

中文引用格式:詹伟,程春鑫. 基于GWO-BP的震后过渡安置阶段应急物资需求预测[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(10): 17-23.

英文引用格式:ZHAN Wei, CHENG Chunxin. GWO-BP-based forecasting of emergency material demand in post-earthquake transitional resettlement phase [J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(10): 17-23.

基于GWO-BP的震后过渡安置阶段 应急物资需求预测*

詹伟¹副教授, 程春鑫^{**2}

(1 中国科学院大学 应急管理科学与工程学院, 北京 100049;

2 中国科学院大学 工程科学学院, 北京 100049)

中图分类号: X913.4

文献标志码: A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.10.0131

基金项目: 国家自然科学基金资助(72074202); 中国科学院大学江海智慧安全应急联合实验室研究项目(E242980401)。

【摘要】 为精准预测地震灾区过渡性安置阶段的物资需求量, 提高应急物资筹措的效率和准确性, 收集我国历史地震数据信息, 确定对转移安置人口数目影响较大的因素, 建立基于灰狼优化算法(GWO)和反向传播(BP)神经网络的安置人口预测模型, 结合人口与应急物资间的数量关系, 对震后过渡性安置阶段的物资需求量进行预测。结果表明: GWO-BP神经网络模型在预测转移安置人口方面, 表现出较高的准确率和稳定性, 能有效预测灾区安置人口数量, 进而推算出相应的物资需求量。GWO-BP神经网络模型在震后过渡安置阶段的物资需求预测方面具有一定的有效性, 能为震后应急物资的筹措决策提供参考。

【关键词】 灰狼优化算法(GWO); 反向传播(BP)神经网络; 地震; 过渡安置阶段; 应急物资; 需求预测

GWO-BP-based forecasting of emergency material demand in post-earthquake transitional resettlement phase

ZHAN Wei¹, CHENG Chunxin²

(1 School of Emergency Management Science and Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 2 School of Engineering Science, University of Chinese

Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In order to accurately predict the material demand in the transitional resettlement stage of earthquakes and improve the efficiency and accuracy of emergency material mobilization, the factors that have a great impact on the number of resettled population were determined based on the historical seismic data in China. A prediction model of the resettled population based on GWO-BP was established, which combined with the quantitative relationship between the population and emergency supplies, to predict the material demand in the transitional resettlement stage after the earthquake. The experimental results show that the GWO-BP neural network model exhibits high accuracy and stability in predicting the number of

* 文章编号: 1003-3033(2024)10-0017-07; 收稿日期: 2024-04-22; 修稿日期: 2024-07-24

** 通信作者: 程春鑫(1996—), 男, 河南安阳人, 硕士研究生, 研究方向为应急管理、项目管理等。E-mail: chengchunxin21@mails.ucas.ac.cn。

relocated populations, and can effectively predict the number of relocated populations in disaster areas, thereby calculating the corresponding material demand. GWO-BP neural network model has a certain application value in predicting material demand in post-earthquake transitional resettlement stage, and can provide a reference for the decision-making of emergency material procurement after the earthquake.

Keywords: gray wolf optimization algorithm (GWO); back propagation (BP) neural network; earthquake; transitional resettlement phase; emergency material; demand forecasting

0 引言

震后过渡性安置紧跟在初步实施应急响应措施之后,该阶段承担提供受灾人群临时住所、减少人员伤亡、及时调配应急物资满足各类需求,以及支持受灾地区恢复重建等重要工作^[1]。不精准的保障方案易引起受灾群众敏感情绪,降低灾区各类人员满足度,造成部分人员人心不稳,还可能诱发一系列社会问题^[2]。精准保障一方面是指形成与需求匹配的物资供给,以人民至上准则救灾保障,强调服务需求精准供给^[3];另一方面是指人民对应急物资保障的效率性、公平性以及物资品质等提出更高要求^[4]。现实中,过渡安置阶段人员构成不同造成需求差异,这对应急物资需求的精准预测提出更高的要求。因此,准确预测过渡性安置阶段的安置人数和应急物资需求,对于制定灾害管理方案具有重要意义。

目前,诸多学者采用人工神经网络等方法,开展灾后伤亡人数预测和应急物资需求预测。郭金芬等^[5]运用反向传播(Back Propagation, BP)神经网络预测地震后伤亡人数,根据存活人数和受伤人数与不同应急物资需求量之间的数量关系,估算出应急物资需求量。刘芳等^[6]运用蚁群算法优化神经网络的权值和阈值,建立基于BP神经网络的洪涝灾害下转移人口预测模型。樊睿^[7]运用粒子群算法,建立基于BP神经网络的震后伤亡人数预测模型。虽然BP神经网络在伤亡人数和应急物资需求预测方面表现出良好潜力,但其网络结构选择、数据收集和处理,以及模型参数调整等因素,均会影响预测结果的准确性。

因此,笔者拟提出一种灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)的BP神经网络方法,并基于该方法构建可靠模型,预测震后安置人数和应急物资需求,进而向管理者提供科学合理依据,以期有效应对震后过渡安置阶段的物资需求保障。

以达到预期。受灰狼群体捕食行为启发, MIRJALILI 等^[9]提出 GWO, 该算法从 BP 神经网络初始权值和阈值着手, 通过数据训练 BP 神经网络后预测函数的输出, 以提高 BP 神经网络的性能。

由于地震损失^[10]是一种复杂的、非线性统计的伤害, 因此, 难以通过单一数学模型去预测安置避难人数。考虑安置阶段物资精准预测与保障需求, 结合 GWO 的 BP 神经网络(GWO-BP), 可在一定程度上提升算法速度, 改进传统 BP 过度依赖初始权值和阈值的缺点^[11]。GWO-BP 算法流程如图 1 所示。具体步骤如下:

- 1) 数据准备。收集训练数据并归一化处理。
- 2) 构建网络结构。设置 BP 神经网络结构, 包括输入层、隐藏层、输出层的神经元数量, 初始化 BP 算法学习率、动量因子等参数。
- 3) 初始化参数。初始化 GWO 种群数量、迭代次

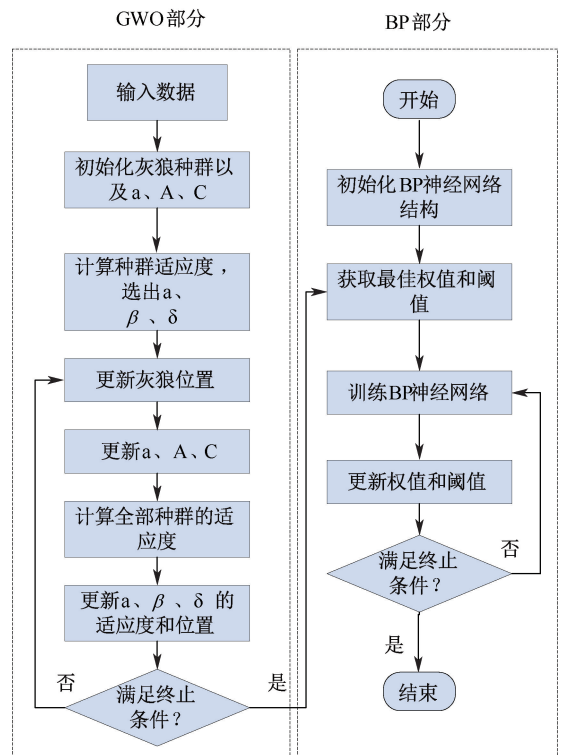


图 1 GWO-BP 算法流程^[12]

Fig. 1 Flowchart of GWO-BP algorithm^[12]

1 GWO-BP 神经网络结构

传统 BP 神经网络^[8]预测结果的准确性通常难

数、搜索空间等参数,随机初始化灰狼群体位置和速度。

4) GWO 优化。根据灰狼算法迭代次数和搜索空间,在每代更新灰狼群体位置和速度,通过模拟狼群社会等级制度和狩猎行为寻找最优解。

5) BP 训练和优化。应用优化后的权值和阈值进行 BP 网络训练,使用 BP 算法不断调整参数,以降低预测误差。

6) 更新权重。根据 BP 算法更新规则,采用梯度下降法更新神经网络的权重和阈值。

7) 预测和评估。判断是否达到设定的迭代次数,输出结果,利用训练好的模型预测测试数据。

2 震后过渡安置阶段转移人口预测

2.1 数据集与影响因子确定

地震造成的人口损失和转移安置人数受地震强度影响,同时也与地震发生时间、破坏烈度、设防烈度、受灾地区人口经济情况等关联密切^[13-14]。其中,地震对人口损失和转移安置人数的影响主要分为 3 类^[15],即地震信息、建筑环境和人口特征,如图 2 所示。

预测指标选取与转移安置人数高度相关,经综合调研,选取以下 8 项因素作为影响因子:

- 1) 震级大小是造成地震损失的关键因素,通常震级越大,损失越大,直接影响安置人口的数量。
- 2) 地震发生时间影响灾区受灾人数,受灾人数越大,安置人口相对越多。
- 3) 抗震设防烈度决定该地区建筑物抗震等级,其烈度高低直接影响建筑物抗震效果及地震时可能造成的人员伤亡。

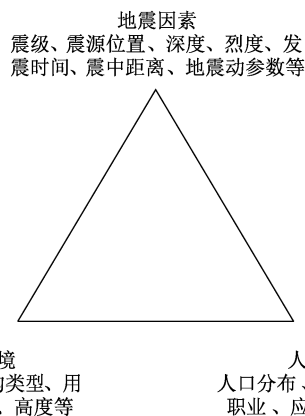


图 2 地震人员损失相关要素^[16]

Fig. 2 Related factors of earthquake casualties^[16]

4) 破坏烈度代表地震中最高烈度,地面及建筑物破坏程度与震中烈度成正比。

5) 住房捣毁程度决定居民是否需要大范围转移安置,倒塌房屋数量越多,需安置人口越多。

6) 预报水平可间接影响经济损失与人员伤亡,更为精准预报能力可以有效减灾,在一定程度上可减少安置人口数量。

7) 人口密度直接反映震区人口的疏密程度,密度越高,受灾人数越多。

8) 受灾人口数量直接影响安置人口数量。

选取国内 27 次地震数据作为训练与测试样本,并将震级、地震发生时间、抗震设防烈度、破坏烈度、住房捣毁量、预报水平、人口密度、受灾人口等 8 项因素作为网络预测模型的输入因子。地震相关数据见表 1。其中,地震发生时间中,1 表示白天,2 表示夜间;抗震设防烈度根据我国主要城镇抗震设防烈度表获得^[9];预报水平划分为 3 级,1 表示没有预报;2 表示有预报,但预报不准确;3 表示有较准确的预报。

表 1 地震相关数据

Table 1 Earthquake-related data

序号	地点	震级	发生时间	设防烈度	破坏烈度	住房捣毁/间	预报水平	人口密度/(人·km ⁻²)	受灾人口/人
1	河北唐山	7.9	2	5	7	656 136	2	11 000	2 300 000
2	云南丽江	7	1	7	8	959 000	2	11	1 075 000
3	云南宁洱	6.4	2	9	4	360 000	2	73	186 000
4	四川攀枝花	6.4	2	9	4	365 120	3	102	103 055
5	西藏拉萨	6.1	1	7	8	7 466	3	121	130 300
6	青海玉树	7.1	1	7	4	3 805	1	7	201 955
7	四川雅安	7	1	7	4	910	2	122	152 001
8	云南鲁甸	6.5	1	7	4	900	1	265	108 8400
9	新疆和田	7.3	1	7	4	13 662	1	4	455 570

续表 1

序号	地点	震级	发生时间	设防烈度	破坏烈度	住房捣毁/间	预报水平	人口密度/ (人·km ⁻²)	受灾人口/人
10	四川宜宾	6	1	6	6	30 655	1	340	243 881
11	四川宜宾	4.5	2	6	5	90	1	344	83 000
12	西藏林芝	6.9	1	7	8	3 000	1	1	12 000
13	新疆精河	6.6	1	7	8	5 469	1	12	10 500
14	四川九寨沟	7	1	8	9	73 671	1	3 000	176 492
15	新疆阿克陶	6.7	1	7	9	571	1	7	2 546
16	西藏当雄	6.6	1	7	8	200 000	1	320	870 000
17	四川攀枝花	6.1	1	7	8	7 455	3	121	130 311
18	四川凉山	6.1	1	7	8	36 500	3	101	103 054
19	云南姚安	6.5	1	7	7	31 932	1	19	995 000
20	四川小金	6.6	1	7	9	86	1	50	120 000
21	云南澜沧	7.6	1	7	9	1 858 800	3	49	2 500 000
22	云南普洱	6.8	1	7	9	40 500	2	104	53 6000
23	四川炉霍	7.9	1	7	10	18 567	3	6	1 500 000
24	山西阳高	5.6	2	7	7	5 670	3	6 800	49 064
25	新疆伽师	6.8	1	8	7	7 880	3	11	445 660
26	云南漾濞	6.4	2	8	8	341 700	2	56	96 000
27	甘肃漳县	6.6	1	7	7	320 000	2	189	603 139

2.2 构建网络结构

根据《特别重大自然灾害损失统计调查制度》中“紧急转移安置人口”，确定输入神经元 8 个，输出层神经元 1 个。首先，根据 BP 神经网络中隐含层节点设置方法^[8]，确定隐含层节点数范围为 5 ~ 16；然后，运用试凑法^[17]依次确定最佳节点数；最后，搭建神经网络。其中，部分隐藏层节点数训练结果如图 3 所示。可以发现，当隐含层节点数达到 11 时，已达到预设的精度，而且均方误差最小(0.042)。因此，将隐含层节点数设为 11，最终确定神经网络结构如图 4 所示。

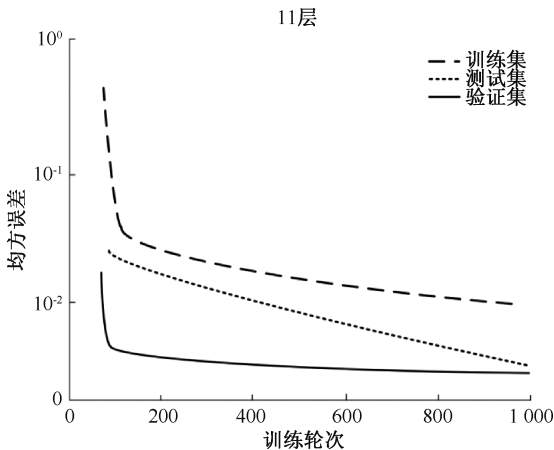


图 3 隐含层节点数训练结果

Fig. 3 Hidden layer node count training results

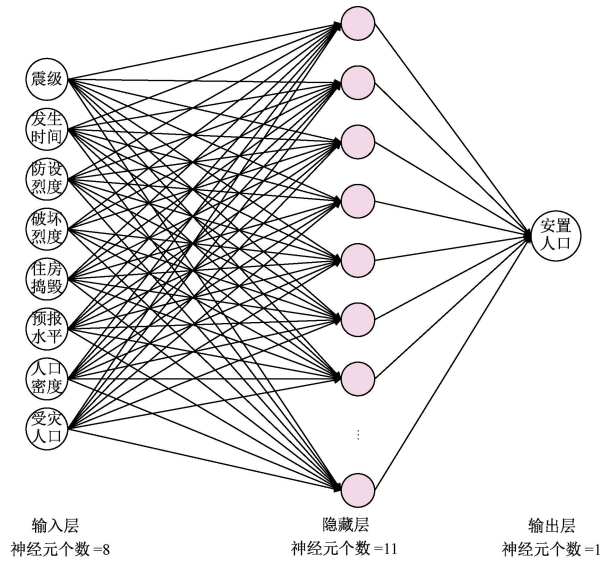


图 4 神经网络结构

Fig. 4 Neural network structure diagram

2.3 仿真测试

2.3.1 数据处理

不同量纲数据无法直接计算，因此，线性归一化处理输入数据，所有值设定范围为[0, 1]，处理后的数据见表 2。

2.3.2 参数设置

采用随机抽样方法，将 27 组数据中的 20 组数据设定为训练集，将另外 7 组数据设定为测试集。设置神经网络训练中的最大迭代次数为 2 500，学习率为 0.01。

表 2 归一化的地震数据
Table 2 Normalized earthquake data

震级	发生时间	设防烈度	破坏烈度	住房捣毁	预报水平	人口密度/(人·km ⁻²)	受灾人口
1	1	0	0.5	0.352 959	0.5	1	0.919 918
0.735 294	0	0.5	0.666 667	0.515 902	0.5	0.000 909	0.429 419
0.558 824	1	1	0	0.193 636	0.5	0.006 546	0.073 456
0.558 824	1	1	0	0.196 391	1	0.009 183	0.040 245
0.470 588	0	0.5	0.666 667	0.003 97	1	0.010 91	0.051 154
0.764 706	0	0.5	0	0.002 001	0	0.000 546	0.079 845
0.735 294	0	0.5	0	0.000 443	0.5	0.011 001	0.059 843
0.588 235	0	0.5	0	0.000 438	0	0.024 002	0.434 784
0.823 529	0	0.5	0	0.007 304	0	0.000 273	0.181 394
0.441 176	0	0.25	0.333 333	0.016 446	0	0.030 821	0.096 632
0	1	0.25	0.166 667	0.000 215	0	0.031 185	0.032 214
0.705 882	0	0.5	0.666 667	0.001 568	0	0	0.003 785
0.617 647	0	0.5	0.666 667	0.002 896	0	0.001	0.003 185
0.735 294	0	0.75	0.833 333	0.039 589	0	0.272 661	0.069 649
0.647 059	0	0.5	0.833 333	0.000 261	0	0.000 546	0
0.617 647	0	0.5	0.666 667	0.107 555	0	0.029 003	0.347 335
0.470 588	0	0.5	0.666 667	0.003 965	1	0.010 91	0.051 158
0.470 588	0	0.5	0.666 667	0.019 591	1	0.009 092	0.040 244
0.588 235	0	0.5	0.5	0.0171 33	0	0.001 637	0.397 386
0.617 647	0	0.5	0.833 333	0	0	0.004 455	0.047 029
0.911 765	0	0.5	0.833 333	1	1	0.004 364	1
0.676 471	0	0.5	0.833 333	0.021 743	0.5	0.009 364	0.213 599
1	0	0.5	1	0.009 943	1	0.000 455	0.599 592
0.323 529	1	0.5	0.5	0.003 004	1	0.618 147	0.018 626
0.676 471	0	0.75	0.5	0.004 193	1	0.000 909	0.177 426
0.558 824	1	0.75	0.666 667	0.183 791	0.5	0.005	0.037 42
0.617 647	0	0.5	0.5	0.172 116	0.5	0.017 092	0.240 482

2.3.3 预测结果对比

为检验 GWO-BP 神经网络模型准确性及其预测能力,对已处理的数据集进行模拟测试,将 GWO-BP 算法预测结果与传统 BP 神经网络、结合粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)的 BP 神经网络^[7]和实际值作比较,结果如图 5 所示。可以发现,预测震后过渡安置阶段的安置人数时,GWO-BP 神经网络输出预测结果更接近实际值。此外,对比运行结果与实际数据,GWO-BP 具有 9.11% 的平均误差与 10.2 的均方误差,该值优于 PSO-BP 和 BP 神经网络输出的预测误差,具有更高的精度。

3 过渡安置阶段应急物资需求预测

3.1 问题描述

震后过渡安置阶段应急物资需求预测具有较强的时效性,因此,地震发生后,在获取地震信息时就需预测应急物资需求,从而争取物资调度时间,并根据反馈信息及时调整,以保障灾民生活。其中,明确应急物资与转移人口数量关系,可分析消耗类物资的周期性等问题,运用 GWO-BP 算法预测避难人口

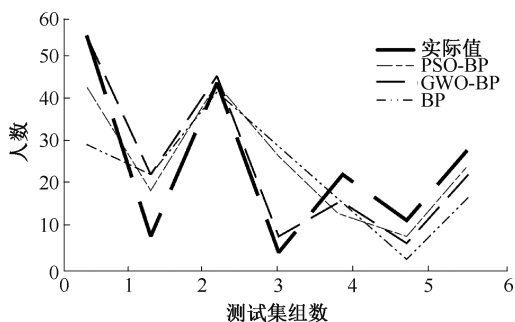


图 5 对比结果

Fig. 5 Comparison results

数量,进而估算应急物资需求量。

3.2 应急物资需求预测模型

估算应急物资需求量,考虑的因素包括:

1) 物资种类。将物资分为消耗类和非消耗类物资,非消耗类应急物资包括帐篷、棉被等;消耗类物资包括应急食品、饮用水、医疗用品等。消耗类物资还需考虑供给周期问题。

2) 供给人数及人均需求。根据安置人口数量及安置人口与物资需求量间的人均需求比例,估算应急物资需求量。

3) 季节、地区受损等因素。对于不同季节和受损程度需供应物资会出现偏差,受损系数主要取决于灾区人员构成、地势、气候等因素及其承灾敏感度,如在冬季,非消耗类物资需求会更高,灾区老人小孩偏多则应急物资需求增加。

结合上述因素,构建应急物资需求量模型,见下式:

$$S_i^k = \begin{cases} C^k \cdot H_i \cdot P \cdot \theta & (k \in A_1) \\ C^k \cdot H_i \cdot \theta & (k \in A_2) \end{cases} \quad (1)$$

式中: S_i^k 为安置点 i 对第 k 类应急物资的需求量; k 为应急物资类型; A_1 为消耗物资; A_2 为非消耗类应急物资; C^k 为每个安置人员对 k 类应急物资的每小时平均需求量; H_i 为在安置点 i 内的灾区安置人口数量; P 为连续向灾区供给物资的间隔期; θ 为地区受损系数。

该模型用于估算安置点对不同应急物资的需求量,分为 2 类应急物资: A_1 (食品、水和医疗用品等) 和 A_2 (帐篷、棉被等),并考虑反映灾区人员构成、地势、气候等因素及其承灾敏感度对需求量影响的 θ 。在模型有效性方面,一方面,通过区分 A_1 和 A_2 ,能够更准确地反映实际需求;另一方面,考虑了更为全面

的参数,包括 P 、 H_i 以及 θ ,使模型贴近实际情况。模型在适用性方面也具有一定的优势,主要包括 3 点: ①该模型适应于不同灾区情况。由于模型考虑了 θ ,因此适用不同受灾程度、人员构成、地势、气候等因素的灾区情况,这使得模型在实际应用中具有较大灵活性;②适用于多种应急物资。模型不仅适用于消耗类物资,也适用于非消耗类物资,这反映在应对不同种类灾害时,模型都可提供有效的物资需求计算方式。③可为物资调配提供指导。通过计算安置点对应急物资需求量,可为物资调配提供科学指导,有助于确保在灾害发生时,及时、准确地调配所需物资。

3.3 算例分析

利用上述模型分析四川省九寨沟地震灾害的应急物资需求情况,预测数据见表 3。结合应急物资需求估算公式^[18],设定模型计算参数,见表 4。其中, k_1 为饮用水单位需求量; k_2 为食品单位需求量; k_3 为 0.75 mL 抗生素单位需求量; k_4 为中小型家用快速帐篷单位需求量; k_5 为棉被单位需求量。此外,设置 P 为 3 天, θ 为 1。采用 GWO-BP 算法预测紧急转移安置人数,再结合应急物资需求估算公式,最终获得震后过渡安置阶段不同种类应急物资的需求量,见表 5。

表 3 地震灾害预测数据

Table 3 Earthquake disaster prediction data

地点	震级	发生时间	设防烈度	破坏烈度	住房捣毁/间	预报水平	人口密度/ (人·km ⁻²)	受灾人口/ 人
四川九寨沟	7	1	8	9	73 671	1	3 000	176 492

表 4 参数设定

Table 4 Parameter setting

参数 数值	k_1	k_2	k_3	k_4	k_5	P	θ
	2 000	1.6	1.66	0.5	1	3	1

表 5 预测结果

Table 5 Prediction results

转移安置人数/万人	饮用水/L	食品/kg	抗生素/支	帐篷/顶	棉被/条
9.98	598 800	479 000	497 000	49 900	99 800

通过预测,需紧急转移安置人口为 9.98 万人,与实际值 9.94 万人较为接近,这反映出该模型具有一定的实用性。

4 结论

1) GWO-BP 神经网络模型在预测转移安置人口方面,表现出较高的准确率和稳定性,能有效预测

灾区安置人口数量,进而推算出相应的物资需求量。

2) 利用震后过渡性安置阶段物资需求量模型预测发现,某地震灾害需紧急转移安置人口为 9.98 万人,与实际值 9.94 万人较为接近,说明该模型在震后过渡安置阶段的物资需求预测方面具有一定的有效性,能为震后应急物资的筹措决策提供参考。

参考文献

[1] 王海鹰,孙刚,欧阳春,等.地震应急期关键时间阶段划分研究[J].灾害学,2013,28(3):166-169,197.

- WANG Haiying, SUN Gang, OUYANG Chun, et al. Phases of earthquake emergency response period[J]. Journal of Catastrophology, 2013, 28(3): 166-169, 197.
- [2] 陈刚, 付江月. 兼顾公平与效率的多目标应急物资分配问题研究[J]. 管理学报, 2018, 15(3): 459-466.
- CHEN Gang, FU Jiangyue. Multi-objective emergency resources allocation with fairness and efficiency considerations[J]. Chinese Journal of Management, 2018, 15(3): 459-466.
- [3] 王丛虎. 构建和完善服务需求导向的应急物资保障[J]. 人民论坛, 2022(9): 58-61.
- WANG Conghu. Build and improve service demand-oriented emergency material security[J]. People's Tribune, 2022(9): 58-61.
- [4] 中华人民共和国应急管理部. 《“十四五”应急物资保障规划》解读[EB/OL]. (2023-02-02). https://www.mem.gov.cn/gk/zcjd/202302/t20230202_441507.shtml.
- [5] 郭金芬, 周刚. 大型地震应急物资需求预测方法研究[J]. 价值工程, 2011, 30(22): 27-29.
- GUO Jinfen, ZHOU Gang. Research on emergency material demand forecast method under large-scale earthquakes[J]. Value Engineering, 2011, 30(22): 27-29.
- [6] 刘芳, 冯丹, 宫雪然. 基于 IACO-BP 算法的洪涝灾害应急物资需求预测[J]. 沈阳工业大学学报, 2019, 41(3): 332-338.
- LIU Fang, FENG Dan, GONG Xueran. Demand predicting of emergency supplies for flood disaster based on IACO-BP algorithm[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2019, 41(3): 332-338.
- [7] 樊睿. 基于 PSO-BP 神经网络的大型地震应急物资需求预测研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
- FAN Rui. Forecast of large earthquake emergency material demand based on PSO-BP neural network[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [8] 周德红, 冯豪, 冯文斌, 等. 基于 GA-BP 神经网络的化工园区应急救援能力可靠性分析[J]. 安全与环境工程, 2017, 24(5): 43-49.
- ZHOU Dehong, FENG Hao, FENG Wenbin, et al. Reliability analysis for emergency rescue capacity in the chemical industry park based on GA-BP neural network[J]. Safety and Environmental Engineering, 2017, 24(5): 43-49.
- [9] MIRJALILI S, MIRJALILI M S, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [10] 钱枫林, 崔健. BP 神经网络模型在应急需求预测中的应用: 以地震伤亡人数预测为例[J]. 中国安全科学学报, 2013, 23(4): 20-25.
- QIAN Fenglin, CUI Jian. Application of BP neural network analysis in forecasting emergency demand: a case study on earthquake casualty forecasting[J]. China Safety Science Journal, 2013, 23(4): 20-25.
- [11] 杨书杰, 叶霞, 李俊山. 基于灰狼算法的 BP 神经网络图像恢复算法[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(3): 19-22, 27.
- YANG Shujie, YE Xia, LI Junshan. BP neural network for image restoration based on grey wolf optimization algorithm[J]. Microelectronics & Computer, 2018, 35(3): 19-22, 27.
- [12] 单无牵, 宁芊, 周新志, 等. 基于灰狼优化算法的灌区流量预测模型研究[J]. 现代计算机, 2023, 29(1): 45-4 9120.
- SHAN Wuqian, NING Qian, ZHOU Xinzhi, et al. Research on irrigation area discharge prediction model based on grey wolf optimization algorithm[J]. Modern Computer, 2023, 29(1): 45-4 9120.
- [13] CHOU Yiingjeng, HUANG Nicole, LEE Chenghua, et al. Who is at risk of death in an earthquake? [J]. American Journal of Epidemiology, 2004, 7: 688-695.
- [14] ARMENIAN H K, NOJI E K, OGANESIAN A P. A casecontrol study of injuries arising from the earthquake in armenia, 1988 [J]. Bulletin of the World Health Organization, 1992, 70(2): 251-257.
- [15] 闫佳琦, 陈相兆, 孙柏涛. 地震人员伤亡评估方法及损失评估系统综述[J]. 工程力学, 2021, 38(12): 1-16.
- YAN Jiaqi, CHEN Xiangzhao, SUN Baitao. Review of estimation methods and systems used to predict earthquake casualties[J]. Engineering Mechanics, 2021, 38(12): 1-16.
- [16] RAMIREZ M, PEEK A C. Epidemiology of traumatic injuries from earthquakes[J]. Epidemiologic Reviews, 2005, 27(1): 47-55.
- [17] 蔡荣辉, 崔雨轩, 薛培静. 三层 BP 神经网络隐层节点数确定方法探究[J]. 电脑与信息技术, 2017, 25(5): 29-33.
- CAI Ronghui, CUI Yuxuan, XUE Peijing. Research on the methods of determining the number of hidden nodes in three-layer bp neural network[J]. Computer and Information Technology, 2017, 25(5): 29-33.
- [18] 聂高众, 高建国, 苏桂武, 等. 地震应急救援需求的模型化处理: 来自地震震例的经验分析[J]. 资源科学, 2001, 23(1): 69-76.
- NIE Gaozhong, GAO Jianguo, SU Guiwu, et al. Models on rapid judgement for the emergent rescue needs during earthquake: by analysis on post earthquake events[J]. Resources Science, 2001, 23(1): 69-76.

作者简介: 詹伟 (1973—), 男, 河南郑州人, 博士, 副教授, 主要从事应急管理、工程与项目管理、风险管理、价值管理等方面的研究。E-mail: weizhan@ucas.ac.cn。

