉验证该评估方法的稳定性;再将该方法与贝叶斯方法、极大似然估计方法以及业内模型进行对比;结果表明该方法的估计效果较高,并与实际情况较为相符,为地震灾区紧急救援工作提供支持,帮助合理分配抗震救援和医疗人员,提供决策依据。

关键词: Bootstrap 重抽样; 经验贝叶斯估计; 死亡率区间; 地震; 人员死亡评估

Abstract

In the era of big data and artificial intelligence, the problem of statistical estimation of small samples is still a problem to be solved, and the estimation of death toll in earthquakes is also a problem of small samples, the purpose of this paper is to construct a Empirical Bayes method method based on expanded sample data using empirical Bayes method, and to study this method using historical earthquake case data of Chinese mainland area from 1950 to 2022, it is expected to scientifically evaluate the loss of life caused by earthquake and provide new theoretical methods and scientific basis for earthquake emergency rescue decision-making.

First of all, the paper analyzes the death of earthquake personnel from the time distribution, the spatial distribution and the factors affecting the death of earthquake personnel, and analyzes the main factors, such as the intensity of the extreme earthquake area, the time of earthquake occurrence and the population density, and based on these three main factors to establish a three-level classification scenario.

Secondly, Bootstrap-eb method is constructed to estimate small samples, and Bootstrap resampling method is used to expand the death data of seismic personnel in each scene, and the quality of the expanded virtual data is evaluated Then, the expanded data were maximum likelihood and the estimated results were taken as a prior distribution, and

the distribution functions of death were given by Bayesian formula under different scenarios. Then, the posterior distribution is truncated according to the actual situation, in order to make clear the uncertain range of death and the interval probability value of death rate.

Finally, the Bootstrap-EB method is evaluated, and the results of point estimation and interval estimation are evaluated according to the estimated death rate and death number of earthquake personnel, the accuracy of the method is tested by randomly selected historical earthquake cases and the stability of the method is verified by cross-validation, then the method is compared with the EB method, the maximum likelihood method and the industry model. Finally, the error of this method is analyzed, and the result shows that this method has a good estimation effect, and it accords with the actual situation, it can widely provide decision support and basis for post-earthquake emergency rescue, reasonable distribution of earthquake rescue and medical personnel.

Key words: Bootstrap resampling; Empirical Bayes estimates; Mortality interval; Earthquake; Personnel death;

目 录

1 绪论	10
1.1 研究背景.....	10
1.2 研究目的与意义.....	11
1.2.1 研究目的.....	11
1.2.2 研究意义.....	12
1.3 国内外研究进展.....	13
1.3.1 小样本研究进展.....	13
1.3.2 经验贝叶斯研究进展.....	13
1.3.3 地震人员死亡研究进展.....	14
1.3.4 研究述评.....	15
1.4 研究思路、研究内容.....	16
1.4.1 研究思路.....	16
1.4.2 研究内容.....	17
1.5 创新点.....	17
2 理论与方法	19
2.1 Bootstrap 重抽样.....	19
2.2 贝叶斯方法与经验贝叶斯方法.....	20
2.2.1 贝叶斯方法.....	20
2.2.2 经验贝叶斯方法.....	23
2.3 截断分布.....	23
2.4 地震人员死亡评估相关理论.....	25
2.4.1 地震灾害风险管理.....	25
2.4.2 评估标准.....	26
2.4.3 快速评估.....	26
2.5 本章小结.....	26
3 震例及影响因素分析	27
3.1 数据来源.....	27

3.2 时空分布特征分析	28
3.3 影响因素分析	30
3.4 影响因素归类分析	34
3.5 本章小结	36
4 Bootstrap-EB 方法的构建及应用	37
4.1 Bootstrap-EB 方法的构建	37
4.1.1 基于 Bootstrap 的先验分布	38
4.1.2 后验分布的获得及处理	38
4.2 Bootstrap-EB 方法在地震人员死亡数中的应用	41
4.2.1 基于 Bootstrap 的质量评估	41
4.2.2 基于 Bootstrap-EB 的地震人员死亡人数估计	43
4.3 本章小结	49
5 基于 Bootstrap-EB 的方法评估	50
5.1 精度分析	50
5.2 稳健性分析	51
5.3 评估方法对比分析	52
5.3.1 与贝叶斯估计结果对比	52
5.3.2 与其他评估方法对比	53
5.4 本章小结	55
6 结论与思考	56
6.1 研究结论	56
6.2 思考与展望	57
参考文献	58
攻读硕士学位期间承担的科研任务及主要成果	63

1 绪论

1.1 研究背景

在过去的十几年中,人工智能、大数据以及在此基础上的先进模型和算法的出现取得了瞩目的成绩,但是在实际中,经常会遇到数据量极少的情况,例如在医疗领域,研究人员可能面临着样本量有限的情况,在罕见疾病的研究、临床实验等,又或者有些研究需要长时间的跟踪观察或大量的资源投入。然而,由于时间和资源限制,研究者无法获得足够大的样本数量。基于数据获取困难、研究对象受限制、数据采集成本高昂以及缺乏时间和资源等。这些因素使得研究者在一些领域或特定情境下只能依靠有限的样本进行研究分析,因而小样本研究在这些背景下得以产生和发展。因此,为消除人工智能在数据量需求上的差异以及解决样本稀缺的问题,从数据角度出发,学者们开始重视在数据量较少的情况下,如何使算法或者模型达到较高的精度。数据增强是一种被广泛使用的解决小样本问题的技术,利用数据增广技术使算法或模型在原始数据上生成更多虚拟样本,以扩大训练数据集,并学习到一定的先验知识,使现有算法或模型应用范围更加广泛。

经验 Bayes 方法简称 EB 方法(Empirical Bayes Procedure),该方法的主要目的是解决在使用贝叶斯方法时先验分布未知的问题。该方法最初利用两次数据:第一次用于先验分布获取,第二次则经过贝叶斯估计来计算后验概率,从而达到更优的结果,随着越来越多的方法对经验贝叶斯方法的完善,将经验贝叶斯思想与各种统计计算方法相结合,都对经验贝叶斯的快速发展起到促进作用。该方法主要有两种基本类型,一种是参数经验贝叶斯,另一种是非参数经验贝叶斯。前者假定其先验分布具有一定的参数形式,而后者认为该形式并不确定,两种经验贝叶斯方法各有其适用范围和优势。该方法的基本思想是在贝叶斯方法中使用样本估计的先验分布来取代实际的先验分布从而进行贝叶斯估计,它将频率学派和贝叶斯学派的主张相联合,认为不妨将参数当作随机变量,探究参数的先验知识,并采用频率学派的研究办法获取先验知识,经验贝叶斯方法的核心在于构建合适

的经验贝叶斯估计, 以实现参数的估计, 并且在一定条件下能够对其渐近最优性得以证实。

地震作为对人类生存威胁最大的自然灾害之一, 具有突发性、波及范围广等特点^[1], 除了会造成巨大的灾害损失, 包括人员伤亡、财产破坏、资源环境的破坏等, 还会造成次生灾害的发生, 其中人员死亡损失更是无法用经济尺度衡量。我国地处两大地震带, 被亚欧地震带和环太平洋地震带包围, 具有发生强度大、震源浅、分布广的特点^[2], 同时由于我国部分地区人口密集, 建筑结构抗震性能较差, 进一步提高了地震造成人员死亡的风险。并且随着我国社会经济建设蓬勃发展, 城镇化建设蒸蒸日上, 各类基础设施和社会公共设施不断扩张, 人口也日益向大中型城市集聚。将来地震可能对社会经济和个人财产造成更大的损失。因此地震灾害危害性大、风险性高是我国基本国情。在经历汶川地震之后, 我国深刻意识到地震防灾减灾工作中的诸多隐患, 因此国家加大了防震减灾工作的力度。如何在地震发生前做好预防, 并在地震后及时地进行科学评估, 以确定地震带来的社会财产和人员伤亡损失, 这一直是最近科研工作的重要方向。

1.2 研究目的与意义

1.2.1 研究目的

在许多研究领域, 数据量有限或样本稀缺的情况很常见, 通过研究小样本可以深入了解对于数据较少或样本稀缺情况下的研究问题进行实证研究的方法和技术; 通过研究小样本, 可以深入分析小样本研究中模型表现的优势和局限, 探索适合小样本情况下的新型模型或算法。这有助于更好地利用有限的数据进行准确评估, 并提高对小样本数据的处理能力和预测精度。

地震人员损失一般在极短的时间造成, 并且产生机制繁杂, 政府部门在地震发生后需要准确评估人员死亡数量, 这是确定地震相应等级、启动应急响应预案以及安排救援布局等工作的基本和枢纽, 能找到合理的预测方法得到准确的数据由此制定相应的方案是非常有必要的, 因此在地震发生后, 及时、准确地掌握地震灾情至关重要。在地震发生后准确快速的对地震灾情做出判断, 进行地震人员死亡评估, 掌握地震灾害的特征。

前人已在地震人员死亡领域有了一定的研究成果或者已经制定出相关模型,当前关于地震人员死亡评估的各种方法原理、技术以及计算结果可能存在和实质要求有异,影响应急救援工作的顺利开展。造成该结果的原因可能是第一,地震是一种小概率事件,进而导致地震引发的死亡人数的数据特征不明显;第二,现有的地震人员死亡评估方法大多都是函数估计法,而从概率角度来看,现有评估方法在地震人员死亡区间估计的研究相对匮乏,不能满足实际需求;第三,尽管统计方法的应用涉及众多领域,但在地震灾害的评估中介入度相对较低,然而统计方法的引入可以为地震人员死亡评估提供更多的分析支撑。

因此论文基于历史地震人员死亡数据进行总结分析,从而利用经验贝叶斯估计方法对地震人员死亡率进行分析,进而对各场景下的地震人员死亡率进行评估,最后计算评估结果的不确定性。通过评估方法预测的结果,制定合理的抗震减灾部署和地震应急救援工作,能最大可能性的降低地震引起的人员死亡风险、资产流失等,在同时间,地震应急救援是抗震减灾中至关重要的一面,它不仅是政府应对迸发灾害的方法,也是维护民众生命财产安定的重大举措。

1.2.2 研究意义

地震死亡人数评估领域已被研究者们广泛关注,国内外诸多研究者在地震易损性评估这一方向上做了诸多思考与探索,憧憬能够减轻甚至防止地震引起的人口死亡,其中地震预警技术存在相对局限性,在实践中表明震后及时救援是减少人员死亡的最有效的途径之一,论文在梳理综合借鉴已有文献研究与相关理论的基础上,整理我国大陆地区历史震例信息,并综合造成人员死亡风险的因素,利用统计分析方法,将数理统计学与地震学相结合,对地震人员死亡进行研究,为震后制定抗震救灾方案提供依据,并对及时部署救灾方案进而减少伤亡至关重要。

评估地震人员死亡是灾情速报和应急救援决策的重要内容之一,对地震事件的潜在影响进行预测,包括人员死亡率和不同地震情况的受灾情况,使决策者能够更准确地了解地震事件对不同区域和人群的影响,从而制定出更加针对性的抗震救灾方案、制定合理的抗震救灾部署和地震应急救援工作,最大可能性的降低地震引起的人员死亡风险、财产损失等。因此,论文所评估的地震人员死亡评估结果具有一定的参考及实用价值。

1.3 国内外研究进展

国内外学者在小样本研究、经验贝叶斯估计以及地震人员死亡方面展开了一系列研究工作，并取得有价值的成果，迄今为止，公开发表的地震人员死亡评估模型或方法众多，这些方法往往是从多视角或者多参量对地震人员死亡做分析，进而建立起的模型与方法。

1.3.1 小样本研究进展

小样本意味着数据的信息量稀少，通常在统计学中，要求样本量大于或等于输入变量数，或者有效样本量至少为 30。有的研究指出^[3]，小样本问题不仅涉及样本数量的少与否，不能简单地从绝对数量来解释，而是相互参照进行判断。为解决小样本问题研究者们提出多种方案，其中，Li D C 等^[4]用 LR、BPNN、SVR 不同方法构建不同的预测模型，进而利用绝对灰色关联度和相对误差分散度，采用基于灰度集成的理论构建薄膜晶体管液晶显示器 TFT-LCD18 组生产数据的组合预测模型，是 Poggio 和 Vetter 早先主张的根据小样本生成虚拟样本^[5]，并且用以多项式插值为主的插值法^[6]和蒙特卡洛技术^[7]也用来扩大样本点，黄开远等^[8]针对生成器的输入一般为随机向量，采用时间卷积结构与 Self-Attention 机制融合，获得更好的数据生成效果，有效地降低了小样本下的预测误差。赵文丽等^[9]使用生成对抗网络来增加小样本数据的量，并对生成的数据进行优化处理，然后利用这个优化后的数据集进行多元回归分析。

1.3.2 经验贝叶斯研究进展

著名数学家拉普拉斯用贝叶斯提出的方法推详论述出“相继律”后，贝叶斯方法及原理逐步被认识并注重研究，直到以罗宾斯^[10]为主的研究者们，提出了经验贝斯方法，该方法的主张将贝叶斯方法和经典统计方法融合在一起，展示其独到的长处。国内众多学者做了大量研究，多角度提出许多开创性的观点和方法，Liang T^[11]对均匀分布单调经验贝叶斯检验的收敛问题进行了讨论，Li J 和 Gupta S^[12]研究了下载断参数的单调经验贝叶斯检验和基于核序列估计的经验贝叶斯检验。

经验贝叶斯方法与各种统计计算方法相结合的取向越来越明确,近年来经验贝叶斯方法更多的倾向于和各种统计手段相结合,如 Dempster 等^[13]应用 EM 算法计算先验分布的极大似然估计; Laird N M^[14]提出用 Gibbs 抽样推算后验均值, Huang S Y^[15]探究了不均匀 Linex 损失函数下,一些非指数族的贝叶斯测验进程;李星亚等^[16]讨论了在负相协样本下 Weibull 分布族参数的 EB 估计。陈希儒^[17]探讨离散型单参数指数族参数经验贝叶斯估计的渐进最优性思想;赵林城^[18]研究探究一类离散分布参数经验贝叶斯估计的收敛速度,胡桂开等^[19]对具有分层逆伽马先验总体中总体总量的经验贝叶斯预测进行研究,陈家清^[20]等基于污染数据,在 Stein 损失函数下,利用解卷积的核方法构造了该参数的经验贝叶斯估计等。

1.3.3 地震人员死亡研究进展

国内学者在近几十年来的地震人员损失评估探索中得到了重要成就,并持续不断地进行改进。其中尹之潜等研究房屋破坏规模、地震发生时间及人口密度三项参数,以此测算在各种灾难形式下的人员死亡率和伤残率^[21]。赵振东等探究了人员伤亡指数与人员伤亡状态函数当中的关联,在贯穿人员伤亡状态函数之上,建议使用动态评估方法^[22],元凤娇等对地震灾情应急评估(GB/T30352-2013)、李雯模型日夜模型、刘金龙模型进行对比,分析不同模型在不同震级、不同区域的适用性及精度^[23]。同时,部分研究者开始探索将数学方法应用于人员损失评估中,如决策树、极限学习机、聚类分析等与人员损失评估相结合,进行多因素多角度的人员伤亡估算^[24],例如于山等人以神经网络分析法为基础,在研究中使用 20 个国内地震资料进行分析,并考虑了 7 个影响因素的基础上,构建了人员伤亡预测模型^[25],而 Kawasumi 通过日本历史地震数据推断出地震危险性与最大烈度值之间的关系^[26]。Samardjieva 和 Badal J 在 Christoskov 和 Samardjieva 方法的基础上搜集了全球 450 个破坏性地震案例,以人口密度为依据,构建地震人员伤亡数与地震震级之间的经验公式^[27]。随后, Badal J 等学者利用人员伤亡数量和震级相关性,创建了人口密度函数定量模型,用于计算不同人口密度下城市地区伤亡率的变化,并验证了该模型在西班牙地震活跃区域附近重要城市地震人员伤亡评估中的有效性^[28]。

地震人员死亡评估的研究方法众多,其中概率分析法是地震人员伤亡研究的关键方法之一,它通过对地震中影响因子的概率分析,确定地震人员伤亡的可能性,并得出地震人员伤亡人数的概率区间范围。前人研究的要点是:首先,通过对烈度等影响因子进行破坏性分析,探索地震烈度与人员伤亡率当中的联系。其次,将地震中的影响因子进行概率分析,再求得地震人员伤亡的概率,最终得到地震人员伤亡人数的阈值范围。目前主要包括以下几种方法。第一,通过主要考虑烈度等因素,对地震人员伤亡进行易损性分析,揭示了地震烈度与人员伤亡率之间的关系。第二,将房屋归成不尽相同的损坏水平,肖先光得到了以下统计关系: $F(x) = \sum_i F[X |_{DS=i}] \times P\{DS=i\}$, 式中随机变量 $x(0 < x < 1)$ 为建筑内人员死亡率; DS 为破坏程度,分别为轻微、中等、严重全部破坏、倒塌; $F[X |_{DS=i}]$ 为 DS 下 X 的条件概率; $P\{DS=i\}$ 为破坏概率^[29]。2007年,USGS 公布的全球地震快速评估系统 PAGER 在人员伤亡评估的角度,采用基于历史震害数据进行拟合剖析取得的人员伤亡经验评估模型,从而能够计算出伤亡人数落在阈值的概率^[30]。 $P(a \leq s \leq b) = \Phi\left[\frac{\log(b) - \log(E)}{\varsigma}\right] - \Phi\left[\frac{\log(a) - \log(E)}{\varsigma}\right]$ 式中: s 为实际人员伤亡人数; a, b 为伤亡人数阈值点; E 为地震可造成的死亡人数; ς 为累计残差值。该方法虽然能够提供伤亡人数区间的概率,但未涉及建筑结构易损性,因此无法说明人员伤亡与建筑物易损性当中的相关性。

1.3.4 研究述评

通过以上对相关文献的梳理,可以发现目前前人展开了广泛的小样本、经验贝叶斯估计以及地震人员伤亡的相关研究,关于小样本的研究多数集中在小样本学习,其中利用各种方法生成新的样本,从而扩充样本空间并提高模型的泛化能力的使用更为广泛;而经验贝叶斯方法在统计学和机器学习领域取得了重要进展,该方法在理论性质、方法改进以及更为广泛的应用方面仍存在重要挑战;国内外地震灾害人员死亡测算方法和模型众多,从多视角、多因素对地震人员伤亡数量测算。而学者们采用上述这些评估方法产生的结果大多都是以具体数值或概率值来表示他们所采用的评估方法产生的结果。但这些评估结果往往缺少对给定区间的评估结果的探究。基于此,论文通过经验贝叶斯估计方法的运用,给出地震人

员死亡率进行分析的不确定性变化范围及死亡率区间概率值，以区间概率值的形式呈现地震人员死亡率的方式，从而使得评估结果更加准确和可靠。

1.4 研究思路、研究内容

1.4.1 研究思路

论文研究思路如下图 1.1 所示：

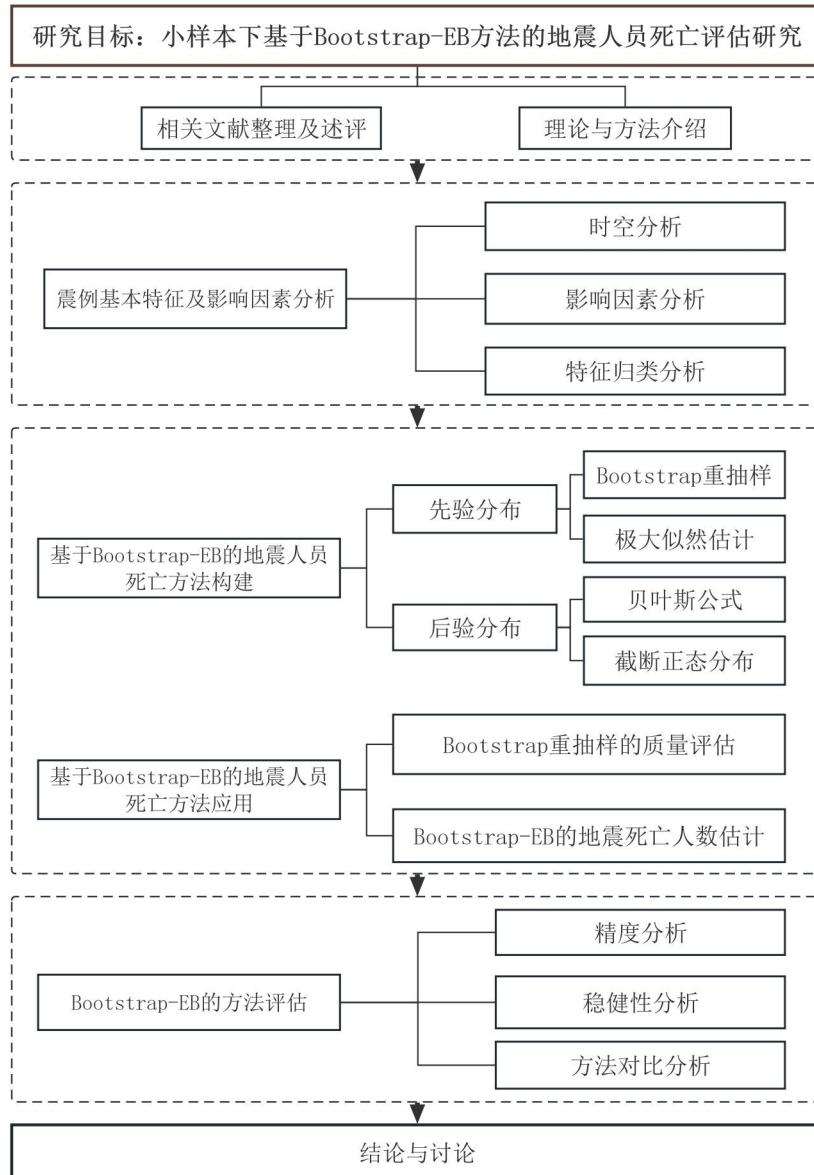


图 1.1 研究路线图

1.4.2 研究内容

论文旨在利用经验贝叶斯方法，构建基于 Bootstrap-EB 的小样本估计方法，主要分为六部分内容，各部分安排如下：

第一部分为绪论，主要包括选题背景，研究目的与研究意义、研究内容、研究思路和创新点，以及对国内外有关地震人员伤亡评估研究等理论和实践研究做出研究述评，确立论文的研究切入点。

第二部分为理论基础和方法基础的介绍。主要对 Bootstrap 重抽样方法、经验贝叶斯方法、截断分析、地震灾害风险管理、评估标准以及快速评估进行简单介绍。

第三部分为地震人员死亡基本特征及影响因素分析。首先，造成人员死亡风险的因素有很多，包括地震强度、建筑物破坏程度、震区人口密度、发震时间等，根据数据可获得性对主要影响因素极震区烈度、发震时间及人口密度进行分析并基于此建立场景框架，将地震分为若干场景，根据人员在不同地震状况中损失差异大小，按照不同的结果进行控制。

第四部分为构建 Bootstrap-EB 的小样本估计方法及其应用，首先采用 Bootstrap 重抽样法对地震人员死亡数据进行扩充，并对扩充后的数据进行质量评估；其次将扩充后的数据进行极大似然估计将其估计结果作为先验分布，并根据贝叶斯公式计算后验分布；最后根据实际情况对后验分布进行截断分析，以明确地震人员死亡点估计和区间估计。

第五部分为基于 Bootstrap-EB 的方法评估，针对该方法所估算的地震人员死亡率及死亡人数进行点估计和区间估计结果进行评估，首先随机选取历史震例检验该结果的精度及交叉验证该评估方法的稳定性；其次将该方法与贝叶斯方法、极大似然估计方法以及业内模型进行对比再对该方法进行误差分析。

第六部分为结论与思考展望。对论文的主要内容进行总结分析，并梳理未来有待展开的工作。

1.5 创新点

论文的创新点有以下两个方面：

(1) Bootstrap 重抽样解决历史震例稀疏的问题；在地震发生频次较小的情况下对历史震例进行扩充。

(2) 充分利用先验信息、样本信息及总体信息采用经验贝叶斯估计方法和截断分析对地震人员死亡概率区间进行估计以得到更加合理的结果。

2 理论与方法

2.1 Bootstrap 重抽样

在大数据和人工智能的时代背景下,类似地震人员死亡这样的小样本的问题依旧显著,虚拟样本生成方法在解决小样本问题上表现突出,能够提高模型在小样本数据中的学习能力,优化模型性能提高模型精度,Bootstrap 重抽样具有一个很大的优点是使用重复样本有放回采样的方式,可以使得到的模型更为稳健。此外,自主抽样几乎可以抽出任何大小的样本,不受小样本数量限制。另外,它也可以处理因数据偏斜而导致的样本数量不均衡的问题。通过逐一计算每个 Bootstrap 样本中所关注的统计量,得到该统计量的一系列观测值。通过对这些数据进行分析,可以得到 Bootstrap 统计量的实际分布。根据这个实际分布,能够做统计估计和分析。该方法克服了信息扩散技术中扩散函数的使用问题,因此论文使用该方法对地震人员死亡震例进行扩充。

该方法由 Efron^[3]于 1979 年提出,是一种再抽样统计方法,主要用于解决小样本的评估问题,这种方法仅寄托于已有的知识,无需其他假定或增添新的观测数据。它利用计算机对原始样本进行重复抽样,生成新的虚拟样本,用来分析样本。其基本思想是:假定随机样本 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 来自总体分布 P , 可构建 P 的推算 P_n , 再根据分布 P_n 中重新生成随机变量 $X_n = X_1^n, X_2^n, \dots, X_n^n$, 如果 P_n 是 P 的尽可能贴合的计算, 则 X 和 P 的联系就会在 X_n 和 P_n 的联系中贴合的展现。同样的过程反复尝试, 就能够依据和总体参数相似的估计式来自于新的虚拟数据获取想得到的度量估计量精准程度的因素。具体地, 就是在原始数据中有效放回再抽样, 样本容量保持不变, 各样本被选中的概率一样, 则得到的样本称为 Bootstrap 样本, 反复这一做法 X 次, 能够获取 X 个 Bootstrap 样本, 针对该 X 个样本逐一计算所关心的统计量, 获得该统计量的 N 个样本, 通过对这些样本进行分析, 可获取 Bootstrap 统计量的经验分布, 基于该经验分布可进行统计推断及分析。

2.2 贝叶斯方法与经验贝叶斯方法

2.2.1 贝叶斯方法

贝叶斯方法不仅会利用总体和样本信息，同时会充分利用已知的相关数据，在数据不足时仍能够作出假设，并且在获得足够的数据后对先验假设做出修正，该方法认为可以直接使用先验概率，认为总体的未知参数是一个随机变量，其存在先验分布。利用先验分布和贝叶斯公式得到后验分布，然后基于后验分布作进一步推断。最主要的是贝叶斯方法没有重复实验的限制，该方法并不关心是否存在多次抽样，也不关心统计量的抽样分布，而将未知参数作为随机变量去计算后验分布，在后验分布的基础上去做统计推断。由于贝叶斯方法不需要重复实验，并且能够对假设做出量化评价，所以贝叶斯估计方法可以运用到地震人员死亡评估中。

目前，贝叶斯估计方法已被广泛应用于各个领域，其不仅能充分利用先验信息，又能够处理小样本数据，其次随着计算机技术的迅速发展，对贝叶斯的研究也日渐深入。贝叶斯估计方法是在贝叶斯公式基础上的估计方法，在此先列出贝叶斯公式^[32]，如下所示。

设 B_1, B_2, \dots, B_n 是样本空间 Ω 的一个子集，即 B_1, B_2, \dots, B_n 互不相容，且

$\bigcup_{i=1}^n B_i = \Omega$ ，如果 $P(A) > 0$ ， $P(B_i) > 0$ ， $i = 1, 2, \dots, n$ ，则

$$P(B_i | A) = \frac{P(B_i)P(A|B_i)}{\sum_{j=1}^n P(A|B_j)}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (2.1)$$

在统计推断中，贝叶斯估计是普遍的参数推断方法。在贝叶斯估计中，待估参数 θ 被视为随机变量，并具有与之相应的概率密度函数。先验分布是基于以往经验和历史信息决定的分布，它在获得样本之前就已设定好，通常，待估参数 θ 的先验分布被表示为 $\pi(\theta)$ ，贝叶斯估计的思想是：利用贝叶斯公式，在获得样本后可以求出有关总体分布、样本和先验分布的新分布，这个新分布包含未知量 θ ，即后验分布，后验分布可以看作是对先验分布的修正，通过后验分布可以进

行一系列统计推断。后验分布具有样本和先验分布的知识, 样本对先验分布 $\pi(\theta)$ 进行调整。修正后得到的后验分布可以用来对参数 θ 做出统计推断。该分布综合了总体、样本和先验信息中相关 θ 的所有信息, 去除了与 θ 无关的信息。因此, 基于后验分布 $\pi(\theta|X)$ 进行统计推断更符合实际需求。

在针对正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 总体中具有两个未知参数 μ, σ^2 的情况下, 贝叶斯多参数估计是一种处理方法, 类似于单参数方法。首先利用先验信息估计参数的先验分布, 然后利用贝叶斯公式计算得到后验分布。假设总体包含参数 (θ_1, θ_2) , 且总体的密度函数 $P(x|\theta_1, \theta_2)$, 若从该总体中抽取一个样本 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 并给出先验密度 $\pi(\theta_1, \theta_2)$, 则 (θ_1, θ_2) 的后验密度为^[32]

$$\pi(\theta_1, \theta_2 | x) = \int \pi(\theta_1, \theta_2 | x) d\theta_2, \quad (2.2)$$

正态均值与正态方差的联合共轭先验分布, 设 x_1, \dots, x_n 是来自正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 的一个样本, 该样本的联合密度函数为

$$\begin{aligned} P(X | \sigma^2) &\propto \sigma^{-n} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2\right\} \\ &= \sigma^{-n} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} (n-1)s^2 + n(\bar{x} - \mu)^2\right\}, \end{aligned} \quad (2.3)$$

其中 $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$, $(n-1)S^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$, 以下为 (μ, σ^2) 的共轭先验分布计算过程。

考虑到 μ 与 σ^2 在联合密度函数 $P(X | \mu, \sigma^2)$ 中的位置, 取逆伽马分布作为 σ^2 的先验分布, 由于 μ 与 σ^2 之间会有相互影响, 故其共轭先验分布必须有乘积形式 $\pi(\mu | \sigma^2)\pi(\sigma^2)$, 其中

$$\begin{aligned} \mu | \sigma^2 &\sim N(\mu_0, \sigma^2 / k_0), \\ \sigma^2 &\sim IGa(v_0 / 2, v_0 \sigma_0^2 / 2), \end{aligned}$$

超参数 v_0 、 μ_0 、 σ_0^2 假设给定, 由此容易写出 (μ, σ^2) 的联合先验密度函数

$$\pi(\mu, \sigma^2 | x) \propto (\sigma^2)^{-[(v_0+1)/2+1]} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [v_0\sigma_0^2 + k_0(\mu - \mu_0)^2] \right\}, \quad (2.4)$$

这种形式分布称为正态-逆伽马分布，记为 $N-IGa(v_0, \mu_0\sigma_0^2)$ 。

将先验密度乘以正态密度，可得后验密度的核^[28]为

$$\begin{aligned} \pi(\mu, \sigma^2 | x) &\propto P(X | \mu, \sigma) \pi(\mu, \sigma) \propto \sigma^{-1} (\sigma^2)^{-[(v_0+1)/2+1]} \\ &\times \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [v_0\sigma_0^2 + k_0(\mu - \mu_0)^2 + (n-1)s^2 + n(\bar{x} - \mu)^2] \right\}, \end{aligned} \quad (2.5)$$

注意到

$$\begin{aligned} k_0 &= (\mu - \mu_0)^2 + (\mu - \bar{x})^2 \\ &= (k_0 + n)\mu^2 - 2\mu(k_0\mu_0 + n\bar{x}) + k_0\sigma_0^2 + n\bar{x}^2 \\ &= (k_0 + n) \left(\mu - \frac{(k_0\mu_0 + n\bar{x})}{k_0 + n} \right)^2 - \frac{(k_0\mu_0 + n\bar{x})^2}{k_0 + n} + k_0\sigma_0^2 + n\bar{x}^2 \\ &= (k_0 + n) \left(\mu - \frac{(k_0\mu_0 + n\bar{x})}{k_0 + n} \right)^2 - \frac{nk_0(\mu_0 - \bar{x})^2}{k_0 + n}, \end{aligned} \quad (2.6)$$

将上式代回原式，并记

$$\begin{cases} \mu_n = \frac{k_0}{k_0 + n}\mu_0 + \frac{n}{k_0 + n}\bar{x} \\ k_n = k_0 + n \\ v_n = v_0 + n \\ v_n\sigma_n^2 = v_0\sigma_0^2 + (n-1)s^2 + \frac{k_0n}{k_0 + n}(\mu_0 - \bar{x})^2 \end{cases}, \quad (2.7)$$

则在样本 x 给定下可得 (μ, σ^2) 的条件下密度为

$$\pi(\mu, \sigma^2 | x) \propto (\sigma^2)^{-[(v_0+1)/2+1]} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [v_n\sigma_n^2 + k_n(\mu - \mu_n)^2] \right\}, \quad (2.8)$$

上式后验分布中的三个参数中 μ_n 是先验均值 μ_0 与样本均值 \bar{x} 的加权平均，其权重

为 $\frac{k_0}{k_0 + n}$ 和 $\frac{n}{k_0 + n}$ ，其中 n 为样本容量， k_0 为先验分布所提供的信息，于是

$k_n = k_0 + n$ 就可看作是“总样本容量”，后验自由度 v_n 是先验自由度 v_0 加上样本容量 n ；后验平方和 $v_n \sigma_n^2$ 是由先验平方 $v_0 \sigma_0^2$ 、样本平方和 $(n-1)s^2$ 与附加的样本均值 \bar{x} 与先验均值 μ_0 之差的平方和组合。

2.2.2 经验贝叶斯方法

在贝叶斯方法中，一个重要的前提是要了解未知参数的先验分布。然而，实际中，该条件通常难以实现。就算对参数也许有一些经验信息，通常这些信息无法用概率分布来准确刻画。因此，当指定的先验分布与实际分布偏离程度较大时，贝叶斯估计的效果可能不佳。经验贝叶斯方法是为了处理这一问题而引进的。这种方法不仅采用当前和相关历史数据进行统计推断，避免或减少先验分布的假设，而且在推断精度足够到达所需确定值的情况下，可以采用经验贝叶斯方法进行推断。此方法综合了传统贝叶斯学派和频率理论的优点，形成了自己的独特观点。相对于贝叶斯理论来说，经验贝叶斯规避了贝叶斯学派的主观成分，主要依据客观数据。经验贝叶斯估计中，先验分布是从数据本身中估计得出的。例如，可以使用经验贝叶斯方法来估计先验分布的参数，如使用经验贝叶斯方法估计先验分布的超参数。

在贝叶斯估计中把参数 θ 看作随机变量，且假设它的先验分布为 $\pi(\theta|\eta)$ ， η 为超参数，通常，超参数未知，在以往的观测资料中 x_1, \dots, x_n 是已知的历史数据，但是 x_i 所对应的分布中的参数 η_i 是未知的，但都服从统一分布 $\pi(\theta|\eta)$ ，则当前已知观测 x 的边际分布为：
$$p(\theta|\eta) = \int f(x|\theta)\pi(\theta|\eta)d\theta$$
，那么用经验贝叶斯方法得到的先验分布一种是直接用边际分布的极大似然估计来估计超参数 η ，取 $\hat{\eta} = \hat{\eta}(x)$ ，这样就能获得先验分布 $\pi(\theta|\hat{\eta})$ ，再根据后验分布 $p(\theta|x, \hat{\eta})$ 做后续统计推断。

2.3 截断分布

截断分布是指在一定范围内截断或者限制了随机变量的取值。在统计学中，

截断分布的一般定义是指随机变量在某个范围内取值的概率分布。

在实践中，会经常遇到截断分布的情况，这是因为统计数据搜集也许在某一特定范围内，或样本超过上限或低于下限的情况没有被记载或管理。截断分布的原理如下：设 X 服从某分布， a 、 b 为两个已知实数 ($a < b$)，则在 ($a < x < b$) 的条件下， X 服从截断分布，该截断分布是通过将其范围外的值设置为 0 来修改原分布的概率密度函数，并将其范围内的值统一缩放，使其积分为 1^[33]。常见的截断分布有截断正态分布、截断二项分布、截断指数分布等，它们在不同的应用领域具有重要的作用。

根据截断范围的不同可以分为以下四种情况：

- (1)非截断情况： $-\infty = a$ ， $b = +\infty$ ；
- (2)左侧截断后的情况： $-\infty < a$ ， $b = +\infty$ ；
- (3)右侧截断后的情况： $-\infty = a$ ， $b < +\infty$ ；
- (4)双截断情况： $-\infty < a$ ， $b < +\infty$ 。

此处，假设目标分布在 (a, b] 的半开区间内产生截断，而研究的随机变量就在两个确定的常数范围内，则该截断分布的形式为^[33]

$$R(x) = \int_x^b f_X^*(x) dx, a < x < b, \quad (2.9)$$

当 $x < a$ 时， $R(x) = 0$ ， $x > b$ 时， $R(x) = 1$ 。

随机变量 X 的截断概率密度函数为

$$f_X^*(x) = \frac{f_X(x)}{K}, \quad (2.10)$$

其中 $f_X(x)$ 是与截断分布的密度函数函数，

$$K = \int_{x_{\min}}^{x_{\max}} f_X(x) dt. \quad (2.11)$$

以下为常见的截断分布。

(1)正态分布

若随机变量 X 的密度函数由式^[34]

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (2.12)$$

给出, 则称 X 服从正态分布, 记作 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 。若假定随机变量近似服从截断正态分布, 即 $X \sim \Phi(\mu, \sigma^2; a, b)$ 。

(2) 二项分布

若随机变量 X 的密度函数由式^[34]

$$P\{X = k\} = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}, \quad (2.13)$$

给出, 则称 X 服从二项分布, 记为 $X \sim B(n, p)$, 即在 n 次独立重复的伯努利实验中, “ n 次试验中时间 A 恰好发生 k 次”。

在设计抽样方案中, X 是随机变量, 且 X 服从截断二项分布, 则 X 的分布律为

$$P_B\{X = i\} = P_B\{Y = n - i\} = \frac{P\{Y = n - i\}}{P\{Y \leq c\}} = \frac{C_n^{n-1} \lambda^{n-1} (1-\lambda)^i}{\sum_{j=0}^c C_n^j \lambda^j (1-\lambda)^{n-j}}, \quad (2.14)$$

$$i = n - c, n - c - 1, \dots, n - 1, n$$

2.4 地震人员死亡评估相关理论

2.4.1 地震灾害风险管理

我国对地震减灾风险的有效控制主要涉及宏观政策和政府行为。地震灾害危险性快速评估信息系统通常用于对较大地区进行综合预测。中国作为地震频发地区, 地震带来的灾害威胁较大。借鉴国外先进技术与经验, 深度探索了地震灾害风险信息系统, 考虑了地区特点和宏观微观层面对地震前后灾害损失情况。通过市场经济体系下的机制, 旨在预测和管理地震灾害风险。管理地震灾害风险的目标是将不可接受的损失降至可接受水平, 通过建筑和非建筑工程手段、有效管理措施等尽可能投入最少获取最佳防震效果, 保持成本效益原则^[35]。综合考虑社会、经济、科学等因素, 制定并实施减少房屋易损性和不可接受风险的政策。随着城

市化进程加速、社会经济结构变得复杂，以及地震灾害风险管理不断发展，非工程措施的重要性日益凸显，各种管理手段也变得更加多种多样。

2.4.2 评估标准

当发生地震时，不可避免地会有人员死亡的情况发生。为了评估地震造成的人员死亡情况，有众多不同的表示方式。这些方法包括使用表格、直方图、饼状图、地图等形式来描述和比较评估结果。由于地震导致的人员死亡状况具有很大的不确定性，估计结果达成绝对相同非常艰难并且人员伤亡评估涉及到许多复杂的因素，如地震的规模、发生地点、人口密度等。在进行评估结果分析时，要注意不同评估方法之间的差异和不确定性，以求得更科学准确的评估结果。因此，在进行评估结果时，多数学者倾向于按照数量级进行比较，以此来更客观地评估和比较不同地震事件的影响，这一原则是地震学和地震工程领域的共识和实践经验并已被国内外学者广泛应用。

2.4.3 快速评估

根据 GB/T 30352-2013《地震灾情应急评估》及《地震灾情速报规定》，当大中型城市收到显著地震袭击或破坏性地震发生后，有关省级地震部门应立即通过各种途径尽快了解震区地震影响和初级破坏情况，在震后 1 小时内(夜晚延长至 2 小时)进行地震人员死亡情况的快速评估。同时，有关的省级地震部门在震后应立即开展震害损失快速预评估，需在震后第一时间，按照受灾范围内各个行政区域总人口数统计得到灾区人口数量，采用各种估计方法综合估算死亡人数的大致范围，为后续的救援工作提供支持。

2.5 本章小结

本章节将文章所用 Bootatrap 重抽样方法、贝叶斯方法以及经验贝叶斯方法进行简单介绍并对地震人员死亡评估的相关理论进行充分说明，为后续研究夯实基础。

3 震例及影响因素分析

3.1 数据来源

论文研究分析所使用的数据为 1950-2022 年中国大陆地区发生 367 次历史震例，数据主要来源于李懿龙等编制的 1950-2018 年中国大陆综合破坏性地震目录 (Mainland China Composite Damaging Earthquake Catalog, MCCDE-CAT)^[36]，中国地震台网中心以及《中国大陆地震灾害损失评述》^[37-47]。

2019-2022 年人口数据来自 MCCDE-CAT 和美国橡树岭国家实验室的人口栅格数据(<https://landscan.ornl.gov>)。李懿龙等编制的 1950-2018 年中国大陆综合破坏性地震目录(MCCDE-CAT)，该数据库包括地震震害数据库、烈度图数据库以及人口暴露数据库，其中人口暴露数据库的建立主要基于两个数据库，一个是 MAADE-CAT 开发的烈度图数据库，另一个是 LandScan 提供的人口空间分布数据库，LandScan 仅提供 2000 年以来的人口分布数据，为了获得更早期地震的人口分布数据，Allen 等人利用联合国国家级年人口增长率数据，将 2006 年 LandScan 的人口间接延后到早期地震发生的日期。这种方法解决了过去人口分布数据不足的问题，但没有考虑到一个国家内部的人口迁移和各地区人口增长率的差异，特别是在中国这样一个地理面积非常大，东西发展不平衡的国家。

为了能够更清楚的显示中国在人口增长方面的区域差异，李懿龙等人以 2000 年 LandScan 的人口分布数据为基础，采用个省份人口年增长率得到 1950 年-1999 年各省份分口分布数据，当破坏性地震的烈度范围覆盖两个或者两个以上省份时，将每个省份烈度面积的比值作为权重，乘以每个省份的人口增长率，从而得出该特定地震事件的最终增长率，具体地^[36]：

$$\bar{\alpha}_{(year, j_{intensity}, event)} = \sum_{i=1}^n \frac{S_{(i_{province}, j_{intensity}, event)}}{S_{(j_{intensity}, event)}} \times \alpha_{(year, j_{intensity})}, \quad (3.1)$$

其中， $S_{(i_{province}, j_{intensity}, event)}$ 表示某省某次地震事件烈度为 j 的面积； $S_{(j_{intensity}, event)}$ 表示地震事件烈度为 j 的总面积， $\alpha_{(year, j_{intensity})}$ 表示地震发生当年 i 省的人口增长率， $\bar{\alpha}_{(year, j_{intensity}, event)}$ 表示地震事件扩展到两个或者两个以上省份时，烈度为 j 的区域的人口增长率， n 表示受地震影响的省份数量。最终得到 1950-2022 年中国大陆地

区发生 367 次历史震例如下表 3.1 所示。

表 3.1 1950—2022 年中国大陆地区震例信息表

震中位置	极震区烈度	日期	时间	受灾人口	死亡人数	死亡率
云南石屏	VI	1972.01.23	10: 05	13970	3	2.1475E-4
云南宜良	VI	1973.04.22	13: 46	1305	2	1.5326E-3
内蒙古博克图	VI	1980.02.10	12: 46	2697	0	0
青海祁连	VI	1984.02.17	10: 37	662	0	0
新疆白城	VI	1995.09.26	12: 39	42209	0	0
新疆柯坪	VI	2009.02.20	20: 18	33961	0	0
...
新疆伽师	VIII	1996.03.19	23: 00	304161	24	7.8906E-5
四川九寨沟	IX	2017.08.08	21: 19	1679791	30	1.7860E-3
青海海北州门源县	IX	2022.01.08	01: 45	23260	0	0
西藏当雄	X	1952.08.18	00: 02	33442	219	6.5487E-3

3.2 时空分布特征分析

(1) 时间维度

地震带来的生命损失首先在时空分布上具有不均匀性^[48]。图 3.1 是 1950-2022 年中国大陆地区历史震例的时间及死亡人数分布规律图。可以看出自 1950 以来，地震发生频次变化波动较大，具有三个明显的高峰分别是 1976 年、1995 年以及 2008 年。其中 1976 年地震活跃程度处于首个峰值，位于显著运动期，随后 1995 年达到第二个峰值，最后在 2008 年达到第三个峰值，之后趋于缓和。而地震造成的死亡人数也出现较大的波动，具体地，在二十一世纪以前地震造成的死亡人数波动较为明显，例如在 1950 年、1975 年死亡人数出现了两次峰值，而在其他时间段，地震导致的死亡人数相比之下更加平稳，而在进入二十一世纪之后，死亡人数在 2010 年死亡人数突增，根据不完全统计 1950 年及 1975 年发生地震的震例数是 2010 年震例数的 1/3，而死亡人数在同一数量级，可知单次地震造成的死亡人数更大。

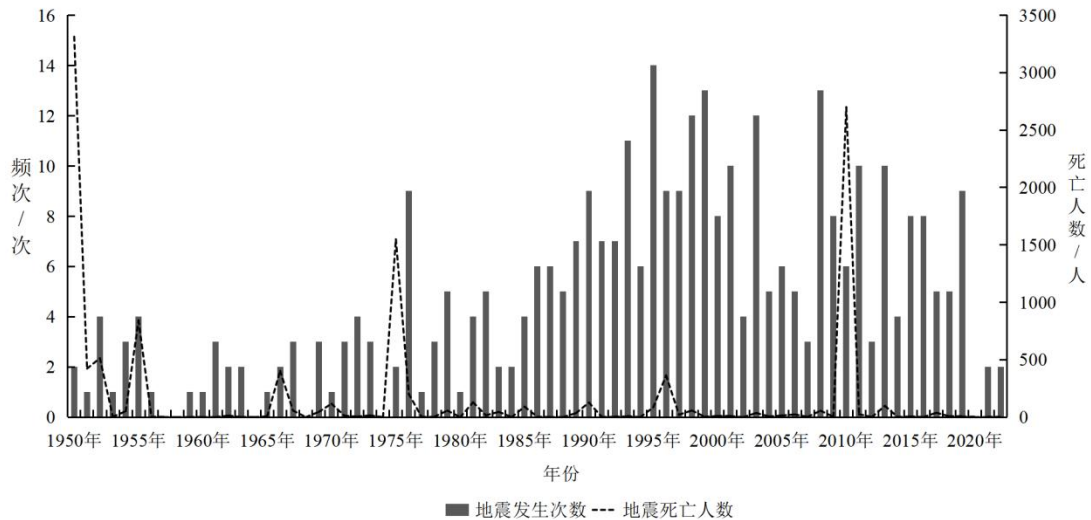


图 3.1 1950—2022 年中国大陆地区历史震例的时间及死亡人数分布情况

(2)空间维度

图 3.2 为 1950-2022 年中国大陆地区发生 367 次历史震例的空间分布及死亡人数情况。可以看出，中国某些区域地震灾害造成的人员伤亡严重，而其他地区却相对较轻。以中国大陆各省市作为统计单元可发现，不难看出地震灾害空间分布广泛，但人员死亡分布聚集且不均和。根据图 3.2 可以看出福建、浙江、湖北等地区造成的人员死亡较少，而云南、新疆、四川三个省份发生的地震次数最多，可见西部地区总体上是地震相对高发的地区；云南地区虽然发生地震的频次最高，但是造成的总的人员死亡并没有比西藏地区严重，可知地震在多震省份造成的人员死亡较少，而在少震省份造成的人员死亡较多^[49]。

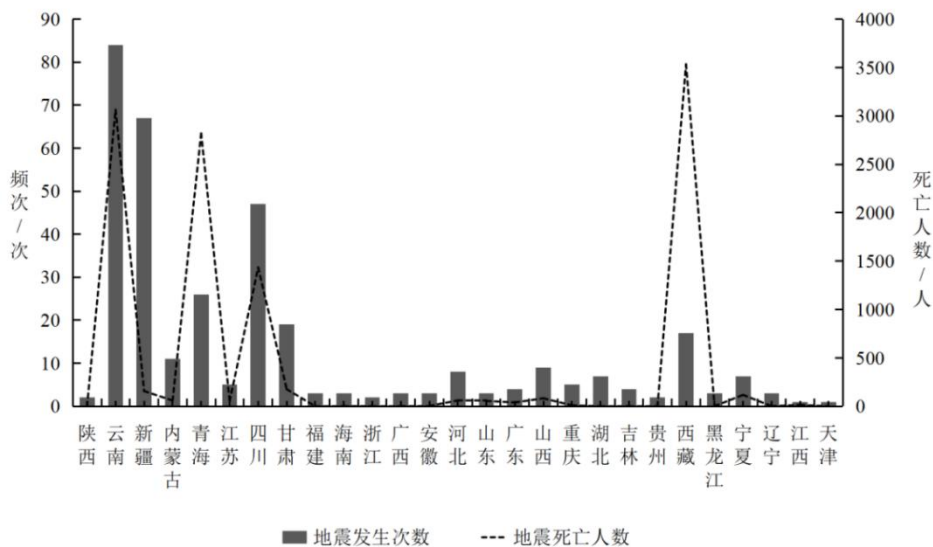


图 3.2 1950-2022 年中国大陆地区历史震例的空间及死亡人数分布情况

3.3 影响因素分析

地震具有突发性、连锁性等特点，会造成巨大的灾害损失，对人类的生存和发展造成一定程度的威胁。因此需进行科学合理的分析，找出引发灾害的根本原因，构建基于影响因素的地震人员死亡模型，以此确定减少人员死亡的方法，为实现减灾目标提供合理依据。

地震因素包括地震震级、震源深度、发震时间、有无地震预报等；区域因素包括震区人口密度、震区地形地貌等；建筑物因素包括建筑物建造年代、建筑物结构类型、以及人员在室率；而其他因素则包括次生灾害、余震、应急救援速度等。在这些因素中，存在更加细化的影响因素，它们对地震人员死亡产生不同程度的影响。一些因素能直接获取，如地震烈度、发生时间、震源深度和发生地区等；而另一些影响因素需经过对震区实际情况的勘察或前期数据统整获得，主要包括震区人口密度、建筑物损毁状况等。这些因素能够通过简洁方法及时获得，有助于评估地震人员死亡情况。其他因素如地震发生时救援速度和能力、公共教育和防灾意识、次生灾害等需在震后细化研究后予以定夺。而次生灾害，例如火灾、泥石流、山体崩塌等因素无法在震后快速获取，因此这些因素不在论文的研究范围内。影响地震人员死亡的因素众多，且有些影响因素数据难获取，在此基础上对地震人员死亡评估需要抓住问题本质，对主要影响因素进行研究。

基于此，从数据的易获取型出发，筛选出地震人员死亡的影响因素，其中极震区烈度、发震时间、人口密度在震后可以第一时间得到。以下将对这几个因素与地震死亡人数之间的关系进行分析。

(1)地震烈度与死亡人数

地震烈度是指一次地震对某一地区地面和各类建筑物造成的程度强弱。依据建筑物损坏情况和地表变化，对不同地区与震中的地震破坏程度进行评估，并制作烈度等线图来描绘该次地震的影响范围。地震烈度不仅与地震震级有关，还与地震震源深度、震中距离等因素相关，通常情况下，随着地震震级增大、震源深度减小和离震中距离缩短，地震的破坏程度会增加。我国将地震破坏程度分为12个等级，其中I-IV度表示人们可能无法感觉到地震，但有可能观察到挂件摆动；V-VI度表示人们可能感觉不稳定，并感到惊慌；VII-VIII度时可能会出现建筑物受损和道路出现裂缝的情况；IX-X度时可能会有建筑物倒塌的情况发生；XI度

以上可能会导致毁灭性灾难的发生。

论文选取 1950-2022 年中国大陆地区发生 367 次历史震例的死亡人数与极震区烈度的数据进行统计,探究极震区烈度与死亡人数的关联,结果如图 3.3 所示。图 3.3 中随着极震区烈度的增大,地震死亡人数总体呈现递增的趋势,但在极震区烈度为 X 度时稍有下降,可能由于 IX-X 度都会造成建筑物破坏至倒塌,但样本震例中极震区烈度为 IX 度的震例有 28 例,而 X 度只有 5 例。

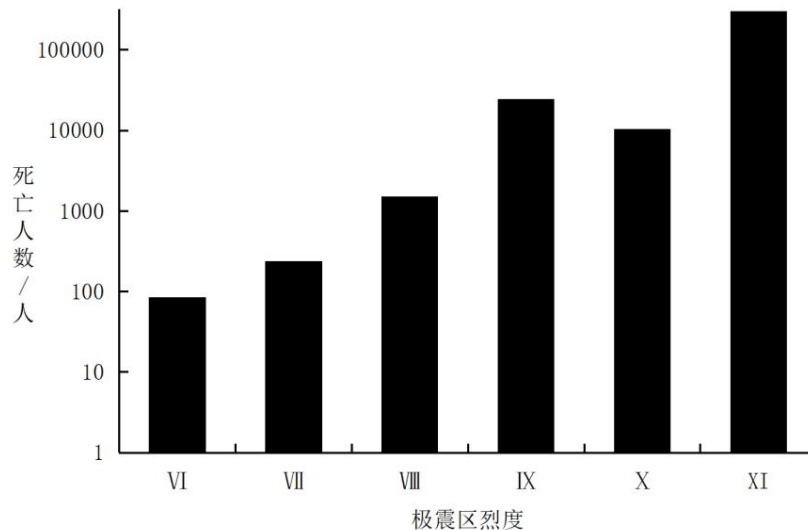


图 3.3 极震区烈度与地震死亡人数的统计关系

(2)发震时间与地震死亡人数

发震时间是震源体开始破裂的时刻,在中国使用北京时间标示,其对人员在室率有直接的影响^[50,51]。

为探究发震时间与地震死亡人数之间的关系,论文选取 1950-2022 年中国大陆地区发生 367 次历史震例的死亡人数与发震时间的数据进行统计,如图 3.4 所示,造成地震人员死亡的地震在一天 24 小时中随机分布,而从地震造成的死亡人数来看,在白天 06:00-19:59 期间死亡人数较少,而在夜间 20:00-05:59 两个时间段在夜间,人员熟睡时意识和应急反应能力相对较低,无法采取紧急避难措施,因此地震发生在晚上会造成更程度的人员伤亡。虽然在记录地震时,各地区的居民根据长期生活环境和文化传统制定了不同的作息时间和节假日安排,但目前还无法全面考虑这些因素。

一些学者通过对地震数据进行统计分析发现,凌晨 0 点到早上 6 点发生的地震造成的死亡人数是其他 17 个小时的 2 到 19 倍之间。中国地震局工程力学研究

所在研究中针对三类主要建筑物中的居民,在工作日和节假日的一天内不同时间段(22:00-6:00、6:00-8:00、8:00-17:00、17:00-19:00、19:00-22:00)的在室率进行了统计分析。综合这些研究的时间段以及所用数据的规律,论文将地震发生时间划分为白天(06:00-19:00)和晚上(20:00-05:00),并在此基础上对地震发生时间与人员死亡进行了讨论分析。

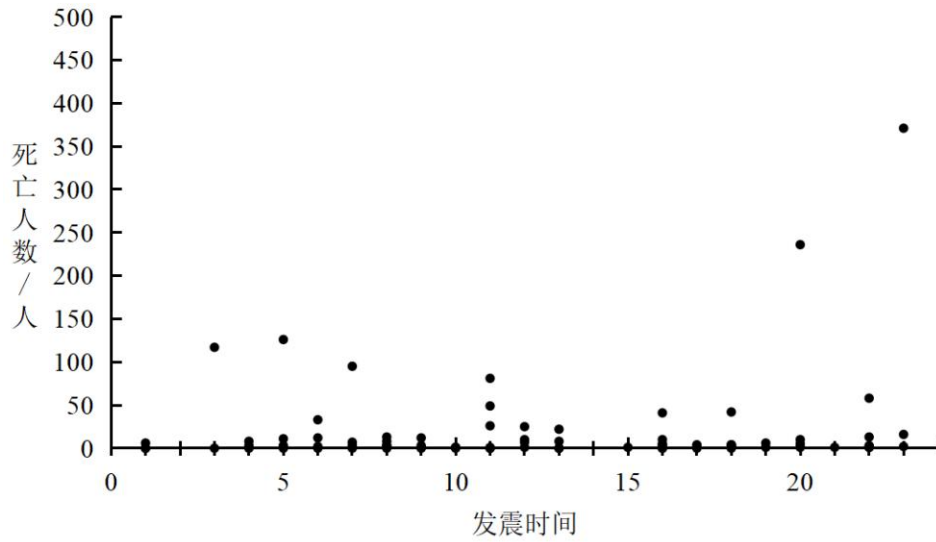


图 3.4 发震时间与地震死亡人数的统计关系

(3)人口密度与地震死亡人数的关系

地震造成的死亡人口数量与该地区的人口密度之间的关系较为密切,像唐山、汶川等人员密集的地区,人口密度大,地震时由于人员拥挤逃生而造成死亡的可能性也因此增加,由于地震人员死亡的数据相对较为稀缺,关于人员结构的研究以往国内外学者大多是集中在区域性的人口密度,也就是该区域的总人口数与总面积的比值。

为探究人口密度于地震死亡人数之间的关系,论文根据我国历次人口普查数据统计除了全国最近 4 次(2020 年、2010 年、2000 年、1990 年)人口普查得到的平均人口密度(人/ km^2),见图 3.5,根据图 3.5 做出发生地震频次较高的 6 个省份的人口密度统计表,如下表 3.2。

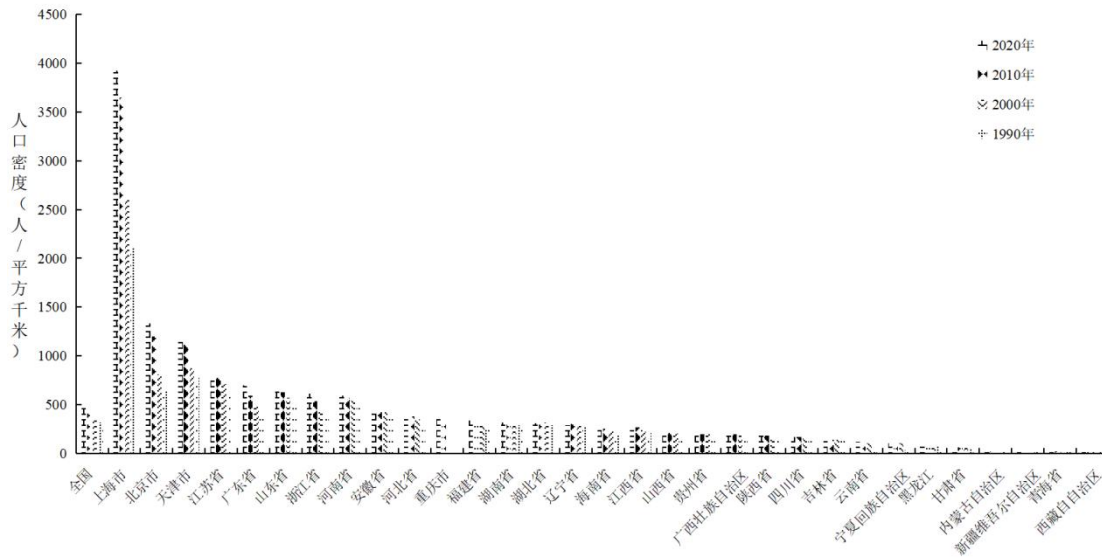


图 3.5 人口密度分布图

表 3.2 人口密度统计

人口密度(人/ km^2)	2020 年	2010 年	2000 年	1990 年
全国	462	435	365	319
云南省	120	120	108	94
新疆维吾尔自治区	16	13	11	9
四川省	172	166	170	221
甘肃省	59	63	55	49
青海省	8	8	7	6
西藏自治区	3	2	2	2

从图 3.5 和表 3.2 可以看出，最近四次的全国人口普查数据显示，全国的平均人口密度由 1990 年的 319 人/ km^2 上升到 2020 年的 462 人/ km^2 ，30 年时间增加了 143 人/ km^2 ，其中发生地震频次较高的云南、新疆、四川、甘肃、青海、西藏地区的人口密度整体上逐渐增大，其中人口密度差异较大。人口密度最大的是四川省，最小的是西藏自治区，由此可见，在我国地大物博的情况下，各个省份的人口数量差异很大，致使各省份的平均人口密度存在显著差异。

从各个省份来看，论文统计的 367 次地震中，新疆发生 67 次地震，而死亡人数只有 157 人，而四川发生 47 次地震，但是死亡人数达到 1434 人，两者差距较大的理由之一为新疆的人口密度较小。新疆地区虽地震高发，但地广人稀，人口密度只有 16 人/ km^2 ，而四川人口密度达到 172 人/ km^2 ，因此，同样等级的地

震发生在新疆和四川致使人员死亡将产生较大的差距,例如,2014年2月12日震级为7.3级,烈度为IX度的新疆羽田地震死亡人数为0人,而2017年8月8日震级为7级,烈度同样为IX度的四川九寨沟地震死亡人数为30人,总的来看,人口密度是导致地震死亡人数的另一个重要指标,在评估过程中需要加以探究。

从人口密度与死亡人数的分组情况来看,选取目前使用最为广泛的人口密度分组($p < 25, 25 \leq p < 50, 50 \leq p < 100, 100 \leq p < 200, p > 200$)^[52]将论文统计的367次历史地震按照该分组进行统计,结果如图3.6,从图中可知,随着人口密度逐渐增加,地震发生次数逐渐减小,这是由于地震多发生在云南、甘肃、新疆、四川等人口密度相对较小的地区;而随着人口密度的增加死亡人数呈现先下降后上升的趋势,具体地,在人口密度小于100时死亡人数呈现下降趋势,在人口密度大于等于100时呈现增加趋势,在人口密度最大且地震发生次数最小时造成的死亡人数最多,可知在人口密度较大时,单次地震造成的死亡人数较大。

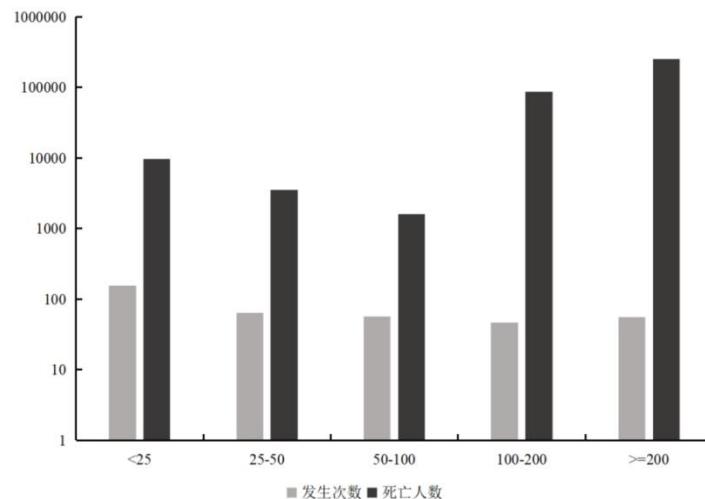


图 3.6 人口密度与死亡人数统计图

经过上述讨论,极震区烈度、发震时间、人口密度这三个因素对地震人员死亡有直接的影响,因此,论文选择这3个影响因素作为评估方法的因素,由于考虑到了数据的完整性和获取难易程度,其他影响因素暂时未被纳入研究。

3.4 影响因素归类分析

地震灾害的影响是多方面的,各场景的特点和条件均不同,单一的评估方法和数据无法全面反映地震对人员生命安全的威胁。例如,一般极震区烈度越大,造成灾害规模及建筑破坏等级越高,相应的人员死亡率越高。地震发生的时间会

直接影响人们在室内的存活率，夜间时，人们处于熟睡状态，意识和应急反应能力相对较弱，无法采取紧急避难措施，因此地震发生在晚上会比白天造成更程度的人员伤亡。人口密度能够反应人口分布状况，发生在人口密度较高地区的地震，即使破坏程度一样，通常会导致人员伤亡增加。因此在对地震人员死亡率进行评估时，单一的评估方法无法全面反映地震对人员生命安全的威胁。需在不同场景下进行分析与讨论，使结果更加细化以便提高评估精度和准确性并且充分考虑不同场景下的多样性和复杂性，才能更好地把握地震对人员生命安全的威胁程度，为地震应对和灾害规划提供科学依据。

由于烈度为I~V度时造成人员伤亡的可能性较小，在此本文根据《中国地震烈度表》^[52](GB/T17742-2008)中宏观调查评定地震烈度，论文只考虑极震区烈度为VI度、VII度、VIII度、IX度及以上四个级别。根据发震时间与地震死亡人数的关系及中国大陆地区作息习惯将发震时间分为白天 06: 00-19: 59 和夜间 20: 00-05: 59 两个时间段。最后在极震区烈度及发震时间的分级基础上，考虑人口密度对地震人员死亡的影响，将人口密度分为 <100 人/ km^2 和 ≥ 100 人/ km^2 ，而我国历史地震中发生在极震区烈度为VIII度、发震时间为晚上且人口密度 ≥ 100 人/ km^2 的情况和极震区烈度在IX度及以上且人口密度 ≥ 100 人/ km^2 的情况的案例较少，因此论文中不考虑这三种情况。按照上述条件在考虑极震区烈度和发震时间基础上考虑人口密度的分级，进而构建基于极震区烈度、发震时间及人口密度的三级归类分析框架(如下表 3.3)。

表 3.3 场景归类框架

极震区烈度	发震时间	人口密度(人/ km^2)	场景
VI度	6: 00-19: 59	<100	S1
		≥ 100	S2
	20: 00-5: 59	<100	S3
		≥ 100	S4
VII度	6: 00-19: 59	<100	S5
		≥ 100	S6
	20: 00-5: 59	<100	S7
		≥ 100	S8
VIII度	6: 00-19: 59	<100	S9
		≥ 100	S10

续表 3.3

极震区烈度	发震时间	人口密度(人/ km^2)	场景
VIII度	20: 00-5: 59	<100	S11
IX度及以上	6: 00-19: 59	<100	S12

3.5 本章小结

本章节首先对数据来源进行说明，其次对地震人员死亡整体进行时空分析，结果显示：地震发生频次变化波动较大，死亡人数波动较为明显，且单次地震造成的死亡人数更大，西部地区总体上是地震相对高发的地区，地震在多震省份造成的人员死亡较少，而在少震省份造成的人员死亡较多。最后对主要影响地震人员死亡因素极震区烈度、发震时间以及人口密度进行分析，最终根据以上三个因素将地震划分为 13 个场景。

4 Bootstrap-EB 方法的构建及应用

4.1 Bootstrap-EB 方法的构建

鉴于在对小样本问题进行概率估计时，其概率分布的界定较为困难，并且地震人员死亡数据的历史数据较少，进行概率估计存在巨大挑战，为了提升其信息利用的充分性以及概率估计的精度，在此基础上结合经验贝叶斯方法自身的特征信息，构建 Bootstrap-EB 评估方法，该方法相较于贝叶斯估计的不同之处在于，贝叶斯估计的先验分布是根据历史经验所得，而论文所构建的方法是对 Bootstrap 重抽样扩充后的虚拟数据所服从分布中的参数进行极大似然估计，将其估计结果作为先验分布，并且在后验分布的处理中将该方法根据实际需求进一步优化，以期更好地利用有限样本数据，从而得出更可靠有效的概率估计结果，为地震减灾工作提供更有实际意义的决策依据。图 4.1 为该方法构建的流程图。

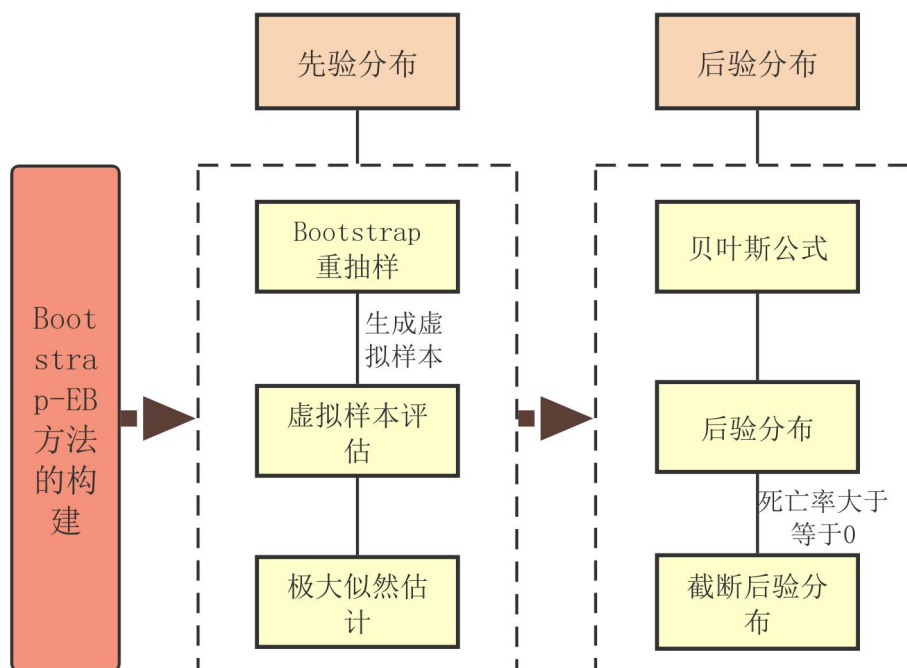


图 4.1 Bootstrap-EB 方法构建流程图

4.1.1 基于 Bootstrap 的先验分布

对于数据量相对较小的样本进行概率估计,其概率分布的设定可能会引入较大的偏差,为解决该问题,考虑到 Bootstrap 重抽样方法不受小样本的限制,并且充分利用有限样本信息等优点的情况下,引入该扩充方法,通过对已有历史数据进行有放回的抽样来生成多个虚拟数据集,对这些虚拟数据集所服从分布的参数进行估计,得到不同统计量的估计值。相比于的参数估计方法, Bootstrap 重抽样方法可以更好地考虑地震人员死亡数据的随机性和不确定性,并且考虑到虚拟数据集的可用性,论文将通过均值与方差两个统计量进行验证。

经验贝叶斯方法依赖于对先验分布的估计。具体来说,是通过使用已有的数据统计信息作为先验分布的估计,以期提高先验估计的准确性,对上述 Bootstrap 重抽样方法扩充后的虚拟数据集所服从的分布中的参数进行极大似然估计,将该估计结果作为先验分布的具体估计。

(1)正态分布均值的极大似然估计

$\bar{X} \sim N(\mu, \sigma^2)$, 其中 μ 是未知的均值, σ^2 是已知的方差。似然函数的定义为^[53]

$$L(\mu) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (4.1)$$

求解使似然函数最大化的 μ 值即就是均值参数的极大似然估计值。

(2)正态分布方差的极大似然估计

$\bar{X} \sim N(\mu, \sigma^2)$, σ^2 是未知的方差,将上述估计的参数 μ 带入方差的估计中,其似然函数的定义为^[53]

$$L(\sigma^2) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (4.2)$$

求解使似然函数最大化的 σ^2 值即就是方差参数的极大似然估计值。

4.1.2 后验分布的获得及处理

(1)后验分布的获得

由于考虑到贝叶斯方法通常需要明确先验概率分布,而在小样本问题中,获取较为完备的先验信息较为困难,经验贝叶斯方法通过利用已有的数据来构建先验分布,避免了贝叶斯方法由于先验信息缺乏而导致的潜在偏差问题,因此使用经验贝叶斯方法对地震人员死亡进行评估,将上述生成虚拟样本的极大似然估计结果作为先验分布,而后验分布的计算与贝叶斯后验分布的计算并无太大区别,仍需要根据贝叶斯公式进行经验贝叶斯后验分布的计算,在此基础上为后续研究提供重要依据。

(2)后验分布的截断

根据实际情况,由于死亡率为大于等于 0 的数,所以在此取后验分布的定义域为 $[0, +\infty)$, 则该截断后验分布的推断及估计如下。

① 截断正态分布的概率密度函数

该截断分布是通过将其范围外的值设置为 0 来修改原分布的概率密度函数,并将其范围内的值统一缩放,使其积分为 1,其概率密度函数用 $\psi(\mu, \sigma^2, a, b; x)$ 来表示^[54],其中 μ 与 σ^2 为原正态分布的概率密度函数的均值和方差, a 和 b 为指定截断间隔。

$$\psi(\mu, \sigma^2, a, b; x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq a \\ \frac{\phi(\mu, \sigma^2; x)}{\Phi(\mu, \sigma^2; b) - \Phi(\mu, \sigma^2; a)} & \text{if } a < x < b \\ 0 & \text{if } x \geq b \end{cases}, \quad (4.3)$$

其中, $\phi(\mu, \sigma^2; x)$ 为原正态分布的概率密度函数。 $\Phi(\mu, \sigma^2; b)$ 为关于右截断点的累积分布函数, $\Phi(\mu, \sigma^2; a)$ 为关于左截断点的累积分布函数。

② 截断正态分布的累积分布函数

截断的正态分布的累积分布函数是概率密度函数到 x 的积分^[54],可表示为:

$$\Psi(\mu, \sigma^2, a, b; x) = \int_a^x \psi(\mu, \sigma^2, a, b; t) dt, \quad (4.4)$$

可以简单地积分 $\psi(\)$ 的已知公式^[54],假设 $a < x < b$:

$$\Psi(\mu, \sigma^2, a, b; x) = \int_{-\infty}^x \psi(\mu, \sigma^2, a, b; t) dt$$

$$\begin{aligned}
&= \int_a^x \psi(\mu, \sigma^2, a, b; t) dt \\
&= \int_a^x \frac{\phi(\mu, \sigma^2; t)}{\Phi(\mu, \sigma^2; b) - \Phi(\mu, \sigma^2; a)} dt \\
&= \frac{\int_a^x \phi(\mu, \sigma^2; t)}{\Phi(\mu, \sigma^2; b) - \Phi(\mu, \sigma^2; a)} \\
&= \frac{\Phi(\mu, \sigma^2; x) - \Phi(\mu, \sigma^2; a)}{\Phi(\mu, \sigma^2; b) - \Phi(\mu, \sigma^2; a)},
\end{aligned} \tag{4.5}$$

于是有：

$$\Psi(\mu, \sigma^2, a, b; x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq a \\ \frac{\Phi(\mu, \sigma^2; x) - \Phi(\mu, \sigma^2; a)}{\Phi(\mu, \sigma^2; b) - \Phi(\mu, \sigma^2; a)} & \text{if } a < x < b \\ 1 & \text{if } b \leq x \end{cases}, \tag{4.6}$$

从该式可知 $\psi(\cdot)$ 在 a 处为 0，在 b 处为 1，并且对于介于两者之间的 x 值是对 $\Phi(\cdot)$ 的缩放。

③ 截断的正态分布的参数估计

截断正态分布的均值 $\tilde{\mu}$ 和方差 $\tilde{\sigma}^2$ 可以看作是对原正态分布的均值 μ 和方差 σ^2 的扰动。其值可以通过引用 PDF ψ 和 CDF Φ 来确定，如 Johnson^[55]所示。

截断正态分布的均值 $\tilde{\mu}$ 和方差 $\tilde{\sigma}^2$ 通过概率密度函数和累积分布函数确定，首先定义：

$$\alpha = \frac{a - \mu}{\sigma}; \quad \beta = \frac{b - \mu}{\sigma}$$

那么有：

$$\tilde{\mu} = \mu - \sigma \frac{\phi(0, 1; \beta) - \phi(0, 1; \alpha)}{\Phi(0, 1; \beta) - \Phi(0, 1; \alpha)}, \tag{4.7}$$

$$\tilde{\sigma}^2 = \sigma^2 \left(1 - \frac{\beta \phi(0, 1; \beta) - \alpha \phi(0, 1; \alpha)}{\Phi(0, 1; \beta) - \Phi(0, 1; \alpha)} - \left(\frac{\phi(0, 1; \beta) - \phi(0, 1; \alpha)}{\Phi(0, 1; \beta) - \Phi(0, 1; \alpha)} \right)^2 \right), \tag{4.8}$$

④ 截断的正态分布的逆累积分布函数

因为标准的概率密度函数处处都是正可积的, 所以累积分布函数 $\Phi(\mu, \sigma^2; x)$ 是一个在 $(-\infty, +\infty)$ 上的严格单调函数, 其在开区间 (a, b) 上取每一个值, 只取一次, 可表示为逆累积密度函数(iCDF)^[54]的存在。

假设给定一个值 $0 \leq p \leq 1$, 表示 $\Psi(\mu, \sigma^2, a, b; x)$, 求 $a \leq x \leq b$ 满足:

$$p = \Psi(\mu, \sigma^2, a, b; x),$$

那么有:

$$p = \Psi(\mu, \sigma^2, a, b; x) = \frac{\Phi(\mu, \sigma^2; x) - \Phi(\mu, \sigma^2; a)}{\Phi(\mu, \sigma^2; b) - \Phi(\mu, \sigma^2; a)}, \quad (4.9)$$

$$\Phi(\mu, \sigma^2; x) = \Phi(\mu, \sigma^2; a) + p(\Phi(\mu, \sigma^2; b) - \Phi(\mu, \sigma^2; a)), \quad (4.10)$$

$$x = \Phi^{-1}(\mu, \sigma^2; \Phi(\mu, \sigma^2; a) + p(\Phi(\mu, \sigma^2; b) - \Phi(\mu, \sigma^2; a))), \quad (4.11)$$

可以将其总结为:

$$\Psi^{-1}(\mu, \sigma^2, a, b; p) = \Phi^{-1}(\mu, \sigma^2; \Phi(\mu, \sigma^2; a) + p(\Phi(\mu, \sigma^2; b) - \Phi(\mu, \sigma^2; a))), \quad (4.12)$$

iCDF 允许我们从概率 $0 \leq p \leq 1$ 开始, 并返回截断值 $\Phi^{-1}(p) = x$, 使得小于或等于 x 的值的概率恰好是 p 。正态分布的 iCDF 有时被称为分布的“百分点”。

4.2 Bootstrap-EB 方法在地震人员死亡数中的应用

4.2.1 基于 Bootstrap 的质量评估

(1) Bootstrap 重抽样数据

将论文将所收集到的 367 次历史震例按照上述场景进行划分后, 在各个场景中随机抽取 1 次震例作为测试集, 其余震例作为训练集。在此首先将各个场景中训练集进行抽样扩充, 具体地, 将各个场景中的死亡率通过 Bootstrap 抽样扩充为 1000 个数据集, 每个数据集中包含 100 个数据, 拟合 1000 个数据集 X 的频率直方图如图 4.2 所示。

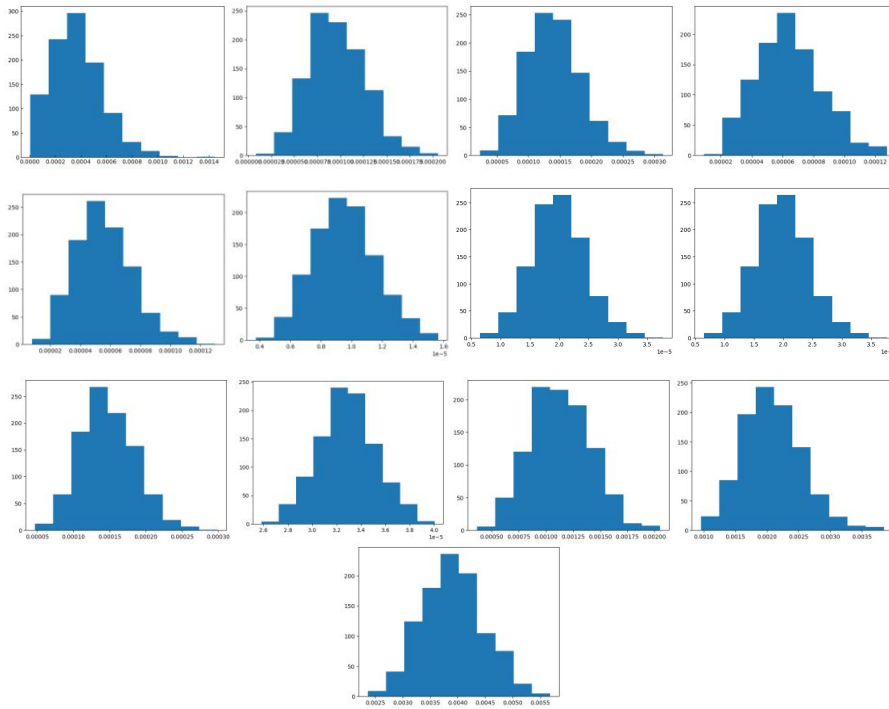


图 4.2 场景 S1-S13 经过 Bootstrap 抽样扩充各数据集均值 \bar{X} 的频率直方图

由图 4.2 可以看出扩充后的各场景整体服从正态分布，根据极大似然估计对各个场景下正态分布的参数进行估计。

则经过 Bootstrap 抽样扩充后各个场景死亡率 \bar{X} 的均值、方差如下表 4.1 所示。

表 4.1 场景 S1-S13 经 Bootstrap 抽样扩充后均值及方差

场景	Bootstrap 抽样扩充后均值	Bootstrap 抽样扩充后方差
S1	3.4275E-4	4.2018E-8
S2	9.5917E-5	9.2029E-10
S3	1.4116E-4	1.9130E-9
S4	6.4020E-5	4.3979E-10
S5	5.5314E-5	3.6056E-10
S6	9.5706E-6	4.0790E-12
S7	8.2788E-5	4.1134E-10
S8	1.9826E-5	2.1043E-11
S9	1.4724E-4	1.3645E-9
S10	3.2873E-5	5.4775E-12
S11	1.1325E-3	7.6958E-8
S12	2.0866E-3	2.1890E-7
S13	3.9142E-3	3.0962E-7

(2)虚拟数据集质量评估

为验证 Bootstrap 抽样扩充后数据的可用性和可靠性，而均值和方差提供了数据集的集中趋势和数据分散性的直观度量，通过分析均值和方差，可以综合考虑生成虚拟数据集与原始数据集的一致性和可用性。因此将 Bootstrap 抽样扩充后的均值、方差(表 4.1)与原始数据(表 4.2)进行对比，判断扩充后数据是否能够反映原始数据的特征。

表 4.2 场景 S1-S13 原始数据均值及方差

场景	震例数	原始数据均值	原始数据方差
S1	50	3.3139E-4	4.1638E-06
S2	33	9.6887E-5	1.0257E-07
S3	37	1.4089E-4	1.9803E-07
S4	19	6.3406E-5	4.3428E-08
S5	51	5.5009E-5	3.5213E-08
S6	19	9.5917E-6	4.6067E-10
S7	39	8.1793E-5	4.2822E-08
S8	9	1.9764E-5	2.3212E-09
S9	42	1.4553E-4	1.4141E-07
S10	7	3.2918E-5	6.2204E-10
S11	21	1.1598E-3	8.6493E-06
S12	13	2.2130E-3	2.3304E-05
S13	14	3.9089E-3	3.2150E-05

经对比可知，Bootstrap 抽样扩充后的均值与原始数据的数据特征基本一致，表明 Bootstrap 抽样方法能够保持样本统计量的可靠性和精确性，不会引入明显的偏差，同时方差相较于原始数据普遍偏小，该特征说明 Bootstrap 抽样方法有效的减少了数据的不确定性，提高了数据的稳定性和可靠性。因此 Bootstrap 抽样方法扩充后的虚拟数据能为后续的分析 and 预测工作提供可靠的基础。

4.2.2 基于 Bootstrap-EB 的地震人员死亡人数估计

(1)分场景截断后验分布的计算

①先验分布

通过 Bootstrap 抽样扩充为 1000 个数据集，每个数据集中包含 100 个数据后再将各数据集的均值 \bar{X} 作为随机变量，由图 4.1 可知，各个场景中地震人员死亡

率均值 \bar{X} 服从正态分布, 即 $\bar{X} \sim N(\mu, \sigma^2)$, 因此, 各场景中随机变量的均值和方差的极大似然估计值就是经 Bootstrap 抽样扩充后的均值和方差, 那么各场景的分布信息如下表 4.3, 将此分布作为各场景的先验分布。

表 4.3 场景 S1-S13 分布信息

场景	分布
S1	$\bar{X} \sim N(3.4275E-4, 4.2018E-8)$
S2	$\bar{X} \sim N(9.5917E-5, 9.2029E-10)$
S3	$\bar{X} \sim N(1.4116E-4, 1.9130E-9)$
S4	$\bar{X} \sim N(6.4020E-5, 4.3979E-10)$
S5	$\bar{X} \sim N(5.5314E-5, 3.6056E-10)$
S6	$\bar{X} \sim N(9.5706E-6, 4.0790E-12)$
S7	$\bar{X} \sim N(8.2780E-5, 4.1134E-10)$
S8	$\bar{X} \sim N(1.9826E-5, 2.1043E-11)$
S9	$\bar{X} \sim N(1.4724E-4, 1.3645E-9)$
S10	$\bar{X} \sim N(3.2873E-5, 5.4775E-12)$
S11	$\bar{X} \sim N(1.1325E-3, 7.6958E-8)$
S12	$\bar{X} \sim N(2.0866E-3, 2.1890E-7)$
S13	$\bar{X} \sim N(3.9142E-3, 3.0962E-7)$

②后验分布

将该正态分布作为先验分布, 可得超参数 μ_0 和 σ_0^2 , 此外, 为了不让先验均值和方差的影响过大, 这里取 $k_0 = v_0 = 1$ 。

由于该数据集均值总体 μ , σ^2 均未知, 故采用 $N-IGa(\mu_n, k_n, v_n, \sigma_n^2)$ 对其进行后验修正, 根据联合后验密度公式可以求出后验参数值如下表 4.4 所示。

表 4.4 场景 S1-S13 后验参数信息表

场景	μ_n	σ_n^2	k_n	v_n
S1	3.5717E-7	4.2083E-8	1001	1001
S2	1.9164E-7	9.2029E-10	1001	1001
S3	2.8687E-7	1.9130E-9	1001	1001
S4	1.2791E-7	4.3979E-10	1001	1001
S5	1.1052E-7	3.6056E-10	1001	1001
S6	1.9122E-8	4.0790E-12	1001	1001
S7	1.6541E-7	4.1134E-10	1001	1001
S8	3.9612E-8	2.1043E-11	1001	1001
S9	2.9418E-7	1.3645E-9	1001	1001

续表 4.4

场景	μ_n	σ_n^2	k_n	ν_n
S10	6.5680E-6	5.4775E-12	1001	1001
S11	2.2627E-3	7.6958E-8	1001	1001
S12	4.1691E-6	2.1890E-7	1001	1001
S13	7.9205E-6	3.0962E-7	1001	1001

根据各个场景的后验参数信息表可得各个场景下正态-逆伽马分布的联合后验密度如下表 4.5 所示。

表 4.5 场景 S1-S13 联合后验密度

场景	联合后验密度 $\pi(\mu, \sigma^2 x) \propto$
S1	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 4.2083E - 8 + 1001(\mu - 3.5717E - 7)^2] \right\}$
S2	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 9.2029E - 10 + 1001(\mu - 1.9164E - 7)^2] \right\}$
S3	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 1.9130E - 9 + 1001(\mu - 2.8687E - 7)^2] \right\}$
S4	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 4.3979E - 10 + 1001(\mu - 1.2791E - 7)^2] \right\}$
S5	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 3.6056E - 10 + 1001(\mu - 1.1052E - 7)^2] \right\}$
S6	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 1.9122E - 8 + 1001(\mu - 4.0790E - 12)^2] \right\}$
S7	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 4.1134E - 10 + 1001(\mu - 1.6541E - 7)^2] \right\}$
S8	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 3.9612E - 8 + 1001(\mu - 2.1043E - 11)^2] \right\}$
S9	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 1.3645E - 9 + 1001(\mu - 2.9418E - 7)^2] \right\}$
S10	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 5.4775E - 12 + 1001(\mu - 6.5680E - 6)^2] \right\}$
S11	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 7.6958E - 8 + 1001(\mu - 2.2627E - 3)^2] \right\}$
S12	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 4.1691E - 6 + 1001(\mu - 4.1691E - 6)^2] \right\}$
S13	$(\sigma^2)^{-57} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} [1001 * 3.0962E - 7 + 1001(\mu - 7.9205E - 6)^2] \right\}$

根据表 4.5 所示各个场景联合后验密度分布函数画出该后验密度函数图如下图 4.3 所示。

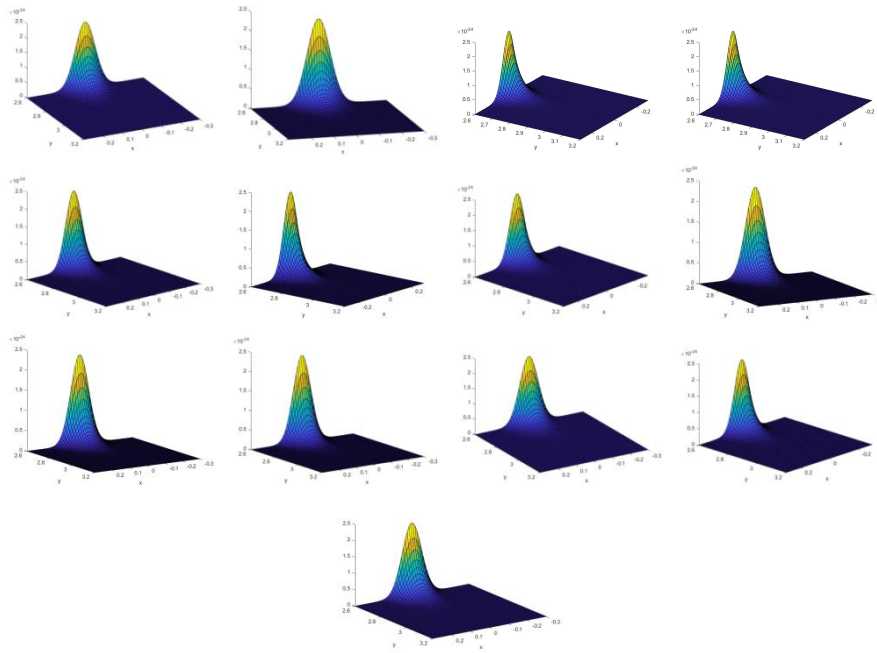


图 4.3 场景 S1-S13 联合后验密度函数图

③后验分布的截断

由图 4.3 可得后验概率密度函数的曲面为单峰对称。根据正态近似法将其后验分布近似为正态分布，再对此正态分布进行截断分析。由于死亡率为大于等于 0 的数，所以在此取截断正态分布的范围为 $[0, +\infty)$ ，经计算各个场景下参数 α 和 β 的值如下表 4.6 所示。

表 4.6 场景 S1-S13 截断正态分布参数信息表

场景	α	β
S1	-0.0017	$+\infty$
S2	-0.0063	$+\infty$
S3	-0.0066	$+\infty$
S4	-0.0061	$+\infty$
S5	-0.0058	$+\infty$
S6	-0.0095	$+\infty$
S7	-0.0082	$+\infty$
S8	-0.0086	$+\infty$
S9	-0.0080	$+\infty$
S10	-0.0281	$+\infty$
S11	-0.0082	$+\infty$
S12	-0.0089	$+\infty$
S13	-0.0141	$+\infty$

将各个场景所得参数带入上述死亡率均值 \bar{X} 所服从的截断正态分布，可得各个场景死亡率均值所服从的正态分布如下表 4.7 所示。

表 4.7 场景 S1-S13 截断正态分布信息表

场景	截断正态分布
S1	$\bar{X} \sim \varphi(1.6381E-4, 1.5308E-8, 0, +\infty; \bar{x})$
S2	$\bar{X} \sim \varphi(2.4275E-5, 3.3566E-10, 0, +\infty; \bar{x})$
S3	$\bar{X} \sim \varphi(3.5002E-5, 6.9785E-10, 0, +\infty; \bar{x})$
S4	$\bar{X} \sim \varphi(1.6779E-5, 1.6039E-10, 0, +\infty; \bar{x})$
S5	$\bar{X} \sim \varphi(1.5191E-5, 1.3147E-10, 0, +\infty; \bar{x})$
S6	$\bar{X} \sim \varphi(1.6185E-6, 1.4905E-12, 0, +\infty; \bar{x})$
S7	$\bar{X} \sim \varphi(1.6243E-5, 1.5019E-10, 0, +\infty; \bar{x})$
S8	$\bar{X} \sim \varphi(3.6748E-6, 7.6852E-12, 0, +\infty; \bar{x})$
S9	$\bar{X} \sim \varphi(2.7843E-5, 4.9815E-10, 0, +\infty; \bar{x})$
S10	$\bar{X} \sim \varphi(1.8914E-6, 2.0229E-12, 0, +\infty; \bar{x})$
S11	$\bar{X} \sim \varphi(2.2217E-4, 2.8099E-8, 0, +\infty; \bar{x})$
S12	$\bar{X} \sim \varphi(3.7484E-4, 6.6068E-8, 0, +\infty; \bar{x})$
S13	$\bar{X} \sim \varphi(4.4681E-4, 1.1344E-7, 0, +\infty; \bar{x})$

各个场景死亡率均值的截断正态分布图如下图 4.4 所示。

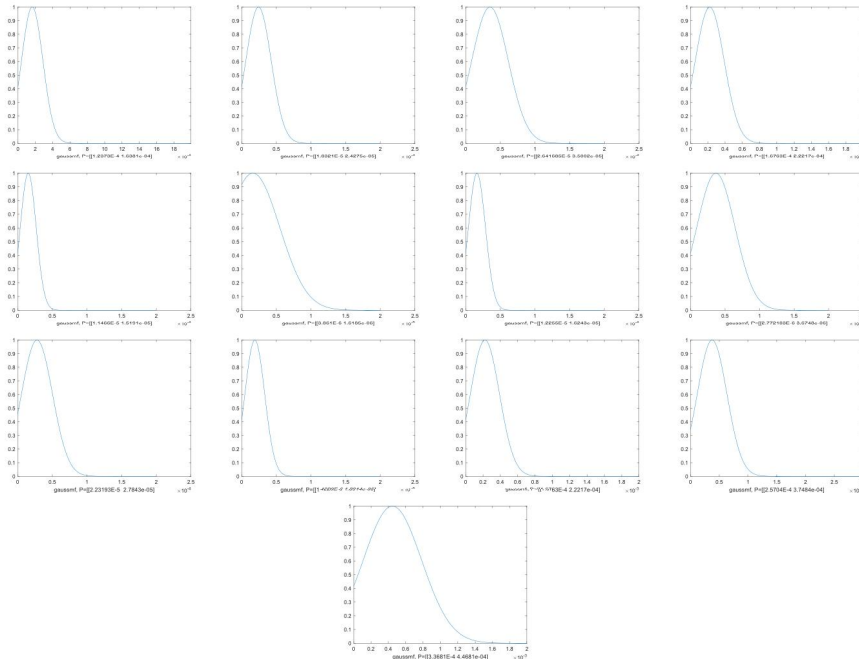


图 4.4 场景 S1 截断联合后验密度分布图

当各个场景下截断正态分布的逆累积分布函数为 95%时对应的死亡率数值

为在该场景下 95%的死亡率区间的上限值。将收集的历史震例按照基础场景分级后,利用各场景下的数据结合死亡率评估方法,计算各场景下截断正态分布 95%的死亡率区间范围,并根据各个场景的后验密度可知其均值、众数及中位数如下表 4.8 所示。

表 4.8 场景 S1-S13 截断后验分布的死亡率点估计及区间估计

场景	均值	众数	中位数	95%死亡率区间
S1	1.6381E-4	1.5500E-4	1.3850E-4	[0,4.0231E-4)
S2	2.4275E-5	2.4000E-5	2.0533E-5	[0,5.9584E-5)
S3	3.5002E-5	3.4500E-5	2.9608E-5	[0,8.5914E-5)
S4	1.6779E-5	2.3000E-4	1.8796E-4	[0,2.7229E-5)
S5	1.5191E-5	1.4000E-5	1.2849E-5	[0,3.7290E-5)
S6	1.6185E-6	1.4400E-6	1.3694E-6	[0,3.9711E-6)
S7	1.6243E-5	1.6000E-5	1.3741E-5	[0,3.9860E-5)
S8	3.6748E-6	3.7000E-6	3.1089E-6	[0,9.0170E-6)
S9	2.7843E-5	2.8000E-5	2.5025E-5	[0,7.2593E-5)
S10	1.8914E-6	1.9000E-6	1.6033E-6	[0,4.6306E-6)
S11	2.2217E-4	2.1700E-4	1.8796E-4	[0,5.4521E-4)
S12	3.7484E-4	3.8700E-4	3.1713E-4	[0,9.1976E-4)
S13	4.4681E-4	4.5100E-4	3.7823E-4	[0,1.0957E-3)

根据表 4.8 的计算结果及图 4.4 可知,第一,截断后验分布基本具有右偏特性,但是普遍存在中位数小于均值和众数的情况,根据原始数据特征来看,由于历史震例较少并且地震人员死亡的评估受到多种因素的影响,地震强度小但死亡率高的地震屡见不鲜,因此为考虑各个场景死亡率整体的平均水准,在后续应用中论文主要采用均值对地震人员死亡数进行估计。第二,各场景的死亡率点估计及 95%区间估计基本符合在极震区烈度相等并且人口密度相同的条件下晚上的死亡率大于百天的死亡率,但在极震区烈度为VI度时,在人口密度大于 100 的死亡率点估计及 95%区间估计的上限值小于人口密度小于或等于 100 的死亡率点估计及 95%区间估计的上限值,这是由于,首先,地震造成的人员死亡因素有很多,例如建筑物倒塌、次生灾害以及是否及时获得救援等,而这些因素的数据在震后并不能及时获取,所以论文中只考虑在震后第一时间能够获取的地震人员死亡因素;其次,根据收集到中国大陆地区 1950-2022 年地震的原始数据的数据特征,如表 4.8 所示,原始数据的数据特征为极震区烈度为VI度时,在人口密度大

于或等于 100 的死亡率点估计及 95% 区间估计的上限值小于人口密度小于 100 的死亡率点估计及 95% 区间估计的上限值, 而对其扩充后进行基于经验贝叶斯估计及截断正态分布后不会改变各情景下的数据特征, 最后, 这一结果 Sadra Karimzadeh 等的研究结果相一致^[56]。

4.3 本章小结

考虑小样本数据的问题, 基于经验贝叶斯思想, 引入 Bootstrap 重抽样方法对小样本数据进行扩充, 以提供更广泛的数据基础, 并验证扩充后虚拟样本的可靠性, 在此基础上构建基于 Bootstrap-EB 方法, 然后根据地震人员死亡率为大于等于 0 的数据这一实际情况对该方法的后验分布进行截断分析。

5 基于 Bootstrap-EB 的方法评估

为了全面评估论文所构建的 Bootstrap-EB 方法的优越性, 将对该方法展开多方面分析, 通过对上述结果的描述, 可以更好地引出对方法的评价和思考, 探讨方法的优势、局限性以及可能的改进方向。首先, 通过精度分析, 深入探讨该方法在地震人员死亡评估中的准确度和精度, 考察其对实际数据的拟合程度和预测能力。其次, 稳健性分析将评估 Bootstrap-EB 方法在面对地震人员死亡评估时的稳定性和鲁棒性, 从而验证方法的可靠性。最后, 通过对比分析将 Bootstrap-EB 方法与概率估计方法以及业内经典模型进行对比, 揭示其优势和局限性, 通过以上综合评估, 将全面了解 Bootstrap-EB 方法在评估地震人员死亡中的表现, 为其进一步优化和推广提供支持和指导。

5.1 精度分析

评估的准确性需要通过实际发生的震例进行验证, 在此随机选取大陆地区 13 次地震人员死亡数据, 将数据代入评估方法中得到预测人员死亡数量, 并与实际死亡人数进行比较以证明评估方法的准确性和可靠性。利用上述各情境下死亡率均值及 95% 死亡率区间估算各场景下的死亡人数区间如表 5.1 所示。

表 5.1 地震人员死亡人数点估计及区间估计

年份	震级	极震区 烈度	震中位置	实际死亡 人数/人	点估算 结果	95%区间 估算结果	是否在同 一数量级
2011 年	5.3	VI	青海囊谦	0	1	[0, 3)	Y
2011 年	4.4	VI	安徽安庆	0	0	[0, 1)	Y
2008 年	5.1	VI	新疆裕民	0	0	[0, 1)	Y
2010 年	4.2	VI	重庆荣昌	0	0	[0, 1)	Y
2015 年	5.8	VII	内蒙古阿拉 善左旗	0	1	[0, 2)	Y
2016 年	5.2	VII	广西苍梧	0	0	[0, 1)	Y
2002 年	5.9	VII	甘肃玉门	2	2	[0, 4)	Y
2010 年	4.8	VII	四川遂宁	1	1	[0, 2)	Y
2011 年	5.9	VIII	云南盈江	25	9	[0, 23)	N
2008 年	6.1	VIII	四川仁和	41	3	[0, 7)	N
2021 年	5.2	VIII	云南大理	3	2	[0, 4)	Y
2003 年	6.8	IX	新疆巴楚	268	191	[0, 469)	Y
2017 年	7.0	IX	四川九寨沟	25	79	[0, 193)	Y

注: 若实际死亡人数与估计的死亡人数在同一数量级表示为 Y, 否则为 N

由于地震导致的人员死亡状况具有很大的不确定性,估计结果达成绝对相同非常艰难。因此,业内专家学者通常将评估结果与实际死亡人数在数量级上进行比较考量。根据表 5.1 可知:

从整体上来看,该方法评估效果较好,多数震例的实际死亡人数与基于经验贝叶斯的评价结果在同一数量级且被包含在区间内,只有个别震例实际死亡人数与评估结果不在同一数量级,且并未被包含在区间内,但评价结果整体上较为准确。

从区间估计结果与实际结果的对比来看,13 次震例验证中 2 次区间估计结果并未将实际死亡人数包含在内,其余 11 次区间估计结果全部将实际死亡人数包含在内,准确率为 84.6%;

从 Bootstrap-EB 均值估算的点估计结果与实际死亡人数结果来看,13 次震例验证中 2 次点估计的结果并未与实际死亡人数在同一数量级,其余 11 次点估计结果全部与实际死亡人数在同一数量级,准确率也为 84.6%。

点估计与区间估计的产生较大误差的震例都为 2011 年云南盈江地震和 2008 年四川仁和地震,由于涉及众多不确定性因素,因此准确评估地震死亡人数对于任何评估方法来说都存在巨大挑战。如表 5.7 中 2011 年云南盈江以及 2008 年四川仁和两次地震,根据该方法估算的死亡率区间,其对应的 95%死亡人数区间并未将实际上报死亡人数包含在内,其中 2011 年云南盈江地震 95%死亡人数区间上限值均与实际死亡人数在同一数量级,相对来说较为合理,而 2008 年四川仁和 6.1 级地震在此考虑特殊情况的出现,经查阅相关资料^[57],此次地震人员伤亡较多的主要原因是大量房屋倒塌和受损,进而导致评估结果与实际死亡人数相差较大。

5.2 稳健性分析

为评估结果的稳定性,论文在此采用交叉验证法来验证,该方法是一种常用的评估方法,通过将原始数据集划分为训练集和测试集两部分,其中训练集用于训练,测试集用于评估模型或方法的性能,该方法能够客观评估模型或方法的性能,减少随机性对评估结果的影响。

在论文中进行 5 次交叉验证,并计算每次验证的评估结果,具体地,将各个

场景下的震例随机抽取一次作为训练集，其余作为测试集，利用训练集进行训练并使用测试集评估方法性能，重复该过程，每次选择不同的震例作为测试集，得到 5 次评估结果如下表 5.2 所示。

表 5.2 5 次交叉验证结果的准确率

次数	第一次	第二次	第三次	第四次	第五次	均值
点估计准确率	84.6%	92.3%	76.9%	92.3%	92.3%	87.7%
区间估计准确率	84.6%	84.6%	92.3%	84.6%	84.6%	86.1%

基于 5 次交叉验证的结果分析显示，基于经验贝叶斯的评估方法获得了一致稳定的性能。通过计这 5 次交叉验证的点估计准确率和区间估计准确率均值，进一步评估了该方法的整体性能。首先，5 次交叉验证的点估计准确率均值为 87.7%，这表明在每次验证中，该方法能够以高准确率进行预测，其次，根据 5 次交叉验证的区间估计准确率均值 86.1%，这意味着该方法有较高的置信度来推测整体准确率的波动范围，并进一步证实了该方法的稳定性和可靠性。

5.3 评估方法对比分析

5.3.1 与贝叶斯估计结果对比

论文中针对小样本问题提出的 Bootstrap-EB 方法的思想是将扩充后的虚拟数据进行估计，将其参数估计值作为先验分布再进行的统计推断，为体现该方法相对于贝叶斯方法的优良性，在此将贝叶斯估计与其进行对比。具体地，同样基于极震区烈度、发震时间、人口密度三个影响因素建立的 13 个场景框架，并且各个场景的历史震例与验证震例均与上述 Bootstrap-EB 方法所用数据相同，贝叶斯估计结果如下表 5.3 所示。

表 5.3 贝叶斯估计地震人员死亡人数点估计及区间

年份	震级	极震区烈度	震中位置	实际死亡人数/人	点估算结果	95%区间估算结果	是否在同一数量级
2011 年	5.3	VI	青海囊谦	0	11	[0, 27)	N

续表 5.3

年份	震级	极震区烈度	震中位置	实际死亡人数/人	点估算结果	95%区间估算结果	是否在同一数量级
2010年	4.2	VI	重庆荣昌	0	6	[0, 15)	Y
2011年	4.4	VI	安徽安庆	0	2	[0, 1)	Y
2008年	5.1	VI	新疆裕民	0	3	[0, 6)	Y
2015年	5.8	VII	内蒙古阿拉善左旗	0	8	[0, 19)	Y
2016年	5.2	VII	广西苍梧	0	0	[0, 1)	Y
2002年	5.9	VII	甘肃玉门	2	18	[0, 45)	N
2010年	4.8	VII	四川遂宁	1	7	[0, 16)	Y
2011年	5.9	VIII	云南盈江	25	93	[0, 227)	Y
2008年	6.1	VIII	四川仁和	41	40	[0, 77)	Y
2021年	5.2	VIII	云南大理	3	15	[0, 38)	N
2003年	6.8	IX	新疆巴楚	268	1938	[0, 4755)	N
2017年	7.0	IX	四川九寨沟	25	812	[0, 1957)	N

注：若实际死亡人数与估计的死亡人数在同一数量级表示为 Y，否则为 N

从表 5.3 可以看出贝叶斯估计结果与实际结果进行对比,从点估计结果来看,13 次震例验证中 5 次点估计结果并未与实际死亡人数在同一数量级,其余 8 次点估计结果均与实际死亡人数在同一数量级,准确率为 61.5%。从 95%区间估计结果与实际死亡人数结果来看,13 次震例验证全部将实际死亡人数包含在内,但从区间上限值与实际死亡人数来看,区间跨度普遍较大,而区间越大对于死亡人数的估计就越不准确;将其与 Bootstrap-EB 估计方法的点估计结果来看,该方法点估计结果的准确度低于 Bootstrap-EB 估计方法的准确度,从区间估计对比来看,Bootstrap-EB 估计方法具有更合理的区间估计的区间跨度与准确度,能够更准确地估计实际死亡人数的范围,提供更精确的数据支持,以便进行灾后救援和安全措施的制定。

5.3.2 与其他评估方法对比

(1)方法对比分析

为验证该评估方法的精度及其适用性,在与实际死亡人口进行对比分析的基础上,将其他统计估计方法与论文提出的基于经验贝叶斯评估的方法进行对比。对比方法 1 为 1821 年德国数学家 C.F.Gauss 提出的极大似然估计法,该方法是参

数估计的方法之一，该方法假设选定的方法可以用于描述观测数据的概率分布，在此默认该分布为正态分布进行地震人员死亡的评估。对比方法 2 为 2012 年中国地震局工程力学研究所刘金龙研究的人员死亡预测模型是以震中烈度为代表参数，辅以震级和人口密度进行修正。三个方法的评估结果如图 5.1 所示。

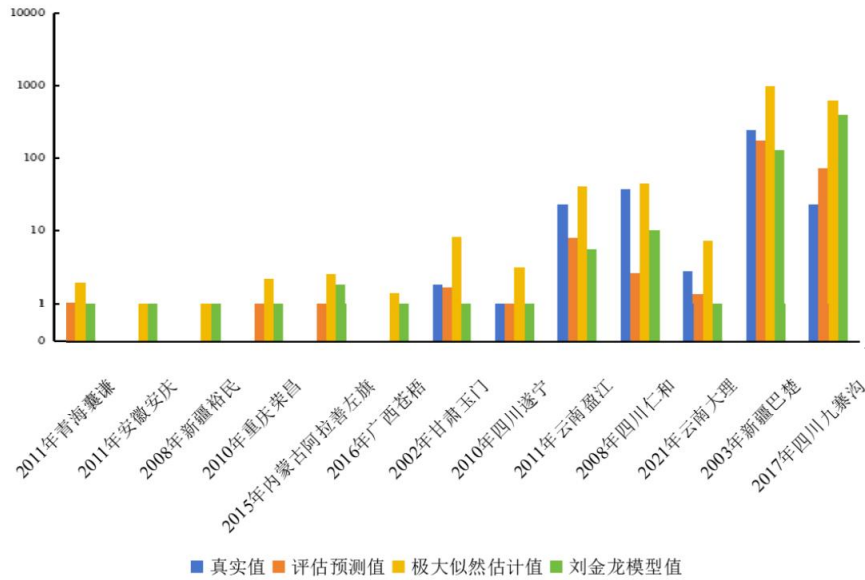


图 5.1 地震人员死亡评估结果对比

从图 5.1 可以看出。评估地震的死亡人数均与死亡人数的真实值均为同一数量级且较为相近；极大似然估计法在在 2003 年新疆巴楚地震和 2017 年四川九寨沟地震这两场地震的预测效果与死亡人数的真实值相差较大，而这两场地震都是极震区烈度为 IX 度，说明在极震区烈度较高时，极大似然估计的预测的评估结果较差；对比方法 2 的评估结果在 2016 年广西苍梧之前的震例相较于真实值整体偏大，而在 2002 年甘肃玉门之后的震例整体偏小，相较于论文所用评估方法稳定性不足。经与的评估方法和业内经典模型相比，论文提出的基于经验贝叶斯方法的地震人员死亡评估方法，整体精度更高，适用范围更广，更贴合中国地区的地震死亡人口评估标准。

(2) 对比方法的误差分析

在预测模型或方法中多使用相对误差作为评判标准，相对误差是评估结果相对于真实值的误差百分比。它用于衡量估计结果与真实值之间的相对准确性及其

偏离实测值的大概结果，计算公式如下。

$$\text{相对误差} = \frac{|\text{预测值} - \text{真实值}|}{\text{真实值}} \times 100\% \quad (5.11)$$

$$\text{平均相对误差} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\text{相对误差}|, \quad i=1,2,3,\dots,n \quad (5.12)$$

基于上述对比方法的 13 个震例分别计算论文评估方法的平均相对误差、极大似然估计平均相对误差以及业内经典模型刘金龙模型的平均相对误差如下图 5.2 所示。

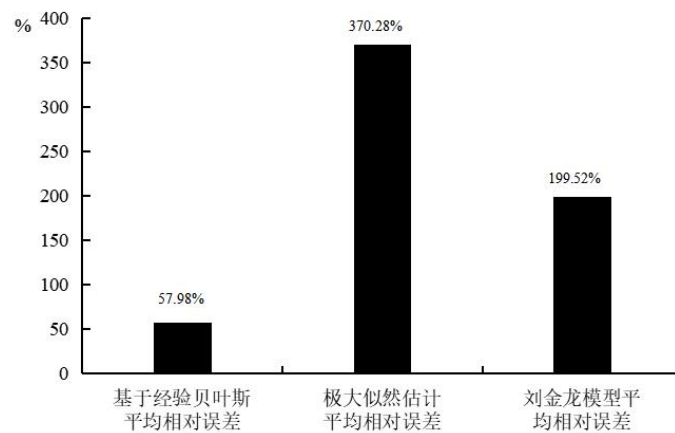


图 5.2 各估计方法的平均相对误差对比图

由图 5.2 可以看出，在以上三个评估方法的平均相对误差差异较大，极大似然估计平均相对误差最大，达到 370.28%，与之相比，业内较为经典的刘金龙模型平均相对误差为 199.52%，而相较于以上两种评估方法预测基于经验贝叶斯的评估预测平均相对误差最小，为 57.98%，证明该方法在评估中展现的评估效果更为理想。

5.4 本章小结

本章节主要为 Bootstrap-EB 方法的评估分析。结果显示：该方法评价效果较好，大多数地震事件的实际死亡人数与该评估方法得出的结果数量级相同且被包含在区间内，评价结果较为准确。最后该评估方法与未扩充的 EB 方法、极大似然估计方法及业内经典模型对比，论文提出的基于 Bootstrap-EB 方法的地震人员死亡评估方法，在精度、适用性方面表现更好，更适合用于中国地区的地震死亡人口评估。

6 结论与思考

6.1 研究结论

本文针对小样本数据,通过对中国大陆地区 1950-2022 年地震灾害中的死亡人数进行基于经验贝叶斯方法研究,为救援决策及防震减灾规划提供合理建议。主要有以下三方面工作:

(1)对影响地震人员死亡因素进行分析,整体上,中国大陆地区地震发生频次变化波动较大,地震造成的死亡人数波动变化较为明显,地震灾害活动空间分布较广,但人员死亡分布较为集中且空间分布不均匀,西部地区总体上是地震相对高发的地区,地震在多震省份造成的人员死亡较少,而在少震省份造成的人员死亡较多,并且单次地震造成的死亡人数更大;并对主要影响因素极震区烈度、发震时间、人口密度进行分析,且基于此建立场景框架。

(2)提出 Bootstrap-EB 方法,探究基于地震人员死亡的不确定性变化范围及死亡率区间概率值,首先对各个场景下的历史震例进行扩充,对扩充后的虚拟数据进行极大似然估计,将其估计结果作为先验信息,再根据贝叶斯公式计算其后验分布,最后根据实际情况对该后验分布进行截断分析。结果显示在极震区烈度为VI度时,在人口密度大于 100 的 95%死亡率区间的上限值小于人口密度小于或等于 100 的 95%死亡率区间的上限值,由于场景中存在特殊震例,使地震人员 95%死亡率不一定遵守晚上死亡率大于白天死亡率的一般规律,这一结果 Sadra Karimzadeh 等人的研究结果相一致。

(3)对于 Bootstrap-EB 方法进行评估,从评估结果来看,评价效果较好,多数震例的实际死亡人数与该方法的评价结果数量级相同且被包含在区间内,评价结果较为准确。根据交叉验证的结果来看,该方法的估计结果的稳定性检验方法有较高的置信度来推测该方法整体准确率的波动范围,并进一步证实了其稳定性和可靠性。从方法对比及误差分析结果来看,该方法评估地震的死亡人数相较于极大似然估计及刘金龙模型;论文提出的基于 Bootstrap-EB 方法的地震人员死亡评估方法,在精度、适用性方面表现更好,更适合用于中国地区的地震死亡人口评估。

6.2 思考与展望

论文提出了 Bootstrap-EB 方法,对地震人员死亡因素进行分析,给出人员死亡的概率区间并对该方法进行验证,结果能够有效反应各场景下人员死亡的变化范围。但仍存在不足,在后续研究工作中需不断完善和探讨。

第一,论文在建立归类框架时只考虑三个重要因素。而实际上导致人员死亡的因素具有多样性,因此后续研究在建立地震应急归类场景框架时,可从完善其它影响因素数据的整理与收集入手,包括建筑物结构、次生灾害等,进而优化地震人员死亡快速评估方法,以提高方法的精度。

第二,由于我国大陆地区震例相对较少,为了获取更多震例数据,文中选取震例的时间跨度较大,而以前的房屋建筑结构与现在相比抗震性能较差,所以合理的增加样本量是需要注意的部分。

第三,地震人员死亡评估属于小样本且具有离群值的特殊问题,因此在进行评估时,将概率估计与频率估计相结合的估计方法是后续研究新的方法领域。

参考文献

- [1] 张良怀,杨以道,李征西. 城市地震灾害预测在减灾中的作用[J].经济视角, 1996,(12):33.
- [2] 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(01):153-165.
- [3] Li D C, Lin L S, Peng L J. Improving learning accuracy by using synthetic samples for small datasets with non-linear attribute dependency[J]. Decision Support Systems, 2014, 59:286-295.
- [4] Li D C, Chang C J, Chen C C, et al. A grey-based fitting coefficient to build a hybrid forecasting model for small data sets[J]. Applied Mathematical Modelling, 2012, 36(10):5101-5108.
- [5] Yang J, Yu X, Xie Z Q, et al. A novel virtual sample generation method based on Gaussian distribution[J]. Knowledge-Based Systems, 2011, 24(6):740-748.
- [6] Song H, Choi K K, Lee I, et al. Adaptive virtual support vector machine for the reliability analysis of high-dimensional problems[J]. Structural & Multidisciplinary Optimization, 2011, 47(4):479-491.
- [7] Karaivanova A, Ivanovska S, Gurov T. Monte carlo method for density reconstruction based on insufficient data[J]. Procedia Computer Science, 2015, 51:1782-1790.
- [8] 黄开远,罗娜. 基于 Attention 机制改进 TimeGAN 的小样本时间序列预测方法[J].华东理工大学学报(自然科学版), 2023, 49(06):890-899.
- [9] 赵文丽,石洪波. 基于 WGAN 的小样本建模方法研究[J].统计与决策, 2023, 39(02):20-23.
- [10] Robbins H. An empirical bayes approach to statistics[J]. Matematika, 1956, 35(1):133-140.

- [11]Liang T C. On the convergence rates of a monotone empirical Bayes test for uniform distributions[J]. Journal of Statistical Planning & Inference, 1990, 26(1):25-34.
- [12]Li J, Gupta S. Empirical Bayes test based on kernel sequence estimation[J]. Statistica Sinica, 2002, 12:1061-1072.
- [13]Dempster A P, Laird N M, Rubbin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. Annals of Royal Statistical Society, 1977, 39:1-38.
- [14]Laird N. M, Louis T A. Smoothing the non-parameteric estimate of a prior distribution by roughening[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 1991, 12:27-37.
- [15]Huang S Y. Empirical Bayes testing procedure in some nonexponential families using asymmetric Linex loss function[J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 1995, 46:293-309.
- [16]李星亚,师义民,李豪亮. NA 样本下 Weibull 分布族参数的经验贝叶斯估计[J]. 昆明理工大学学报(理工版), 2009, 34:116-121.
- [17]Yuan M,Wei L S. Two-sided empirical Bayes test for location parameter in the gamma distribution[J]. Communication in Statistics-Theory and Methods, 2016:4215-4225.
- [18]王亮,师义民. NA 样本下一类指数分布的经验贝叶斯检验[J].西北大学学报(自然科学版), 2008, 38(4):523-526.
- [19]胡桂开,周古辛,肖新海等. 分层先验总体中总体总量的经验贝叶斯预测[J].工程数学学报, 2023, 40(01):69-82.
- [20]赵林城. 一类离散分布参数的经验 Bayes 估计的收敛速度[J].Journal of Mathematical Research with Applications, 1981, 1(1):59-69.
- [21]田准,张生瑞. 优化经验贝叶斯事故黑点识别与排序方法[J].长安大学学报(自然科学版), 2019, 39(05):115-126.
- [22]陈家清,胡锦涛,刘次华. 基于 Stein 损失污染数据情形下刻度参数的经验贝叶斯估计[J].应用数学, 2017, 30(03):562-569.

- [23] 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.
- [24] 赵振东,郑向远. 地震人员伤亡研究的回顾与进展[J].自然灾害学报, 2000, 9(1):93-99.
- [25] 元凤娇,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):8.
- [26] 习聪望,何少林,陈文凯.地震灾害人口易损性评估——以甘肃省陇南地区为例[J].地震研究, 2016, 39(02):288-294+176.
- [27] 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, (06):113-117.
- [28] Kawasumi H. Measures of earthquake danger and expectancy of maximum intensity through Japan as inferred from the seismic activity in historical times[J]. Bull earthquake Res inst, 1951, 29:469-482.
- [29] Samardjieva E. Estimation of the expected number of casualties caused by strong earthquakes[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 2002, 92(6):2310-2322.
- [30] Badal J, Vázquez-Prada M, Álvaro González. Preliminary quantitative assessment of earthquake casualties and damages[J]. Natural Hazards, 2005,34(3): 353-374.
- [31] 肖光先. 震后灾害损失快速评估[J].灾害学, 1991, (4):16-21.
- [32] Allen T I, Marano K D, Earle P S, et al. PAGER-CAT: A composite earthquake catalog for calibrating global fatality models[J]. Seismological Research Letters, 2009, 80(1):57-62.
- [33] Efron B. Bootstrap methods: another look at the jackknife[J]. The Annals of Statistics, 1979, 7(1):1-26.
- [34] 茆诗松. 贝叶斯统计[M].北京:中国统计出版社.1999.
- [35] Grogger J T, Carson R T. Models for truncated counts[J]. Journal of Applied Econometrics, 1991, 6:225-238.
- [36] 茆诗松,王静龙,蹯晓龙. 高等数理统计[M].北京:高等教育出版社,1998.

- [37]陶正如. 城市地震风险评估和管理中的两个问题[D].中国地震局工程力学研究所. 2003.7:105-198.
- [38]Li Y L, Zhang Z G, Xin D H. A Composite catalog of damaging earthquakes for mainland china[J]. Seismol Res Lett, 2021, (92):3767-3777.
- [39]郑通彦,郑毅. 2012 年中国大陆 震灾害损失述评[J].自然灾害学报, 2014, 23(3):166-170.
- [40]郑通彦,郑毅. 2013 年中国大陆地震灾害损失述评[J].自然灾害学报, 2015, 24(1):239-246.
- [41]郑通彦,冯蔚,郑毅. 2014 年中国大陆地震灾害损失述评[J].世界地震工程, 2015, 31(2)202-208.
- [42]陈通,郑通彦. 2015 年中国大陆地震灾害损失述评[J].灾害学, 2016, 31(03):133-137.
- [43]文鑫涛,郑通彦. 2016 年中国大陆地震灾害损失述评[J].灾害学, 2018, 33(03):141-144.
- [44]林向洋,郑通彦,文鑫涛. 2017 年中国大陆地震灾害损失述评[J].防灾科技学院学报, 2018, 20(03):52-58.
- [45]林向洋,文鑫涛,郑通彦. 2018 年中国大陆地震灾害损失述评[J].防灾科技学院学报, 2020, 22(02):10-17.
- [46]林向洋,文鑫涛,李华玥等. 2019 年中国大陆地震灾害损失述评[J].震灾防御技术, 2020, 15(03):473-483.
- [47]文鑫涛,李华玥,段乙好等. 2020 年中国大陆地震灾害损失述评[J].震灾防御技术, 2021, 16(04):651-656.
- [48]傅征祥,李格平. 地震灾害生命损失的时空强分布特征分析[J].地震, 1994,(2):10.
- [49]李雯,陈文凯,周中红等. 中国大陆地震灾害生命损失时空特征分析[J].灾害学, 2019, 34(01):222-228.
- [50]周中红,陈文凯,何少林等. 甘肃省不同地区不同时段人员在室率研究[J].震灾防御技术, 2021, 16(03):501-509.

- [51]谷国梁,安立强,朱宏等. 城市地震压埋人员分布评估研究——以天津市区为例[J].地震工程学报, 2021, 43(06):1352-1360.
- [52]GB/T17742-2008.中国地震烈度表[S]. 北京:标准出版社.2008.
- [53]郑伟安. 极大似然估计的存在性定理[J].数学年刊 A 辑(中文版), 1980(02):317-324.
- [54]Crain B R. Estimating the parameters of a truncated normal distribution[J]. Applied Mathematics & Computation, 1979, 5(2):149-156.
- [55]Johnson N L, Kotz S, Balakrishnan N. Continuous univariate distributions, volume 2[M]. John Wiley & Sons, 1995.
- [56]Karimzadeh S, Miyajima M, Hassanzadeh R, et al. A GIS-based seismic hazard, building vulnerability and human loss assessment for the earthquake scenario in Tabriz[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2014, 66:263-280.
- [57]张雪飞,周永源,张天春等. 四川攀枝花凉山交界发生 6.1 级地震[N].云南日报, 2008-08-31(001).

攻读硕士学位期间承担的科研任务及主要成果

已发表的论文

- [1] 赵煜,魏毛毛.基于 Cite Space 的国内外生态安全文献计量分析[J].湖北民族大学学报(自然科学版),2023,41(03):389-396+413.
- [2] 赵煜,魏毛毛,孙艳萍等.Bootstrap 抽样下基于贝叶斯估计的地震人员死亡评估研究[J].地震研究.(已录用)

科研项目

- (1)参与甘肃省重点人才项目。

致谢

行文至此，落笔为终，春秋三度，白云苍狗，点滴皆是回忆，纵有万般不舍，满心仍是感激。

涓涓师恩，铭记于心。科研不易，很庆幸能够遇到很好的领路人，首先感谢我的导师赵煜教授，研究生三年跟着老师学习了到很多，从小论文到毕业论文都离不开老师的耐心指导，老师严谨的学术作风，深厚的理论修养使我的科研能力有了很大的提升，此外积极鼓励我参加学术会议开阔视野，支持学生全面发展；其次感谢中国地震局兰州地震研究所正高级工程师陈文凯老师，感谢陈老师对我论文的指导，在陈老师身上学习到的不仅是地震研究方面的知识，更是细心严谨的处事风格。对此再次向两位老师表达由衷的感谢。

同窗三载，知己难寻。感谢我可爱的同门和朋友们，三年来我们相处的融洽又自在，感谢你们对我的包容和帮助；感谢我的挚友李晨欣同学，你在，胜过千千万万个泛泛之交；希望在以后的日子里我们能够保持 90 分的状态，60 分的谦卑，熠熠生辉。

至亲之爱，无以言表。感谢一直鼓励、支持我的家人，你们尊重并支持我的每一个选择，竭尽所能给我衣食无忧的生活，是我最坚实的后盾，让我没有后顾之忧去追求自己理想的生活，有你们的爱，我才能安心走过每一个春夏秋冬。

天行健，君子以自强不息。感谢那个走得很慢但一直向前的自己。

文有所长，而感激之意无尽。这一路走来，感激之人尚且很多。山水一程，三生有幸。真诚的祝愿每一位平安喜乐，万事顺遂。

致谢人：魏毛毛

2024 年 2 月 15 日