

朱鹏宇,程佳,杜龙,2022. 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. 中国地震,38(4):651~661.

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

朱鹏宇^{1,2)} 程佳^{1,2)} 杜龙³⁾

1) 应急管理部国家自然灾害防治研究院, 北京 100085

2) 复合链生自然灾害动力学应急管理部重点实验室, 北京 100085

3) 中广核工程有限公司, 广东深圳 518000

摘要 对地震伤亡人口的预测需要同时考虑地震破裂特征本身、灾区人口及其生活环境等特征,其是一个典型的复杂预测系统。本文基于深度学习神经网络方法和 1976—2020 年间 78 次地震伤亡事件,构建了中国大陆地震伤亡预测模型,综合使用发震年代、发震时刻、发震季节、VI 度及以上区域受灾面积、VI 度及以上区域受灾人口数、震源深度、极震区烈度和震源机制类型等 8 个参数,对包括 2008 年汶川 8.0 级和 2010 年玉树 7.1 级地震在内的 9 次地震事件进行了预测检验。结果显示,该预测模型能够较好地反映出中小地震的伤亡人口特征,除汶川地震和玉树地震外的 7 次地震伤亡事件预测值与实际值误差均在一个数量级上,对于 2008 年汶川 8.0 级和 2010 年玉树 7.1 级地震,预测值明显小于实际伤亡人口;其中玉树地震发震断层位于玉树州府结古镇之下,造成了相对较多的人口伤亡数量;汶川地震的伤亡人口数量不仅由地震直接导致,还包括了地震滑坡等次生灾害引起的伤亡数量。

关键词: 深度学习神经网络 K 折交叉验证 地震人口伤亡 极震区烈度

[文章编号] 1001-4683(2022)04-0651-11 [中图分类号] P315 [文献标识码] A

0 引言

我国大陆是全球板内强震最为活跃的地区之一,历史资料显示,我国五千年的文字记载史同样也伴随着约四千年的地震灾难史。这些地震既包括了多次死亡人口超过十万的灾难性大地震,也含有数人到数十人伤亡的 4~5 级小震,显示出“小震大灾,大震巨灾”的特征。地震引起的伤亡人口数量不仅取决于地震震源破裂本身(如震级、震源深度、震源机制)以及传播路径(如地震波衰减关系、地质结构、受影响区域特征),还与地震破坏地区的人口分布和生活环境有关(如建筑物类型和质量、人口密度、生活方式以及地震知识普及度等)。因此,对于未来强震造成人员伤亡的预测,不仅需要关注强震时间、地点、震级等震源要素,还

[收稿日期] 2022-08-15 [修定日期] 2022-10-18

[项目类别] 国家自然科学基金(42074064、41941016、U2039201)、中央级公益性科研院所基本科研业务专项(ZDJ2020-14)共同资助

[作者简介] 朱鹏宇,男,1999 年生,硕士研究生,主要从事地震灾害风险研究。E-mail: zpy_dream@163.com

程佳,通讯作者,男,1982 年生,副研究员,主要研究方向为活动断层与地震灾害风险。

E-mail: iamchengjia@126.com

需要关注其可能引起的烈度范围、受灾人口数量等参数。

在地震伤亡人口评估方面,自 20 世纪 80 年代以来许多学者通过搜集各种震害资料,提出相关的地震伤亡人口经验预测公式(肖光先,1991;Samardjieva et al, 2002;Chen et al, 2005)。近年来,随着软件算法的不断更新,震后伤亡人员的快速评估工作引入了各种非线性算法,使得在多因素评估下的结果较以往的经验公式更为合理。总体而言,地震伤亡人口快速评估方法一般有 3 种。第一种快速评估方法为经验关系法,即对历史地震伤亡数据分析后,基于多个因子(如震级、烈度参数、人口密度等)回归得出经验公式。例如, Samardjieva 等(2002)给出的有关震级、受灾区域人口密度、人口密度退化参数的伤亡人数预测公式;肖光先(1991)给出的基于人口密度和烈度的地震死亡人数评估模型。由于地震伤亡人口受控因素众多,且伤亡人口统计本身也存在一定误差,很难使用少数几个因素构建出合理的统计关系式。第二种快速评估方法为基于房屋毁坏比或倒塌面积的伤亡公式,尹之潜(1991)根据 20 世纪 90 年代造成重大人员伤亡的地震数据,给出人员死亡比与房屋毁坏比之间的经验公式,并对 1966 年邢台 6.8 级、1970 年通海 7.8 级、1976 年唐山 7.8 级和 1979 年溧阳 6.0 级地震的死亡人数进行验证;Murakami(1992)将人员死亡率与烈度、房屋内人员在室率、房屋的类型、房屋的倒塌率等因素结合,给出预测房屋倒塌引起人员伤亡的经验公式,由于该预测模型基于房屋倒塌率或者倒塌面积展开,很难适用于震后快速评估。第三种快速评估方法为基于人工神经网络的地震伤亡人口评估方法,田鑫等(2012)利用 BP 神经网络对 2008 年汶川 8.0 级和 2010 年玉树 7.1 级地震的伤亡人口进行了预测分析,由于该模型训练样本仅有 14 个,且输出预测值为伤亡人数总和,不能良好地表现出死亡与受伤人群的数量特征,模型对于不同等级的地震事件不具有普适性;贾晗曦(2020)以震级、震源深度、震中烈度、人口密度、受灾人口数和发震时间等 19 个参数作为输入特征,但人口密度与受灾人数等参数的信息之间存在重叠,在快速评估震后伤亡人员的应用中满足具备条件的样本量较少。随着神经网络的发展,深度学习被广泛应用于人工智能各个研究领域,展示出优异的性能(田启川等,2019),深度学习和浅层学习的区别在于强调了模型结构的深度(Lee et al, 2009),其复杂的多层结构和优异的拟合能力同时涉及特征学习,摒弃了浅层学习通过特征转换抽取样本特征的方式。

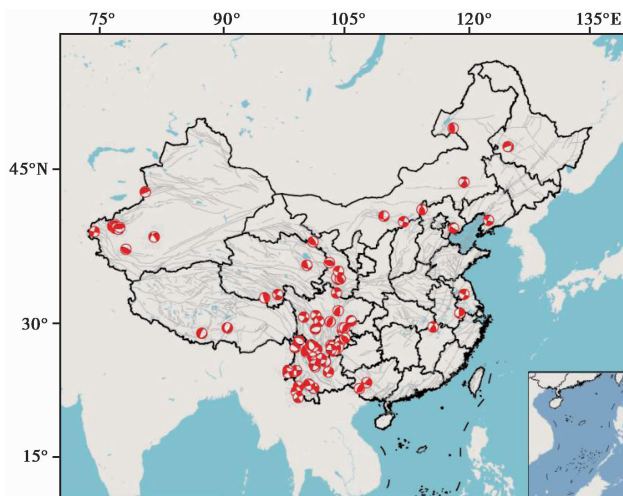
基于上述优点,本文将基于深度学习神经网络方法来构建中国大陆的地震伤亡人口预测模型。首先,搜集中国大陆 1976—2020 年以来造成人口伤亡资料较完整的地震震例 87 个(图 1),其中包括 4 级地震伤亡事件 8 次、5 级地震伤亡事件 33 次、6 级地震伤亡事件 37 次、7 级地震伤亡事件 8 次、8 级地震伤亡事件 1 次。其次,综合考虑发震年代、发震时刻、发震季节、Ⅵ度及以上区域受灾面积、Ⅵ度及以上区域受灾人口数等 5 个人口环境参数,以及震源深度、极震区烈度、震源机制(走滑型Ⅰ、逆冲型Ⅱ、正断型Ⅲ)等 3 个发震断层性质参数,引入深度学习神经网络方法评估多因素作用下的中国大陆历史地震伤亡人口特征,为后续地震人口伤亡风险预测提供依据。

1 数据与分析

1.1 样本集的选择

本文选用的资料主要来自于《中国大陆地震灾害损失评估汇编》(国家地震局等,1996;

中国地震局震灾应急救援司,2015)、《中国震例》(张肇诚,1988、2000)以及《中国大陆地震灾害损失述评》(郑通彦等,2014;林向洋等,2020)等资料;选取中国大陆 1976—2022 年参数较全面且造成人员死亡的地震事件 87 例,逐一分析其震源特征和社会环境特征等,给出具有地震伤亡影响意义的 8 个因素;以 2020 年之前发生且造成人员死亡的 78 个震例作为模型训练集,以近年来造成人员伤亡较大的 9 个典型震例作为测试集,模型选用的地震事件分布及震源机制见图 1。从图 1 可看出,造成人员死亡的主要地震事件集中在南北地震带,尤其是四川和云南地区;另外,分布在新疆天山中部和南部、西藏南部、华北和东北地区,以及长江中下游和广西地区。震源机制类型主要来源于 Global CMT 目录^①,部分震源机制来源于许忠淮等(1989)、阚荣举等(1977)和王晓山等(2015)的研究,包括正断层事件 9 个,走滑事件 56 个,逆冲事件 22 个。



注:数据来源于全国地理信息资源目录服务系统^②提供的 1:100 万全国基础地理数据库(2021 版);审图号:GS(2016)2556。

图 1 1976 年以来全国造成死亡人口地震震源机制解和震中分布

1.2 特征参数选取

地震造成人员伤亡是多因素共同作用下的结果,如果将所有因素都作为输入指标进行预测,不仅会带入许多重叠信息,还会因输入维数过多而增加神经网络收敛的难度。本文分析对比前人回归预测方法的输入参数,其主要将地震台站数据(震级、时刻、深度等)作为模型参数,未考虑一些社会因素(季节、受灾人口数等)。在发震年代的选取上,参考历代建筑抗震设计规范(GB J11-89、GB 500011-2001、GB 50011-2010),将震例年份按 1976—1989 年、1989—2001 年、2001—2010 年、2010—2022 年处理,并按照 I、II、III、IV 分别编码,即将发震年份划分成 4 个年代;在发震时刻的处理上,将一天划分为 3 个时间段,即 21:00—6:00、6:00—18:00、18:00—21:00;同时,考虑发震季节(12—2 月记为冬季,3—11 月记为夏季)、

^① <https://www.globalcmt.org/CMTsearch.html>

^② <https://www.tianditu.gov.cn>

震源深度、Ⅵ度及以上区域受灾面积、Ⅵ度及以上区域受灾人口数 4 项指标作为模型的 6 项固定输入参数;选取极震区最大烈度作为第 7 项特征指标;另外,本文也对 87 个震例的震源机制逐一分析,将震源机制类型(走滑型Ⅰ、逆冲型Ⅱ、正断型Ⅲ)作为第 8 个输入指标,与上述 7 项参数组合构成地震伤亡人口的影响指标。

因此,本文的输入指标分为:发震年代、发震时刻、发震季节、Ⅵ度及以上区域受灾面积和受灾人口数、震源深度、极震区最大烈度、震源机制类型。

2 深度神经网络模型

本文在搭建深度神经网络模型的过程中使用了 K 折交叉验证方法,可降低神经网络训练过程中随机性影响等问题(王钰等,2020)。在训练模型时,以 2020 年之前的 78 次地震伤亡事件为训练集,利用 9 次社会影响力较大的地震来验证结果的可靠性,其中包括 2005 年 11 月 26 日江西九江 5.7 级、2008 年 5 月 12 日四川汶川 8.0 级、2008 年 8 月 30 日四川攀枝花 6.1 级、2010 年 4 月 14 日青海玉树 7.1 级、2012 年 6 月 24 日四川宁蒗—盐源 5.7 级、2013 年 7 月 22 日甘肃定西 6.6 级、2013 年 4 月 20 日四川芦山 7.0 级、2014 年 8 月 3 日云南鲁甸 6.5 级和 2022 年 6 月 1 日芦山 6.1 级地震。

在训练集和验证集的分配上,选取不同比例的数据作为验证集,其验证效果差异较大,不能很好地检验模型的能力。本研究使用 K 折交叉验证法(K -Fold)对数据进行训练,以使验证指标相对可靠,这一步骤既可以解决数据集数据量相对较少的问题,也可促进预测模型的参数调优。模型计算流程见图 2,其主要包括 4 个步骤,即标准化处理、建立模型、 K 折交叉验证、训练模型。标准化处理后,建立模型进行 K 次交叉验证,将这 K 次的平均结果作为模型最终的泛化误差,得到最佳训练参数,通过最佳训练参数对样本集再训练,并得到最终模型进行测试样本的验证。在 K 折交叉验证法中, K 取值一般在 $[2, 10]$ 之间。在本文的深度神经网络参数调整中,当学习率为 0.0013、 $K=4$ 、训练步数为 20000 时,模型收敛迅速,损失函数小,结果稳定。

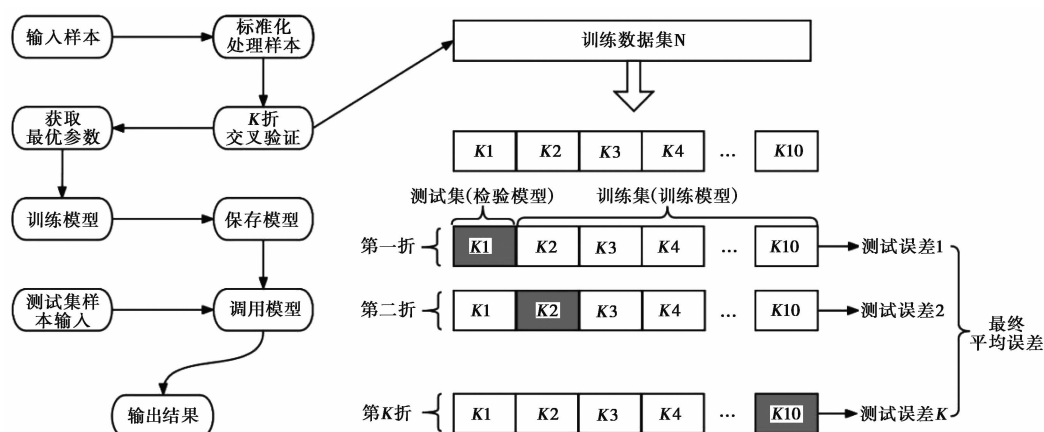


图2 深度学习模型计算流程

2.1 深度神经网络

通过结合开源深度学习框架(TensorFlow)与高层神经网络接口(Keras),实现中国大陆

地震伤亡人口的深度神经网络预测模型。深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)能够从数据中挖掘出更高维度的特征,由多个单层非线性网络叠加组成,其训练过程包括信号前向传播和误差反向传播 2 个过程;在前向传播过程中,将样本数据输入到模型网络后,经隐藏层处理后输出预测值;由于网络输出结果与实际值存在误差,将误差从输出层向隐藏层反向传播直至输入层,反向传播的过程中通过误差来调整各种参数的值,并不断迭代此过程(Moosavi et al, 2019; Tut Haklidir et al, 2020)。在上述 2 个过程中,深度神经网络通过各种超参数的优化,不断更新各层权值和偏置,从而使网络输出的预测值更趋近于真实值(Nguyen et al, 2019, 2020),所使用的 Keras 高级 API 支持快速实验,能够将实验想法快速转换为实验结果,常用于构建 DNN(深度神经网络)、CNN(卷积神经网络)、RNN(循环神经网络)等多种深度学习模型(樊雷, 2018)。

2.2 深度神经网络搭建

深度神经网络搭建包含 3 个部分:输入层、隐藏层和输出层。输入层进行数据的输入保存,本文选取 8 个关键特征因素作为输入参数,即 DNN 模型输入层神经元的个数为 8;在深度神经网络模型最优结构的选择上,通过逐步增加网络层的方法,确定隐藏层为 4 层,采用 Kolmogorov 提出的公式(1)和(2)确定震后死亡人数预测模型的每隐藏层神经元 17、6、6、6 的最优结构,即隐藏层 1

$$M = 2I + 1 \quad (1)$$

其中, I 为输入层节点数。

隐藏层 2~4

$$M = \sqrt{0.43JK + 0.12KK + 2.54J + 0.77K + 0.35} + 0.51 \quad (2)$$

其中, J 为输入层的节点个数, K 为输出层的节点个数。模型拓扑图如图 3 所示。

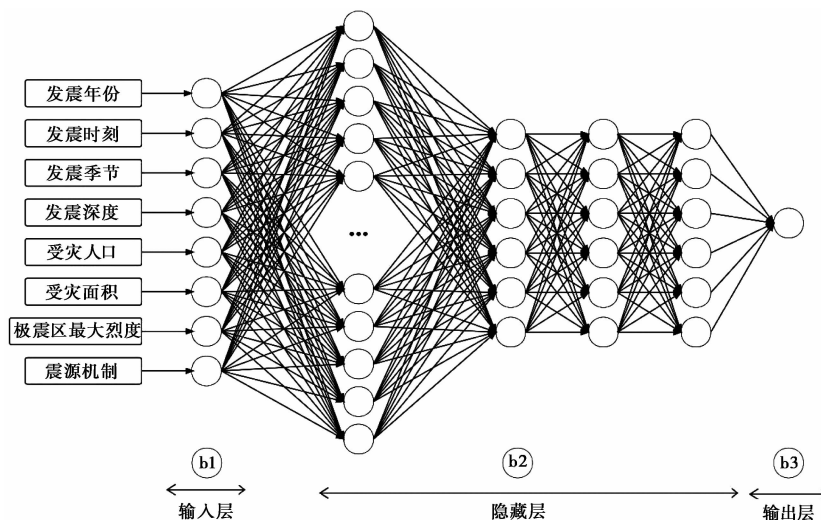


图3 深度学习神经网络拓扑图

在建立震后受伤人数预测模型的过程中,由于不同级别地震导致的受伤人数差异较大,训练模型时使用增加神经元节点数的方法加快模型收敛速度,因此,选择建立震后受伤人数预测模型的隐藏层神经元个数分别为 64、32、16、8。



为实现复杂模式的学习,在网络的隐藏层中加入非线性激活函数,避免隐藏层的神经网络退化为线性回归模型。在激活函数的选取上,常见的有 Sigmoid 函数 $\left(y=\frac{1}{1+e^{-x}}\right)$ 、双曲正切函数 $\left(\tanh (x)=\frac{e^x-\left(e^{-x}\right)}{e^e+e^{-x}}\right)$ 、ReLU 函数 $(f(x)=\max (0, x))$ 等。隐藏层中放置不同类型的激活函数,模型性能也会有较大差异。Sigmoid 函数和双曲正切函数易出现梯度消失的问题,而 ReLU 函数因其自身就是非饱和激活函数,具有不容易发生梯度消失的优点(Hahnloser et al,2000),因此本文在模型的每一隐藏层均放置 ReLU 函数。在模型训练过程中,还可能存在过拟合问题,即训练集的拟合效果好,但验证集的拟合效果差。本文通过在每个隐藏层中添加 L2 正则项的方式防止多层神经网络过度拟合,以此达到既可以降低训练模型的复杂度,又可同时提高训练精度,使模型达到最优结果(常永虎等,2019)。此外,使用 Adam 优化算法,该算法结合了动量梯度下降和 RMSprop 两种算法的优点,能够加快神经网络的训练速度。

3 模型预测结果

利用建立的深度神经网络预测模型对 78 个破坏性地震进行建模分析,对多达 9 个地震伤亡事例(2000 年以来造成人员伤亡较大的典型震例)进行预测,其中除 2008 年汶川 8.0 级和 2010 年玉树 7.1 级地震外,其他 7 次事件预测值与实际值误差均在一个数量级上,模型测试集样本参数及预测结果见表 1,生成模型所用的训练步数(Training steps)仅为 Jia 等(2019)五十万次的 1/20,提高了模型的训练速度。

表 1 深度学习神经网络预测 2005 年以来中国典型大陆地震伤亡结果

震例	发震时刻 (时:分)	发震季节	Ⅵ度及以上 区域受灾面积 /km ²	Ⅵ度及以上 区域受灾 人口数	震源 深度 /km	极震区 烈度	震源 机制 类型	实际 伤亡人数		预测 伤亡人数	
								死亡 (失踪)	受伤 (重伤)	死亡	受伤
2012-06-24 宁夏—盐源 5.7 级	15:59	夏季	1908	116200	11	Ⅶ	正断	4	442 (25)	3	19
2005-11-26 九江 5.7 级	08:49	夏季	1760	134000	18	Ⅶ	走滑	13	775	4	128
2008-08-30 攀枝花 6.1 级	16:30	夏季	7324	126000	24	Ⅷ	走滑	41	1010	73	912
2013-07-22 甘肃定西 6.6 级	07:45	夏季	16432	1684000	19	Ⅷ	逆冲	95 (14)	2414	101	1079
2013-04-20 芦山 7.0 级	08:02	夏季	18682	2183628	23	Ⅸ	逆冲	196 (21)	13019	265	1468
2014-08-03 鲁甸 6.5 级	16:30	夏季	10305	1800507	15	Ⅸ	走滑	617 (112)	3143	118	1238
2022-06-01 芦山 6.1 级	17:00	夏季	3887	14427	17.5	Ⅷ	逆冲	4	42	3	43
2010-04-14 玉树 7.1 级	07:49	夏季	35862	246842	27	Ⅸ	走滑	2698 (270)	11744	171	460
2008-05-12 汶川 8.0 级	14:28	夏季	440442	46260000	11	XI	逆冲	69227 (17923)	374643	11609	43434

从表 1 预测结果看,2008 年汶川 8.0 级和 2010 年玉树 7.1 级地震的预测伤亡人口明显小于实际伤亡人口。2008 年汶川 8.0 级地震的死亡失踪人口达到 87150 人,其不仅来自于地震引起的建筑物破坏,还来自于滑坡(如北川县城)、泥石流、山崩等环境破坏(郭迅,2009;王艳茹等,2009),以及暴雨等突发天气对应急救援的影响。2010 年玉树 7.1 级地震发生在玉树断裂带上,破裂段横穿玉树州府驻地结古镇西南侧,加之海拔高度高、房屋结构易破坏等特征,其地震死亡失踪人口达 2968 人,造成该地震伤亡人口的原因不仅包括了房屋结构的问题(陈洪富等,2011),还包括了其地震波从西北侧初始破裂点向东南方向破裂传播,使玉树城区遭受严重破坏(张勇等,2010;朱艾澜等,2012)。另外,2012 年宁蒗—盐源 5.7 级和 2014 年鲁甸 6.5 级地震的伤亡人数预测值也明显小于真实值。2012 年宁蒗—盐源 5.7 级地震发生在云南与四川交界区,死亡和受伤人口预测结果小于实际情况。郑通彦等(2014)给出的中国大陆地震灾害述评资料显示,该地震死亡 4 人,受伤 442 人;而钱晓东等(2012)给出的死亡人口为 3 人,重伤人口为 25 人。从预测结果看,死亡人数的评估结果略小于实际结果,在受伤人口的预测上,模型预测受伤人数为 19 人,而资料显示重伤 25 人。从这一预测分析情况看,一方面显示死亡人口存在着一定的偶然性,另一方面也体现西部山区和两省交界处的区域特殊性。同样的情况也出现在 2014 年鲁甸 6.5 级地震人口伤亡的预测上,该地震的伤亡人口相对较多,一方面因为该地区人口稠密、相对贫困、建筑物质量无抗震能力或者相对较弱,另一方面也与该地区山高坡陡、崩塌滑坡在地震后密集发生有关(Cheng et al,2015;李永强等,2016)。

从上述结果看,地震伤亡人口的真实值中包括地震直接造成的伤亡,其主要由房屋倒塌所致,对于相对贫困的边远地区,房屋倒塌引起的死亡人口相对较多;另一部分地震伤亡人口来自于地震引起的滑坡、坍塌等链生自然灾害导致的人口伤亡,这部分则主要发生在如 2008 年汶川 8.0 级特大强震或 2014 年鲁甸 6.5 级具有特殊地形条件的地震。由此也可以看出,在地震伤亡预测模型的基础上,增加考虑地震滑坡、建筑物易损性的模型可能是未来地震伤亡预测研究的重要方向之一。

本文通过公式(3)进行模型评估

$$P = \frac{\sum \left(\frac{X_{\min}(\text{预测值}, \text{真实值})}{X_{\max}(\text{预测值}, \text{真实值})} - 1 \right)^2}{n} \quad (3)$$

其中, P 表示误差率;预测值与真实值相差越小, P 值越接近 0;相差越大, P 值越接近于 1。

对表 1 中的样本预测值与实际值进行 P 值计算,得出 $P_{\text{死亡人数误差率}} = 0.406$, $P_{\text{受伤人数误差率}} = 0.490$, 除去玉树地震和汶川地震 2 次估值相差较大的事件后,计算得出的 $P_{\text{死亡人数误差率}} = 0.298$, $P_{\text{受伤人数误差率}} = 0.387$ 。为预测模型和参数的可靠性,将预测效果与其他类似预测结果进行对比。以往的研究多数是震后通过特大地震伤亡事件结果来检验预测的可靠性,如杨帆等(2009)、田鑫等(2012)的预测结果。而针对所有震级尤其是中等地震的预测结果,周德红等(2017)通过 BP 神经网络方法和震级、时间、震源深度、震中烈度、抗震设防烈度、震中烈度与设防烈度之差、人口密度等 7 个参数构建了预测模型,对 2012 年彝良 5.7 级、2012 年芦山 7.0 级、2013 年定西 6.6 级、2014 年康定 6.3 级和 2016 年中国台湾高雄 6.7 级地震的死亡人数进行验证。本文在参数不变的情况下,将中国大陆地区的 2012 年彝良 5.7 级、2012 年

芦山 7.0 级、2013 年定西 6.6 级和 2014 年康定 6.3 级地震作为模型验证集,将原有训练样本中除彝良 5.7 级和康定 6.3 级地震外的 76 个震例作为训练样本来建立模型,得出的预测死亡人数结果分别为 38 人、207 人、88 人和 5 人,经公式(3)计算得出 $P=0.072$,与周德红等(2017)给出的上述 4 次地震死亡预测 P 值(0.084)相比更小,说明本文方法及选取的参数指标对于伤亡人数的预测结果更优。

需要强调的是,本文从震后快速评估角度出发,在得到地震快报目录后即可在 1~2min 内完成相关计算,尽量克服不同类型地震各种参数(8 种因素)的影响,因此使用了统一的预测样本数据进行不同震级和参数下的地震伤亡人口预测。对于表 1 中的前 7 个样本,预测值与实际值均在同一数量级之内,虽然 2005 年九江 5.7 级、2008 年攀枝花 6.1 级和 2014 年鲁甸 6.5 级地震的伤亡人口预测值存在较大误差,但在实际地震发生后的快速评估工作中属于可接受的范围,仍可用于震后应急响应级别的辅助研判和人力物资的分配参考;2008 年汶川 8.0 级和 2010 年玉树 7.1 级地震的误差率虽然较高,但也能反映出地震造成人员伤亡的影响程度较大,对于震后救援决策也有一定的意义。

4 结论

本文综合考虑人口环境参数(发震年代、发震时刻、发震季节、Ⅵ度及以上区域受灾面积与受灾人口)和发震断层性质参数(震源深度、极震区烈度、震源机制类型),在构建模型时,使用了包括 2020 年之前的 78 个地震伤亡事件作为训练样本,以 2005 年之后的 9 个典型事件作为测试样本。在上述数据准备、模型构建和算法预测过程中,存在较多不确定性及误差,其中,不确定性中既包括了伤亡人口本身的不确定性,也包括尚未考虑的因素(如房屋质量、地震波传播特征、场地特征等),同样还存在着模型的参数误差等;伤亡人口数量的不确定性同样会夹杂着诸如山崩、滑坡、泥石流、火灾等次生灾害引起的影响,也会受到诸如天气和道路阻塞等情况下救援及时程度的影响,因此很难构建足够多的样本对这一影响程度进行模拟分析和统计检验。例如 2008 年汶川 8.0 级地震,人员伤亡不仅来自于地震引起的建构物破坏,还来自于滑坡(如北川县城)、泥石流、山崩等环境破坏;而 2010 年玉树 7.1 级地震伤亡人口多的主要原因是玉树州府结古镇直接位于断层之上,房屋破坏程度不言而喻。在上述不确定性很难消除的情况下,构建一个综合考虑多因素的地震伤亡人口预测模型并尽量降低模型误差的影响极为重要。本文基于深度学习神经网络方法构建震源和社会因素共同作用下的中国大陆地震人口伤亡预测模型,这一方法不仅考虑了社会环境等因素,也增加了震源差异对模型预测结果的影响,可用于未来某一城市或地区发生地震时快速评估地震造成的人员损失,在一定程度上弥补了目前常用的震后人员伤亡评估方法评价指标单一、不能良好体现多因素共同作用对人员伤亡的影响等不足之处。与其他研究结果相比,本文预测模型考虑了震源破裂特征和人口生活环境特征,在抗震设防等情况未知条件下仍可快速高效准确预测伤亡人口数,具有可推广性。

总体而言,本文的预测模型同时对多达 9 个地震造成的人员伤亡数量进行预测,更加强调模型在未来发生不同震级地震时可快速预测伤亡人数的实用性,除 2008 年汶川 8.0 级和 2010 年玉树 7.1 级地震外,其余 7 个地震伤亡事例的预测值与实际值误差均在一个数量级上。而鉴于深度学习优异的非线性拟合能力,在面对发生在不同地区不同等级的地震时,通

过深度学习神经网络建立预测模型的方法来尝试解决这样的复杂条件问题,是未来强震人员伤亡风险预测需侧重使用的技术方法。

参考文献

- 常永虎,李虎阳,2019. 基于梯度的优化算法研究. 现代计算机,(17):3~8,15.
- 陈洪富,戴君武,孙柏涛,等,2011. 玉树 7.1 级地震人员伤亡影响因素调查与初步分析. 地震工程与工程振动,31(4):18~25.
- 樊雷,2018. 一种基于 Keras 和 CNN 的人脸表情识别系统设计. 电脑知识与技术,14(33):178~179.
- 国家地震局,国家统计局,1996. 中国大陆地震灾害损失评估汇编(1990-1995). 北京:地震出版社,1~207.
- 郭迅,2009. 汶川大地震震害特点与成因分析. 地震工程与工程振动,29(6):74~87.
- 贾哈曦,2020. 基于机器学习算法的地震人员伤亡评估研究. 硕士学位论文. 哈尔滨:中国地震局工程力学研究所.
- 阚荣举,张四昌,晏凤桐,等,1977. 我国西南地区现代构造应力场与现代构造活动特征的探讨. 地球物理学报,20(2):96~109.
- 李永强,李兆隆,2016. 2014 年云南鲁甸 6.5 级地震致人死亡情况分析. 中国地震,32(4):787~800.
- 林向洋,文鑫涛,郑通彦,2020. 2018 年中国大陆地震灾害损失述评. 防灾科技学院学报,22(2):10~17.
- 钱晓东,苏有锦,李琼,2012. 2012 年云南宁蒗—盐源 5.7 级地震及震前异常分析. 地震研究,35(4):455~463.
- 田启川,王满丽,2019. 深度学习算法研究进展. 计算机工程与应用,55(22):25~33.
- 田鑫,朱冉冉,2012. 基于主成分分析及 BP 神经网络分析的地震人员伤亡预测模型研究. 西北地震学报,34(4):365~368.
- 王晓山,吕坚,谢祖军,等,2015. 南北地震带震源机制解与构造应力场特征. 地球物理学报,58(11):4149~4162.
- 王钰,赵晓艳,杨杏丽,等,2020. 基于 K 折交叉验证 Beta 分布的 AUC 度量的置信区间. 系统科学与数学,40(9):1564~1577.
- 王艳茹,王宝光,戴君武,等,2009. “5·12”汶川大地震人员伤亡的时空分布特点. 自然灾害学报,18(6):52~56.
- 肖光先,1991. 震后灾害损失快速评估. 灾害学,6(4):12~17.
- 许忠淮,汪素云,黄雨蕊,等,1989. 由大量的地震资料推断的我国大陆构造应力场. 地球物理学报,32(6):636~647.
- 杨帆,郑宝柱,刻亮亮,2009. 基于 BP 神经网络的地震伤亡人数评估体系研究. 震灾防御技术,4(4):428~435.
- 尹之潜,1991. 地震灾害损失预测研究. 地震工程与工程振动,11(4):87~96.
- 张勇,许力生,陈运泰,2010. 2010 年青海玉树地震震源过程. 中国科学:地球科学,40(7):819~821.
- 张肇诚,1988. 中国震例(1966-1975). 北京:地震出版社,1~294.
- 张肇诚,2000. 中国震例(1989-1991). 北京:地震出版社,1~453.
- 郑通彦,郑毅,2014. 2012 年中国大陆地震灾害述评. 自然灾害学报,23(3):166~170.
- 周德红,冯豪,程乐棋,等,2017. 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. 安全与环境学报,17(6):2267~2272.
- 中国地震局震灾应急救援司,2015. 2006—2010 年中国大陆地震灾害损失评估汇编. 北京:地震出版社,1~576.
- 朱艾澜,徐锡伟,于贵华,等,2012. 玉树地震序列重新定位及其地震构造研究. 地学前缘,19(4):8~14.
- Chen Q F, Mi H L, Huang J, 2005. A simplified approach to earthquake risk in mainland China. Pure Appl Geophys, 162(6):1255~1269.
- Cheng J, Wu Z L, Liu J, et al, 2015. Preliminary report on the 3 august 2014, M_w 6.2/ M_s 6.5 Ludian, Yunnan-Sichuan border, Southwest China, earthquake. Seismol Res Lett, 86(3):750~763.
- Hahnloser R H R, Sarpeshkar R, Mahowald M A, et al, 2000. Digital selection and analogue amplification coexist in a cortex-inspired silicon circuit. Nature, 405(6789):947~951.
- Jia H X, Lin J Q, Liu J L, 2019. An earthquake fatalities assessment method based on feature importance with deep learning and random forest models. Sustainability, 11(10):2727.
- Lee H, Grosse R, Ranganath R, et al, 2009. Convolutional deep belief networks for scalable unsupervised learning of hierarchical representations. In: Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning. Montreal, Quebec, Canada: Association for Computing Machinery, 609~616.

Moosavi S R, Wood D A, Ahmadi M A, et al,2019. ANN-based prediction of laboratory-scale performance of CO₂-foam flooding for improving oil recovery. *Nat Resour Res*,**28**(4):1619~1637.

Murakami H O, 1992. A simulation model to estimate human loss for occupants of collapsed buildings in an earthquake. In: *Proceedings of the 10th World Conference on Earthquake Engineering*. Madrid, Spain,**10**:5969~5976.

Nguyen H, Bui X N,2019. Predicting blast-induced air overpressure;a robust artificial intelligence system based on artificial neural networks and random forest. *Nat Resour Res*,**28**(3):893~907.

Nguyen H, Drebenstedt C, Bui X N, et al,2020. Prediction of blast-induced ground vibration in an open-pit mine by a novel hybrid model based on clustering and artificial neural network. *Nat Resour Res*,**29**(2):691~709.

Samardjieva E, Badal J,2002. Estimation of the expected number of casualties caused by strong earthquakes. *Bull Seismol Soc Am*,**92**(6):2310~2322.

Tut Haklidir F S, Haklidir M,2020. Prediction of reservoir temperatures using hydrogeochemical data, Western Anatolia geothermal systems(Turkey):a machine learning approach. *Nat Resour Res*,**29**(4):2333~2346.

Earthquake Fatalities Assessment Based on Deep-learning Neural Network Method for Mainland of China

Zhu Pengyu^{1,2)}, Cheng Jia^{1,2)}, Du Long³⁾

1) National Institute of Natural Hazards, MEMC, Beijing 100085, China

2) Key Laboratory of Compound and Chained Natural Hazards Dynamics (Under Construction), MEMC, Beijing 100085, China

3) China Nuclear Power Engineering Company Ltd., Shenzhen 518000, Guangdong, China

Abstract The rapid assessment of the number of casualties after an earthquake requires to consider not only the characteristics of the earthquake fault but also the population distribution in the disaster area and their living environment. Therefore, the assessment of earthquake casualties is a typical complex prediction system. In this article, we constructed an earthquake casualty assessment model for mainland China, based on the Deep Learning Neural Network method with fatalities of 78 earthquake events during 1976–2020. We applied eight critical factors in the model, i.e., the date, the time, and the season of occurrence, earthquake-affected population and area, the epicenter, and the focal mechanism of the earthquakes. To test the effectiveness of the model, we used nine events, including the 2008 Wenchuan $M_s 8.0$ earthquake and the 2010 Yushu $M_s 7.1$ earthquake, to compare the estimated numbers of casualties with the true values from the investigation. Our results show that the estimation of fatalities for the seven intermediate earthquakes is good enough, with the error of estimated and investigated numbers in the same order. But for the 2010 Yushu earthquake and the 2008 Wenchuan earthquake, the estimated numbers are significantly smaller than the real ones. The seismogenic fault of the 2010 Yushu earthquake, located directly below the Jiegu town, the capital of the Yushu autonomous prefecture, caused more casualties because of high population density. Moreover, it is also because that the fatalities in the 2008 Wenchuan earthquake was caused not only by the earthquake, but also the secondary disasters.

Keywords: Deep learning neural network; K -fold cross-validation; Earthquake casualties assessment; Maximum intensity of the earthquake