

UNIVERSITY OF ELECTRONIC SCIENCE AND TECHNOLOGY OF CHINA

MASTER THESIS



基于计算智能的地震灾害损失

评估方法研究及应用

计算机软件与理论

201521060228

张建

胡旺 副教授

分类号 _____

密级 _____

UDC ^{注1} _____

学 位 论 文

基于计算智能的地震灾害损失

评估方法研究及应用

(题名和副题名)

张建

(作者姓名)

指导教师

胡旺

副教授

电子科技大学

成都

(姓名、职称、单位名称)

申请学位级别

硕士

学科专业

计算机软件与理论

提交论文日期

2018.03.23

论文答辩日期

2018.05.21

学位授予单位和日期

电子科技大学

2018 年 06 月

答辩委员会主席

评阅人

注 1: 注明《国际十进分类法 UDC》的类号。

Research and Application on the Earthquake Disaster Loss Estimation Method Based on Computational Intelligence

A Master Thesis Submitted to
University of Electronic Science and Technology of China

Major: **Computer Software and Theory**

Author: **Zhang Jian**

Advisor: **Associate Prof. Hu Wang**

School : **School of Computer Science & Engineering**

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，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，也不包含为获得电子科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。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谢意。

作者签名： 张 建 日期：2018年5月30日

论文使用授权

本学位论文作者完全了解电子科技大学有关保留、使用学位论文的规定，有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权电子科技大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后应遵守此规定）

作者签名： 张 建 导师签名： 胡月明

日期：2018年5月30日

摘 要

全球地震主要分布于环太平洋和喜马拉雅——地中海两个地震带。我国正好介于这两个地震带之间，是个地震频发的国家。加上人口稠密和房屋抗震性能差等问题，地震已经成为造成我国人员死亡最多的自然灾害。破坏性地震发生之后，在没有展开现场调查之前，地震影响范围以及地震人员伤亡情况的预测对于地震应急救援响应具有重大意义。

计算智能是受自然界或生物界智能行为的启发而发展起来的一类算法统称，主要包括神经计算、进化计算和模糊计算三大部分，这些算法能解决传统方法无法解决的许多复杂问题，已经被广泛地运用到科学计算和工程应用上。论文将计算智能算法中 BP 神经网络和粒子群优化算法两种重要方法应用到地震影响范围预测和地震人员死亡预测两个重要应用中，主要工作如下：

(1) 论文研究了四川地区的地震人员死亡率模型。区域经济发展的不平衡导致不同区域以及城乡之间的建筑物抗震设防水平具有较大差异，且不同区域的地质构造往往也存在着较大差异，而这些差异在历史地震数据中得到体现。收集了四川地区 1970-2008 年间 30 个地震案例，根据美国地质调查局的全球地震快速评估系统中烈度与地震人员死亡率的经验模型，利用粒子群优化算法对其寻优求解，得到了适用于四川地区的各烈度下的地震人员死亡率，并使用 2008 年汶川地震和 2013 年芦山地震的相关数据对得到的人员死亡率模型进行验证和分析。

(2) 论文研究了地震烈度衰减融合模型。为了进一步提高地震烈度衰减模型预测的准确性，论文根据地震构造环境和震害分布特点，将川滇地区作为一个研究区域。收集了川滇地区 110 个地震案例共 250 条地震等震线，以震级、烈度、中国西部烈度衰减模型以及矩阵衰减模型的等震线长短轴预测值作为输入，最终的融合模型预测的等震线长短轴作为输出。利用 BP 神经网络可以以任意精度逼近非线性函数的特点，对中国西部烈度衰减模型和矩阵衰减模型的预测结果进行了学习融合，得到了适用于川滇地区的融合预测模型。

(3) 论文设计实现了地震人员死亡率模型和地震烈度衰减融合模型，并将其集成应用到地震应急辅助决策系统中。论文将川滇地区烈度衰减融合模型以及四川地区地震人员死亡率模型设计成两个功能模块，并集成到地震应急辅助决策系统中。系统能在地震发生后的第一时间预测地震各等震线的长短轴长度，从而得到一个初步的地震影响范围。根据得到的地震影响范围对地震可能造成的死亡人数进行预测，并得到地震实际死亡人数所在区间的概率，为政府应急救援提供辅助决

策依据，该系统已经在四川省丹棱县得到应用。

关键词：神经网络，烈度衰减，粒子群优化算法，震害损失评估

ABSTRACT

Global earthquakes are mainly distributed in the circum-Pacific and Himalayan-Mediterranean seismic belts. China locates between these two seismic belts, and it is a country with frequent earthquakes. With the problems of dense population and poor earthquake resistance of buildings, earthquakes have become the natural disaster causing the death of most people in China. After the destructive earthquake occurred, before the on-site investigation conducted, the predictions of the earthquake-affected area and the casualties of the earthquake victims are of great significance to the earthquake emergency response.

Computational intelligence is a series of algorithms collectively known as being inspired by the intelligent behavior of the natural or biological world. Computational intelligence algorithms mainly include three parts: neural computation, evolutionary computation and fuzzy computation. These algorithms can solve many complex problems that cannot be solved by traditional methods and have been widely applied to scientific computation and engineering applications. In this thesis, two important methods of the BP neural network and the particle swarm optimization algorithm in the computational intelligence algorithm are applied to the two important applications of earthquake influencing scope prediction and earthquake personnel death prediction. The main work of the thesis are as follows:

(1) This earthquake mortality model in Sichuan is studied in this thesis. The imbalance of regional economic development leads to large differences in the level of seismic fortification of buildings in different regions and between urban and rural areas, and there are often significant differences in the geological structure of different regions, and these differences can be reflected in historical seismic data. Thirty earthquake cases in Sichuan Province from 1970 to 2008 were collected. According to the USGS PAGER system empirical model of the intensity and earthquake mortality, the particle swarm optimization algorithm was used to find the optimal solution, and earthquake mortality at each intensity in the Sichuan region were obtained. Earthquake mortality model was validated by using the relevant data from the 2008 Wenchuan earthquake and the 2013 Lushan earthquake.

(2) This seismic intensity attenuation fusion model is studied in this thesis. In order

to further improve the prediction accuracy of the seismic intensity attenuation model, according to the characteristics of seismic tectonic environment and earthquake disaster distribution, Sichuan-Chongqing region is considered as a research area. 250 seismic isoseismals from 110 earthquake cases was collected from Sichuan-Yunnan region. The predictive value of the long and short axis of the isoseismic line use seismic intensity attenuation model in western China and matrix intensity attenuation model as input. The final convergent model predicts the long and short axis of the isoseismic line as output. Using BP neural network to approximate the characteristics of nonlinear functions with arbitrary precision, the prediction results of the intensity attenuation model and the matrix attenuation model in the west of China are studied and fused, and the fusion prediction model suitable for the Sichuan-Yunnan region was obtained.

(3) The seismic personnel mortality model and seismic intensity attenuation fusion model are designed and applied to the earthquake emergency assistant decision-making system. In this thesis, the intensity attenuation and fusion model of Sichuan and Yunnan area and the Sichuan earthquake mortality model are designed into two functional models and integrated into the earthquake emergency decision support system. The system can predict the lengths of the major and minor axes of seismic isolators at the first time after the earthquake, and thus obtain a preliminary scope of earthquake impact. The prediction of the number of deaths caused by the earthquake based on the obtained earthquake influence range, and the probability of the actual death of the earthquake in the interval, provide an auxiliary decision basis for the government emergency rescue. The system has been applied in Danling County, Sichuan Province.

Keywords: neural network, attenuation of earthquake intensity, particle swarm optimization, evaluation of earthquake disaster loss

目 录

第一章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 粒子群优化算法的研究现状	2
1.2.2 BP 神经网络的研究现状	4
1.2.3 地震人员损失评估方法研究现状	4
1.3 论文研究内容及技术路线	6
1.4 论文组织结构	7
第二章 课题相关基础知识	9
2.1 粒子群优化算法	9
2.1.1 基本 PSO 算法	9
2.1.2 带惯性权重的 PSO 算法	11
2.2 BP 神经网络	12
2.2.1 BP 算法原理	12
2.2.2 BP 算法步骤	14
2.3 地震人员损失快速评估	15
2.3.1 影响地震灾害大小的因素	15
2.3.2 地震烈度衰减关系	16
2.3.3 地震人员损失评估流程	17
2.4 本章小结	18
第三章 基于 PSO 的地震人员死亡率模型研究	19
3.1 引言	19
3.2 PAGER 人员死亡率模型	20
3.3 基于 PSO 的人员死亡率模型参数优化算法	21
3.4 实验及结果分析	23
3.4.1 数据来源及处理	23
3.4.2 模型学习训练	23
3.4.3 结果分析	24
3.5 本章小结	27
第四章 基于神经网络的烈度衰减融合模型研究	28
4.1 引言	28

4.2 烈度衰减模型	29
4.2.1 中国西部烈度衰减模型	29
4.2.2 矩阵衰减模型	29
4.3 基于 BP 神经网络的融合模型	30
4.4 实验及结果分析	33
4.4.1 数据来源及处理	33
4.4.2 模型学习训练	34
4.4.3 结果分析	35
4.5 本章小结	38
第五章 地震应急辅助决策系统设计及实现	39
5.1 系统需求分析	39
5.1.1 总体需求分析	39
5.1.2 烈度衰减融合模型预测模块需求分析	42
5.1.3 地震人员死亡和经济损失预测模块需求分析	42
5.2 系统总体设计	43
5.2.1 系统架构设计	44
5.2.2 系统数据库设计	45
5.2.3 系统功能设计	49
5.2.4 系统部署设计	51
5.3 地震应急辅助决策系统实现	52
5.3.1 烈度衰减融合模型预测模块实现	52
5.3.2 地震人员死亡和经济损失预测模块实现	55
5.3.3 系统功能模块集成	58
5.4 系统功能测试	64
5.5 本章小结	66
第六章 总结与展望	67
6.1 全文总结	67
6.2 下一步工作展望	67
致谢	69
参考文献	70
附录	75
攻硕期间取得的研究成果	85

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

地震是对人类生存构成最大威胁的自然灾害之一,因其具有突发性强、破坏性大、致灾面广和难以预报的特点,一旦破坏性地震发生,往往导致巨大灾难发生^[1]。根据 1990 年至 2013 年的地震统计数据,中国平均每年发生的成灾地震次数超过 12 次,因地震带来的直接经济损失超过 400 亿元,其中 2008 年汶川 8.0 级地震造成 69227 人死亡,17923 人失踪,375783 人受伤,地震造成直接经济损失 8523 亿元^[2];2013 年芦山 7.0 级地震造成 196 人死亡,13019 人受伤,直接经济损失 665.14 亿元^[3];2014 年鲁甸 6.5 级地震造成 617 人死亡,112 人失踪,3143 人受伤,直接经济损失 198.49 亿元^[4];造成的人员损失以及经济损失巨大。且随着社会经济的发展,在相同震级的条件下,地震所带来的人员伤亡及经济损失正在逐步增加,中国已成为世界上地震最活跃、地震灾害最严重的国家之一。

一次破坏性地震发生后,往往造成巨大的人员伤亡,且大量的工程结构将受到不同程度的破坏甚至摧毁。因此在没有展开现场调查之前,短时间内对地震影响范围的预测以及地震人员伤亡的快速评估,可为政府应急救援部门快速制定合理的救援、物资、医疗等分配方案提供科学依据,从而减少因地震而带来的人员伤亡及经济损失。地震发生后,应急响应工作的首要任务之一就是利用已收集到的地震信息,对地震可能造成的人员伤亡和经济损失进行初步评估,从而确定地震应急响应级别。并依据损失评估结果和具体的受灾情况制定科学合理的救灾救援方案,为政府抗震救灾工作提供辅助决策支持,使受灾民众的生命损失和财产损失减小到最低。

近三十年来,国内外许多研究人员针对愈发严重的地震灾害问题,对地震人员伤亡评估方法和模型的研究在多方面展开,并已取得丰硕的研究成果。地震人员伤亡预测方法通常是利用建筑物易损性与地震人员伤亡率建立统计关系,从而可通过震后的建筑物破坏情况对人员伤亡进行评估,美国 FEMA 的 HAZUS 系统,台湾地区的 TELES、HAZ-Taiwan 等系统都是基于建筑物易损性方法的震灾损失评估及预测系统。基于建筑物易损性方法存在着数据收集难度大、更新周期长等缺点,因此,一些学者展开了地震震级、地震烈度和人口密度等与人员伤亡率的回归统计关系等方面的研究工作,通过对历史地震数据进行分析,从而建立一种地震参数与人员伤亡率之间的经验模型,并尝试利用这种经验模型对地震可能造成的人员伤亡损失进行预测或评估。采用地震参数与人员伤亡率的统计回归关系对地震人员

伤亡进行预测具有计算速度快、评估数据获取容易、可获取不确定性概率等特点，因而在地震人员伤亡快速评估中得到了广泛应用。

地震发生后，政府决策部门需要在第一时间获取灾情信息，而对准确灾情信息的获取是需要对地震灾害现场进行调查，这一过程通常需要数天甚至数十天；针对这一问题，在灾情信息不明确的情况下，通常使用区域性地震烈度衰减关系对地震灾害在空间上的分布进行预测。目前国内使用的地震烈度衰减关系主要有两种：大致以东经 105 度将我国烈度衰减关系分为东西部，对东部和西部分别建立烈度衰减关系^[5]；利用分段的思想提高预测精度，建立了地震烈度衰减的矩阵模型^[6]。两种模型具有各自的优缺点，前者考虑到了东西部地质构造和断裂分布的差异性，而后者则是从震级因素的角度建立分段统计回归的烈度衰减关系，从一定程度上提高了预测的准确性，但其没有考虑到不同地区的地质构造对预测结果的影响。

论文依托于四川省科技支撑计划（2015FZ0043）的“城镇地震灾害应急处置关键技术研究”课题，研究了四川地区地震人员死亡率和烈度衰减融合模型，设计并实现了地震应急辅助决策系统。主要目的是为了提高地震影响范围预测及地震人员死亡数预测的准确性，增强地震应急救援的针对性和实用性，从而提高城镇防震减灾的综合能力。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 粒子群优化算法的研究现状

基于对鸟群和鱼群等群体觅食行为的模拟，粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization, PSO）由美国心理学家 Kenndy 和电气工程师 Eberhart^[7-8]于 1995 年首次提出。粒子群算法基于群体与适应度这两个概念，这一点与遗传算法较为相似，但相对于遗传算法的编码解码以及选择、杂交和变异等一系列的复杂运算，PSO 在进化初期收敛速度快、设计简单且易于实现。但 PSO 也存在群体智能优化算法共有的容易陷入局部最优、全局搜寻和局部搜寻的平衡性、进化后期缺乏多样性以及收敛性和收敛速度得不到保证等问题^[9]。对此，国内外的一些学者对 PSO 算法的改进方法进行了多方面的探讨和研究。PSO 算法的研究方向主要可以有三个，一是对 PSO 算法的基本理论研究，二是针对 PSO 算法在性能上的不足而进行的改进研究，三是将 PSO 算法及其改进算法的应用研究。目前，国内外的研究工作主要是后两者^[10]。

国内外对 PSO 算法的改进主要是从其不足之处展开，因此常见的改进算法有从以下几个方面进行的改进：种群拓扑结构、算法的混合和算法参数选择等方面。

在 PSO 算法拓扑结构方面，粒子的速度更新往往直接受 PSO 算法的拓扑结构

影响,一个合适的拓扑结构能够在算法搜索的过程中保证种群粒子的多样性,提高算法的全局收敛性能。**Suganthan**^[11]基于邻域的思想,将种群粒子的搜寻空间划分为若干邻域空间,粒子也跟随其所在邻域空间划分为若干子粒子群,种群在迭代搜寻时,各邻域空间中的粒子群分别进行进化,邻域空间的取值区间也不断动态变更,保证了种群的多样性,从而提高了 PSO 算法的搜索性能;基于随机变化粒子邻域的策略,**Liang**^[12]等提出了动态多种群粒子群算法;**Parsopoulos**^[13]等基于随机权重变量的思想,并结合了全局与局部两种具有不同拓扑结构的粒子群优化算法,提出了统一粒子群算法;**Jordan**^[14]等通过对粒子之间的信息交互行为进行分析,提出了粒子在不同拓扑子群间迁移的 PSO 算法。

鉴于不同的优化算法具有其各自的搜索特性,PSO 算法与其他优化算法的结合将很大程度上弥补因算法自身的缺陷所导致的一些不足。**Angeline**^[15]一种利用选择算法改进 PSO 的方法,其主要思想是每次迭代的粒子为上一次迭代后筛选过的较优粒子,从而提高每次迭代的粒子群的性能,这种改进算法对于一些单极值函数可取得不错的优化效果;**Higashi**^[16]等针对 PSO 易陷于局部最优问题,将遗传算法中的变异思想引入 PSO 中,陷入局部极值的粒子通过变异操作摆脱局部极值的吸引,进而改善算法的全局搜索性能;**Wang**^[17]等将 PSO 算法与模拟退火算法相结合,增强了 PSO 算法的全局搜索能力;高鹰^[18]等通过引入免疫系统中的免疫机制,以免疫进化和免疫浓度为指导来进化粒子,种群粒子的多样性和自适应能力得到了一定程度上的改善。除了以上的混合算法之外,还出现了量子 PSO 算法^[19]和自适应 PSO 算法等其他混合改进算法^[20-21]。

由于基本 PSO 算法的参数是固定的,因此在对某些函数进行优化时取得的效果并不佳。对此,**Y.Shi**^[22]等提出一种惯性权重因子线性递减的改进算法,使算法在搜索前期具有较大的探测能力,而在后期又有较好的收敛能力,在一定程度上提高了算法的收敛性能;**R.Bberhart** 和 **Y.Shi**^[23]提出一种带收敛因子的 PSO 算法,与使用惯性权重的 PSO 算法相比较,使用收敛因子的 PSO 算法具有更快的收敛速度;**Chatterjee** 与 **Siarry P**^[24]提出一种非线性权重递减的改进算法,其思想是通过在标准 PSO 算法权重的线性递减方法中增加一个指数参数,来使得权重非线性变化;**Ratnaweera**^[25]等基于加速度系数线性变化并采用零惯性权重值的方法,提出了一种参数自适应的自组织 PSO 算法;胡旺^[26]等通过证明基本 PSO 算法的进化过程与粒子速度无关,从而提出一种简化粒子群优化算法,并通过对简化粒子群优化算法添加极值扰动因子,进而提出一种带极值扰动的简化粒子群算法,实验显示,带极值扰动的简化粒子群算法具有非常高的优化性能和实用性。

1.2.2 BP 神经网络的研究现状

人工神经网络（Artificial Neural Network, ANN）属于人工智能科学范畴，是对人类大脑神经元网络的一种抽象和模拟，是一个由大量简单的处理单元广泛连接而组成的非线性智能化系统，具有高度并行性、非线性映射能力、联想记忆功能和良好的容错性、自适应和自学习等特点。人工神经网络可以解决传统的智能方法无法解决的某些问题，特别是模式、语音识别以及非结构化信息处理方面的问题。近年来，随着人工神经网络的不断发展，已与遗传算法、进化算法以及模糊系统相结合，形成计算智能，已成为人工智能的一个重要学科。

迄今为止，出现的人工神经网络模型已经达到百余种，但研究最多的只有十余种，其中研究最为广泛且最具代表性的网络模型就是 BP 神经网络。BP 神经网络具有非线性映射能力、较好的自学习和泛化能力等优点，已被广泛地运用到各领域各方面，如模式识别、数据压缩和分类等。然而，随着应用范围的不断扩大，不少学者也发现其也存在一些局限性与缺陷，如收敛速度慢，训练时间过长；学习率选取不当时，难以收敛；对于隐层和隐层神经元个数的选取尚无理论依据，难以确定；容易收敛到局部极小值等。

为解决上面的一系列问题，许多专家学者对算法进行了多方面的改进，江艳君^[27]等提出采用复合法对初始权值进行优化，避免了 BP 算法中随机的初始权值带来的收敛缓慢现象，取得了较好的效果；陈智军^[28]使用遗传算法来初始化网络权值，得到较好的改进结果；针对 BP 算法在收敛性能和容易得到局部极值的缺陷，Wang^[29]等基于 Block Hessian 矩阵，提出了一种二阶学习算法，该算法能较好地改善 BP 算法在收敛性能上的问题，并解决了 Newton 法等计算复杂、所需内存大等问题；周小燕^[30]等针对 GaussNewton 前馈神经网络，提出一种基于重置算法（Early Restart Algorithm）GuassNewton 变结构前馈神经网络；此外，一些学者把神经网络与遗传算法^[31-32]、粒子群算法^[33]和蚁群算法^[34]等智能算法相结合，提出了一系列混合智能算法，并取得了较好的效果。

1.2.3 地震人员损失评估方法研究现状

近 40 年来，飞速发展的区域经济和不断推进的城镇化进程，使城镇人口变得越来越密集，一旦发生破坏性地震，将造成巨大的人员伤亡，抗震减灾研究面临着前所未有的困难和挑战。针对这一问题，国内外的专家学者在地震人员伤亡评估的理论和方法方面进行了一系列的研究和探讨，取得一系列的研究成果和应用成果。目前，常用评估方法主要分为两类：第一类是基于地震参数的人员死亡数或死亡率经验公式，人员死亡数或死亡率经验公式通过对历史震害数据统计回归得到，不需

要考虑建筑破坏的情况；另一类是基于建筑物易损性分类清单的人员损失评估方法，通过考虑不同建筑物不同破坏程度下的人员伤亡情况，从而建立建筑物破坏程度与人员伤亡数或伤亡率的关系；此外，还有一些基于人工智能方法或其他新兴技术的评估方法，如 BP 神经网络地震灾害人员伤亡预测模型^[35]和基于 GIS 的震害人口伤亡评估^[36]等。下面主要对前两类评估方法的研究现状进行简要论述。

1) 震害人员损失评估的建筑物易损性分类清单方法

诸多地震案例表明，建筑物破坏情况对人员伤亡的影响最为直接，其破坏程度通常决定了地震人员伤亡数量。国内外学者通过考虑建筑物不同程度下的人员伤亡情况，来试图建立建筑物破坏情况与地震人员伤亡的关系。傅征祥^[37]等人依据抗震性能将华北地区建筑物类型分为三类，并使用最小二乘法拟合邢台、海城和唐山地震的地震资料统计数据，得出地震人员死亡率和建筑物倒塌率的关系；尹之潜（1996）^[38]依据建筑物抗震性能将其分为 A（钢和钢筋混凝土结构）、B（砖结构、工业建筑等）、C（白灰砂浆砌筑的砖结构）和 D（生土结构）四大类，并按建筑物的破坏程度将其分为基本完好、轻微破坏、中等破坏、严重破坏和完全破坏五类，并给出了各类结构的震害矩阵；马玉红和谢礼立^[39]在对人员伤亡评估方法归纳总结的基础上，对多种评估方法进行了比较分析，最后综合考虑房屋倒塌率、地震烈度、发震时刻及人口密度，提出地震人员伤亡盲估计算模型；So E 和 Spence R^[40]用剑桥地震影响数据库（Cambridge Earthquake Impacts Database, CEQID）的经验性损伤和伤亡数据研究了地震人员伤亡分布与建筑类型、建筑物破坏程度以及地震烈度之间的关系，并根据 CEQID 中几次历史性地震的总体伤亡数据对伤亡参数进行了验证，验证结果表明该模型具有一定的合理性，从而提出了一种全球范围内的地震伤亡评估半经验模型。

如果建筑分类和人员分布等统计数据完备，使用建筑易损性清单分类法评估比较仔细、准确度相对较高，但是其需要建立详细的建筑物分类系统，并在此基础上调查收集每一类建筑物的数据资料，以建立各类建筑物的震害矩阵。并且建筑物数据需要不断地去更新，因此工作量非常庞大。

2) 震害人员损失评估的历史震例资料统计回归方法

人员损失的统计回归方法一般是以历史地震数据为基础，将震级、烈度、发震时间以及抗震设防级别等参数与地震人员伤亡数或损失率做相关性分析，利用相关性较高的参数与人员伤亡数或损失率建立统计回归关系。自上世纪 80 年代以来，各国的研究者根据各自搜集的不同地震灾害资料，建立许多不同的地震人员伤亡经验模型。上世纪 80 年代末，肖光先^[41]认为烈度的高低能够反映城市灾害的程度，并根据收集到的地震灾害资料，将房屋破坏的数量作为主参数，提出地震人员伤亡

预测的经验公式。Samardjieva 和 Badal 根据 20 世纪全世界范围内的中强震的震后观察总结, 在 2002 年提出了一种人员伤亡与震级和人口密度间的回归预测模型; 陈棋福^[42]等对我国上世纪 80 年代以来的地震案例进行了相关分析与研究, 将发震时间分为白天和夜晚两个时间段, 分别得到了地震人员死亡数与人口密度以及地震烈度的经验公式。美国地质调查局 (U. S. Geological Survey, USGS) 在 2007 年发布了用于地震应急的全球地震快速评估系统 (Prompt Assessment Of Global Earthquake For Response, PAGER), 其中的死亡率经验模型就是基于历史震例数据建立一个烈度与死亡率回归关系, 并以此对地震人员损失进行快速评估。

基于历史震例数据的统计回归方法有其不足之处, 由于回归分析需要大量真实的震害数据, 而对于大多数地区, 历史破坏性地震数据非常有限, 因此一般建立的经验公式是全球范围或国家范围的, 当应用到具体地区时, 预测的准确度不是很高。但是这种评估方法使用起来非常简便, 需要获取的参数较少, 适用于地震发生后快速地对人员伤亡进行一个大致的评估统计。

论文将主要利用 PAGER 系统中的地震人员死亡率经验模型, 并根据收集到的地震案例构建人员损失回归模型, 计算模型中的关键参数。

1.3 论文研究内容及技术路线

论文基于计算智能中 BP 神经网络和粒子群优化算法两种重要算法, 对地震灾害损失评估中的地震影响范围预测和地震人员死亡预测两个环节进行研究, 并将研究的成果应用到地震应急辅助决策系统中。论文主要研究内容有:

(1) 不同地区的地质结构具有差异性, 从而使得不同地区对于相同级别的地震, 地面破坏程度也具有差异性, 而这种差异性在该地区的历史地震数据中得到体现。四川地区是地震频发地区, 具有丰富的历史地震资料, 可将四川地区作为一个独立的区域进行研究。论文收集了四川地区的破坏性地震案例, 基于美国地质勘察局(USGS)发布的全球地震快速评估系统(PAGER)中的经验模型, 利用粒子群优化算法形式简单、参数少、易于实现、较强的全局优化能力等方面的优势, 建立了对于四川地区的地震人员损失快速评估具有较好的适用性的地震人员死亡率模型。

(2) 文献[5]在建立统计回归的烈度衰减关系时, 将地震案例数据按照地域进行了分区, 考虑了中国东部和西部不同的地质构造和断裂分布的差异。而文献[6]建立的则是从地震案例数据的震级因素建立分段统计回归的烈度衰减关系, 没有考虑不同地区的地质构造对预测结果造成的影响。收集川滇地区的地震案例, 利用 BP 神经网络来学习融合不同模型的优点, 从而建立一个适用于川滇地区的地震烈度衰减融合预测模型。

(3) 理论研究与应用相结合。地震影响范围预测以及地震死亡人数的预测是地震灾害损失快速评估非常关键也是非常重要的两个环节。基于本文得到的地震人口死亡率和烈度衰减融合模型,设计并实现了地震应急辅助决策系统,系统能在地震发生后的第一时间预测该次地震各个烈度圈的长轴长度和短轴长度,从而得到一个初步的地震影响范围,根据得到的地震影响范围预测本次地震的可能的死亡人数并得到实际死亡人数所在区间的概率,为相关政府部门做出辅助决策提供参考依据。系统已经在四川省丹棱县得到应用。

论文所采用的技术路线如图 1-1 所示。

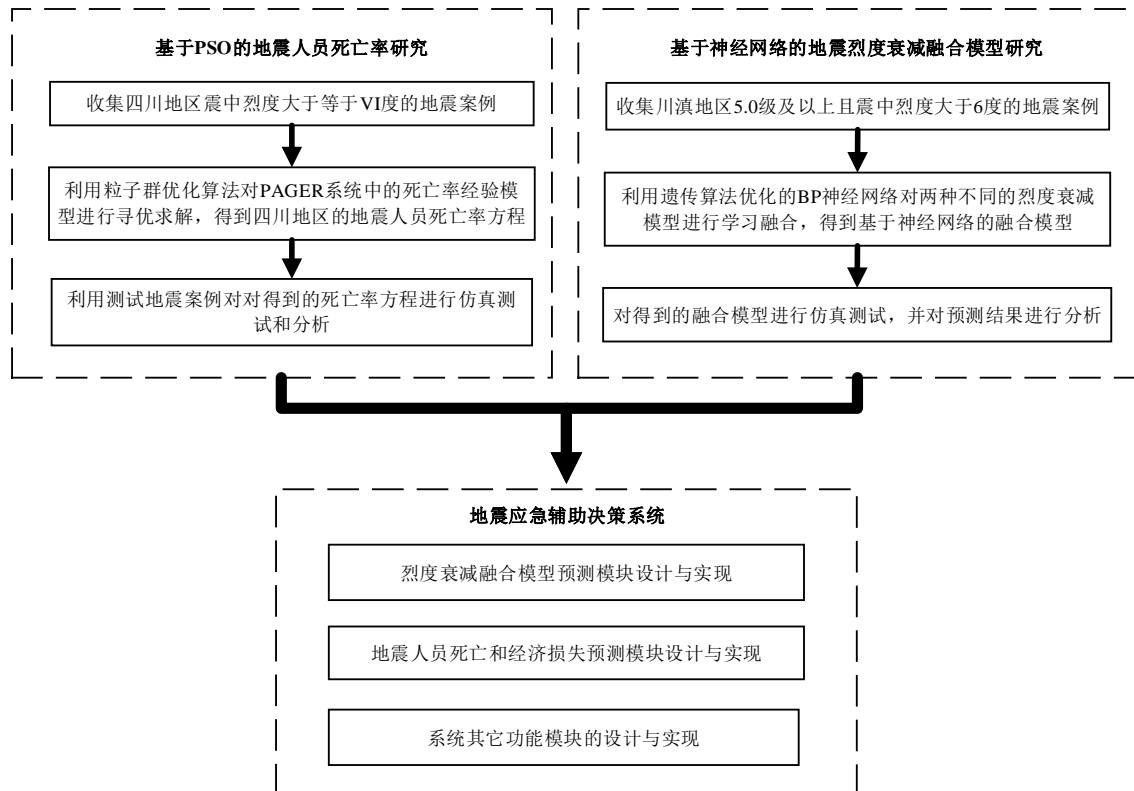


图 1-1 论文技术路线

1.4 论文组织结构

论文结合计算智能方法中的 PSO 算法与 BP 神经网络,对地震灾害评估中地震烈度衰减模型和地震人员死亡率进行了研究,共分为以下六章。

第一章为绪论。介绍了计算智能方法在地震领域中应用的重要性及意义,分析了国内外粒子群算法和人工神经网络的研究现状,并对地震人员损失评估方法研究现状进行了阐述。

第二章概述了课题相关基础知识理论。本章详细介绍了论文所使用到的核心

算法,包括粒子群优化算法和 BP 神经网络,并对地震和地震灾害评估的一些基础知识进行了简要的介绍。

第三章研究基于 PSO 的四川地震人员死亡率模型。该章分析了当前国内使用的人员损失评估方法所存在的一些问题。利用 PAGER 系统中的地震人员死亡率经验模型,将地震案例收集的范围锁定在了四川地区,并使用粒子群优化算法对经验模型进行寻优求解。

第四章研究了基于神经网络的烈度衰减融合模型。分析了西部烈度衰减模型以及矩阵模型各自存在的优缺点,建立了一种基于 BP 神经网络的烈度衰减融合模型。仿真结果表明,基于神经网络的烈度衰减融合模型具有较好的适用性。

第五章设计与实现了地震应急辅助决策系统。本章结合文中得到的四川地区地震人口死亡率模型以及基于神经网络的烈度衰减融合模型,将其应用到地震应急辅助决策系统中,从系统需求分析和系统总体设计等方面对系统进行了详细介绍。最后设计并实现了系统各个功能模块,并对系统中的核心功能模块以及各辅助功能模块进行了简要概述和展示。

第六章为总结与展望。总结并分析了论文所取得的研究成果和应用成果,同时对文中存在的一些不足以及下一步的工作进行了分析说明。

第二章 课题相关基础知识

2.1 粒子群优化算法

2.1.1 基本 PSO 算法

PSO 算法的思想源于对鸟群和鱼群群体捕食社会行为的一种模拟。在鸟群捕食行为中，一群飞鸟在某一仅有一块食物的区域内随机地搜寻食物。鸟群中所有个体事先并不知道食物的确切位置，但各飞鸟知道自身当前位置距离食物有多远。因此，飞鸟在搜寻食物过程中最有效的方法就是搜寻当前距离食物最近飞鸟的周围区域。

在 PSO 算法中，通常以一个没有体积且没有质量的飞行粒子表示寻优空间中优化问题的一个潜在解。假设在一个 D 维的目标搜索空间中有 n 个粒子，这 n 个粒子构成一个种群。每个粒子都有表示粒子当前状态属性的位置和速度，分别用 $x_i^k = (x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{iD}^k)$ 和 $v_i^k = (v_{i1}^k, v_{i2}^k, \dots, v_{iD}^k)$ ， $i=1, 2, \dots, n$ 表示第 i 个粒子在第 k 次进化时的位置向量和速度向量。用 L_d ， U_d 表示第 d ($d=1, 2, \dots, D$) 维空间的上下限，即 $x_{id}^k \in (L_d, U_d)$ ；用 v_{\min}^d 和 v_{\max}^d 表示粒子在第 d 维飞行的最小和最大速度，即 $v_{id}^k \in [v_{\min}^d, v_{\max}^d]$ ，一般情况取 $v_{\min}^d = -v_{\max}^d$ 。根据粒子 i 的位置矢量 x_i 和适应度函数 $fitness$ 可计算出粒子 i 的当前适应度值，根据适应度值来衡量粒子当前位置的“好坏”。第 k 次迭代时粒子 i 的个体最优位置 $pbest_i^k = (pbest_{i1}^k, pbest_{i2}^k, \dots, pbest_{iD}^k)$ ，以及整个种群的历史最优位置 $gbest^k = (gbest_1^k, gbest_2^k, \dots, gbest_D^k)$ 通过评价各粒子的适应度大小来进行确定。每一次迭代，粒子都需要根据式(2-1)和(2-2)来更新自己的位置和速度：

$$v_{id}^{k+1} = v_{id}^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest_d^k - x_{id}^k) \quad (2-1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2-2)$$

其中， k 为当前的迭代次数； c_1 和 c_2 是正的加速系数，称为学习因子， c_1 和 c_2 分别用于控制粒子往自身历史最优位置方向移动和全局历史最优位置方向移动的步伐。通常取 $c_1 = c_2 = 2$ ； r_1 和 r_2 为在区间 $[0, 1]$ 均匀分布的两个随机数。

式(2-1)由三部分组成，第一部分为 v_{id}^k ，表示粒子先前的速度，其值越大越则有利于全局开发（Exploration），而值越小则有利于局部开采（Exploitation）；第二部分 $c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_{id}^k - x_{id}^k)$ ，为“自我认知”部分，表示粒子对自身的思考，反映粒子对先前自身经验的依赖程度；第三部分为 $c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest_d^k - x_{id}^k)$ ，称为“社会认知”部分，

体现了个体粒子学习其他优秀粒子经验的过程，它的作用是使粒子的搜索方向向全局最优粒子的方向逼近。在这三部分的作用下，粒子根据对自身经验的学习和粒子间的相互协作不断调整自身的速度与位置，从而有效地搜寻到全局最优位置^[43-45]，由式(2-1)和(2-2)组成的粒子运动方程通常称为基本粒子群优化算法（basic particle swarm optimization,简称 bPSO）。bPSO 算法流程图如图 2-1 所示。

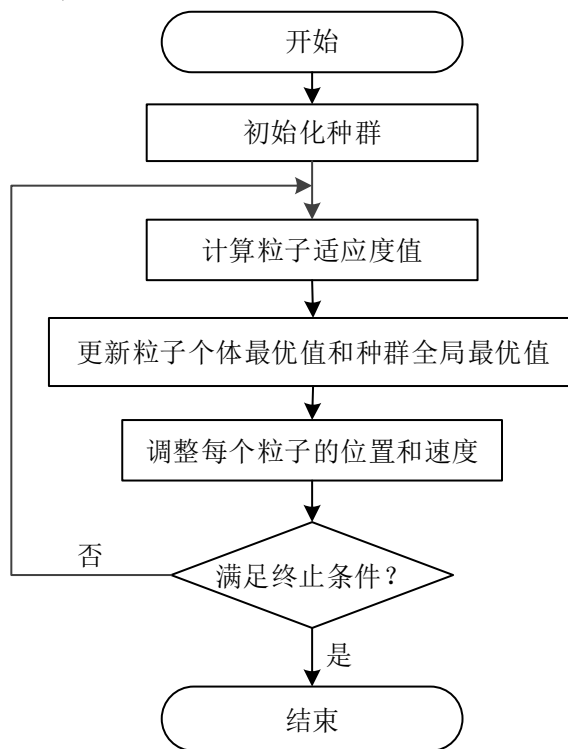


图 2-1 PSO 算法流程图

基本 PSO 算法的一般步骤如下：

Step1: 初始化一个粒子群。设定种群规模、加速度常数、初始位置和速度及其变化范围等参数，每个粒子的初始位置和速度通常是在允许的范围内随机产生；

Step2: 根据适应度函数计算种群中每个粒子的适应度值；

Step3: 将每个粒子的当前值与其历史最优值进行比较，如当前值更“好”，则用其当前值更新其历史最优值；将每个粒子的历史最优值与全局最优值进行比较，如当前粒子的最优值比全局最优值“好”，则用当前粒子的最优值更新全局最优值。

Step4: 依据公式(2-1)和(2-2)调整粒子的速度和位置，并对其根据事先设定的规则进行限制；

Step5: 若满足终止条件（一般是最大迭代次数或足够小的误差），则结束；否则跳转到 Step2。

2.1.2 带惯性权重的 PSO 算法

基本 PSO 算法虽然收敛速度较快,但却易陷于局部最优。为了弥补 PSO 算法在收敛性能的不足,Shi 和 Eberhart 提出了带惯性权重的 PSO 算法^[46],在基本的 PSO 算法的基础上引入了惯性权重到速度更新公式,将式(2-1)变为:

$$v_{id}^{k+1} = \omega \cdot v_{id}^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest_d^k - x_{id}^k) \quad (2-3)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2-4)$$

由式(2-3)和(2-4)组成的粒子运动方程称之为带惯性权重的 PSO 算法,通常也称为标准粒子群算法。公式(2-3)中,惯性权重 ω 起着调节局部搜索能力和全局探测能力平衡性的作用。当 ω 值较大时,可提高种群粒子的全局探测能力,但局部搜索能力减弱;反之则局部搜索能力提高,而全局探测能力减弱。因此,Shi 和 Eberhart 认为惯性权重应该是随着迭代过程逐渐减小的,这样可以使算法在搜索初期能有较强的全局开发能力的同事,在搜索后期又有较强的局部开发能力。并提出了一个 ω 随着迭代次数线性递减模型,如公式(2-5)所示。

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times \frac{k}{iter_{\max}} \quad (2-5)$$

其中, ω_{\min} 和 ω_{\max} 分别表示最小惯性权重和最大惯性权重,一般分别取 0.4 和 0.9, k 为当前迭代次数, $iter_{\max}$ 为初始时设置的最大迭代次数。

Chatterjee^[24]等对惯性权重进行了改进,提出了一种惯性权值非线性递减的 PSO 算法,惯性权重的变化公式如式(2-6)所示。

$$\omega_t = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{(t_{\max} - t)^m}{t_{\max}^m} + \omega_{\min} \quad (2-6)$$

其中, ω_{\max} 为算法初始化时的权重, ω_{\min} 为权重可递减的最小值, t 为当前迭代次数, t_{\max} 表示算法设置的最大迭代次数, ω_t 表示第 t 次迭代时的惯性权重, m 为使惯性权重非线性递减的调整因子,可以看出,当 $m \neq 1$ 时,随着迭代次数不断递增,惯性权重非线性递减。

张迅^[49]等使用高斯函数来改进惯性权重的递减策略,提出了一种基于高斯函数惯性权重递减的 PSO 算法,该算法提高了种群粒子的搜索能力和收敛能力。惯性权重的更新公式如式(2-7)所示。

$$\omega_t = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \exp\left[-\frac{t^2}{(k \times t_{\max})^2}\right] + \omega_{\min} \quad (2-7)$$

其中, k 为调整曲线变化率的一个常数。

带惯性权重的 PSO 算法简单、易实现，且具有较好的收敛性能和收敛速度，对一般优化问题能取得较好的效果。对于某些函数形式简单的优化问题，往往采用实现较为简单的惯性权重线性递减的 PSO 算法，本文将使用该算法解决第三章中的优化问题。

2.2 BP 神经网络

BP 神经网络是一种基于 BP 算法的多层前馈神经网络，也称 BP 网络。在所有的神经网络模型中，BP 网络的研究以及应用最为广泛。在 BP 网络中，其网络结构通常由输入层、输出层和隐层组成，相同层的神经元之间互不相连，而不同层之间的神经元采用全连的方式进行连接。输入层神经元数以及输出层神经元数根据具体的问题进行确定，而隐层数目以及各隐层的神经元数目的确定无相关理论依据，一般可以通过经验公式确定一个取值范围，然后再在这个取值范围中不断地去试凑，从而确定隐层数目及各隐层神经元的数目。BP 神经网络的网络结构如图 2-2 所示。

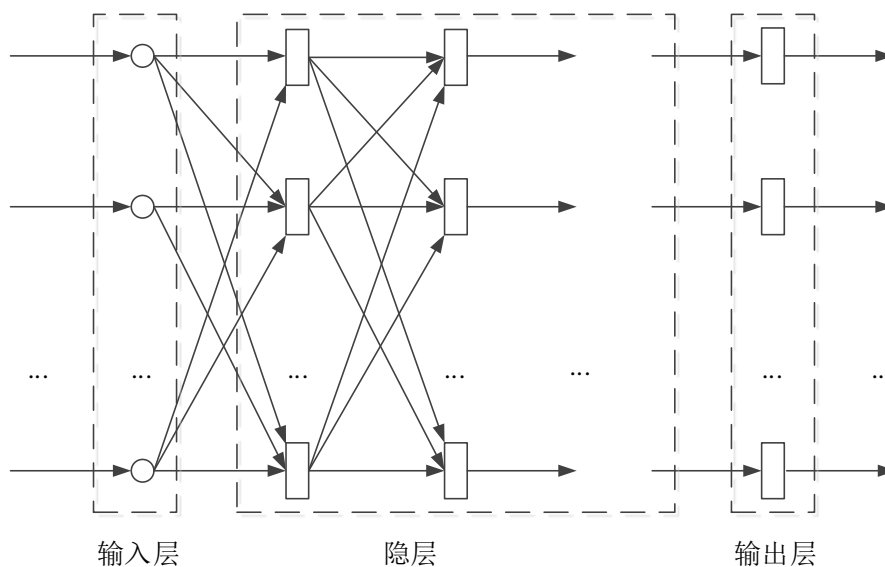


图 2-2 BP 网络结构图

2.2.1 BP 算法原理

BP 算法主要用于 BP 神经网络权值和阈值的学习，其主要思想是将学习过程分为两个过程：在第一个过程中（正向传播过程），输入样本从输入层输入并经过所有隐层单元逐层处理后，将其处理结果传向输出层；在第二个过程中（反向传播过程），若输出不符合期望，则将误差信号逐层反向传播，并根据误差信号对各层的权系数进行调整，通过不断修正网络权值使误差信号趋向最小。在这两个过程中，

相同层的神经元之间互不影响，且每一层神经元的状态仅对下一层神经元的状态产生影响。网络的权值在这两个不断往返的过程中不断调节和修正，直至总误差满足期望。

不失一般性，以一个三层的 BP 神经网络为例。假设有一个输入层有 m 个点，隐层有 p 个神经元，输出层有 n 个神经元的 BP 网络，输入为 (x_1, x_2, \dots, x_m) ，隐层输出为 (h_1, h_2, \dots, h_p) ，网络的实际输出为 (y_1, y_2, \dots, y_n) ，训练样本的期望输出为 (d_1, d_2, \dots, d_n) 。用 v_{ij} 表示输入层神经元 i 到隐层神经元的权值， w_{jk} 表示隐层神经元到输出层神经元的权值，隐层神经元和输出层神经元的阈值分别为 Θ_j 和 Θ_k 。于是该 BP 网络隐层神经元的输出和输出层神经元的输出可以分别用式(2-8)和式(2-9)表示。

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^m v_{ij} x_i - \Theta_j\right) \quad (2-8)$$

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^p w_{jk} h_j - \Theta_k\right) \quad (2-9)$$

在反向传播过程，假设 BP 网络每一层的激活函数都去单极 S 型函数，即： $f(net) = 1/(1 + e^{-net})$ ，网络实际输出与期望间的全局误差 E 定义为：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (y_k - d_k)^2 \quad (2-10)$$

将以上误差定义式展开到隐层，即将式(2-9)代入式(2-10)，则有：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \left[f\left(\sum_{j=1}^p w_{jk} h_j - \Theta_k\right) - d_k \right]^2 \quad (2-11)$$

进一步展开至输入层，即将式(2-8)代入式(2-11)，有：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \left(f\left[\sum_{j=1}^p f\left(\sum_{i=1}^m v_{ij} x_i - \Theta_j\right) w_{jk} - \Theta_k\right] - d_k \right)^2 \quad (2-12)$$

从式(2-12)可看出，网络输入误差是各层权值 v_{ij} 和 w_{jk} 的函数，因此可以通过调节权值改变误差 E 。显然，调整权值的原则是使误差不断地减小，因此应使权值的调整量与误差的梯度下降成正比，故输出层与隐层神经元间的调整和隐层与输入层神经元的权值调整可分别用式(2-13)和式(2-14)表示：

$$\Delta w_{jk} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} \quad (2-13)$$

$$\Delta w_{ij} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (2-14)$$

式(2-13)和式(2-14)中的负号代表梯度下降, η 为学习因子, 在 0 到 1 之间取值。

2.2.2 BP 算法步骤

BP 算法的一般步骤如下所述:

(1) 初始化网络及学习参数。确定网络的结构, 设定误差精度和学习速率, 给隐层和输出层各神经元的连接权值赋初始值, 一般取区间 $(-1,1)$ 内的随机数。

(2) 输入训练样本。输入给定的输入变量和期望输出。

(3) 计算各层中神经元的输出。根据公式(2-8)和(2-9)计算网络中各层的输出。

(4) 计算各层的误差信号。根据公式(2-10)计算网络的误差信号。

(5) 调整各层权值。根据误差信号, 按照公式(2-13)和(2-14)调节网络各层的权值。

(6) 检查网络总误差, 若达到精度要求, 则结束训练, 否则转到步骤 (3)。

BP 算法的一般流程图如图 2-3 所示。

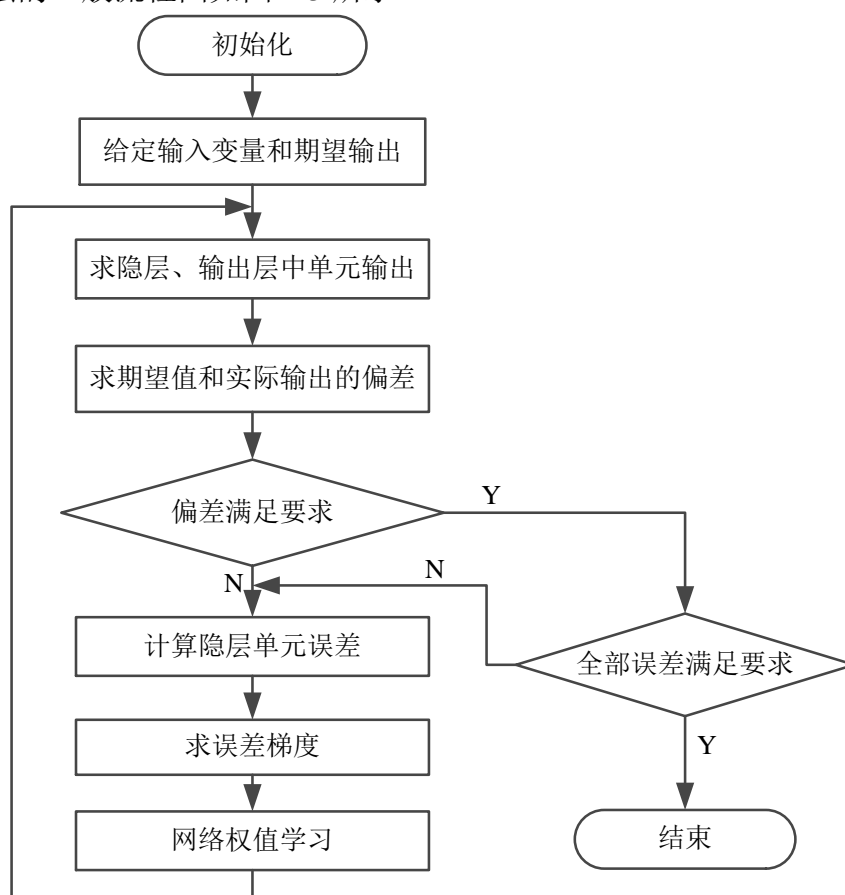


图 2-3 BP 算法一般流程图

在论文第四章中利用了 BP 神经网络对各具有优缺点的两种烈度衰减模型进行了融合学习，得到了一种预测精度更高的烈度衰减融合模型。

2.3 地震人员损失快速评估

2.3.1 影响地震灾害大小的因素

震情因素、自然环境因素和社会因素都会对地震灾害的大小产生一定的影响。其中震情因素包括地震震级、地震烈度、震源深度、发震时间、发震地点和地震类型等，自然环境因素包括地形地貌、气候类型和地质构造等，社会因素主要包括震区人口密度、抗震设防水平、经济发展程度和区域救援能力等。通常，一次中强地震或强震带来的灾害损失是巨大的，但可以通过加强综合防御来最大限度地减轻地震灾害损失。

在地震震级相同的情况下，发震地区的不同，其带来的破坏程度也不同。这主要受以下因素的影响。

(1) 地震震级和震源深度

一次地震，地震释放的能量越大，可能造成的破坏或损坏也就越大，而地震震级与地震释放的能量密切相关。地震所释放的能量随着地震波的传播会不断的损耗和减弱。因此，在震级相同的情况下，震源深度越浅，地表烈度就越大，破坏程度就越高。即使地震的震级并不大，对于一些震源深度较浅的地震，也有可能带来“出人意料”的破坏。

(2) 自然环境

一般来说，位于山地、高原等地区由于其土质构造以及地形地貌等自然环境的影响，地震造成的灾害损失相比于平原地区更加严重。且震后降雨、气温等气候条件将增加救灾的难度，从而影响震后压埋人员或重伤人员的存活率。

(3) 人口密度和经济发展程度

地震人员伤亡与地震影响范围内的人口密度密切相关，人口密度越大，地震所造成的人员伤亡数也就越多。并且在经济发展程度高和社会财富集中的地区，往往会造成巨大的地震灾害。

(4) 抗震设防水平

地震人员损失和经济损失最直接的一个原因就是发震时房屋等建筑物的破坏和坍塌。房屋等建筑物的抗震性能及其质量直接影响到地震受灾的程度。因此，提高抗震设防水平对减少地震带来的人员伤亡和经济损失具有重大的意义。

(5) 对地震的防御状况

在一次中强震或强震发生之前，人们对地震有没有防御或缺少相关自救互救知识，将会在很大程度上影响地震的灾害损失。地震科普宣传工作能在一定程度上减轻地震所带来的灾害损失。

2.3.2 地震烈度衰减关系

一次地震，震区的不同地方的破坏情况通常也不一样，距离震源越近的地方，遭到的破坏也就越严重。地震烈度就是用来衡量地震的破坏程度的，也可以解释为衡量地震时地面振动的强弱程度。距离震源最近的地区（震中区）的破坏最为严重，烈度也最高，称这个烈度为震中烈度。而随着距离震源越远，地震所带来的影响也越弱。因此，一次地震的震级只有一个，但地震烈度却有多。根据地震对地面的影响强弱，可将震区划分为几个烈度不同的区域。地震烈度不仅与震级和震中距有关，还与震源深度、土壤、地质构造和工程建筑物的特性等有关。

假设一次地震的震级已知，那么根据什么来确定震区的某一点处在哪个烈度区呢？地震烈度衰减规律就是用来描述这种烈度随震中距的变化而变化的关系。

对于不同类型的地震，目前主要的震源模型有圆模型（图 2-4(a)）、椭圆模型（图 2-4(b)）和断层破裂模型（图 2-4(c)）。在圆模型中，震源被视为一个点，若传播介质各向同性，则地震的总能量将从该点向周围均匀释放。因此，震中距相同的地表各点的地震烈度也相同，圆模型的等震线呈圆形分布。椭圆模型是目前应用最为广泛的一种震源模型，在椭圆模型中仍将震源看作一个点，但需要考虑长轴和短轴方向衰减规律的不同，以长轴方向衰减规律和短轴方向衰减规律共同确定等震线形状。而对于断层破裂模型，其震源呈线状分布，地震的总能量也是由该线状震源向周围均匀释放，因此，地表各点烈度只与距离线源的最短距离相关。

国内外地震领域的研究者就烈度的衰减规律建立不同的衰减关系。目前，我国最为常用的烈度衰减关系如式(2-15)所示。

$$I = A + BM - C \ln(R + R_0) \quad (2-15)$$

其中， A, B, C 是回归系数，可通过对历史地震数据进行回归分析得到， R_0 是近场饱和因子。

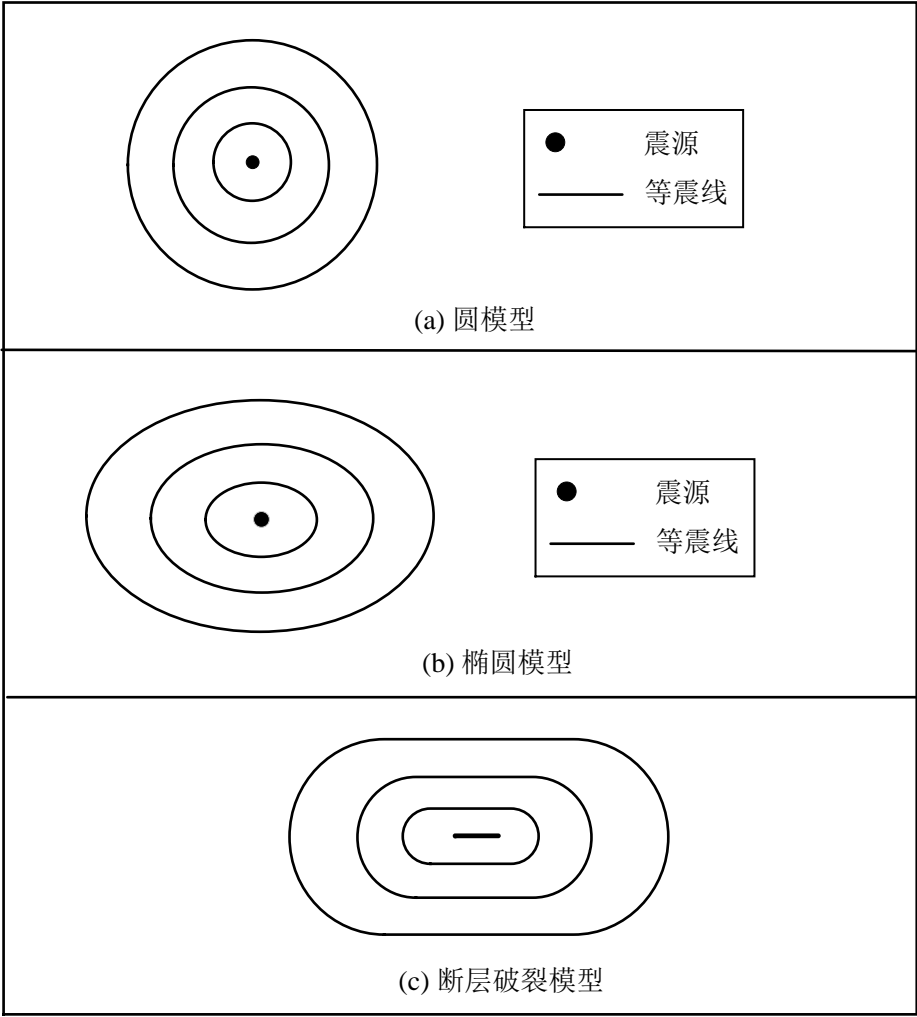


图 2-4 烈度衰减模型图

2.3.3 地震人员损失评估流程

地震人员损失的快速评估可为政府地震应急部门对救援力量、救灾物资和医疗物资的分配提供科学的参考依据。地震人员损失快速评估主要是对破坏性地震所造成的人员伤亡进行一个初步的评估，地震人员伤亡的评估流程如下：

- (1) 地震发生后，在第一时间获取地震速报信息，通过速报信息中的相关数据，选择合适的区域烈度衰减关系计算各等震线长短轴，根据震中位置和断裂带图层分析地震的破裂方向，最后根据各等震线长短轴长度和破裂方向绘制出地震影响场图层，确定地震的影响范围。
- (2) 根据地震影响场图层和人口数据图层，利用 GIS 功能，进行空间叠加分析和缓冲区分析，确定各烈度下的人口（若所使用的人口数据图层不是最新的，则应该根据人口年增长率计算最终的烈度区人口）。
- (3) 根据灾区地理位置、发震时间、经济发展情况和房屋建筑情况等信息，

选择最合适的人员伤亡评估模型。人员评估模型一般根据是否考虑建筑物破坏性情况可分为两类。考虑建筑物破坏情况的人员伤亡模型需要建立详尽的建筑物分类系统，同时评估时的计算复杂度也较高。

（4）利用已经获取到的地震数据，通过人员伤亡评估模型对各烈度区的地震伤亡情况进行预测。

（5）将评估后的人员伤亡情况写入空间图层，并以图形化或文档的方式对此次的评估结果进行展示。

2.4 本章小结

本章主要介绍了对论文中所用到的智能算法及其原理。首先介绍了粒子群优化算法的原理及其改进算法。然后介绍了 BP 神经网络的算法原理。最后对文中所涉及到的地震人员损失快速评估相关知识进行了阐述，为论文后续的研究及应用奠定理论基础。

第三章 基于 PSO 的地震人员死亡率模型研究

3.1 引言

地震发生后,快速评估地震人员损失分布情况,对于政府有效地分配救灾物资和部署救援力量具有重大的决策意义。目前,地震灾害损失评估主要有两类方法。一类是采取易损性分类清单法,即通过不同建筑物的抗震性能差异,将建筑物分为若干结构类型,并结合一些专家经验确定不同结构类型在不同破坏程度下的易损性参数^[47]。地震发生后,统计出各行政区在各烈度范围中的面积比、建筑物破坏情况明细(按烈度统计)和行政区人口,根据地震发生时间计算各行政区在各烈度下的房屋倒塌率,然后估算出经济损失和人员损失。在建筑分类和人员空间分布等相关数据完备的情况下,基于易损性分类清单法的地震人员伤亡快速评估能够取得较好的效果。但是,在这种基于易损性分类清单方法中,需要大量的基础数据,数据获取难度大,周期长,而且可更新程度差。基于易损性分类清单方法比较适合于为中长期规划作参考的地震灾害损失预测研究,但不太适合于地震应急快速响应的情形^[48]。另一类是文献[50]提出的以国内生产总值 GDP 作为描述社会财富的综合宏观经济参数替代传统的易损性分类清单,并尝试在全国乃至全球范围内推广应用,已取得了较好的效果。

2007 年美国地质勘查局(USGS)发布了全球地震快速评估系统 (PAGER)^[51]。该系统使得 USGS 对于世界范围的重大地震灾害的评估时间减少至 30 分钟以内,提高了地震应急的时效性^[52]。PAGER 系统中的人员损失经验模型为双参数对数正态累积分布函数,因此,求解某地区的地震人员死亡率模型需对该地区的地震案例进行拟合学习,其本质是求解拟合误差最小化问题。粒子群优化算法^[7]是一种基于概率的全局优化进化算法,具有形式简单、参数少、易于实现和较强的全局优化能力等优势^[53]。

由于不同地区的地质结构具有差异性,从而使得不同地区对于相同级别的地震,地面破坏程度也具有差异性,而这种差异性在该地区的历史地震数据中得到体现。论文采用 PAGER 系统中的经验模型方法,收集了四川地区 1970-2008 年间的 30 个地震案例,采用粒子群优化算法对模型参数进行学习求解,得出四川地区的地震人员死亡率经验模型,并以 2008 年 5 月 12 日四川汶川 8.0 级地震和 2013 年 4 月 20 日四川芦山 7.0 级地震对得到的地震人员伤亡模型进行验证和分析。

3.2 PAGER 人员死亡率模型

PAGER 系统中包含了三种不同的损失计算模型，分别为经验模型、半分析模型和分析模型。其中经验模型是通过对历史地震数据进行处理和回归分析，从而建立人员死亡的双参数对数正态累计分布模型。

下面对这一模型进行简单的介绍。设地震人员死亡率为 V ，地震烈度为 S ， $V(S)$ 表示地震烈度为 S 下的人员死亡率，则人员死亡率模型为式(3-1)^[54]：

$$V(S) = \Phi\left[\frac{1}{\beta} \ln(S / \theta)\right] \quad (3-1)$$

其中， Φ 是标准正态分布函数； θ 和 β 是待求的累计分布参数，分别表示烈度测量值的自然对数的平均值和标准差。设 $P_i(S_j)$ 为某次地震 i 处在地震烈度 S_j 下的人口数，则地震 i 可能造成的死亡人数 E_i 可用式(3-2)表示为：

$$E_i \approx \sum_j V_i(S_j) P_i(S_j) \quad (3-2)$$

即某一地震的死亡人数等于该地震在各个烈度区所包含人数与对应烈度下人员死亡率的乘积之和。

由式(3-1)和式(3-2)可以看出，对于某一地震，在地震各个烈度圈上的人员分布确定时，地震人员死亡率模型只依赖于参数 θ 和 β 。因此，为了计算人员死亡率模型的参数，就需要建立估计死亡人数和实际死亡人数之间的残差目标函数，通过调节 θ 和 β 的值使得残差目标函数的值最小，即估计死亡人数和实际死亡人数之间的残差最小，从而求出分布参数 θ 和 β 的具体值。为了平衡模型的稳定性和精确性，本文在基于文献^[56]的研究基础上选择如下残差目标函数：

$$\xi = \ln\left[\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_i - O_i)^2}\right] + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\ln(E_i / O_i)]^2} \quad (3-3)$$

根据式(3-1)和式(3-2)，使得式(3-3)达到残差最小值时的目标函数如下：

$$\begin{aligned} \min \xi = & \ln\left[\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\sum_j \Phi\left[\frac{1}{\beta} \ln\left(\frac{S_j}{\theta}\right)\right] P_i(S_j) - O_i\right)^2}\right] \\ & + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln\left[\left(\sum_j \Phi\left(\frac{1}{\beta} \ln\left(\frac{S_j}{\theta}\right)\right) P_i(S_j)\right) / O_i\right]} \end{aligned} \quad (3-4)$$

其中， N 为地震案例总数， O_i 为地震 i 造成的实际死亡人数。 ξ 是关于参数 θ 和 β 的函数，亦即本文待优化求解的目标函数。

此外,在模型建立的过程中,往往会忽略掉一些对地震人员死亡造成影响的因素,这些因素将会给建立的模型带来很大的不确定性,因而需对经验模型的不确定性进行估计。不确定性 ζ 可由式(3-5)进行估计:

$$\zeta = \sqrt{\frac{1}{N-2} \sum_{i=1}^N [\ln(E_i + 0.5 / O_i + 0.5)]^2} \quad (3-5)$$

Jaiswal 和 Wald 扩展了 PAGER 系统中的人员死亡率经验方法,用烈度区暴露的总财富替代烈度区的总人口,提出一种快速评估地震经济损失的经验方法。人员死亡率经验模型建立的是地震烈度与死亡率的统计关系,而经济损失经验模型则是建立的地震烈度与经济损失率的关系。

3.3 基于 PSO 的人员死亡率模型参数优化算法

不同地区发生震级大小相同的地震,所造成地震人员伤亡情况往往具有一定的差异性。这与震区的地质构造、建筑物抗震水平等因素有关,而这些影响因素往往在该地区的历史地震数据中得到体现。根据不同的历史地震数据求解得到的死亡率经验模型的参数不同,从而导致相同烈度下的地震人员死亡率也不同,如图 3-1 所示。论文根据地震构造环境和震害分布的特点,收集了四川地区的历史地震数据,寻求一条适用于四川地区的烈度与地震死亡率的曲线。

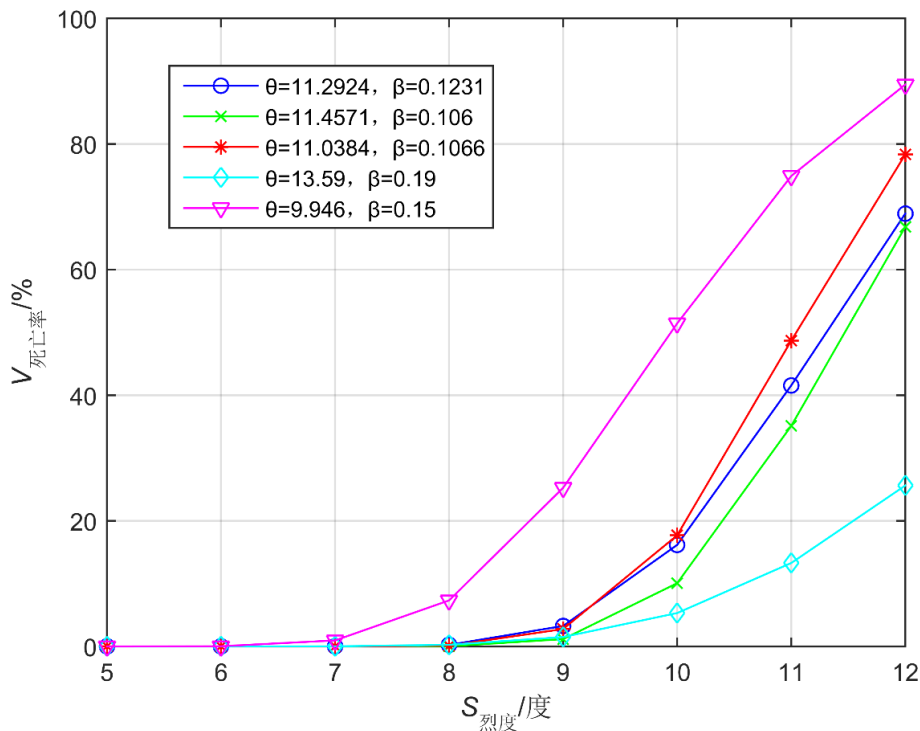


图 3-1 不同参数下的死亡率曲线图

论文利用惯性权重线性递减的 PSO 算法, 结合收集的四川地区历史地震数据, 对式(3-4)中死亡率模型的残差目标函数进行参数优化求解, 其流程如图 3-2 所示。

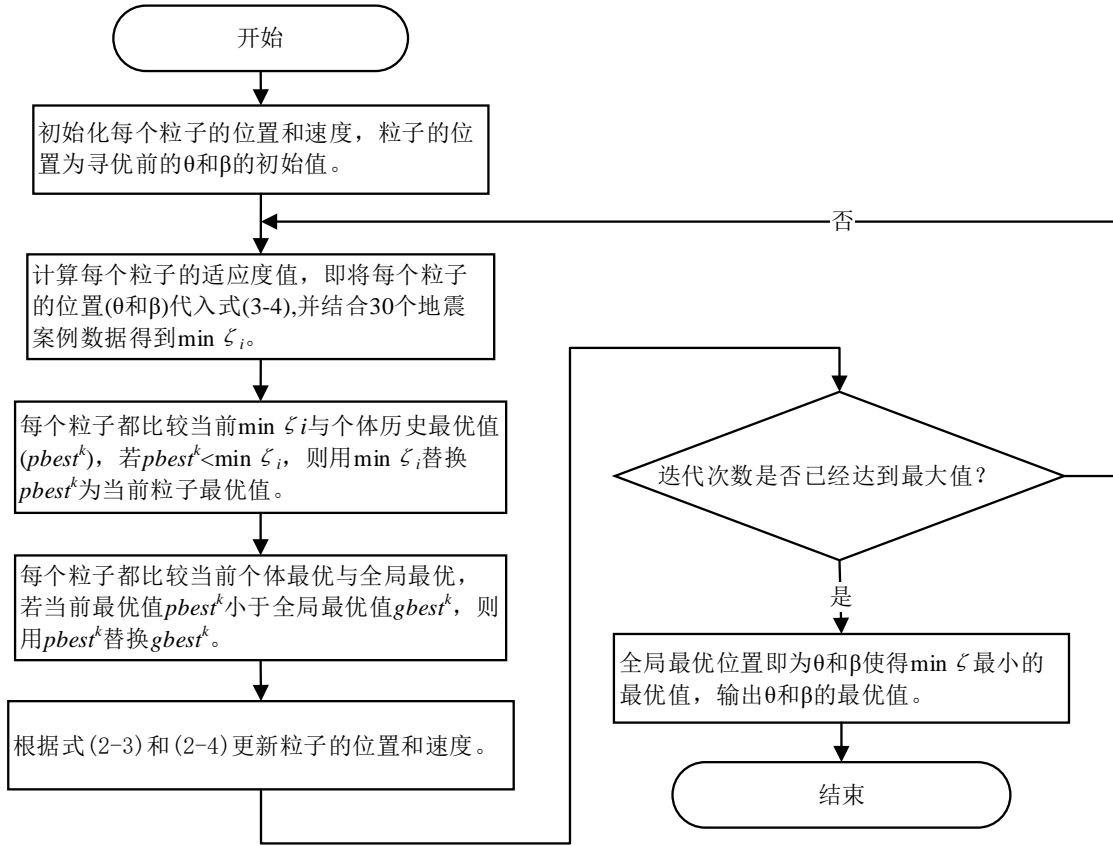


图 3-2 人员死亡率经验模型的优化学习算法流程图

人员死亡率经验模型的参数优化算法描述如下:

(1)初始化粒子群优化算法参数, 包括种群规模 N (地震案例数), 粒子维数 D (待求参数个数), 每个粒子的位置 x^k 和速度 v^k (每个参数的初始化值), 加速度常数 c_1 和 c_2 , 惯性权重系数 ω 。

(2)根据式(3-4)的目标函数评估每个粒子的适应度值 $fitness(i)$ 。

(3)对于每个粒子, 将其适应度值 $fitness(i)$ 与历史个体最优值 $pbest^k$ 比较, 若 $fitness(i) < pbest^k$, 则用 $fitness(i)$ 替代 $pbest^k$ 。

(4)对于每个粒子, 比较其适应度值与全局最优值的大小, 若 $fitness(i)$ 小于全局最优值 $gbest^k$, 则用 $fitness(i)$ 替代 $gbest^k$ 。

(5)根据式(2-3)和(2-4)更新每个粒子的位置和速度。

(6)如果迭代次数达到最大值, 则退出。此时, 种群全局最佳位置就为所要求解的最优参数值, 种群全局最佳适应度值为最小累积残差值。若没有达到最大迭代次数, 则返回步骤(2)。

3.4 实验及结果分析

3.4.1 数据来源及处理

用于学习训练人员死亡率经验模型所需地震案例数据为地震的人口死亡数及各个烈度下的人口数。本文收集了四川省 1970 年至 2008 年间的震级范围为 Ms.5.0~8.0, 震中烈度为 VI 以上的 30 个地震案例。地震案例数据取自于 EXPO-CAT 数据库、《中国震例》、《强震人员损失评估模型研究与动态评估系统设计》及已发表论文中的震例数据等^[57-60]。由于 EXPO-CAT 数据库中数据格式与所需数据格式存在一定差异, 因此需将所取数据进行预处理。本文采取文献[59]中的处理方式, 即将浮点烈度内的人口向整数烈度区内人口合并(采用向上合并方式, 即 5.5 度并入 6 度, 6.5 度并入 7 度, 以此类推), 并截取 VI~X 度的整数烈度区的人口数。详细的地震数据见附录 1。

3.4.2 模型学习训练

本文在 MATLAB 中利用惯性权重线性递减的 PSO 算法对式(3-4)中的 θ 和 β 参数进行学习训练。在求解时, 由于实际死亡人数 O_i 作为除数, 故将死亡人数为 0 的地震案例设为 0.1^[61]。算法中各参数的具体取值如下: 种群规模 $N=30$, 粒子维度 $D=2$, 最大迭代次数 $iter_{\max}=2000$, 加速常数 $c_1=c_2=2$, 权重采用 0.9 到 0.4 线性递减的方式, 即: $\omega = \text{linspace}(0.9, 0.4, iter_{\max})$ 。

算法经过 10 次独立运行, 均得到稳定的参数值: $\theta=12.4278$ 和 $\beta=0.1527$ 。因此, 四川地区地震人员死亡率的经验模型为:

$$V(S) = \Phi\left(\frac{1}{0.1527} \ln\left(\frac{S}{12.4278}\right)\right) \quad (3-6)$$

表 3-1 四川地区各烈度区人员死亡率

烈度	死亡率
VI	$9.277\ 22 \times 10^{-7}$
VII	$8.523\ 8 \times 10^{-5}$
VIII	0.002
IX	0.017 3
X	0.077 3

此外，根据公式(3-5)计算得到式(3-6)的不确定性 $\zeta = 2.6103$ 。由式(3-6)得到四川地区地震人员死亡率曲线如图 3-3 所示。利用上述模型计算得出四川地区各烈度区的人员死亡率如表 3-1 所示。

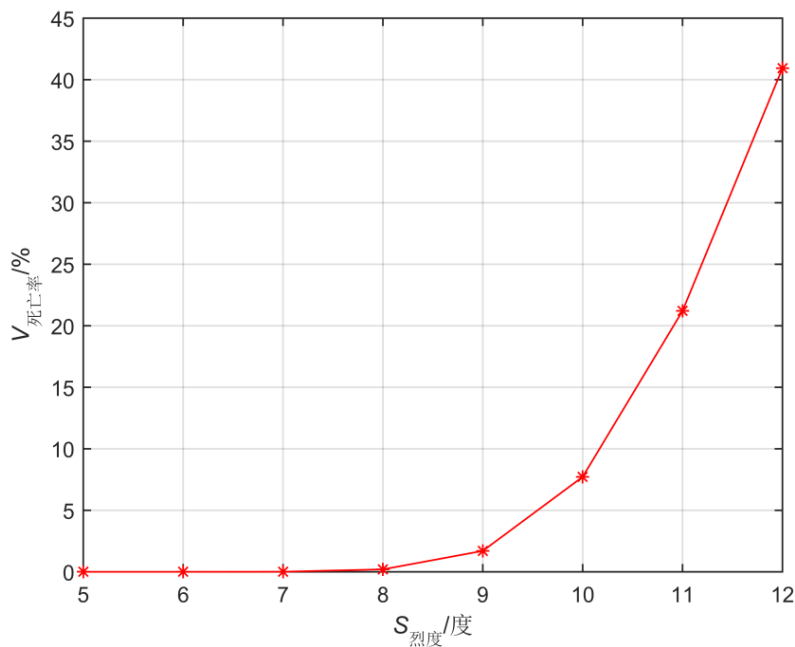


图 3-3 四川地区地震人员死亡率曲线图

3.4.3 结果分析

本小节分别以 2008 年四川汶川 8.0 级地震和 2013 年芦山 7.0 级地震对模型进行验证。

(1) 2008 年 5 月 12 日四川省汶川 8.0 级地震

汶川地震各烈度区人口数如表 3-2 所示。

表 3-2 汶川地震各烈度区人口数^[52]

烈度	烈度区人口（人）
VI	45144107
VII	21488476
VIII	2616030
IX	1179380
X	230959
XI	126683

根据所得的四川地区地震人员死亡率以及汶川地震各个烈度区人口，预测汶川地震死亡人数如表 3-3 所示。

表 3-3 汶川地震各烈度区预测死亡人数

烈度	估计死亡人数（人）	总计（人）
VI	42	72107
VII	1832	
VIII	5125	
IX	20385	
X	17856	
XI	26867	

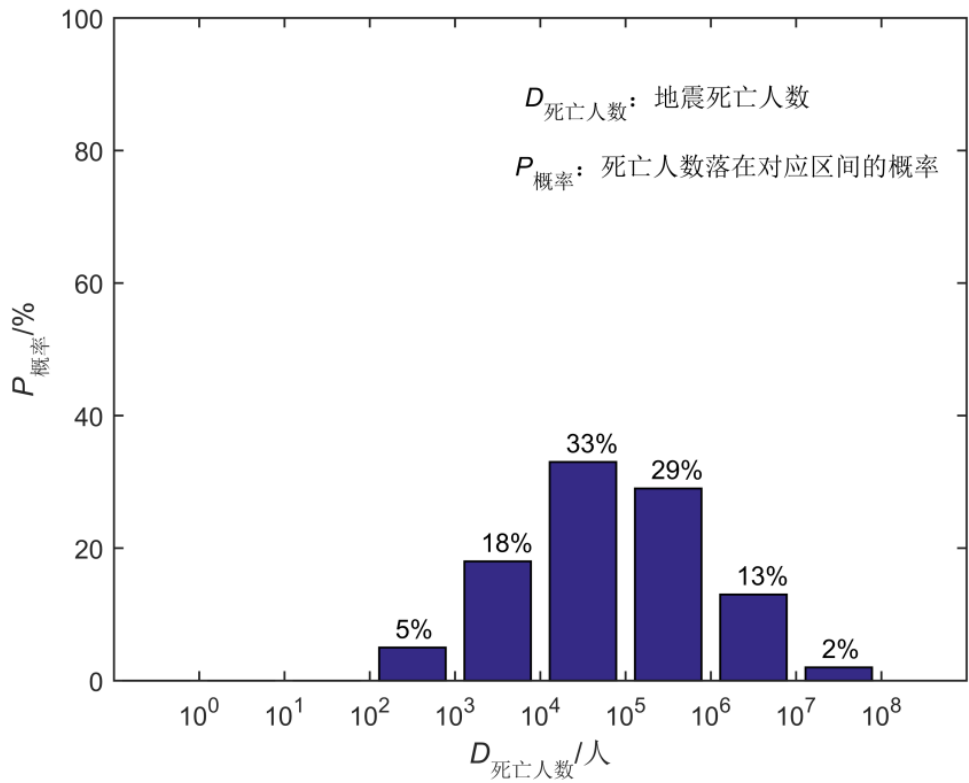


图 3-4 汶川地震预测人员死亡数概率分布图

2008 年汶川地震实际死亡人数为 69277，而根据本文所得到的人员死亡率模型估算汶川地震的死亡人数为 72107。实际死亡人数与模型估计死亡人数之间的误

差处于可接受范围之内。当利用模型估计死亡人数后，根据得到的死亡率模型的不确定性 ζ ，对于某一应急级别的区间阈值 $[a,b]$ ，实际人员死亡数落在 $[a,b]$ 内的概率^[54]如图 3-4 所示。从图 3-4 可以看出，最大概率落在了区间 $[10^4,10^5]$ 内，与实际的地震死亡人数相符合。

(2) 2013 年 4 月 20 日四川芦山 7.0 级地震

芦山地震各烈度区人口数如表 3-4 所示。

表 3-4 芦山地震各烈度区人口数^[62]

烈度	烈度区人口（人）
VI	2716850
VII	633786
VIII	72417
IX	1574

根据所得的四川地区地震人员死亡率以及芦山地震各个烈度区人口，预测芦山地震死亡人数如表 3-5 所示。

表 3-5 芦山地震各烈度区预测死亡人数

烈度	估计死亡人数（人）	总计（人）
VI	3	229
VII	54	
VIII	145	
IX	27	

2008 年芦山地震实际死亡人数为 196，而根据本文所得到的人员死亡率模型预测芦山地震的死亡人数为 229。实际死亡人数与模型估计死亡人数之间的误差处于可接受范围之内。同样，当利用模型估计死亡人数后，实际人员死亡数概率分布如图 3-5 所示。从图 3-5 可以看出，实际死亡人数的最大概率落在了区间 $[10^2,10^3]$ 内，与实际的地震人员死亡情况相符合。

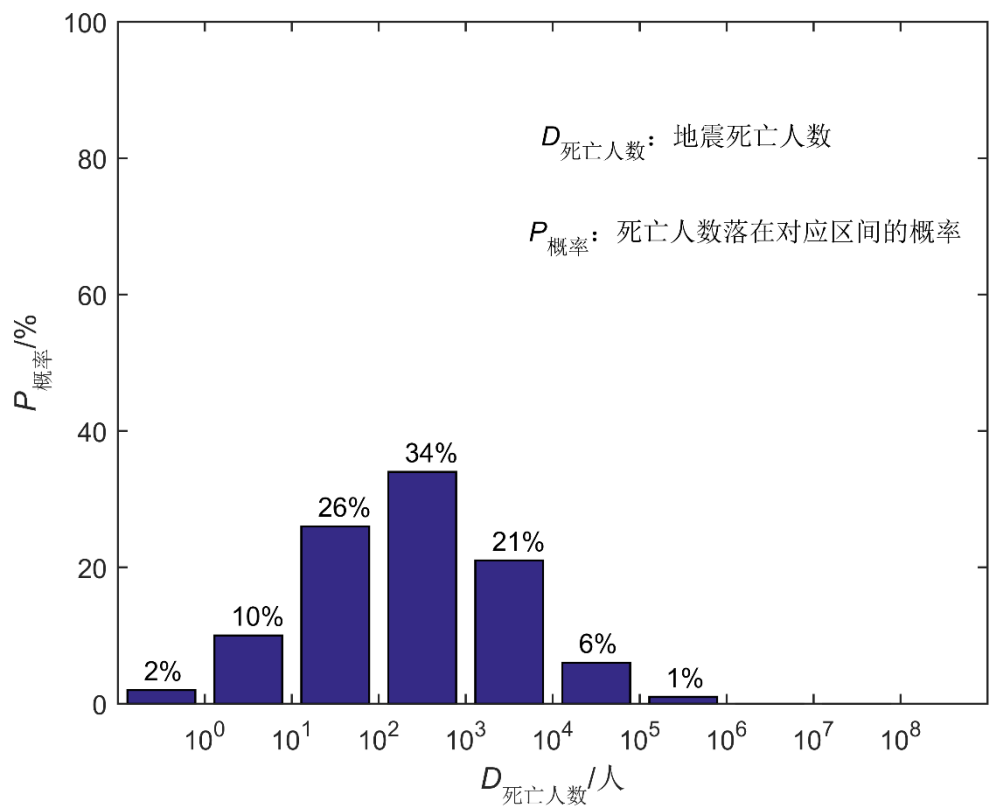


图 3-5 芦山地震预测人员死亡数概率分布图

3.5 本章小结

本章系统地整理了四川地区 1970 年至 2008 年的 30 个地震案例，采用 USGS PAGER 系统中的人员死亡率经验模型方法，利用粒子群优化算法对模型参数进行了学习训练，建立了四川地区的地震人员死亡率方程。最后利用 2008 年汶川 8.0 级地震和 2013 年芦山 7.0 级地震进行验证，验证结果表明，所得到的地震人员死亡率模型对于四川地区的地震人员损失快速评估具有较好的适用性。论文已将本章得到的四川地区死亡率模型以及 PAGER 系统中使用中国地震数据拟合的经济损失率经验模型设计成一个功能模块，并集成到地震应急辅助决策系统中。

第四章 基于神经网络的烈度衰减融合模型研究

4.1 引言

地震是造成我国人员死亡最多的自然灾害。地震对某地区地面及建筑屋的破坏程度通常以地震烈度表示,而地震烈度衰减关系在地震灾情分析和震后损失快速评估中起着重要的作用。一次破坏性地震发生后,根据地震三要素即地震发生时间、震级和震中的经纬度在地图上快速定位,并绘制出地震烈度等震线,从而确定地震的影响范围^[6]。通常以震中位置、长轴的方向(与发震断层的破裂方向密切相关)、各烈度圈长轴和短轴半径长度来确定地震烈度的等震线^[63]。

川滇地区是我国地震频发区,近年来发生的一些地震,如 2008 年汶川 8.0 级地震、2013 年芦山 7.0 级地震、2014 年鲁甸 6.5 级地震,造成的人员损失以及经济损失巨大。因此,对于川滇地区的地震烈度衰减关系的研究具有重大意义。

许多专家学者针对我国不同地区建立了不同的地震烈度衰减关系。文献[5]统计了 256 个地震资料,将中国分为东西部并采用椭圆长短轴联合衰减模型分别拟合出了中国东部烈度衰减关系和中国西部烈度衰减关系;文献[64]统计了华北地区 1966-1999 年间震级 $M \geq 5$ 的 37 个地震事件的 89 条等震线数据,采用我国最常用的烈度衰减模型进行拟合,得到了华北地区的烈度衰减关系;文献[65]对 1716-2010 年间新疆地区的 103 条数字化处理后的烈度等震线进行统计分析,得到了新疆地区烈度衰减关系。这些烈度衰减关系在一定程度上反映了各地区的烈度衰减关系,但同时也存在着问题。

文献[6]根据 1970-2010 年间的震级 $M \geq 6$ 的 43 个地震事件,利用传统烈度衰减模型预测了地震各烈度下的等震线长短轴,并以此计算出各烈度区的面积,在将预测面积与实际观测的面积进行分析时发现:对于高烈度区,利用烈度衰减关系预测的面积往往小于实际观测的面积;而对于低烈度区,烈度衰减关系预测的面积往往大于实际观测的面积。为此,文献[6]对地震烈度衰减模型进行了改进,建立了地震烈度衰减的矩阵模型,该模型在预测精度上有较好的提升。

本文在整理分析川滇地区地震等震线资料时,利用中国西部烈度衰减关系^[5](M1)和矩阵烈度衰减关系^[6](M2)分别预测出收集到的 20 个地震案例(40 条等震线)对应的长轴长度和短轴长度,并计算了每条预测等震线长短轴长度与实际观测等震线长短轴长度的相对误差,在长轴方向上, M2 的预测效果好于 M1,而在短轴方向上, M1 的预测效果则好于 M2。文献[5]在建立统计回归的烈度衰减关系 M1 时,将地震案例数据按照地域进行了分区,考虑了中国东部和西部不同的地质构造

和断裂分布的差异。而文献[6]建立的 M2 则是从地震案例数据的震级因素建立分段统计回归的烈度衰减关系，没有考虑不同地区的地质构造对预测结果造成的影响。因此，论文尝试通过人工神经网络的方法来学习融合 M1 和 M2 的优点，从而建立一个具有更好精度的地震烈度衰减融合预测模型。

不同地区的烈度衰减关系存在一定的差异性^[5,66,68]，而这种差异一般在该地区的历史地震数据中得到体现。M1 和 M2 对川滇地区的烈度衰减关系具有一般的适用性。为发挥两种烈度衰减模型的各自优势特征，本文收集了川滇及邻区 110 个地震(共 250 条等震线)，利用 BP 神经网络将两种不同的烈度衰减模型对地震案例预测结果进行学习融合^[69]，其中用于烈度衰减融合模型学习的地震案例有 101 个(共 233 条等震线)，9 个地震案例数(共 17 条等震线)用于烈度衰减融合模型的测试验证。实验结果表明，地震烈度衰减融合预测模型的准确性在总体上优于中国西部烈度衰减关系和矩阵烈度衰减关系。

4.2 烈度衰减模型

4.2.1 中国西部烈度衰减模型

对于我国烈度衰减关系的研究，文献[5]利用我国丰富的地震烈度等震线资料，大致以东经 105°将我国烈度衰减关系分为东西部，并采用椭圆长短轴联合衰减模型^[67]回归分析了我国东西部适用的烈度衰减关系。其中，中国西部烈度衰减模型的长轴公式和短轴公式为：

$$I_a = 5.253 + 1.398M - 4.164 \lg(R_a + 26) \quad (4-1)$$

$$I_b = 2.019 + 1.398M - 2.493 \lg(R_b + 8) \quad (4-2)$$

式中， I 为地震烈度； M 为震级； R 为震中距(km)；下标 a 和 b 分别代表长轴和短轴。式(4-1)和式(4-2)的标准差 $\sigma = 0.632$ 。该模型早已被广泛应用于工程抗震设防研究。

4.2.2 矩阵衰减模型

为了进一步提高烈度衰减模型预测的精确性，文献[6]认为在椭圆衰减模型中，每一条等震线都仅由衰减公式中的三个系数确定，彼此之间互相耦合，不可避免的缩小了高烈度区面积，放大了低烈度区面积。为此对椭圆衰减模型进行了改进，建立了等震线长轴半径和短轴半径长度矩阵，称之为地震烈度衰减矩阵模型，如表 4-1 所示，表中 M 为震级。

表 4-1 等震线长短轴初始值

震级	轴半 径	烈度					
		VI	VII	VIII	IX	X	XI
$7.8 \leq M \leq 8.0$	长轴	$e^{3.298M-20.265}$	$e^{1.470M-6.677}$	$e^{2.690M-17.011}$	$e^{1.082M-4.777}$	$e^{0.367M}$	$e^{0.302M}$
	短轴	$e^{2.077M-11.041}$	$e^{2.151M-12.461}$	$e^{2.079M-12.476}$	$e^{0.401M-0.077}$	$e^{0.967M-4.833}$	$e^{2.518M-17.933}$
$7.5 \leq M \leq 7.7$	长轴	$e^{2.043M-10.478}$	$e^{3.361M-21.278}$	$e^{2.956M-18.851}$	$e^{2.302M-14.486}$	$e^{2.773M-18.987}$	
	短轴	$e^{2.059M-10.899}$	$e^{3.402M-21.902}$	$e^{3.106M-20.316}$	$e^{2.452M-15.951}$	$e^{3.154M-22.202}$	
$6.8 \leq M \leq 7.4$	长轴	$e^{0.518M+0.956}$	$e^{1.218M-4.469}$	$e^{1.372M-5.831}$	$e^{0.415M-0.342}$		
	短轴	$e^{0.922M-2.374}$	$e^{0.495M-0.098}$	$e^{0.480M-0.600}$	$e^{1.314M-7.458}$		
$6.0 \leq M \leq 6.7$	长轴	$e^{1.220M-5.687}$	$e^{1.060M-3.885}$	$e^{0.773M-1.180}$			
	短轴	$e^{1.787M-9.981}$	$e^{1.584M-7.423}$	$e^{1.077M-3.518}$			
$5.2 \leq M \leq 5.9$	长轴	$e^{1.906M-8.591}$	$e^{2.452M-12.287}$				
	短轴	$e^{0.852M-1.939}$	$e^{1.483M-5.879}$				
$5.0 \leq M \leq 5.1$	长轴	$e^{2.628M-11.072}$					
	短轴	$e^{0.535M-1.195}$					

4.3 基于 BP 神经网络的融合模型

本文采用三层 BP 神经网络建立川滇地区适用的地震烈度衰减融合预测模型 (M3)。由于本章的目的是学习融合地震烈度衰减模型 M1 和 M2 的优点, 并且等震线的长轴和短轴之间相互关联, 因此训练网络时将 M1 和 M2 的等震线长轴长度和短轴长度的预测值放在同一个神经网络中进行学习训练。因此, 以地震震级、烈度、M1 对等震线长半轴长度和短半轴长度的预测值以及 M2 对等震线长半轴长度和短半轴长度的预测值作为神经网络的 6 个输入节点, 以 BP 神经网络融合预测模型的

等震线长半轴长度和短半轴长度作为神经网络的两个输出节点，实际的等震线长半轴长度和短半轴长度为期望输出。下面对神经网络的各输入输出节点进行相关说明。

不失一般性，设某一地震的震级 M 为 6.5，震中烈度为 VIII，地震烈度图如图 4-1 所示。其中 a_i 表示烈度为 i 的等震线短半轴长度， b_i 为烈度为 i 的等震线长半轴长度， $i=6,7,8$ 。从图 4-1 可以看出，等震线长轴和短轴之间并不是独立存在的，而是存在着某一特定的联系。因此，不能将等震线长轴和短轴分别进行学习训练，而应该同时考虑等震线的长轴和短轴。

根据地震已知的震级和震中烈度，通过 M1 和 M2 可以对地震的各等震线短半轴长度和长半轴长度进行预测。设 M1 的短半轴长度和长半轴长度的预测值分别为 c_i 和 d_i ，M2 的短半轴长度和长半轴长度的预测值分别为 e_i 和 f_i 。该地震的震中烈度为 VIII，论文只考虑烈度大于等于 VI 的情况。因此，根据给出的各参数，就可以构建 3 组输入和期望输出，其中输入分别为 $(6.5, 6, c_6, d_6, e_6, f_6)$ 、 $(6.5, 7, c_7, d_7, e_7, f_7)$ 、 $(6.5, 8, c_8, d_8, e_8, f_8)$ ，对应的期望输出分别为 (a_6, b_6) 、 (a_7, b_7) 、 (a_8, b_8) 。利用神经网络融合模型进行等震线长短轴进行预测时，只需获取地震的震级和震中的烈度，就可以预测地震各等震线的长短轴长度。

论文建立的 BP 神经网络模型结构如图 4-2 所示，基于 BP 神经网络的烈度衰减融合预测方法如算法 4-1 所示。

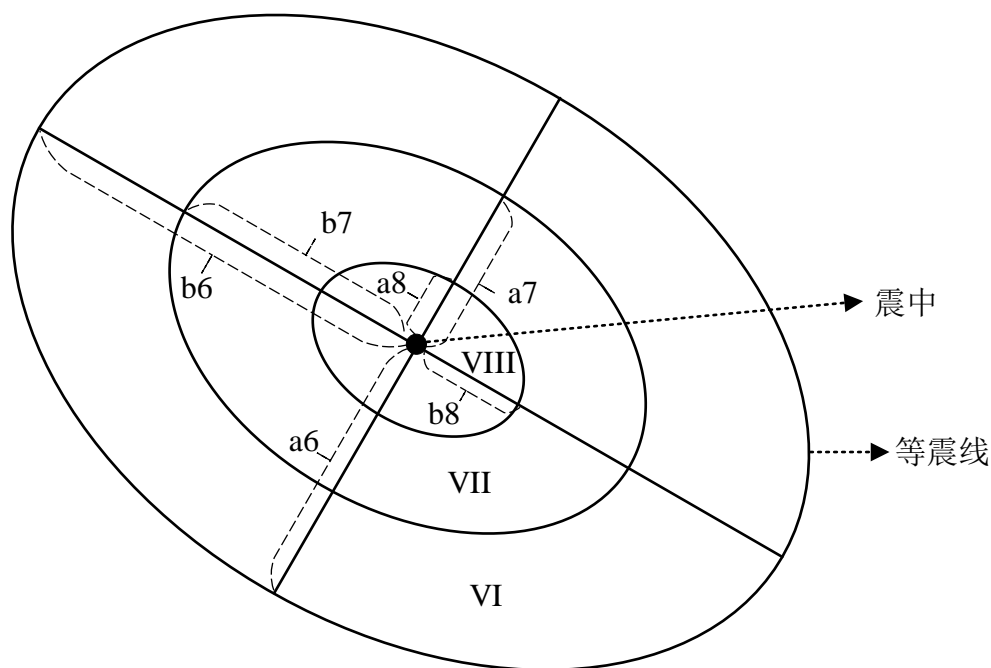


图 4-1 一般地震烈度分布图

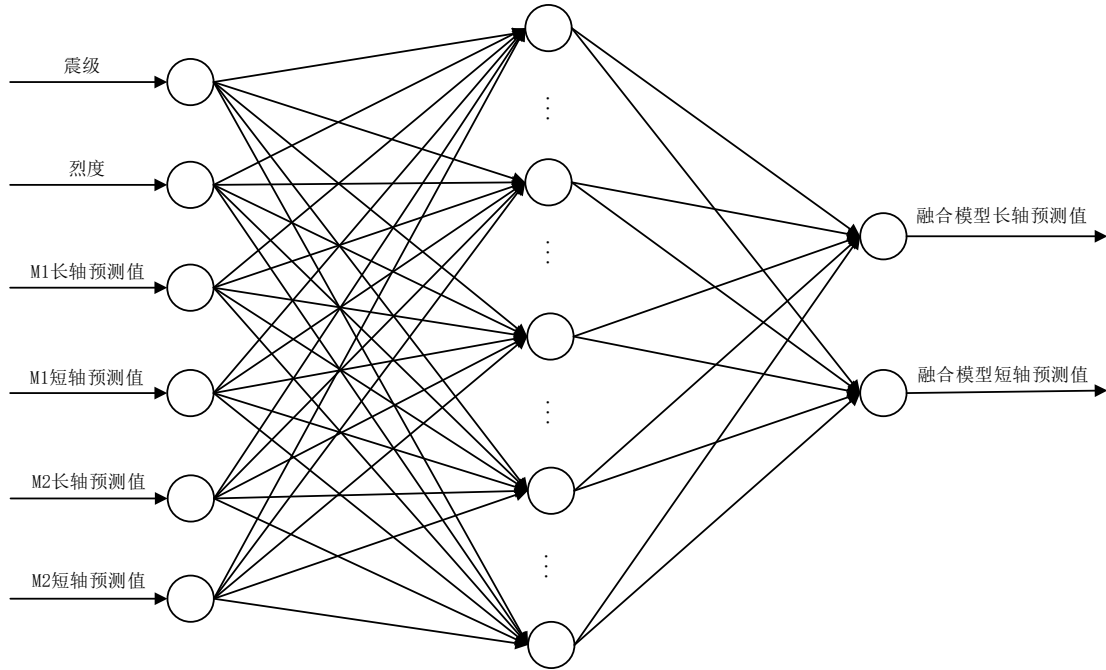


图 4-2 融合预测模型的 BP 神经网络模型结构

算法 4-1：基于神经网络的地震烈度衰减融合算法

- 1) 利用所有的等震线数据，通过式(4-1)和式(4-2)计算出 M1 的每条等震线长轴和短轴预测值；
 - 2) 利用所用的等震线数据，通过表 4-1 计算出 M2 的每条等震线长轴和短轴预测值；
 - 3) 对所有等震线的震级、烈度以及 M1、M2 对应的长轴和短轴预测值进行归一化处理；
 - 4) 利用遗传算法优化网络初始权值和阈值；
 - 5) For 所有训练样本
 - 计算隐层和输出层的输出；
 - 计算各层的误差值；
 - 按式（3）修正各层的权值和阈值；
 - 计算神经网络的全局误差 E；
 - 若 E 小于 $goal^{E < \epsilon}$ 或训练次数大于 tr，则终止训练；
- End For

4.4 实验及结果分析

4.4.1 数据来源及处理

论文所使用的数据均选取自《中国震例》(1966~1975年, 1976~1980年, 1981~1985年, 1986~1988年, 1989~1991年, 1992~1994年, 1995~1996年, 1997~1999年)、《中国大陆地震灾害损失评估汇编》(1996~2000年, 2001~2005年)、2005年以后的相关地震资料及已发表论文中的地震数据^[68,70-74]。论文中2013年后的数据获取方式为: 根据国家地震局发布的地震烈度分布图, 将烈度图在ArcMap上地理配准, 选取各等震线上距离最远的两点连线为长轴, 利用地图测量工具及比例尺计算长轴长度; 选取各等震线垂直于长轴方向的两点连线为短轴, 同理计算短轴长度。在以上数据来源中选取川滇及邻区5.0级以上且震中烈度大于等于6度的地震共101个, 233条等震线, 其中9个地震共17条等震线用于测试训练好的神经网络融合预测模型。表4-2仅列举了川滇及邻区的部分地震案例数据, 具体的地震案例数据见附录2。用于神经网络训练的地震数据样本震级的统计分布如表4-3所示。

表4-2 川滇及邻区部分地震案例数据

训练样本	烈度	长轴/km	短轴/km
1970 年云南通海地震 $M=7.7$	X	52	5.5
	IX	70	8.5
	VIII	81	30
	VII	112	84
1973 四川炉霍地震 $M=7.6$	IX	66	8
	VIII	106	12
	VII	134	50
	VI	218	134
1973 四川松潘地震 $M=6.5$	VII	12	5
	VI	35	17
1974 云南大关地震 $M=7.1$	IX	15.5	8.9
	VIII	23	15.5
	VII	32.2	27.8
	VI	66.6	47.7

表4-3 地震震级分布表

震级 M	5.0~5.4	5.5~5.9	6.0~6.4	6.5~6.9	7.0~7.4	7.5~7.9	≥ 8.0	总计
案例数量	26	13	14	24	12	8	4	101

4.4.2 模型学习训练

在 BP 神经网络中, 输入层和输出层的节点个数都是确定的, 而隐层节点个数的确定尚无相关理论依据, 一般需要通过经验法和试凑法来确定。不合理的隐层节点数将严重影响对网络性能, 当隐层节点数目过多时, 会导致网络学习时间过长, 造成过训练^[75-76]; 而当隐层节点数过少时, 网络的训练和预测精度较差。本文按照如下思路选取确定神经网络参数: 首先根据经验规则确定出隐含层节点数的取值范围, 然后在取值范围内采用试探方法逐一训练网络, 最后网络训练误差选定网络效果最好的隐含层节点参数值。本文中隐层节点数取值范围采用经验公式 $n_2 = \sqrt{n_1 + n_3} + a$ (n_2 为隐层节点数, n_3 为输出层节点数, $1 \leq a \leq 10$)^[77-78] 确定, 可以估算出隐层节点数为 3~12。根据对本文案例数据实际学习训练过程中的误差变化情况, 将隐层节点数确定为 12。学习速率的大小对收敛速度和训练结果影响很大。如果学习速率太小, 收敛速度变慢; 如果学习速率太大, 可能导致震荡或发散。综合考虑收敛速度和训练误差, 取学习速率 $lr = 0.05$; 而对于训练精度, 取 $goal = 0.0001$, 学习训练最大迭代次数 $tr = 1000$ 次。为了消除输入输出数据量纲不同和数据差异太大带来的影响, 对待输入数据进行了归一化处理。根据预处理后的数据范围, 选取 $tansig$ 函数作为网络隐层神经元的传递函数, $logsig$ 函数作为输出层的传递函数。在网络初始化阶段, 采用二进制遗传算法优化初始权值和阈值, 使得神经网络比随机初始化方法具有更好的初始状态, 遗传算法的参数设置如下: 种群规模为 100, 最大进化代数为 1000, 交叉概率为 0.75, 变异概率为 0.01。在迭代学习阶段, 需要通过计算神经网络误差来迭代调整所有连接权值和阈值, 使得式 (4-3) 中系统的平均误差达到最小^[26]:

$$\min E = \sum (t_k - c_k)^2 \quad (4-3)$$

式中, E 为误差平方和; t_k 为计算的输出量; c_k 为实际的输出量; m 为样本数, $k = 1, 2, \dots, m$ 。

Levenberg-Marquardt(L-M)算法^[79]是一种介于了牛顿法与梯度下降法之间的非线性优化方法, 其主要思想是在高斯牛顿方法的基础上加入一个因子 μ , 当 μ 较大时, 可以将其看作梯度下降法, 而当 μ 较小时, 可将其看作高斯牛顿方法。因此, 通过动态地调整 μ 的值可以综合两种算法的优点, 使得 L-M 算法具备高斯—牛顿

法的局部收敛性,同时还具备梯度下降法的全局特性,在一定程度上克服了 BP 神经网络收敛速度慢和容易陷入局部最小点等问题,因此本文采用 L-M 算法作为神经网络误差迭代优化方法。为了避免过度拟合,在训练时采用随时终止法^[80],即误差达到要求时终止网络训练。

4.4.3 结果分析

从地域分布和震级大小分布角度考虑,论文收集川滇及邻区震级大于等于 5.0 级且震中烈度大于 V 度的历史震例 110 个,其中 101 个震例(233 条等震线)用于神经网络的训练,9 个未用于学习训练的实际地震案例样本(17 条等震线)测试验证训练后的神经网络融合模型的预测效果。将 17 组仿真样本数据分别用 M1 和 M2 对应的公式求出每组样本的长轴和短轴长度,并代入训练好的神经网络中,得到 M3 相对应的长轴和短轴长度值。3 种模型的长短轴预测值及相对误差如表 4-4 所示。可以看出,3 种模型预测值的相对误差都比较大,这是由地震作用的不确定性以及离散性较大造成的。地震的不确定性决定了比较各个模型的优劣时,不能单独比较各个模型的误差,而应该从样本整体出发,计算仿真样本的总体误差。为了验证各个模型的有效性,选择式(4-4)中的平均相对误差作为评价指标体系:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(x_i - \hat{x}_i) / x_i| \quad (4-4)$$

为了更进一步观察分析 3 种模型预测值误差的分布, M1、M2 和 M3 在 9 个验证测试地震案例上的相对误差箱形图如 4-3 所示。

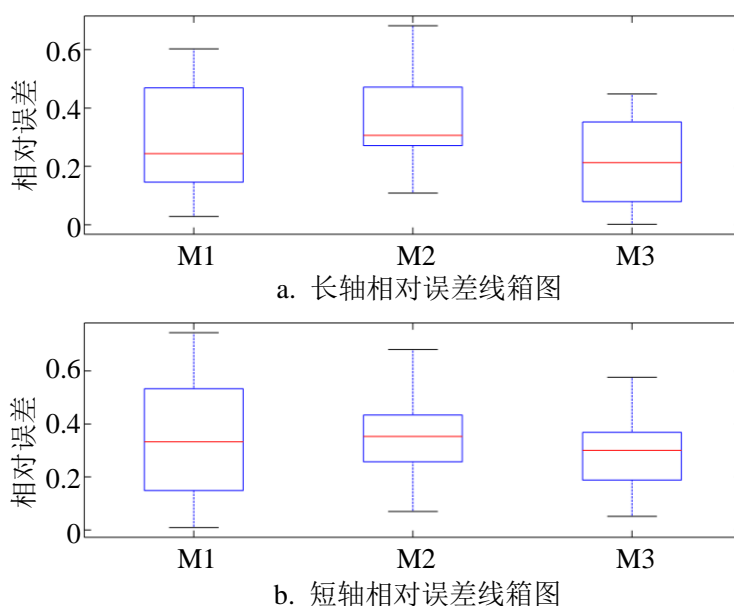


图 4-3 相对误差箱形图

根据表 4-5 和图 4-2, 从地震烈度衰减模型预测平均误差角度分析, M1 在长轴和短轴上的平均预测误差分别为 28.77%和 34.47%, M2 在长轴和短轴上的平均预测误差分别为 36.85%和 34.49%, 而神经网络融合预测模型 M3 在长轴和短轴上的平均预测误差分别为 20.90%和 28.85%。M3 在长轴上的平均预测精度分别比 M1 和 M2 提升了 7.87%和 15.95%, M3 在短轴上的平均预测精度分别比 M1 和 M2 提升了 5.62%和 5.64%。因此, 无论在长轴或短轴方向上的平均预测误差, M3 的预测效果总体上要优于 M1 和 M2。

表 4-4 三种模型的长轴预测值和相对误差

样本	烈度	方向	观测值 /km	M1		M2		M3(本文模型)	
				预测值	相对误差 /%	预测值	相对误差 /%	预测值	相对误差 /%
2001 年四川 雅江 6.0 级	VI	长轴	112.1	84.8	24.35	63.6	43.26	111.1	0.89
		短轴	89.8	46.8	47.88	38.0	57.68	68.0	24.28
	VII	长轴	66.4	26.6	59.94	23.8	64.16	60.7	8.58
		短轴	50.1	12.8	74.45	16.0	68.06	32.5	35.13
2005 年四川 会东 5.3 级	VI	长轴	36.2	27.6	23.76	26.3	27.35	21.5	40.61
		短轴	15.6	13.2	15.38	14.4	7.69	12.6	19.23
2008 年四川 攀枝花 6.1 级	VI	长轴	148.0	95.8	35.27	68.6	53.65	92.2	37.70
		短轴	83.0	54.0	34.94	42.3	49.04	55.1	33.61
	VII	长轴	83.0	33.0	60.24	26.4	68.19	53.8	35.18
		短轴	34.0	16.1	52.65	18.8	44.71	28.1	17.35
2010 年四川 遂宁 5.0 级	VI	长轴	24.6	11.2	54.47	16.0	34.96	26.0	5.69
		短轴	12.3	5.0	59.35	8.8	28.46	16.6	34.96
2013 年云南 洱源 5.5 级	VI	长轴	45.0	41.0	8.99	31.2	30.67	38.9	13.56
		短轴	30.0	20.4	32	19.4	35.33	24.7	17.67

续表 4-4 三种模型的长轴预测值和相对误差

2013 年甘肃 漳县岷县 6.6 级	VI	长轴	161.0	165.6	2.86	101.0	37.27	104.2	35.28
		短轴	127.0	105.2	17.17	72.5	42.91	70.3	44.65
	VII	长轴	87.0	73.2	15.86	44.9	48.39	48.0	44.83
		短轴	59.0	39.4	33.22	41.5	29.66	25.0	57.63
	VIII	长轴	40.0	20.0	50	21.3	46.75	34.0	15
		短轴	21.0	9.4	55.24	12.3	41.43	13.3	36.67
2014 云南景 谷 6.6 级地 震	VI	长轴	132.3	165.5	25.09	101.0	23.66	104.2	21.24
		短轴	112	105.2	6.07	72.5	35.27	70.3	37.23
	VII	长轴	61	73.2	20	44.9	26.39	48.0	21.31
		短轴	44.6	39.4	11.66	41.5	6.95	25.0	43.95
	VIII	长轴	26.5	20.0	24.53	21.3	19.62	34.0	28.30
		短轴	19	9.4	50.53	12.3	35.26	13.3	30
2014 云南鲁 甸 6.5 级地 震	VI	长轴	134.8	149.3	10.76	93.5	30.64	142.7	5.86
		短轴	93.5	92.6	0.96	65.1	30.37	98.9	5.78
	VII	长轴	58	63.8	10	40.4	30.34	58.1	0.17
		短轴	42.5	33.7	20.71	35.4	16.71	30.7	27.76
	VIII	长轴	27	14.6	45.93	18.8	30.37	35.1	30
		短轴	17	6.7	60.59	10.3	39.41	13.7	19.41
2015 年贵州 剑河 5.5 级 地震	VI	长轴	35	41.0	17.14	31.2	10.86	38.9	11.14
		短轴	23.5	20.4	13.19	19.4	17.45	24.7	5.11

表4-5 三种模型的相对误差

模型	平均相对误差	
	长轴方向	短轴方向
M1	28.77	34.47
M2	36.85	34.49
M3	20.90	28.85

4.5 本章小结

收集了川滇及邻区的 110 个地震案例(250 条等震线), 利用 BP 神经网络将 M1 与 M2 进行了学习融合, 得到的融合预测模型对川滇地区的椭圆烈度衰减模型长短轴的计算具有一定的参考价值。仿真测试结果表明, 融合预测模型的预测精确度在总体上要优于 M1 和 M2。利用 BP 神经网络得到的融合预测模型提高了地震烈度衰减预测值的精确度。但神经网络在地震案例数据覆盖区域内具有较好的预测效果, 而对地震案例未覆盖区域的预测效果则欠佳, 因此, 下一步的工作是收集更广泛且有仪器记录的地震案例, 利用数理统计的方法选取覆盖范围广和分布均匀的地震案例用于神经网络的融合学习, 从而进一步提高神经网络融合预测模型的预测精度。

第五章 地震应急辅助决策系统设计与实现

地震应急辅助决策系统依托于四川省科技支撑计划（2015FZ0043）的“城镇地震灾害应急处置关键技术研究”课题，为城镇地震应急救援提供决策支撑，从而提高县市城镇防震减灾综合能力。论文作者主要负责系统中烈度衰减融合预测模块以及地震人员死亡和经济损失预测模块的设计及实现，并集成到地震应急辅助决策系统中。为了完整阐述整个系统研发过程与结果，论文将课题组其他成员研发的相关模块也进行了简要描述。

5.1 系统需求分析

5.1.1 总体需求分析

依据地震灾害应急的地震烈度衰减融合模型和地震死亡率模型的研究成果，以及模型方法的核心代码，完成地震应急辅助决策系统代码编写、接口优化、系统优化和模型仿真测试等工作，确保地震防灾与应急处置一体化服务系统界面友好、操作方便，系统运行稳定、可移植、可扩展，从而达到实用和可推广的要求。从而实现在应急响应和紧急救援阶段为地震应急处置工作提供及时有效地辅助决策建议。

根据地震应急的相关需求将系统的操作用户分为地震应急工作人员以及系统管理员两类。地震应急工作人员主要为地震局从事地震应急响应相关工作的人员，其根据相关地震信息，通过本系统对各个环节的相关参数进行配置，并可以根据地震信息对其进行应急评估，评估完成后可查看各项预测的震情信息。系统管理员可以对地震应急工作人员的操作权限和分组进行管理，并可通过日志查看用户的登录情况和追踪用户的功能操作。为保障系统的稳定运行，管理员还需对系统进行定期维护。

地震应急辅助决策系统依据地震应急处置工作的需要，利用地震的速报信息对相应的地震进行应急评估，同时根据事先设置好的影响因素生成应急处置方案。系统管理员根据具体的情况，对各个地震应急工作人员进行分组，并赋予相应的权限。同时，为使系统正常运转，管理员还需对整个系统进行管理维护。

地震应急工作人员在注册并登陆系统成功后，可根据具体的情况对各个影响因素进行修正，其中影响因素包括：环境因素、时间因素和烈度因素等。具有评估权限的地震应急工作人员可以对某一地震事件手动触发评估，地震事件包括地震

震级、发震时间以及震中位置（经纬度）等信息。评估时，系统根据地震灾害损失评估算法对此次地震可能造成的损失进行评估。同时，系统根据烈度、时间等信息分阶段、分因素获取处置行为及文档模板，生成应急处置方案。评估完成后，可对地震灾情相关信息进行查看，并能对生成的处置方案文档进行下载。系统还将在震后的不同时间阶段，重新生成处置方案。在下一阶段的处置文档生成之前，地震应急工作人员可根据灾区具体的自然环境和社会经济等因素，对烈度影响因素、时间影响因素和时间因素的参数以及默认的参数值进行修正，使系统中当前的各项参数的值最接近实际。系统在下一阶段将根据最新的参数生成处置方案。

系统通过消息中间件监听上级部门的地震速报消息。当接收到来自上级的地震速报消息时，首先会对速报数据进行入库操作，然后将自动触发地震应急评估，评估的过程与手动评估的过程一样。系统的业务流程如图 5-1 所示。

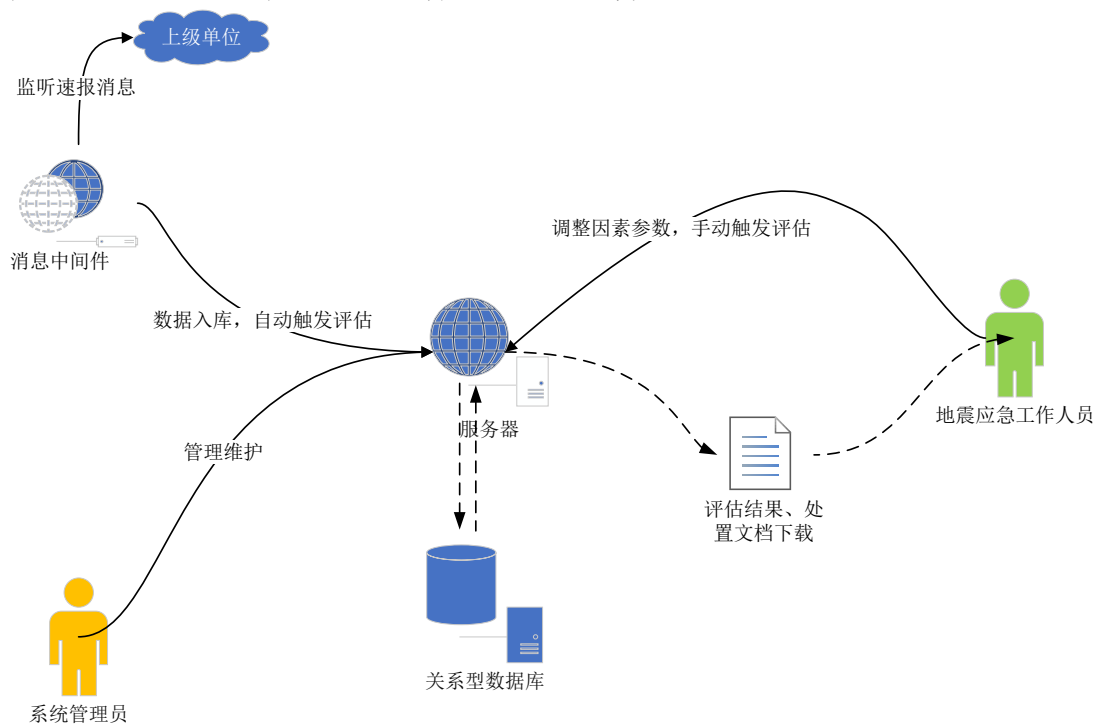


图 5-1 系统业务流程图

针对应急响应和紧急救援阶段为地震应急工作提供及时有效的辅助决策建议的实际需要，系统的核心功能应包括烈度衰减融合模型预测、地震人员死亡和经济损失预测、地震灾害应急处置方案、地震应急信息服务以及用户管理，其中烈度衰减融合模型预测模块使用基于 BP 神经网络的烈度衰减融合模型来对等震线长短轴进行预测，地震人员死亡和经济损失预测模块使用基于粒子群优化算法的四川地震死亡率模型对地震人员死亡进行快速评估。

结合地震应急的实际需求,可将系统分为 5 个功能模块,如表 5-1 所示。系统中各功能需求以模块化方式实现,不仅能使系统前期的程序设计和系统调试简单化,同时也提高了系统的可维护性。地震应急辅助决策系统用例图如图 5-2 所示。

表 5-1 系统功能模块表

模块名称	功能描述
烈度衰减融合模型预测模块	利用基于神经网络的烈度衰减融合模型预测等震线的长短轴,并生成地震影响场
地震死亡人数和经济损失预测模块	预测地震死亡人数和经济损失,并根据模型的不确定性给出其对应的概率区间,给出相应的警告级别
多因素控制的应急处置流程模块	能够根据地震灾害应急处置特点自动生成应急处置流程,在应急响应、紧急救援等阶段的各个时间节点给出合理的应急处置方案
多粒度信息服务模块	能够根据不同的信息受众,在地震应急的不同时间节点,提供受众个性化需求的地震信息
用户管理模块	设置不同级别用户权限,严格区分不同用户访问内容和操作权限,具备用户操作日志和系统日志备份功能

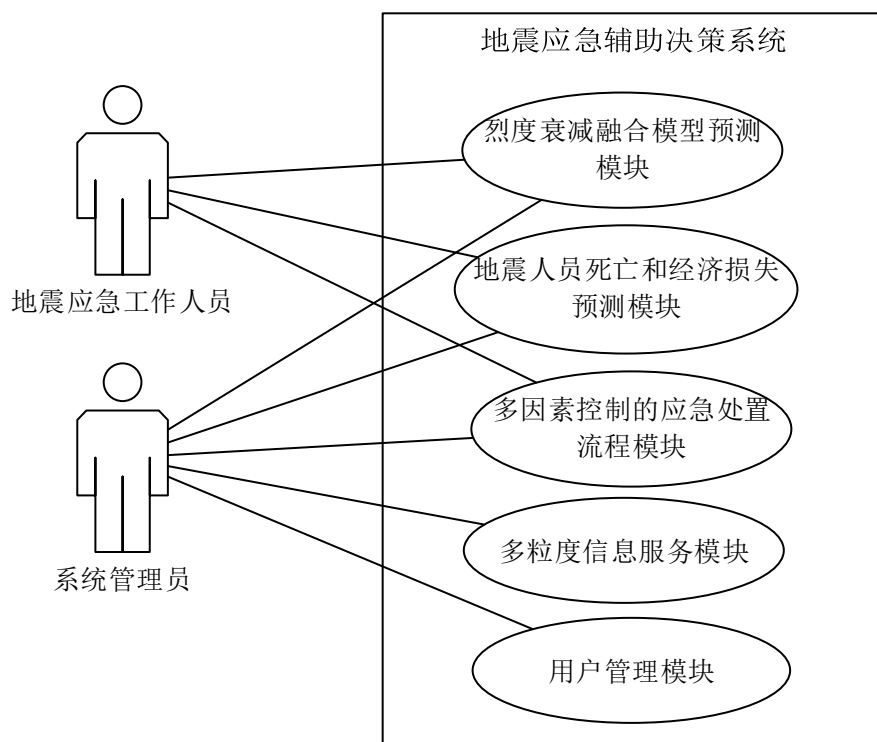


图 5-2 地震应急辅助决策系统用例图

5.1.2 烈度衰减融合模型预测模块需求分析

为提高烈度衰减关系预测震害空间分布的精确度,利用 BP 神经网络对基于传统模型的中国西部烈度衰减关系和基于矩阵模型的烈度衰减关系的预测结果进行了学习融合,得到了烈度衰减融合预测模型。下面对烈度衰减融合模型预测进行分析。

当用户触发地震评估时,系统首先获取震中位置的经纬度,根据经纬度计算出破裂方向。并根据地震的震级和烈度分别计算出中国西部烈度衰减模型和矩阵烈度衰减模型的预测结果,将两个模型的预测结果利用学习训练好的 BP 网络进行融合预测。得到融合模型的预测结果后,结合地震的破裂方向,利用 GIS 相关技术生成地震影响场图层,地震影响场图层可供用户查看,并能为后续的地震灾害损失评估所用。烈度衰减融合模型预测模块用例图如图 5-3 所示。

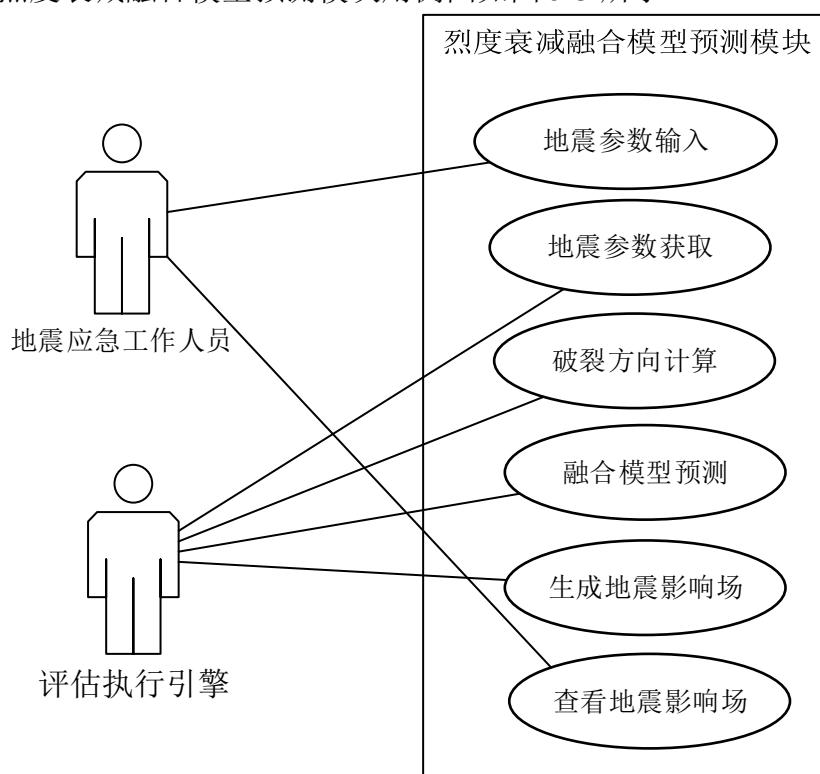


图 5-3 烈度衰减融合模型预测模块用例图

5.1.3 地震人员死亡和经济损失预测模块需求分析

破坏性地震发生后,地震人员伤亡和经济损失的快速评估对于地震应急部门做出科学的决策具有重大的意义。本模块使用 USGS 的 PAGER 系统的死亡率经验模型和经济损失经验模型来对地震损失进行评估。死亡率模型使用基于 PSO 的四川地区人员死亡率模型,而经济损失率使用 PAGER 系统中的利用中国的震例数据

统计的经验模型。经济损失率经验模型与人员死亡率经验模型类似，只是将人员死亡率模型中的烈度区的人口数换算成烈度区暴露总财富。因此，下面只对地震人员死亡预测进行分析。

在获取到地震影响场图层后，利用 GIS 相关技术，将人口公里格网图层与地震影响场图层进行叠加分析，从而得到各烈度区的人口数。考虑到人口公里格网数据更新问题，需将烈度区人口根据人口公里格网数据的年份和人口年增加率进行处理，得到最终的烈度区人口。根据四川地区的死亡率模型中各烈度下的地震人员死亡率和烈度区人口预测地震人员死亡数。最后，根据模型的不确定性计算实际死亡人数所在区间的概率，并以图形化的方式进行展示。地震人员死亡和经济损失预测模块用例图如图 5-4 所示。

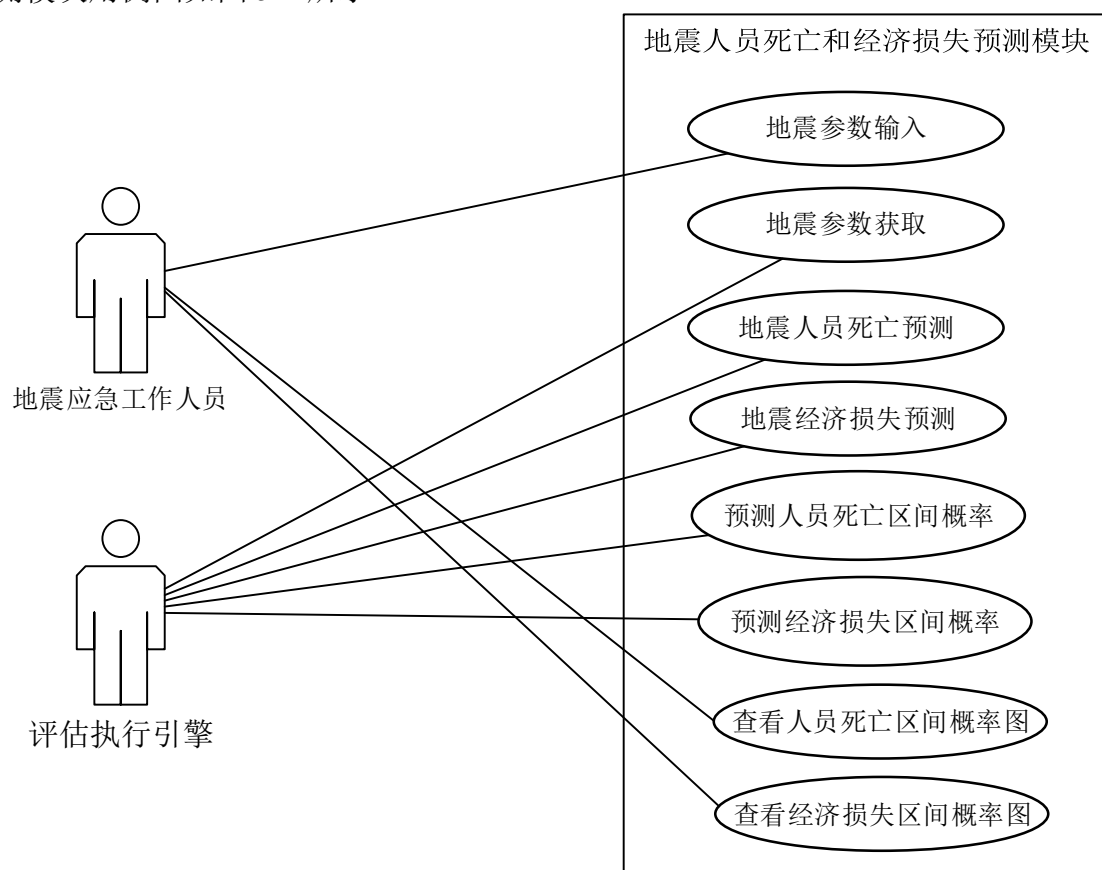


图 5-4 地震人员死亡和经济损失预测模块用例图

5.2 系统总体设计

地震应急辅助决策系统总体结构如图 5-5 所示。

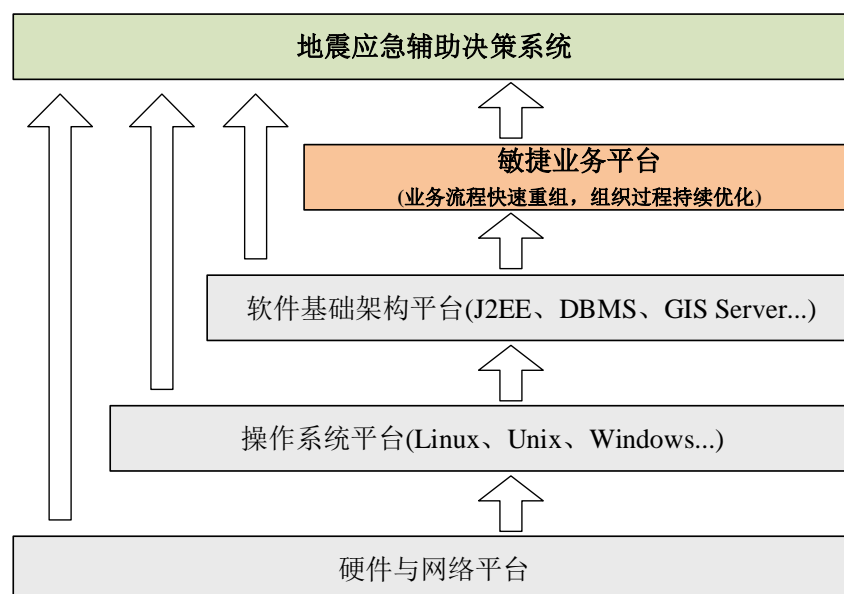


图 5-5 地震应急辅助决策系统分层结构

系统分为硬件与网络平台、操作系统平台、基础架构平台（应用服务器）、敏捷业务平台和地震应急指挥业务应用软件平台五个层次。这种分层方法符合现代软件工程技术中的多层结构模式。采用分层体系结构可以降低应用分析处理与底层数据之间的相关性，使得对于同样的底层数据可以开发不同的业务分析处理系统，实现各部分之间松散耦合的集成，降低系统复杂度。

5.2.1 系统架构设计

根据系统基本设计概念与处理流程，结合建设目标的要求以及系统建设内容，对丹棱县地震应急辅助决策系统进行总体框架设计，如图 5-6 所示。

系统总体框架设计体现了本次系统建设的重点，也考虑了系统将来的扩展应用。系统框架结构采用的是多层结构模型，分为基础设施层、数据层、支撑层和应用层。将系统进行分层好处有：其一，能较好地将设计或开发任务进行分解，使各个任务同时进行，从而减少整个系统的开发时间；其二，可以保证系统各层之间的松散耦合，体现了系统以数据集成和采集为主题、以网络信息安全为根基、面向提供辅助决策的功能定位。

运行支撑层：该层是系统运行所依赖的硬件环境和软件环境描述，是系统运行所必须的外部环境。其中，软件环境包括操作系统、数据库、GIS 平台和中间件等，硬件环境包括服务器、网络、存储和终端等。

数据层：数据是软件系统的血液，本系统运行所必须的数据分为结构化数据和非结构化数据。结构化数据可简单的理解为数据库数据，一部分为系统运行所需要

的系统数据，一部分是系统分析模型的参数与算法等；非结构化数据可理解为数据文件数据，主要有系统产出文档的模板文件数据和系统运行的外部配置文件数据。

支撑层：系统是由模块组成，模块与模块之间又是以接口的形式进行数据交换，该层为系统主要的服务模块，为应用层提供数据处理和计算服务，以功能模块的形式提供服务。

应用层：该层也为交互层，是直接与用户进行交互的，可理解为界面层。

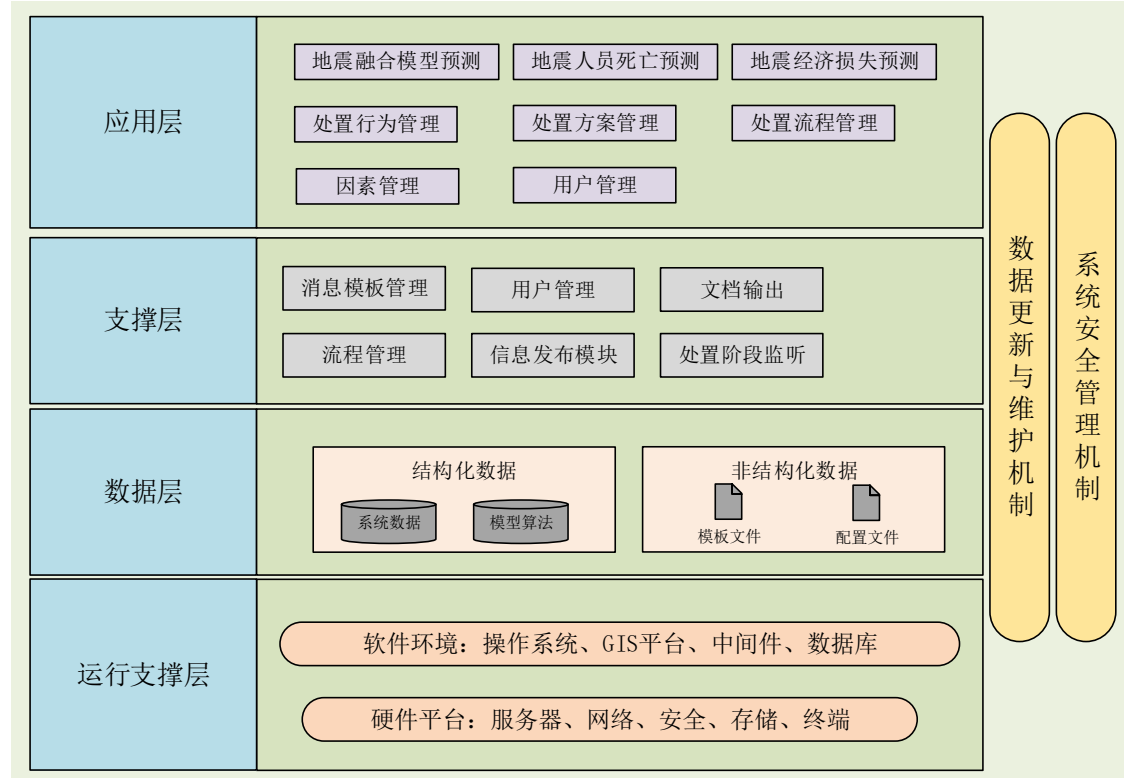


图 5-6 系统架构

5.2.2 系统数据库设计

根据地震应急辅助决策的需求，论文设计了地震应急辅助决策系统数据库所需表的表结构以及表与表之间的关联关系。系统数据库包含地震评估时所需的计算模型及参数、地震事件、地震评估信息、用户权限、用户信息和日志信息等一系列数据表，其为系统各项业务功能的正常运转提供数据支撑。

由于系统中实际所使用到的数据表较多，因此，此处只对系统中的一些关键表的结构设计进行展示。数据库概念设计如图 5-7 所示，各数据表的逻辑结构设计见表 5-2 至 5-11。

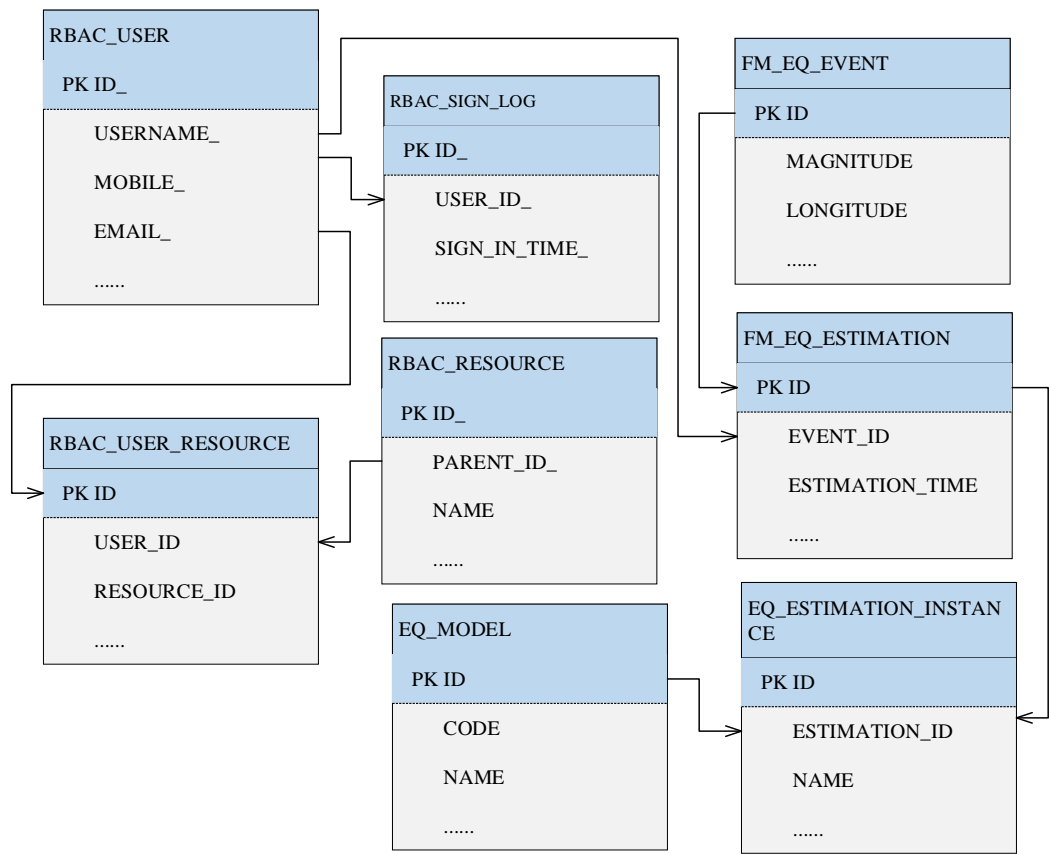


图 5-7 数据库设计

表 5-2 地震事件表（FM_EQ_EVENT）

名称	中文描述	主键	类型	长度
ID	主键 ID	true	NUMERIC	16
ESTIMATION_ID	评估 ID	false	NUMERIC	16
EPICENTER_LOCATION	震中位置	false	VARCHAR	100
MAGNITUDE	震级	false	DECIMAL	15
HAPPEN_TIME	发震时间	false	DATETIME	0
INTY	所在烈度	false	NUMERIC	16
CURRENT_STAGE_ID	当前阶段	false	NUMERIC	16
NEXT_STAGE_ID	下一阶段	false	NUMERIC	16
LONGITUDE	经度	false	NUMERIC	16
LATITUDE	纬度	false	NUMERIC	16
NOTE	备注	false	VARCHAR	200

表 5-3 地震事件评估表 (FM_EQ_ESTIMATION)

名称	中文描述	主键	类型	长度
ID	主键 ID	true	NUMERIC	16
NAME	评估名称	false	VARCHAR	200
EVENT_ID	地震事件	false	VARCHAR	200
ESTIMATION_TIME	评估时间	false	DATETIME	
COUNT	评估次数	false	VARCHAR	16
NOTE	备注	false	VARCHAR	200

表 5-4 计算模型表 (EQ_MODEL)

名称	中文描述	主键	类型	长度
ID	主键 ID	true	NUMERIC	16
CODE	模型代码	false	VARCHAR	100
NAME	模型名称	false	VARCHAR	100
CLASS_NAME	实现类	false	VARCHAR	16
VERSION	版本号	false	VARCHAR	16
ACTIVE	激活状态	false	VARCHAR	16
NOTE	备注	false	VARCHAR	200

表 5-5 评估结果表 (EQ_ESTIMATION_INSTANCE)

名称	中文描述	主键	类型	长度
ID	主键 ID	true	NUMERIC	16
ESTIMATION_ID	评估 ID	false	VARCHAR	100
MODEL_ID	模型 ID	false	VARCHAR	100
INPUT	模型输入	false	VARCHAR	16
OUTPUT	模型输出	false	VARCHAR	16
PARAMETER	模型参数	false	VARCHAR	16
NOTE	备注	false	VARCHAR	200

表 5-6 用户信息表 (RBAC_USER)

名称	中文描述	主键	类型	长度
ID_	主键 ID	true	NUMERIC	32
USERNAME_	用户名	false	VARCHAR	50
NICKNAME_	昵称	false	VARCHAR	50
PASSWORD_	密码	false	VARCHAR	200
MOBILE_	手机号	false	VARCHAR	200
EMAIL_	邮箱地址	false	VARCHAR	100
REGISTRATION_DATE_	注册时间	false	DATETIME	
ACTIVATION_STATUS_	激活状态	false	VARCHAR	12
NOTE_	备注	false	VARCHAR	200

表 5-7 用户登录日志表 (RBAC_SIGN_LOG)

名称	中文描述	主键	类型	长度
ID_	主键 ID	true	NUMERIC	32
USER_ID_	用户 ID	false	NUMERIC	32
SIGN_IN_TIME_	登录时间	false	DATETIME	
CLIENT_INFO_	客户端信息	false	VARCHAR	200
RESOURCE_ID	应用资源	false	VARCHAR	32
SIGN_OUT_TIME	下线时间	false	DATETIME	
NOTE_	备注	false	VARCHAR	200

表 5-8 资源表 (RBAC_RESOURCE)

名称	中文描述	主键	类型	长度
ID_	主键 ID	true	NUMERIC	16
PARENT_ID_	父节点	false	NUMERIC	16
NAME_	名称	false	VARCHAR	100
TYPE_	资源类型	false	VARCHAR	100
SHOW_INDEX_	显示顺序	false	DECIMAL	15
NOTE	备注	false	VARCHAR	200

表 5-9 用户资源表 (RBAC_USER_RESOURCE)

名称	中文描述	主键	类型	长度
ID_	主键 ID	true	NUMERIC	16
USER_ID_	用户	false	NUMERIC	16
RESOURCE_ID_	资源	false	NUMERIC	16
NOTE	备注	false	VARCHAR	100

表 5-10 因素表 (FM_FACTOR)

中文名称	名称	是否主键	类型	长度
主键 ID	ID	true	NUMERIC	16
名称	NAME	false	VARCHAR	100
中文名称	CHINESE_NAME	false	VARCHAR	200
父节点 ID	PARENT_ID	false	NUMERIC	16
上限	UPPER_LIMIT	false	NUMERIC	16
下限	LOWER_LIMIT	false	NUMERIC	16
备注	REMARK	false	VARCHAR	700

表 5-11 处置方案文档表 (FM_ESTIMATION_ARTIFACT)

名称	中文名称	主键	类型	长度
ID	主键 ID	true	NUMERIC	16
TYPE	类型	false	VARCHAR	200
ESTIMATION_ID	评估 ID	false	NUMERIC	16
GENERATE_TIME	生成时间	false	DATETIME	
URL	地址	false	VARCHAR	200
STAGE_ID	阶段 ID	false	NUMERIC	16

5.2.3 系统功能设计

系统从功能上可以划分为烈度衰减融合模型计算模块、地震死亡人数及经济

损失预测、多因素控制的地震灾害应急处置流程、地震应急多粒度信息服务、用户管理五个模块。系统的详细功能构成如图 5-8 所示。

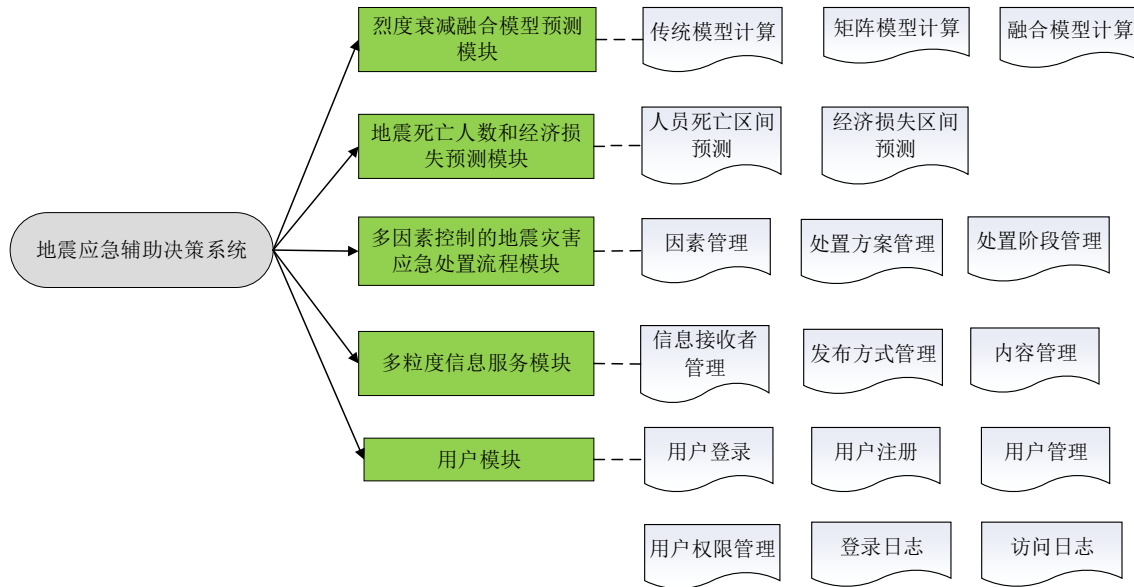


图 5-8 系统功能结构

烈度衰减融合模型计算模块：主要包括基于传统模型的中国西部烈度衰减模型计算、矩阵衰减模型计算、基于神经网络的融合模型计算等功能，能够实现基于人工神经网络方法的多种地震影响场评估模型的融合，提高地震影响范围预测精度，并最终给出地震影响场图。

地震死亡人数和经济损失预测模块：主要功能包括基于 PSO 的地震人员死亡数预测及实际死亡人数区间概率、经济损失预测及实际经济损失区间概率，实现地震人员死亡数和经济损失快速评估，给出地震实际死亡人数和实际经济损失所在区间的概率，并给出此次地震的应急响应或警告级别。

多因素控制的地震灾害应急处置流程模块：主要包括地震灾害应急处置关键影响因素设置和管理、地震灾害应急处置流程管理、地震灾害应急处置流程自动触发等功能。能够根据地震灾害应急处置特点自动生成应急处置流程，在应急响应、紧急救援等阶段的各个时间节点给出符合应急需求的应急处置方案。

地震应急多粒度信息服务模块：主要业务功能包括多粒度信息服务模型管理、多粒度信息服务流程触发和多粒度信息服务内容生成，能够根据不同的信息受众，在地震应急的不同时间节点，提供受众个性化需求的地震信息。

用户模块：为系统中用户登录、用户注册提供接口，并对用户和用户的操作权限进行管理，并将用户的登录信息以及对功能操作信息以日志的形式进行记录。管理员可对登录和操作日志进行查看，以便在系统出现故障时能够追溯问题来源。

5.2.4 系统部署设计

系统部署如图 5-9 所示。表 5-12 和表 5-13 分别列举了本系统运行所依赖的硬件环境信息和软件环境信息。

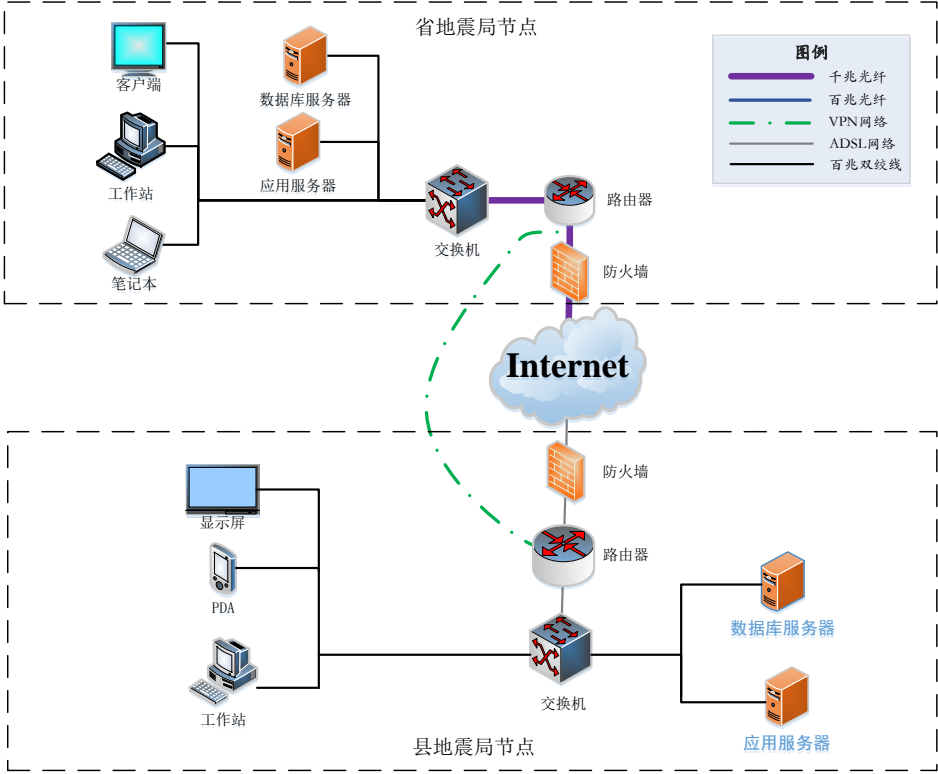


图 5-9 系统部署拓扑图

表 5-12 硬件环境

设备名称	用途	设备软/硬件配置
服务器	数据库服务器	CPU: 英特尔 Xeon(至强) E5-2620 v3 @ 2.40GHz 六核 内存: 16 GB (海力士 DDR4 2133MHz) 硬盘: 三星 SL (1797 GB) 网卡: 英特尔 I350 Gigabit Network Connection / 华为 操作系统: Windows 2008 R2 Server Standard 64 位 数据库: SQLSERVER 2012
客户端	客户端	CPU: 英特尔 Core i3-6100 @ 3.70GHz 双核 内存: 8 GB (记忆科技 DDR4 2400MHz) 硬盘: 西数 WDC WD10EZEX-08WN4A0 网卡: 瑞昱 RTL8168/8111/8112 Gigabit Ethernet Controller 操作系统: Windows 7 旗舰版 64 位

表 5-13 软件环境

工作站名称	环境描述
客户端	Java 运行环境: JDK 1.8 32bit GIS 平台运行环境: ArcEngine 10.4 文档处理中间件: office 2013 IE 11

5.3 地震应急辅助决策系统实现

5.3.1 烈度衰减融合模型预测模块实现

基于神经网络的烈度衰减融合模型预测模块的主要业务功能是生成地震影响场图层,为后续的地震灾害损失评估提供范围依据。下面对功能的具体实现方法进行简要论述。

利用 BP 神经网络对基于传统模型的中国西部烈度衰减关系和基于矩阵模型的烈度衰减关系的预测结果进行了学习融合,得到了川滇地区的融合预测模型。对于训练好的 BP 神经网络,将其各层的权值系数和偏置值存储起来。

当对一次地震进行评估时,首先需要输入或者获取到地震的震级、震中烈度经纬度等信息,如图 5-7 所示。其中破裂方向是通过经纬度信息结合断裂带图层得到的。然后分别使用基于传统模型的中国西部烈度衰减关系和基于矩阵模型的烈度衰减关系对此次地震影响场的各个烈度长短轴长度进行预测。

假设一次评估地震的震中烈度为 VII 度,那么通过两种模型计算的结果中应该包括烈度为 VI 度的长短轴和烈度为 VII 度的长短轴。分别将烈度 VI 度下的长短轴长度和烈度为 VII 度下的长短轴长度与地震震级、地震烈度组成两组输入。对每组输入分别进行归一化处理,归一化处理的参数为训练神经网络时的归一化参数。读取事先存储的 BP 神经网络的输入层到隐层的权值系数和偏置值进行计算,将计算得到结果作为隐层神经元的输入。然后再读取网络的隐层到输出层的权值系数和偏置值进行计算,并对计算得到的结果进行反归一化。反归一化后的结果就是神经网络融合模型预测的该烈度下的影响场长短轴长度。在得到各个烈度的长短轴长度后,结合破裂方向,利用 GIS 相关技术得出地震影响场图。

程序实现的核心代码如表 5-14 所示,功能实现流程图如图 5-10 所示,地震影响场图如图 5-11 所示。

表 5-14 基于神经网络的融合模型程序核心代码

```

//神经网络仿真，参数 data 为数据结构{震级,烈度,传统模型长轴,传统模型短轴,
//矩阵模型长轴,矩阵模型短轴}归一化后的数据

private static double[] annSimulation(double[] data) throws IOException {
    double[] result = new double[2];
    //输入层和隐层间的权值
    double[][] IW = readInputWeightMatrix(ANN_WEIGHT_PATH, 12, 6, 0);
    //隐层和输出层间的权值
    double[][] LW = readInputWeightMatrix(ANN_WEIGHT_PATH, 2, 12, 12);
    //输入层和隐层间的偏置值
    double[][] biasIW = readInputWeightMatrix(ANN_WEIGHT_PATH, 1, 12, 14);
    //输入层和隐层间的偏置值
    double[][] biasLW = readInputWeightMatrix(ANN_WEIGHT_PATH, 2, 1, 15);
    double[] layer = new double[IW.length]; //隐层节点的结果
    //计算输入层的输出
    for (int i = 0; i < IW.length; i++) {
        double temp = 0.00D;
        for (int j = 0; j < IW[0].length; j++) {
            temp += IW[i][j] * data[j];
        }
        layer[i] = tansig(temp + biasIW[0][i]);
    }
    //计算隐层的输出
    for (int i = 0; i < LW.length; i++) {
        double temp = 0.00D;
        for (int j = 0; j < LW[0].length; j++) {
            temp += LW[i][j] * layer[j];
        }
        result[i] = logsig(temp + biasLW[i][0]);
    }
    return result;
}

```

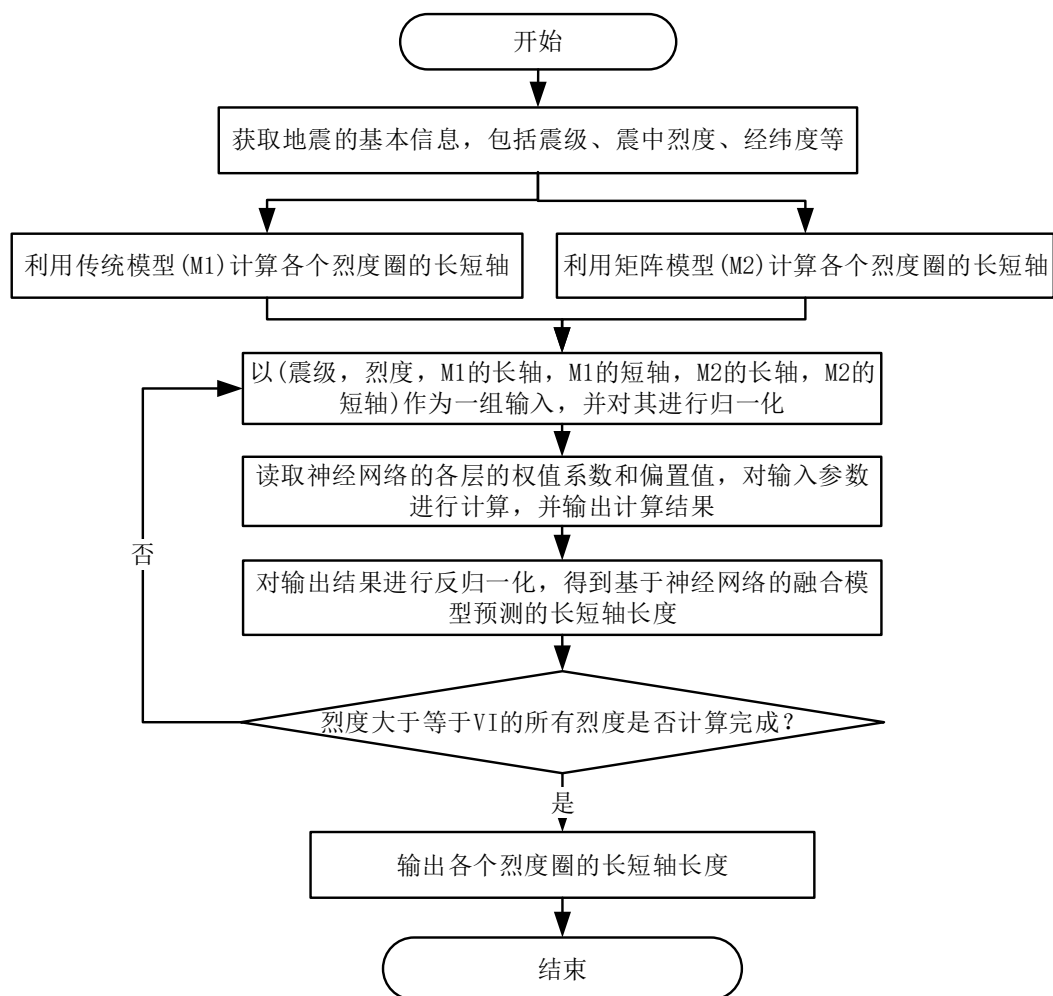


图 5-10 基于神经网络的融合模型计算流程图

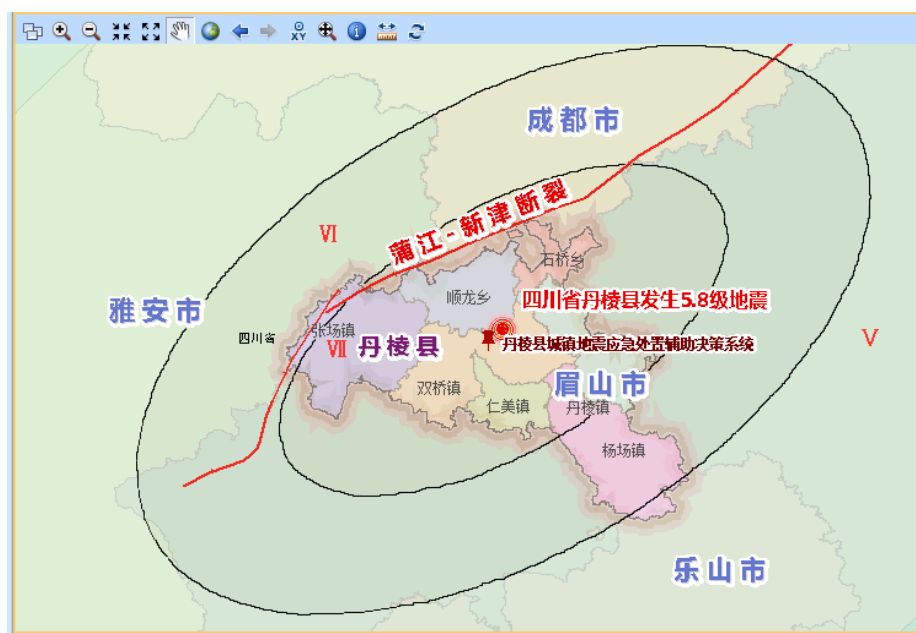


图 5-11 地震影响场

5.3.2 地震人员死亡和经济损失预测模块实现

对于地震死亡人数的预测，系统使用本文得到的基于 PSO 的四川地震人员死亡率来进行计算。在得到了地震影响场后，下一步就是计算各个烈度区下的人口数。烈度区人口的计算一般是利用 GIS 相关技术，通过图层间的叠加分析来获取各个烈度区的人口数，通常是将人口公里格网数据图层与地震影响场图层进行叠加分析，最后同样对得到的结果结合人口年增长率计算出最终的各个烈度区人口数。根据各烈度区人口数后计算出总的死亡人数，并根据模型的不确定性和预测死亡人数得到在不同死亡人数区间下的实际人员死亡概率值，图中各颜色代表着不同的警告级别，当地震人员死亡警告级别与经济警告级别不同时，取警告级别较高的作为总的警告级别。

地震实际死亡人数区间概率预测流程图如图 5-12 所示，程序实现的核心代码如表 5-15 所示，生成的死亡区间概率图如图 5-13 所示。

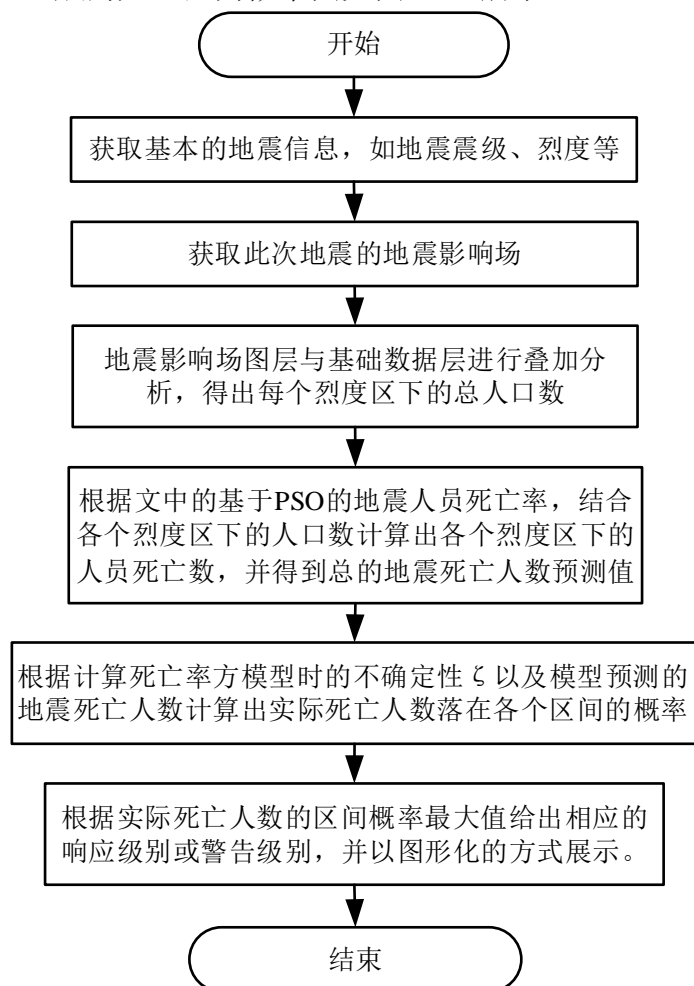


图 5-12 地震实际死亡人数区间概率预测流程图

表 5-15 地震实际死亡人数区间概率核心代码

```

//计算各个烈度下的地震人口死亡率
private static Map<Integer, Double> getDeathRatioMap(){
    Map<Integer, Double> deathRatioMap = new ConcurrentHashMap<Integer, Double>();
    NormalDistribution normalDistribution = new NormalDistribution();// 标准正态分布
    //计算烈度VI到XII的死亡率
    for(int inty = 6; inty <= 12; inty++) {
        double value = Math.log(inty / SETA) / BETA;
        deathRatioMap.put(inty, normalDistribution.cumulativeProbability(value));
    }
    return deathRatioMap;
}

//计算烈度intensity下的死亡人数
private static int calcDeath(int intensity, Map<Integer, Double> deathRatioMap, Map<Integer,
Double> exposedPopulationMap) {
    double deathRatio = deathRatioMap.get(intensity); //烈度intensity下的死亡率
    //烈度intensity下的暴露人口数
    Double population = exposedPopulationMap.get(intensity);
    int death = NumberUtils.convertToInteger(deathRatio * population); //四舍五入取整数
    return death;
}

//预测死亡人数为death时，实际死亡人数落在[a,b]区间的概率
private static int calcIntervalDeathProbability(long a, long b, int death) {
    double valueInFirstNorm = (Math.log(b) - Math.log(death)) / ZETA;
    double valueInSecondNorm = (Math.log(a) - Math.log(death)) / ZETA;
    NormalDistribution normalDistribution = new NormalDistribution();
    double value = normalDistribution.cumulativeProbability(valueInFirstNorm)
        - normalDistribution.cumulativeProbability(valueInSecondNorm);
    int percentValue = new BigDecimal(value).setScale(2,
RoundingMode.HALF_UP).multiply(new BigDecimal(100)).toBigInteger().intValue();
    return percentValue;
}

```

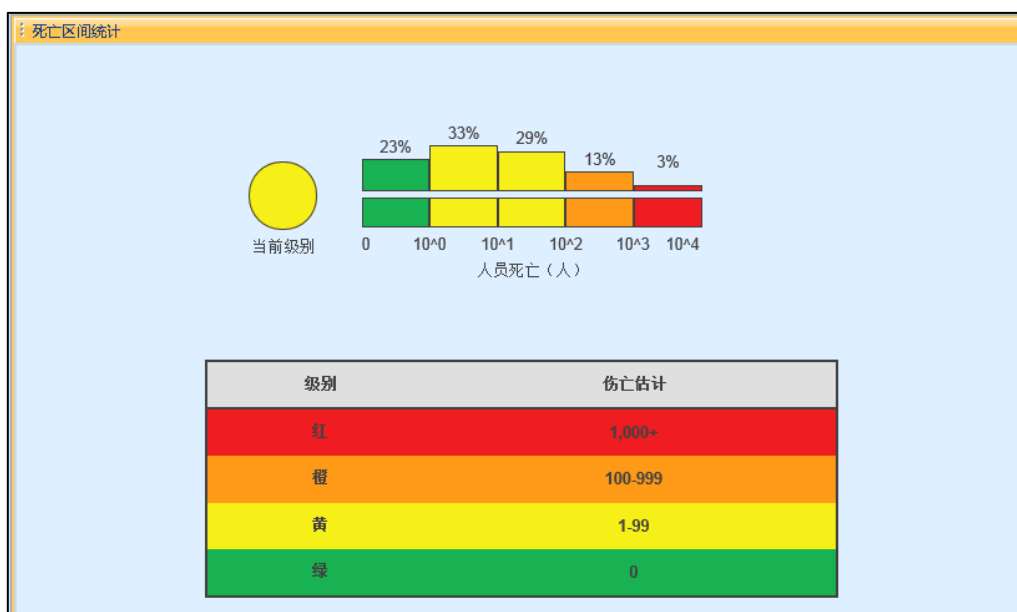


图 5-13 地震实际死亡人数区间概率

论文未对地震经济损失进行相关研究，系统在计算经济损失时，利用了 PAGER 系统中经济损失经验模型对中国的回归参数。该模型与死亡率模型类似，只是将烈度区人口数看作烈度区的总财富值。因此，最关键的一步就是得到各个烈度区的总财富值。烈度区的总财富值近似等于烈度区人口乘以该年度人均 GDP，然后再用该结果乘上一个修正因子，从而得到各个烈度区的总财富的近似值。利用与死亡率模型类似的方法可计算出地震经济损失区间概率图。一次地震造成的经济损失区间概率图如图 5-14 所示。

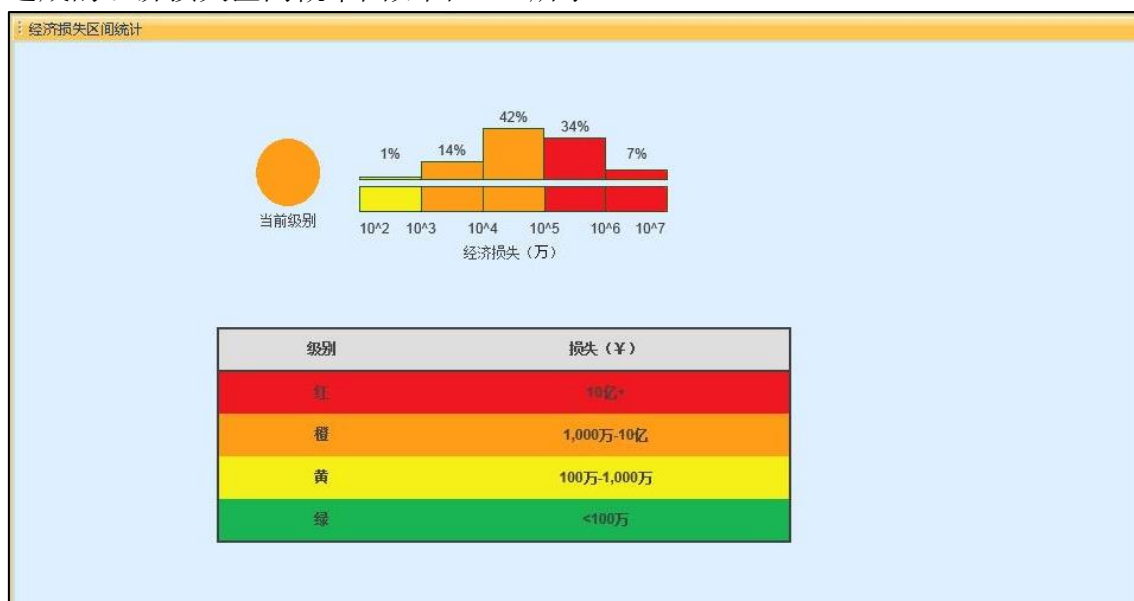


图 5-14 经济损失区间概率

5.3.3 系统功能模块集成

一个完整功能的地震应急辅助决策系统，除了基于神经网络的烈度衰减融合模型预测、地震死亡人数和经济损失预测这两个核心模块以外，还需要其他辅助功能模块。集成后的系统各功能实现如下所示。

(1) 系统首页

在系统启动时或用户登录成功后，将进入到系统首页。系统首页由两部分组成，左边为上一次评估后的地震影响场图层，右边为应急工作的流程展示。系统首页如图 5-15 所示。

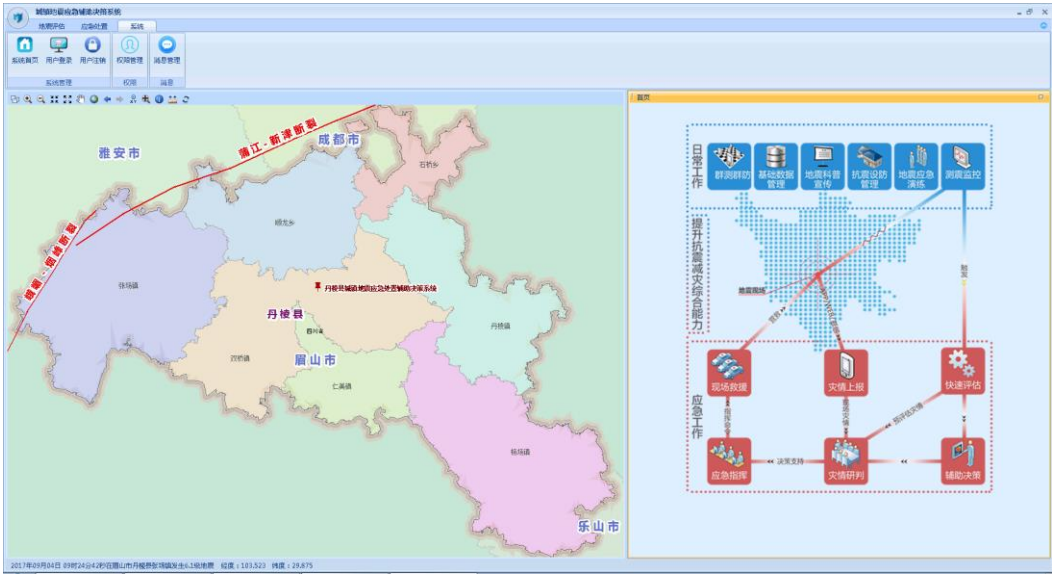


图 5-15 系统首页

(2) 用户管理

当管理员登录系统时，点击系统中的权限管理时，可对系统中各用户进行管理，主要包括用户管理和用户组管理。支持对用户和用户权限的增加、修改、删除和查询操作。用户管理界面如图 5-16 所示。



图 5-16 用户管理

(3) 用户权限管理

对不同用户设置不同的访问内容和操作权限，从而保证系统的安全性，用户权限管理如图 5-17 所示。

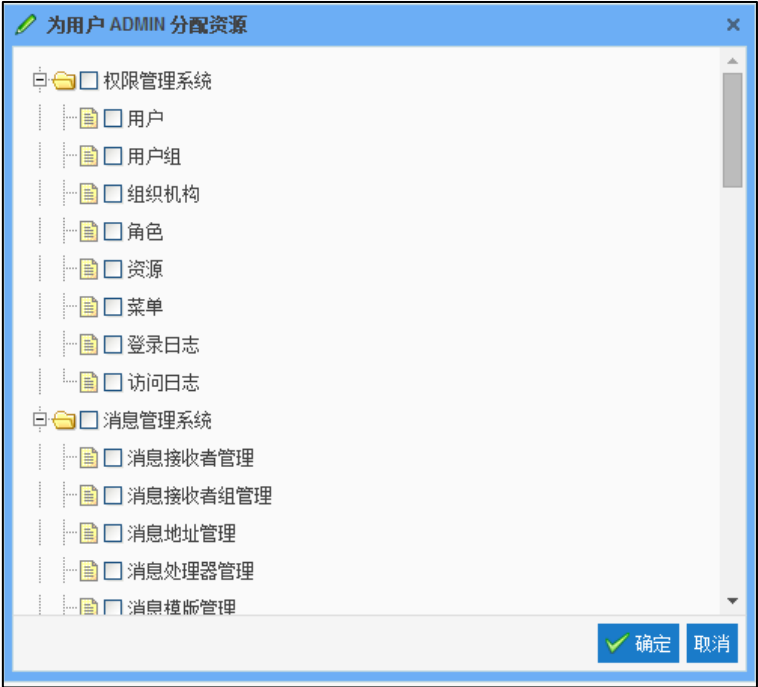


图 5-17 用户权限管理界面

(4) 登陆日志

点击程序界面系统菜单中权限管理，进入登录日志页面，可以查看用户访问的具体信息。登录日志界面如图 5-18 所示。



图 5-18 登录日志界面

(5) 访问日志

点击程序界面系统菜单中权限管理，进入访问日志页面，可以查看用户访问的具体信息。访问日志界面如图 5-19 所示。

您好， 管理员 注销



统一资源权限管理系统

[用户管理](#) | [用户组管理](#) | [组织机构](#) | [角色管理](#) | [资源管理](#) | [菜单管理](#) | [登录日志](#) | [访问日志](#)

	用户名	资源名称	资源名称 (中文)	访问时间	描述
1	admin	RBAC_ACCESS_LOG	访问日志	2018-03-21 18:2	访问成功
2	admin	RBAC_SIGN_LOG	登录日志	2018-03-21 18:1	访问成功
3	admin	RBAC_USER	用户	2018-03-21 18:1	访问成功
4	admin	DYZJ_RBAC	权限系统	2018-03-21 18:1	访问成功
5	admin	MSG_RECE	消息接收者管理	2018-03-21 10:3	访问成功
6	admin	DZYJ_MSG	消息管理系统	2018-03-21 10:3	访问成功
7	admin	DZYJ_CZFALB	处置方案管理	2018-03-21 10:3	访问成功

50

第 1 共76页

显示1到50,共3765记录

图 5-19 访问日志界面

(6) 因素管理

因素管理包括环境因素管理、烈度因素管理以及时间因素管理，用户可以对因素进行添加、编辑、删除、保存等操作，并通过改变因素最值对模型计算输出产生影响，从而影响产出的文档。由于各个因素管理的实现效果相似，因此只对环境因素进行了展示。因素管理界面如图 5-20 所示。

因素管理

添加

删除

环境因素

自然环境因素

地形地貌

平原

盆地

丘陵

高原

山地

天气情况

社会经济因素

灾情因素

震情系数

因素详情

父节点名

地形地貌

英文名

plain

*

(必填)

中文名

平原

*

(必填)

最小值

请输入最小值

最大值

请输入最大值

备注

请输入备注信息

保存

图 5-20 环境因素管理界面

(7) 处置行为管理

地震工作人员可以对处置行为进行添加、编辑、删除、保存等一系列操作，通过管理处置行为对模型计算输出产生影响，从而更新处置方案的内容。处置行为管理界面如图 5-21 所示。

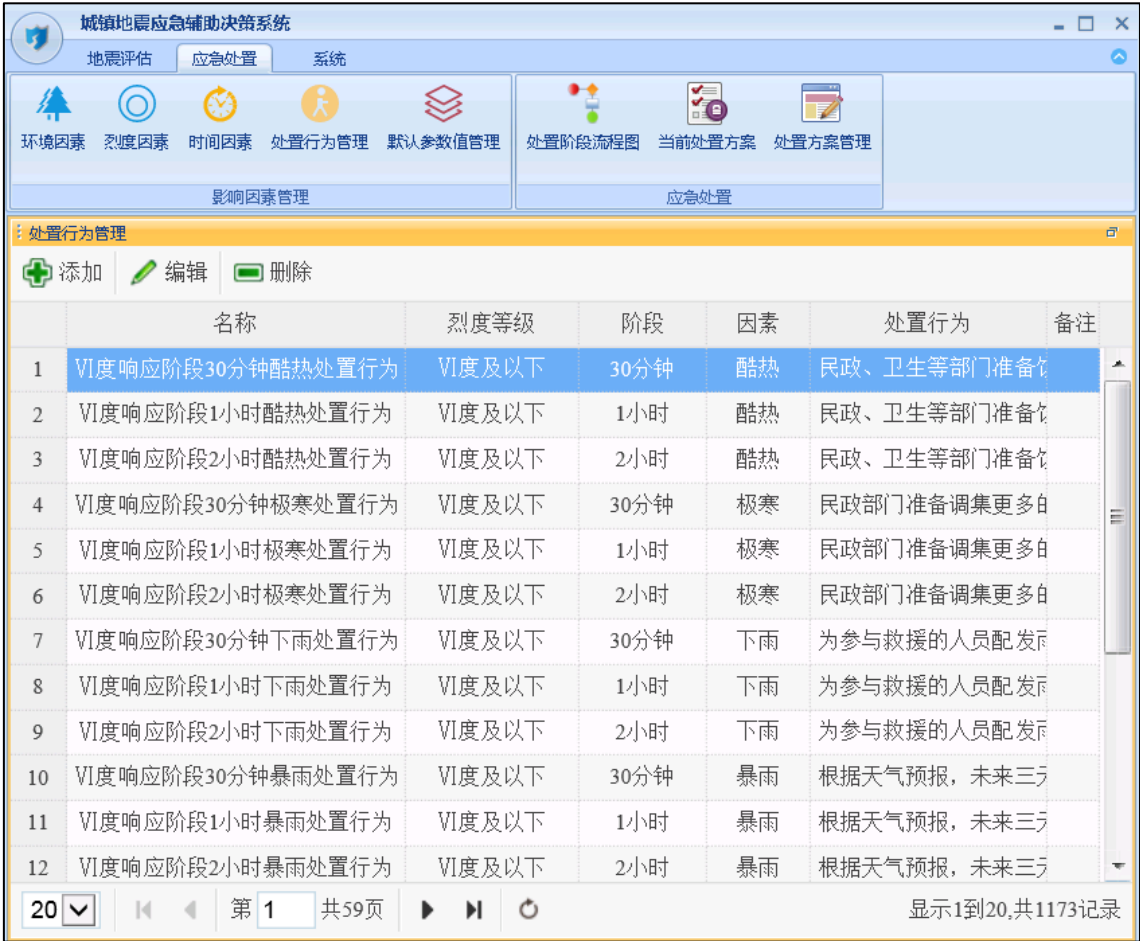


图 5-21 处置行为管理界面

(8) 默认参数管理

可以对自然环境因素（地形地貌、天气情况）、社会经济因素（人口密度、经济发展水平、少数民族情况、交通条件、通讯条件、重大危险源情况）、灾情因素（次生灾害、居民生活影响、建筑物破坏情况、人员伤亡数、无家可归人数、生命线工程破坏情况）、震情因素（余震情况、地震发生时间）等相关默认值进行修改。修改后的各阶段处置方案将以最新的参数进行计算，从而对下一次的处置方案输出产生影响。默认参数值管理界面如图 5-22 所示。

默认参数值管理	
因素	默认值
自然因素	
地质地貌	丘陵
天气情况	酷热
社会经济因素	
人口密度	密集
经济发展水平	中等偏上
少数民族情况	无少数民族聚居
交通条件	发达
通讯条件	一般
重大危险源情况	有重大危险源
灾情因素	
次生灾害	次生灾害
居民生活影响	通讯中断
建筑物破坏情况	建筑物破坏情况
人员伤亡数	人员伤亡数
无家可归人数	无家可归人数
生命线工程破坏情况	生命线工程破坏情况
震情因素	
余震情况	有余震
地震发生时间	白天

图 5-22 默认参数值管理界面

(9) 处置阶段流程

选择地震事件，可以查看当前地震处置行为已经历的阶段，正在经历的阶段，未经历的阶段，并且可以查看每个阶段的详细信息，点击已经历阶段，可以下载当前阶段处置文档，如图 5-23 所示。

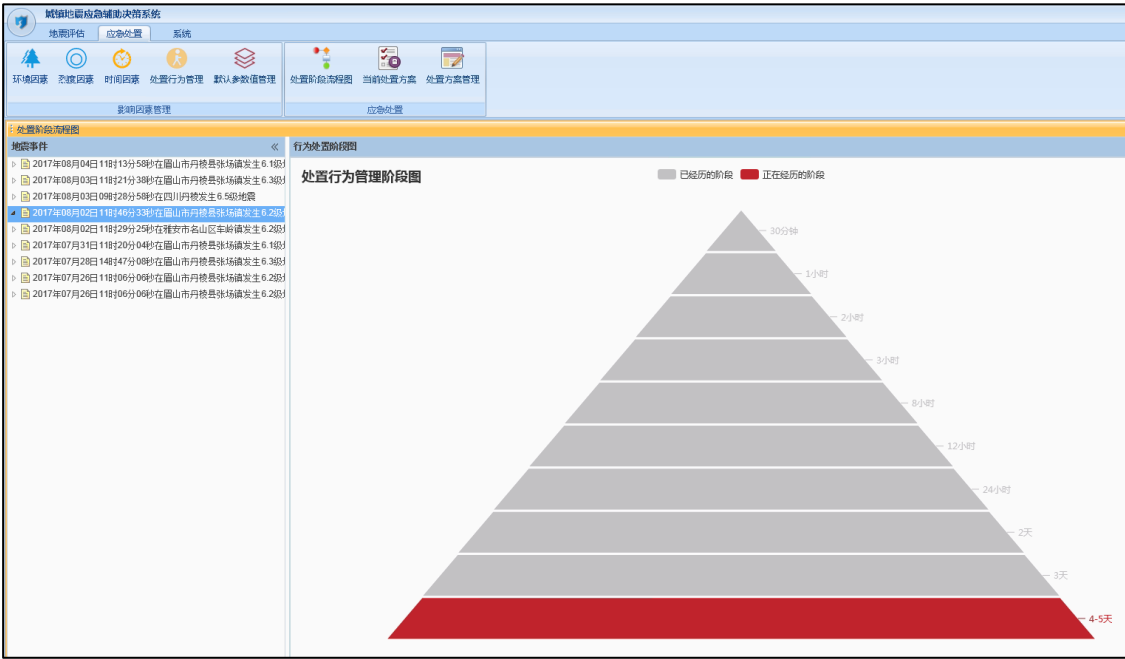


图 5-23 处置阶段流程

(10) 处置方案

可以对当前地震事件产生的不同阶段的地震应急处置方案进行查看操作。处置方案如图 5-24 所示。

城镇地震应急辅助决策系统

地震评估

应急处置

系统

环境因素

烈度因素

时间因素

处置行为管理

默认参数值管理

处置阶段流程图

当前处置方案

处置方案管理

影响因素管理

应急处置

处置方案管理

打开

	地震名称	文档名称	生成时间	文档类型	评价数
1	2017年11月25日四川丹棱6.5级地震	应急响应阶段（30分钟）处置方案建议.doc	2017-11-25 09:12:11	Word	141
2	2017年11月25日四川丹棱6.5级地震	应急响应阶段（1小时）处置方案建议.doc	2017-11-25 09:43:10	Word	141
3	2017年11月25日四川丹棱6.5级地震	应急响应阶段（2小时）处置方案建议.doc	2017-11-25 10:12:39	Word	141
4	2017年11月25日四川丹棱6.5级地震	应急救援阶段（3小时）处置方案建议.doc	2017-11-25 11:12:51	Word	141
5	2017年11月25日四川丹棱6.5级地震	应急救援阶段（8小时）处置方案建议.doc	2017-11-25 12:12:51	Word	141
6	2017年11月25日四川丹棱6.5级地震	应急救援阶段（12小时）处置方案建议.doc	2017-11-25 17:12:53	Word	141
7	2017年11月25日四川丹棱6.5级地震	安置救助阶段（3天）处置方案建议.docx	2017-11-27 18:21:44	Word	141
8	2017年11月25日四川丹棱6.5级地震	恢复生产自救阶段（4-10天）处置方案建议.doc	2017-11-28 09:12:53	Word	141

20第 1 共 1 页显示 1 到 8, 共 8 记录

图 5-24 处置方案界面

(11) 信息接收者管理

包括用户管理和用户组管理，用户管理主要是管理信息发送对象的基本信息，包括姓名、手机号、单位等；用户组管理主要是为了方便按组发送不同类型的信息，包括组名、用户组分配等，信息接受者管理界面如图 5-25 所示。

D-foi 消息管理系统

您好，管理员

消息接收者管理 | 消息接收者组管理 | 消息地址管理 | 消息处理器管理 | 消息模版管理

添加 | 编辑 | 删除 | 指定分组

	名称	中文名称	备注
1	zhangxin	张鑫	
2	wm	王明	
3	guoxinjian	郭兴建	
4	huangbin	黄斌	
5	huangwanqi	黄婉琪	
6	zhangjing	张静	
7	wanghui	王惠	

50第 1 共 1 页显示 1 到 7, 共 7 记录

图 5-25 信息接收者管理界面

(12) 内容管理

可以对发布内容进行管理，支持增加、修改和删除操作。包括预警信息、震情信息、灾情信息（地震影响范围图、震害损失盲估结果）、应急信息、震害防御信息（地震科普知识、抗震设防知识）、通知公告信息、工作动态信息，消息内容管理界面如图 5-26 所示。



图 5-26 消息内容管理

5.4 系统功能测试

软件测试是软件系统开发过程中至关重要的一个环节，是对软件质量和各项性能的一个查缺补漏。通过软件测试可使开发人员及时定位软件中存在的问题，从而保证软件运行时的正确性、可靠性以及安全性。常规的软件测试主要从功能、性能、安全性、可用性和兼容性等方面对软件系统进行测试，论文针对地震应急辅助决策系统中已实现的功能模块，采用手工黑盒测试方式初步地对系统主要功能进行了测试。各测试用例、操作步骤及测试结果如表 5-16 所示。

表 5-16 系统功能测试用例表

序号	测试用例	操作步骤	预期结果	实际结果
1	多模型融合预测	输入触发地震评估的参数，手动触发地震评估	模型计算成功，并根据计算结果生成地震影响场	与预期相符
2	死亡区间概率	1. 进入地震评估界面，并点击区间概率下的死亡区间概率	查看本次地震的死亡区间概率。	与预期相符

续表 5-16 系统功能测试用例表

3	经济损失 区间概率	1. 进入地震评估界面, 并点击区间概率下的经济损失区间概率	查看本次地震造成的经济损失区间概率。	与预期相符
4	用户管理	1. 点击用户管理 2. 增加、编辑和删除用户, 并为其指定组、授予角色和分配资源	增加、编辑和删除用户, 以及为用户指定组、授予角色和分配资源等操作成功。	与预期相符
7	资源管理	1. 点击资源管理 2. 增加和删除资源	增加和删除资源成功	与预期相符
8	登录日志	查看用户登录系统的记录	正确显示用户登录系统日志信息	与预期相符
9	访问日志	查看用户访问系统模块的记录	正确显示用户访问系统日志信息	与预期相符
10	因素管理	1. 进入应急处置界面, 并点击影响因素管理下的环境因素 2. 对环境因素进行添加和删除	添加环境因素成功, 并提示; 删除环境因素成功, 并提示	与预期相符
11	处置行为 管理	1. 进入应急处置界面, 并点击影响因素管理下的处置行为管理 2. 对行为进行添加、修改、删除	添加、修改、删除处置行为成功, 并给出相应提示	与预期相符
12	默认参数 值管理	1. 进入应急处置界面, 并点击影响因素管理下默认参数值管理 2. 对默认参数值进行添加、修改	正确显示系统默认参数值, 并能对其进行修改	与预期相符
13	应急处置 方案流程 管理	1. 进入应急处置界面, 并点击应急处置下的处置阶段流程图 2. 点击需要查看的地震事件	正确显示地震事件的处置方案流程	与预期相符
14	处置方案 管理	1. 进入应急处置界面, 并点击应急处置下的处置方案管理 2. 打开需要查看的处置方案	显示系统已经生成的处置方案。并能对其进行查看	与预期相符
15	消息接收 者管理	1. 点击消息接收者管理 2. 添加、编辑、删除接受者, 并为消息接收者指定分组	增加、编辑和删除消息接收者以及为消息接收者指定分组操作成功	与预期相符
16	消息地址 管理	1. 点击消息地址管理 2. 增加、编辑和删除消息地址	增加、编辑和删除操作均成功	与预期相符

从上表可以看出，系统在功能性上符合预期的要求，在性能上符合软件运行要求，在安全上系统不接触外网全部在内网实现数据传递，各项指标均符合相关要求。

5.5 本章小结

本章首先对系统总体需求进行分析，并对系统中的两个核心模型进行了相关分析。之后结合具体需求，从系统架构设计、数据库设计以及功能设计等方面着手，对系统的设计思路进行了阐述。最后，对系统的烈度衰减融合模型预测、地震人员伤亡及经济损失预测、多因素控制的地震灾害应急处置流程、地震应急多粒度信息服务、用户管理各个模块的功能实现进行了简要概述和测试，并给出了相应的功能界面截图。

第六章 总结与展望

6.1 全文总结

针对地震应急损失评估中对于地震影响范围预测精度差和损失评估算法复杂等问题,论文利用计算智能相关技术对相关问题进行了研究。同时,结合得到的研究成果,论文设计并实现了地震应急辅助决策系统,旨在为地震应急救援提供科技支撑,切实提高防震减灾工作科技含量和社会服务能力。论文的主要工作和成果包括如下几个方面:

(1) 基于 USGS 的 PAGER 系统中的地震死亡率经验模型,收集四川地区的地震案例数据,利用粒子群优化算法对经验模型进行寻优求解。最终得到了四川地区的地震人员死亡率模型,并以汶川 8.0 级地震和芦山 7.0 级地震对死亡率方程进行仿真,仿真结果表明,文中得到的四川地震人员死亡率方程对于四川地区的地震人员死亡人数预测具有较好的适用性。

(2) 在研究不同地震烈度衰减模型的差异性时,发现不同的衰减模型具有不同的优缺点。收集川滇及邻区的地震案例,利用 BP 神经网络对不同烈度衰减模型进行融合,得到了基于 BP 神经网络的川滇及邻区的烈度衰减融合模型。利用测试样本案例对得到的融合模型进行仿真测试。仿真结果显示,融合模型在总体的预测精度上优于其他模型。因此,基于 BP 神经网络的川滇及邻区的烈度衰减融合模型具有较好的适用性。

(3) 设计并实现了地震应急辅助决策系统。系统针对地震应急在时效性和准确性上的不足,利用本文得到的四川地震人员死亡率模型以及基于 BP 网络的烈度衰减融合模型,能提高地震应急损失评估的效率和精确度。系统围绕地震应急响应这一主题,设计并实现了基于神经网络的烈度衰减融合模型预测、地震人员死亡及经济损失预测、多因素控制的地震灾害应急处置流程、地震应急多粒度信息服务、用户管理五大功能模块,系统能在应急响应和紧急救援阶段为地震应急处置工作提供及时有效的辅助决策建议。

6.2 下一步工作展望

结合计算智能相关技术对地震损失评估中地震影响范围和地震人员死亡率两个环节进行了研究,虽然新方法能有效提高评估的准确度和速度,但仍存在一些不足。主要体现在一下几个方面。

(1) 在研究四川地区的地震人员死亡率时，由于地震样本案例来源、处理方式不同，因此收集到的地震案例数据与实际的数据存在着一定的差异性。并且收集到的四川地区 1970 年后的中强震数据有限，对死亡率模型的参数求解存在一定的影响。在应用中，各烈度区人口的获取通常通过人口公里格网数据图层与烈度影响场图层叠加得到，该方法能较快的求得各烈度区下的人口，但存在着一定的误差，会影响最终的死亡人数预测结果。在今后的工作中，将收集到更多更准确的地震案例数据，以提高模型的预测精度。

(2) 训练样本的正确性、均匀性以及样本数据的规模都会对神经网络的训练结果产生一定的影响。为了提升训练样本的规模，本文选取的地震样本数据包含年代久远的样本数据，这些数据在准确性上存在一定的争议性。并且文中只对样本数据在震级上的分布进行了统计分析，并未从空间上对地震案例进行分析。因此今后将收集一些准确性高的地震样本数据，并利用 GIS 相关技术对样本数据进行分析。

(3) 本文对损失评估方法中的地震影响范围和人员死亡率进行了研究，并将研究成果应用到地震应急辅助决策系统，但论文未对经济损失预测环节进行相关的研究。因此，今后将展开在经济损失快速评估方面的相关研究。

致谢

白驹过隙，转眼三年的研究生生活即将结束。在这短暂的三年研究生时光里，收获许多的专业技能和生活技能，也结识到了许多优秀的同学和朋友。在论文即将完成之际，请允许我向无论是学习还是生活上帮助过我的人表达诚挚的谢意。

感谢我的研究生导师胡旺老师。胡旺老师在本文的选题、数据收集、实验仿真及论文撰写等各个环节都给予了我莫大的帮助。胡旺老师对学术的追求、对工作和生活的态度无不潜移默化的影响着我，令我无论是在学习上还是生活上都受益匪浅。感谢胡旺老师在研究生三年中对我学习、生活和今后个人发展上无微不至的关心。师恩深似海，再次感谢胡旺老师的指导与培育之恩。

感谢电子科技大学的每一位指导和帮助过我的老师，愿你们桃李满天下。感谢我的师兄张鑫，在论文的系统开发期间，张鑫师兄给予了我很多技术上的帮助。感谢胡俊杰师兄对我学习上的耐心指导。感谢四川省地震局胡斌老师对论文实验部分提供的地震资料。感谢我的同学曾安军、梁继东、秦晓明、袁松龄等，因为有你们，三年的研究生生活才更加的充实和丰富多彩。

最后，我要特别感谢我的父母与亲人，你们一直以来的默默支持和无微不至的关怀是我在求学道路上不断前行的动力。

参考文献

- [1] 张燕萍, 黄崴, 郭勇, 等. 基于速报触发的地震信息快速发布系统研究与实现[J]. 中国减灾, 2017(13): 46-47
- [2] 郑通彦, 李洋, 侯建盛, 等. 2008 年中国大陆地震灾害损失述评[J]. 灾害学, 2010, 25(02): 112-118
- [3] 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(01): 239-246
- [4] 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(02): 202-208
- [5] 汪素云, 俞言祥, 高阿甲. 中国分区地震动衰减关系的确定[J]. 中国地震, 2000, 16(2): 99-106
- [6] 许卫晓. 烈度分布快速评估方法研究[D]. 哈尔滨: 中国地震局工程力学研究所, 2011
- [7] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995: 1942-1948
- [8] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[J]. Proc. Sixth Intl. Symp. Micro Machine and Human Science, 1995: 39-43
- [9] 盛歆漪. 粒子群优化算法及其应用研究[D]. 江南大学, 2015
- [10] 孙俊. 量子行为粒子群优化算法研究[D]. 江南大学, 2009
- [11] Suganthan P N. Particle swarm optimiser with neighbourhood operator[C], Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, 1999(3): 1962
- [12] Liang J J, Suganthan P N. Dynamic multi-swarm particle swarm optimizer[C]. IEEE, 2005
- [13] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Parameter selection and adaptation in Unified Particle Swarm Optimization[J]. Mathematical & Computer Modelling, 2007, 46(1): 198-213.
- [14] Jordan J, Helwig S, Wanka R. Social interaction in particle swarm optimization, the ranked FIPS, and adaptive multi-swarms[C]. Conference on Genetic and Evolutionary Computation. ACM, 2008: 49-56
- [15] Angeline P J. Using selection to improve particle swarm optimization[C]. Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, 1999: 84-89
- [16] Higashi N, Iba H. Particle swarm optimization with Gaussian mutation[C]. Proceedings of the 2003 Congress on Evolutionary Computation. 2003: 72-79
- [17] Wang X H, Li J J. Hybrid particle swarm optimization with simulated annealing[C] Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2004: 2402-2405

- [18] 高鹰, 谢胜利. 免疫粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(6): 4-6
- [19] Sun J, Feng B, Xu W. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]. Congress on Evolutionary Computation, 2004: 325-331
- [20] Zhang W J, Xie X F. DEPSO: Hybrid particle swarm with differential evolution operator[J]. 2003, 4: 3816-3821.
- [21] Lvbjerg M, Group E P, Rasmussen T K, et al. Hybrid Particle Swarm Optimiser with Breeding and Subpopulations[C]. Proceeding of the Genetic and Evolutionary Computation Conference USA: San Francisco, 2001:469-476
- [22] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]. Proceedings of the 1998 Conference of Evolutionary Computation. 1998:68-73
- [23] Eberhart R C, Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization[C]. 2000. Proceedings of the IEEE Conference on. Evolutionary Computation, 2000:84-88
- [24] Chatterjee A, Siarry P. Nonlinear inertia variation for dynamic adaption in particle swarm optimization[J]. Computers and Operations Research, 2006, 33(3): 859-871
- [25] Ratnaweera A, Halgamuge S K, Watson H C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2004, 8(3): 240-255
- [26] 胡旺, 李志蜀. 一种更简化而高效的粒子群优化算法[J]. 软件学报, 2007.18(4): 861-868
- [27] 江艳君, 李柠, 黄道. 修正初始权值的 BP 网络在 CSTR 故障诊断中的应用[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2004, 30(2): 207-210
- [28] 陈智军. 基于改进型遗传算法的前馈神经网络优化设计[J]. 计算机工程, 2002,28(4): 120-121
- [29] Wang Y J, Lin C T. A second-order learning algorithm for multilayer networks based on block Hessian matrix[J]. Neural Networks the Official Journal of the International Neural Network Society, 1998, 11(9): 1607-1622
- [30] 周小燕, 徐晋. 一种基于重置的变结构前馈神经网络[J]. 南昌大学学报(理科版), 2004, 28(4): 341-344
- [31] Palmes P P, Hayasaka T, Usui S. Mutation-based genetic neural network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(3): 587-600
- [32] Wei Gao. An Improved Fast-convergent Genetic Algorithm[C]. Proceeding of the 2003 IEEE International Conference on Robotics, Intelligent Systems and Signal Proceeding, 2004: 1197-1202

- [33] 沈学利, 张红岩, 张纪锁. 改进粒子群算法对 BP 神经网络的优化[J]. 计算机系统应用, 2010, 19(2): 57-61
- [34] 洪月华. 一种基于蚁群算法与粗糙集的混合 BP 神经网络[J]. 微电子学与计算机, 2014(4): 156-159
- [35] 于山, 王海霞, 马亚杰. 三层 BP 神经网络地震灾害人员伤亡预测模型[J]. 地震工程与工程振动, 2005, 25(6): 113-117
- [36] 孙贵臣. 基于 GIS 的地震灾害人口伤亡评估系统设计与开发研究[D]. 华中科技大学, 2013
- [37] 傅征祥, 李革平. 地震生命损失研究[M]. 北京: 地震出版社, 1993
- [38] 尹之潜. 结构易损性分类和未来地震灾害估计[J]. 中国地震, 1996(01): 49-55
- [39] 马玉宏, 谢礼立. 地震人员伤亡估算方法研究[J]. 地震工程与工程振动, 2000, 20(4):140-147
- [40] So E, Spence R. Estimating shaking-induced casualties and building damage for global earthquake events: a proposed modelling approach[J]. Bulletin of Earthquake Engineering, 2013, 11(1): 347-363
- [41] 肖光先. 地震损失的预测方法[J]. 地震学刊, 1987(01): 1-8+81
- [42] Chen Q F, Hongliang M I, Huang J. A Simplified Approach to Earthquake Risk in Mainland China[J]. Pure & Applied Geophysics, 2005, 162(6-7): 1255-1269
- [43] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// International Symposium on MICRO Machine and Human Science. IEEE, 2002:39-43
- [44] 肖晓伟, 肖迪, 林锦国, 等. 多目标优化问题的研究概述[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3):805-808
- [45] Andries P.Engelbrecht 著; 谭莹, 等(译). 计算机群体智能基础[M].北京:清华大学出版社, 2009
- [46] Shi Yuhui, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer [C]. Proc of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1998: 69-73
- [47] 徐国栋, 方伟华, 史培军, 等. 汶川地震损失快速评估[J]. 地震工程与工程振动, 2008, 28(6): 74-84
- [48] 刘吉夫, 陈颢, 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
- [49] 张迅, 王平, 邢建春, 等. 基于高斯函数递减惯性权重的粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(10):3710-3712
- [50] 陈颢, 陈棋福, 陈凌. 地震损失预测评估中的易损性分析[J]. 中国地震, 1999, 15(2): 97-105

- [51] Jaiswal K, Wald D J, Hearne M, et al. Estimating casualties for large earthquakes worldwide using an empirical approach[R]. USGS Open-File Report, 2009
- [52] 张维佳, 姜立新, 李晓杰, 等. 汶川地震人员死亡率及经济易损性探讨[J]. 自然灾害学报, 2013, 22(2): 197-204
- [53] 倪庆剑, 邢汉承, 张志政, 等. 粒子群优化算法研究进展[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(3): 349-357
- [54] Jaiswal K, Wald D J. An empirical model for global earthquake fatality estimation [J]. Earthquake Spectra, 2010, 26(4): 1017-1037
- [55] Jaiswal K, Wald D J. Estimating Economic Losses from Earthquakes Using an Empirical Approach[J]. Earthquake Spectra, 2013, 29(1):309-324
- [56] Jaiswal K S, Wald D J. Earthquake casualty models within the USGS prompt assessment of global earthquakes for response (PAGER) system[J]. Advances in Natural & Technological Hazards Research, 2011, 29: 83-94
- [57] Allen TI, Marano K D, PS Earle, et al. PAGER-CAT: a composite earthquake catalog for calibrating global fatality models[J]. Seismological Research Letters, 2009, 80(1): 57-62
- [58] 张肇诚, 陈琪福, 郑大林, 等. 中国震例[M]. 北京: 地震出版社, 1988, 1990, 1999, 2000, 2002, 2008
- [59] 李晓杰. 强震人员损失评估模型研究与动态评估系统设计[D]. 北京: 中国地震局地震预测研究所, 2011
- [60] 中国地震台网中心. 国家地震科学数据共享中心[OL]. 2015, <http://data.earthquake.cn/index.do>
- [61] 李媛媛, 翁文国, 张小乐, 等. 云南地区地震死亡人数快速估算: 以鲁甸 6.5 级地震为例[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2015, 55(3): 368-372
- [62] 李志锋, 吴立新, 王然, 等. 四川芦山 Ms 7.0 级地震灾情快速评估与反思[J]. 科技导报, 2013, 31(12):31-36
- [63] 王景来, 宋志峰. 地震灾害快速评估模型[J]. 地震研究, 2001, 24(2): 162-167
- [64] 崔鑫, 苗庆杰. 华北地区地震烈度衰减模型的建立[J]. 华北地震科学, 2010, 28(6): 18-21
- [65] TAN Ming, LI Shuai, SUN Jing, et al. Parameter fitting of seismic intensity attenuation model in Xinjiang[J]. Earthquake Research in China, 2013, 27(2): 261-268
- [66] 白仙富, 戴雨芡, 赵恒. 地震影响场应急评估方法研究[J]. 自然灾害学报, 2014, 23(4): 91-102
- [67] 陈达生, 刘汉生. 地震烈度椭圆衰减关系[J]. 华北地震科学, 1989, 7(3): 31-42

- [68] 孙继浩. 川滇及邻区中强地震烈度衰减关系的适用性研究[D]. 北京: 中国地震局地震预测研究所, 2011
- [69] 胡旺, 张建, 陈维锋,等. 基于神经网络的烈度衰减融合模型研究[J]. 电子科技大学学报, 2018, 47(2): 224-229
- [70] 常银辉. 基于断层距的地震烈度衰减关系研究[D]. 哈尔滨: 中国地震局工程力学研究所, 2012
- [71] 周中红, 何少林. 甘肃省地震烈度衰减关系研究[J]. 西北地震学报, 2010, 32(1): 72-75
- [72] 肖亮, 俞言祥. 中国西部地区地震烈度衰减关系[J]. 赈灾防御技术, 2011, 6(4): 358-371
- [73] 龙德雄, 吴今生, 王松. 2005 年 8 月 5 日云南省会泽-四川省会东 5.3 级地震四川震区地震烈度宏观考察[J]. 四川地震, 2006, 1(1): 1-8
- [74] 常祖峰, 张艳凤, 周青云. 2013 年洱源 Ms5.5 地震烈度分布及震区活动构造背景研究[J]. 中国地震, 2014, 30(4): 560-570
- [75] SUN Jian-ye. Learning algorithm and hidden node selection scheme for local coupled feedforward neural network classifier[J]. Neurocomputing, 2012, 79: 158-163
- [76] CHOI B, LEE J H, KIM D H. Solving local minima problem with large number of hidden nodes on two-layered feed-forward artificial neural networks[J]. Neurocomputing, 2008, 71(16-18): 3640-3643
- [77] 高大启. 有教师的线性基本函数前向三层神经网络结构研究[J]. 计算机学报, 1998, 21(1): 80-86
- [78] MIRCHANDANI G, WEI C. On hidden nodes for neural nets[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 1992, 36(5): 661-664
- [79] MCKEOWN J J, STELLA F, HALL G. Some numerical aspects of the training problem for feed-forward neural nets[J]. Neural Networks, 1997, 10(9): 1455-1463
- [80] 张晓红, 王琪洁, 朱建军, 等. 提前终止的遗传神经网络在 GPS 高程拟合中的应用[J]. 工程勘察, 2011, 39(7): 70-73

附录

附录 1 建立四川地区地震人员死亡率的 30 个震例

地震时间、地点	VI度区 人口	VII度区 人口	VIII 度 区人口	IX 度区 人口	X 度区 人口	实际死 亡人数
1973 年炉霍	150364	45141	22836	7419	26138	2199
1975 年康定、九龙	98697	17425	0	0	0	0
1976 年松潘-平武	131342	22313	6251	2924	0	41
1976 年盐源	269088	24708	3205	484	0	33
1976 年盐源	108114	17114	3897	939	0	0
1978 年黑水	58119	0	0	0	0	0
1980 年木里	101396	0	0	0	0	0
1981 年道孚	44032	12669	4123	7447	0	126
1982 年甘孜	8848	705	90	0	0	11
1986 年理塘	2396	404	0	0	0	2
1986 年盐源	155642	12161	3450	0	0	2
1989 年理塘	6677	0	0	0	0	0
1989 年小金	60847	13678	5845	438	0	1
1989 年巴塘(群震)	23440	3976	5183	699	0	8
1989 年巴塘	19534	1564	643	20	0	0
1989 年巴塘	23904	2593	671	147	0	0
1989 年巴塘	7844	734	42	0	0	3
1989 年石棉	10794	900	0	0	0	1
1992 年石渠	25357	1643	0	0	0	0

续附录 1 建立四川地区地震人员死亡率的 30 个震例

1993 年德格	10000	0	0	0	0	0
1993 年沐川	13009	1991	0	0	0	0
1995 年沐川	60000	0	0	0	0	0
1996 年宜宾	61875	4125	0	0	0	1
1996 年白玉-巴塘	9506	1494	0	0	0	2
1999 年绵竹	5500	0	0	0	0	0
1999 年安县、绵竹汉旺	4563	0	0	0	0	0
2001 年雅江	6509	1144	131	0	0	3
2001 年盐源（四川震区）	34889	9269	0	0	0	1
2003 年盐源	114396	0	0	0	0	0
2005 年四川会东、云南会泽交界	24897	0	0	0	0	0

附录 2 建立烈度衰减融合模型的 101 个震例

地震时间、地点、震级	烈度	等震线长轴长度 /km	等震线短轴长度 /km
1467 年四川盐源 6.5 级地震	VII	120	70
	VIII	39.3	18.8
1515 年云南永胜 7.8 级地震	VII	220	125
	VIII	116	65
	IX	29.7	16
1588 年云南建水地 7.0 级地震	VII	140	89
	VIII	80	43
	IX	41.5	15.5
1623 年云南祥云地震 6.3 级地震	VII	89	39.5
	VIII	32	15.3

续附录 2 建立烈度衰减融合模型的 101 个震例

1654 年甘肃天水 8.0 级地震	VII	467	315
	VIII	287	197
	IX	190	138
	X	130	78
1713 年云南寻甸 6.8 级地震	VII	138	100
	VIII	84	55
1725 年云南宜良 6.8 级地震	VII	124	51
	VIII	62.5	30
1733 年云南东川 7.8 级地震	VIII	240	73
	IX	152	39
	X	61	13.5
1748 年四川松潘 6.5 级地震	VI	139	77
	VII	38.7	25.6
1768 年四川康定地震 7.8 级地震	VI	666	407
	VII	277	121
	VIII	92	38.6
	IX	57.7	16.7
	X	20	5.4
1789 年云南华宁 7.0 级地震	VII	109	68
	VIII	58	34.5
	IX	24.6	13.2
1833 年云南嵩明 8.0 地震	VI	491	186
	VII	291	119
	VIII	184	78
	IX	121	41
	X	61	20
1850 年四川西昌 7.5 级地震	VIII	160	43.3
	IX	118	28.6

续附录 2 建立烈度衰减融合模型的 101 个震例

1856 年云南咸丰 6.3 级地震	VI	60	39
	VII	34	16.3
	VIII	12.2	6.1
1897 年甘肃武都 8.0 级地震	VI	640	580
	VII	404	268
	VIII	289	165
	IX	184	113
	X	100	79
1884 年云南普洱 6.5 级地震	VI	176	72
	VII	94.5	40
	VIII	40	16.8
1901 年云南邓川 6.5 级地震	VI	99.5	59
	VII	51	31
	VIII	25	14.5
1913 年云南峨山 7.0 级地震	VI	180	100
	VII	86	41.5
	VIII	51.8	24.4
	IX	31.6	8.3
1917 年云南大关 6.8 级地震	VII	171	96
	VIII	82	54
1923 年四川炉霍 7.3 级地震	VII	98.2	46
	VIII	75.3	29.5
	IX	51.9	13.2
1925 年云南大理地震 7.0 级地震	VII	106	61
	VIII	44.3	21.4
	IX	33.8	10.6
1927 年云南寻甸地震 6.0 级地震	VI	123	67
	VII	57	32

续附录 2 建立烈度衰减融合模型的 101 个震例

1933 年四川叠溪地震 7.5 级地震	VII	121	89
	VIII	80	60
	IX	47.4	34
1936 年四川马边 6.8 级地震	VI	239	239
	VII	92.3	92.3
	VIII	33.3	33.3
1948 年四川理塘 7.3 级地震	VII	235	85
	VIII	173	43
	IX	115	18
1952 年云南沧澜 6.5 级地震	VII	49	32
	VIII	23	15.3
1952 年冕宁 6.8 级地震	VI	234	102
	VII	86	43
	VIII	41	19.5
1955 年四川康定 7.5 级地震	VII	127	60
	VIII	72	36
	IX	34	21
1955 年云南永仁 6.8 级地震	VI	208	119
	VII	114	47.6
	VIII	54.2	21.1
1961 年云南中甸 6.0 地震	VI	175	94
	VII	99.3	48.7
1962 年云南南华 6.2 级地震	VI	81	48
	VII	38.5	12
1965 年云南景洪 6.1 级地震	VI	91	58
	VII	47.6	28.3
1966 年东川 6.5 级地震	VII	93.5	47
	VIII	63	30

续附录 2 建立烈度衰减融合模型的 101 个震例

1967 年四川炉霍 6.8 级地震	VI	94	53.7
	VII	54.4	32
	VIII	33.2	16.1
1970 年云南普洱 6.2 级地震	VI	31	26.5
	VII	11.6	6.7
1970 年四川大邑 6.2 级地震	VI	36.7	19.3
	VII	19.9	6
1970 年云南通海 7.7 级地震	VII	112	84
	VIII	81	30
	IX	70	8.5
	X	52	5.5
1971 年云南普洱 6.7 级地震	VI	40.6	24.5
	VII	21.3	9.3
	VIII	6.9	1.4
1973 年云南普洱 6.5 级地震	VI	39.5	27.7
	VII	16.4	10.6
	VIII	6	1.6
1973 四川炉霍 7.6 级地震	VI	218	134
	VII	134	50
	VIII	106	12
	IX	66	8
1973 四川松潘 6.5 级地震	VI	35	17
	VII	12	5
1974 云南大关 7.1 级地震	VI	66.6	47.7
	VII	32.2	27.8
	VIII	23	15.5
	IX	15.5	8.9
1974 年甘肃玛曲 5.6 级地震	VI	65	50
	VII	15	7

续附录 2 建立烈度衰减融合模型的 101 个震例

1976 云南龙陵 7.4 级地震	VI	56.3	48
	VII	34.4	20
	VIII	28.8	8
	IX	4.4	1.9
1976 四川盐源 6.7 级地震	VI	91	65.5
	VII	58.2	36.4
	VIII	36.4	18.2
1976 年云南潞西 6.5 级地震	VI	32	22.6
	VII	12	7.9
	VIII	5.3	2.9
1976 年四川盐源 6.4 级地震	VI	53	30
	VII	35.2	15.4
	VIII	15.3	7
1978 四川黑水 5.4 级地震	VI	14.6	6
1979 云南普洱 6.8 级地震	VI	79	65
	VII	57.8	38
	VIII	34.2	13
1981 四川道孚 6.9 级地震	VI	46.6	16
	VII	26	7.1
	VIII	6.4	1.2
1982 四川甘孜 6.0 级地震	VI	54	33
	VII	20	13
1982 云南剑川 5.4 级地震	VI	27.5	13
1985 年甘肃宕昌 5.0 级地震	VI	35	17
1985 云南禄劝 6.3 级地震	VI	35	28
	VII	19	3.7
	VIII	4.2	3
1985 云南建水 5.3 级地震	VI	22	12
1986 云南鹤庆 5.3 级地震	VI	16	6

续附录 2 建立烈度衰减融合模型的 101 个震例

1986 四川理塘 5.6 级地震	VI	76	31
	VII	30	6
1986 四川盐源 5.2 级地震	VI	15.5	10
1986 云南省富明武定 5.2 级地震	VI	11	7
1986 年青海门源 6.5 级地震	VI	85	52
	VII	49.4	26
	VIII	23.5	6.6
1987 年甘肃迭部 5.9 级地震	VI	80	32
	VII	29	12.5
1988 云南宁蒗 5.5 级地震	VI	37	28
1988 年道孚 5.0 级地震	VI	16	7
1988 年四川会东 5.2 级地震	VI	28	9
1988 年云南耿马 7.4 级地震	VII	134	53
	VIII	50	28
	IX	27	11
1989 年重庆江北 5.4 级地震	VI	18	10.5
1989 四川小金山 6.6 级地震	VI	94	77
	VII	48.3	45.4
	VIII	15.7	11.2
1989 云南嵩明 5.0 级地震	VI	7	4
1992 云南永胜 5.4 级地震	VI	11	8
1993 云南大姚 5.3 级地震	VI	16	11
1993 四川德格 5.0 级地震	VI	36	18
1993 云南中甸 5.8 级地震	VI	24	11
1993 四川沐川凤村 5.0 级地震	VI	14	9
1993 云南姚安 5.6 级地震	VI	19	10
	VII	4.5	2.8
1993 年云南普洱 6.3 地震	VI	45	38
	VII	17	8
	VIII	8	3

续附录 2 建立烈度衰减融合模型的 101 个震例

1994 四川沐川杨村 5.7 级地震	VI	20	12
	VII	8	4
1995 年甘肃永登 5.8 级地震	VI	43.6	36.8
	VII	24.8	15
1995 云南金平 5.5 级地震	VI	28	7
1995 云南武定 6.5 级地震	VI	125	118
	VII	69	61.3
	VIII	38.8	28.8
1996 云南丽江 7.0 级地震	VI	196	125
	VII	123	73
	VIII	100	60
	IX	64	26
1996 四川宜宾 5.4 级地震	VI	20	8
1996 四川白玉巴塘 5.5 级	VI	68	34
1997 云南景洪江城 5.6 级地震	V	42	29
	VII	14	6
1998 云南宣威 5.1 级地震	VI	47	36
1999 年云南澄江 5.2 级地震	VI	24	11
2000 年云南姚安 6.5 级地震	VI	128	80
	VII	66	26
	VIII	38.5	11.5
2001 云南澜沧 5.0 级地震	VI	30	19
2001 云南施甸 5.9 级地震	VI	76	56
	VII	34	29
2001 云南楚雄 5.3 级地震	VI	40	18
2001 年施甸 5.3 级地震	VI	14	10.5
2002 四川新龙 5.3 级地震	VI	50	23
2003 云南大姚 6.2 级地震	VI	74	51
	VII	40	26
2003 年岷县-临潭 5.2 级地震	VI	14	8.8
2003 云南鲁甸 5.1 级地震	VI	33	22

续附录 2 建立烈度衰减融合模型的 101 个震例

2004 年岷县-卓尼 5.0 级地震	VI	26.2	19.2
2004 云南鲁甸 5.6 级地震	VI	38	26
	VII	19	12
2005 云南文山 5.3 级地震	VI	43	26
2007 云南宁洱 6.4 级地震	VI	96	62
	VII	32	18
	VIII	8	4
2008 四川汶川 8.0 级地震	VI	936	596
	VII	566	267
	VIII	413	115
	IX	318	45
	X	224	28
2010 年青海玉树 7.1 级地震	VI	253	130
	VII	168	68
	VIII	100	28
	IX	55	8
2013 年四川芦山 7.0 级地震	VI	190	128
	VII	112	66
	VIII	58	35
	IX	23	11

攻硕期间取得的科研成果

1. 参与的主要科研项目

四川省科技支撑计划项目（2015FZ0043）

2. 发表的学术论文

- [1] 胡旺, 张建, 陈维锋, 胡斌, 郭红梅.. 基于神经网络的烈度衰减融合模型研究[J]. 电子科技大学学报, 2018, 47(02):224-229
- [2] 张建, 胡旺, 陈维锋, 胡斌, 郭红梅. 基于粒子群优化的四川地震人员死亡率研究[J]. 控制工程(已录用, 拟 2018 年第 6 期刊出)
- [3] 张燕萍, 黄崴, 郭勇, 杨国珍, 张建. 基于速报触发的地震信息快速发布系统研究与实现[J]. 中国减灾, 2017(13): 46-47