



移动扫码阅读

王文娜,吴侃,陈冉丽,等.基于 GIS 和随机森林的采动区建筑物损害综合评价[J].煤炭科学技术,2022,50(3):201-207.

WANG Wenna, WU Kan, CHEN Ranli, et al. Comprehensive evaluation of building damage in mining area based on GIS and random forest[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(3): 201-207.

基于 GIS 和随机森林的采动区建筑物损害综合评价

王文娜¹, 吴侃¹, 陈冉丽³, 王瑞^{1,4}, 刁鑫鹏^{1,2}

(1.中国矿业大学 环境与测绘学院,江苏 徐州 221116;2.江苏省资源环境信息工程重点实验室,江苏 徐州 221116;3.石家庄铁路职业技术学院,河北 石家庄 050041;4.江西理工大学 应用科学学院,江西 赣州 341000)

摘要:煤炭地下开采引起地表移动变形,对影响区内的建筑物造成不同程度的损害,传统的评价方法是根据预计的水平变形、倾斜、曲率来进行损害评价,未考虑建筑自身的因素,其他方法如模糊综合评价、聚类分析等又带有一定的主观性,评价指标和方法没有与损害程度的定级结果相联系,不能够作为判断现行开采的合理性和获取建筑物损害补偿的依据。在传统采动区建筑物损害等级预计的基础上,对建筑物损害的影响因素进行综合分析,通过查阅文献和数据分析选择了影响采动区建筑物损害的曲率、水平变形、建筑时间、结构、面积 5 个指标,利用随机森林的机器学习方法进行损害等级的预测。以河北省某采动区的两个村庄的建筑物为研究目标,将从一村庄选取的 314 个建筑物的指标和实际损害调查结果作为训练样本数据集,搭载在房屋调查定级图上,采用随机森林方法进行模型的训练与应用。使用调查定级来衡量评价精度,其中用传统方法预计正确的有 70 个,而利用随机森林进行综合预测正确的有 235 个,正确率有明显提升。然后使用模型对另一村庄的 278 个测试样本数据集进行等级预测,有 197 个与实际损害调查定级结果相符,而采用传统方法预计正确的只有 117 个。结果表明,相比传统方法,该研究方法的评价精度有明显提升,更符合实际建筑物的受损情况,对各等级的预测情况进行分析,发现训练样本指标不够全面和等级分布不均对最终的预测精度有一定的影响。

关键词:随机森林;概率积分模型;建筑物损害;采动区;GIS

中图分类号:TD327

文献标志码:A

文章编号:0253-2336(2022)03-0201-07

Comprehensive evaluation of building damage in mining area based on GIS and random forest

WANG Wenna¹, WU Kan¹, CHEN Ranli³, WANG Rui^{1,4}, DIAO Xinpeng^{1,2}

(1.School of Environment Science and Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 2.Jiangsu Key Laboratory of Resources and Environmental Information Engineering, Xuzhou 221116, China; 3.Shijiazhuang Railway Vocational and Technical College, Shijiazhuang 050041, China; 4.Jiangxi University of Science and Technology, Applied Science, Ganzhou 341000, China)

Abstract: The ground movement and deformation caused by underground coal mining have caused different degrees of damage to the buildings in the affected area. The traditional evaluation method is to evaluate the damage according to the expected horizontal deformation, slope and curvature, other methods, such as fuzzy comprehensive evaluation, cluster analysis and so on, do not take into account the factors of the building itself, and are subjective to some extent, it can not be used as a basis to judge the rationality of current mining and to obtain compensation for damage to buildings. Based on the prediction of building damage grade in traditional mining area, this paper comprehensively analyzes the influencing factors of building damage, the curvature, horizontal deformation, construction time, structure and area which affect the damage of buildings in mining area are selected by consulting literatures and data analysis. Taking the buildings of two villages in

收稿日期:2021-10-02 责任编辑:常琛 DOI:10.13199/j.cnki.cst.CLNH21-018

基金项目:江西省教育厅科技资助项目(GJJ191594);江苏省自然科学基金资助项目(BK20190642);中国博士后科学基金面上资助项目(2018M642361)

作者简介:王文娜(1996—),女,河南开封人,硕士研究生。E-mail:ts19160118p31@cumt.edu.cn

a mining area of Hebei province as the research target, the data set of 314 buildings selected from one village and the survey results of the actual damage were used as the training sample data set and carried on the housing survey grading map, training and application of stochastic forest model. Using survey grading to measure the accuracy of evaluation, 70 of which were predicted correctly by traditional methods, and 235 of which were predicted correctly by random forest, the accuracy was improved obviously. The model was then used to rank the data sets of 278 test samples from another village, 197 of which were consistent with actual damage survey ratings, compared with 117 of which were predicted correctly using traditional methods. The results show that compared with the traditional method, the evaluation precision of this method is obviously improved, and it is more suitable to the actual damage of buildings, it is found that the training sample index is not comprehensive and the grade distribution is uneven, which has some influence on the final prediction accuracy.

Key words: random forest; probability integral model; building damage; mining area; GIS

0 引言

煤炭地下开采引起地表移动变形,采动影响区内的村庄建筑物会受到不同程度的损害,严重损害了村民的权益^[1]。在地下开采过程中,一般会根据《建筑物、水体、铁路及主要井巷煤柱留设与压煤开采规范》(以下简称“规范”)中制定的农村砖混结构建筑物损坏等级标准进行预测分级,而实际建筑物出现的裂缝会在房屋调查中作为损害程度的标准再次定级,确定合理的开采方案作为建筑物损害赔偿的依据。根据建筑物损害程度进行定级的结果往往与根据地表变形值预计的等级不同,这是因为地下开采引起的地表移动和变形是建筑物损害的诱发因素,建筑物自身也会作为关键因素影响建筑物最终的受损情况^[2]。所以在进行损害评价和预测过程中要考虑多方面的指标,采取更合理的方法进行综合预测,使建筑物的损害预测等级与实际建筑物损害程度的定级结果更贴近。

GIS 为一个强大的地理分析工具,在开采损害评价中逐渐得到应用, HYUN-JOO Oh 等^[3]将基于地理信息系统的证据权重法应用于地面沉降空间危险性制图中, IBRAHIM DJAMALUDDIN 等^[4]基于地理信息系统的三维动态模型的可靠性,将其应用于中国地表结构下采煤沉陷损害的预测和评估^[4], 饶正保等^[5]基于 GIS 进行了沉陷区建筑物损害评价与可视化。采动区建筑物损害评价未建立系统的评价体系,传统的评价方法的预计结果主要与工作面的开采情况有关,与建筑物损害的实际情况不相符。在考虑多方面因素对建筑物损害进行综合评价时,由于评价指标中有属于定性的情况,对建筑物损害进行评价主要采用模糊综合评价方法,评价指标的权重通过层次分析法得出,依赖于专家打分的结果,有一定的主观性^[6-7]。此外,聚类分析、灰色关联分析、物元模型、点数法、熵权法等评价方法也在采动区建筑物损害研究中得到了应用^[8]。点数法根据建筑物自身因素划分建筑物并分别赋予相应的点数

并划分级别,建立地表变形与建筑物抵抗变形能力的关系,利用 GIS 对建筑物损害进行定级,但实质也是典型的专家打分法^[9];熵权法虽然能避免人为赋权的主观性,但需要大量的实测数据作为支撑来提高评价结果的可靠性^[10]。

笔者基于 GIS 将开采引起的地表移动、变形和建筑物自身的因素联合在一起,与房屋调查的定级结果相对应,以河北省某矿区的两个村庄的建筑物分别作为训练集和测试集,采用随机森林的机器学习的方法来训练损害等级模型,并使用模型根据已有的指标预测测试集的等级,计算模型的预测精度,分析各等级的预测情况,效果与传统方法相比有明显提升。

1 建筑物损害评价研究方案

1.1 预测指标

开采带来的地表移动变形包括倾斜、曲率、水平变形等,都会对建筑物产生不同性质和程度的影响。当建筑物无法抵抗移动和变形带来的附加应力时就会产生裂缝、倾斜等破坏。地下开采带来的建筑物损害是一个动态的过程,建筑物在工作面推进到一定位置时开始发生变化,主要受带地表拉伸和正曲率的影响。工作面继续推进后,将会产生地表压缩和负曲率,对建筑物造成损害,若继续推进至建筑物位于下沉盆地中心,将恢复原始状态不再受到地面移动变形的影响,但工作面推进过程中建筑物受到的损害是不可逆的。农村建筑物高度小,倾斜变形相对影响较小,根据工作面推进过程中建筑物的受损情况,选择曲率和水平变形作为建筑物损害预测的开采因素指标^[11-13]。

建筑物自身的因素决定了其抗变形能力,主要因素有建筑物的修建时间、尺寸及结构。一般建筑物的修建时间越早抗变形能力越弱,建筑物尺寸越大对建筑物越不利,而农村的建筑物结构主要包括砖木结构和砖混结构,相较而言,砖混结构比砖木结构抗变形能力强^[14-15]。

根据采动区建筑物损害因素分析收集数据并选

取建筑物损害的预测指标,选取的采动区建筑物损害评价指标与描述信息见表 1。

表 1 评价指标

Table 1 Evaluation index

指标	建筑时间	结构	面积	曲率	水平变形
描述	建筑抗变形能力随其使用年限的增加将有所降低,转换为折旧系数作为损害预测的指标	将结构分为砖混结构 1(砖墙、圈梁构造柱、现浇钢筋混凝土屋顶)、砖混结构 2(砖墙、预制空心板屋顶)、砖木结构(砖墙、木屋架、笆砖灰渣顶),将 3 种结构用相应的补偿标准来代替	一般建筑物面积越大,抗变形能力越弱越容易受到地表移动和变形的影响	曲率为地表下沉的弯曲程度,由于地表的不均匀下沉引起,曲率半径越小地表变形越大,对地面建筑物造成的损害就越大	水平变形为下沉盆地内两点间单位长度的水平移动之差,建筑物材料决定了其抗变形能力较弱,拉伸变形极易使建筑物产生裂缝

1.2 预测方法

利用近年来不断发展并在各个领域得到应用的机器学习人工智能方法进行损害等级预测。机器学习是人工智能的核心, Tom Mitchell 对其做了一个形式化的定义:假设用 P 来评估计算机程序在某类任务 T 上的性能,若一个程序通过利用经验 E 在任务 T 上获得性能的改善,则关于 T 和 P ,该程序对 E 进行了学习^[16]。机器学习主要研究在计算机上从数据中产生模型的算法,根据模型训练方法的不同可将机器学习算法分为 3 类:监督学习算法(Supervised Algorithms)、无监督学习算法(Unsupervised Algorithms)、强化学习算法(Reinforcement Algorithms),监督学习根据已知的输入和输出训练模型,让模型能够预测未来输出;无监督学习从输入数据中找出隐藏模式或内在结构;而强化学习算法根据输出结果(决策)的成功或错误来训练自己,通过大量经验训练优化后的算法实现较好的预测。

本研究采动区建筑物损害等级的预测,适用于监督学习算法,监督学习又包括分类和回归,分类用于预测数据属于的类别,回归根据训练集预测连续的、具体的数值,而本文的等级预测结果属于离散型的分类。机器学习目前已成为解决各行各业的问题的一种有效手段,典型的包括医学成像、语音识别和信用评估,损害预测方面的应用有基于随机森林和梯度增强分类器的震害预测^[17],使用随机森林识别出导致桥梁损坏的重要因素^[18],使用支持向量机进行建筑物采动预测^[19]等。依据收集、整理的采动区建筑物损害数据集的数据大小和类型、模型的性能和预测类型,选用随机森林分类器进行等级预测。

2 实例研究

2.1 研究区概况

研究对象为河北省某采动区 2 个村庄的地面密集建筑物,大体分为两类,多数建筑物属于多年陈旧砖木结构建筑物,建设年代久远,建筑物比较陈旧,

建筑结构差,抗变形能力较低。另一类少数民房属于 20 世纪 80 年代后建设,为砖混结构平房,建筑质量相对较高,抗变形能力也较强。研究区的两个村庄分别作为训练集和测试集,测试集村庄的空间位置、范围和各工作面分布情况如图 1 所示。

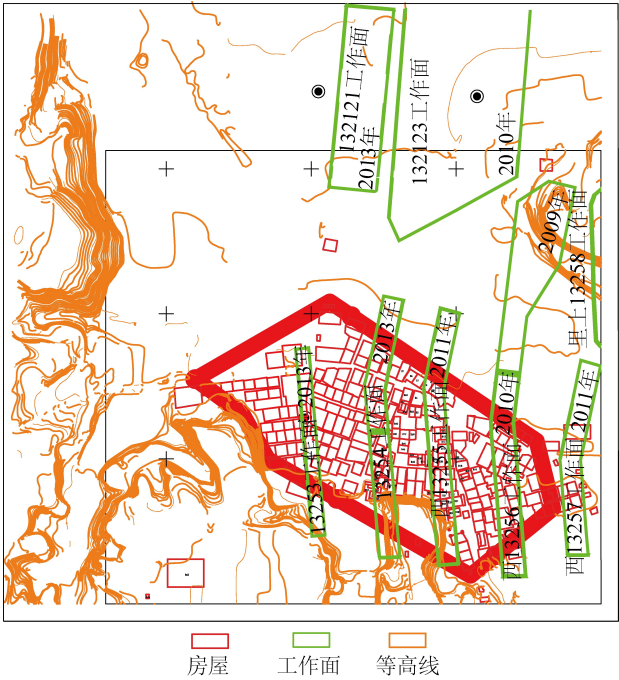


图 1 测试集村庄的空间位置、范围和各工作面分布情况
Fig.1 Spatial position,scope and distribution of each working face of test set village

由采动区历年观测结果以及综合分析,选取预计参数如下:下沉系数 $q=0.78$,水平移动系数 $b=0.3$,最大下沉角 $\theta=90^{\circ}-0.4\alpha$,主要影响角正切 $\tan\beta=1.7$,拐点偏移距 $S=0$ 。由井上下对照图可知,已开采工作面中的 13253,13254,13255,13256,13257,13258,132121,132123 工作面均对村庄范围内建筑的损坏造成了影响,需对这些工作面的开采对地面建构物的联合影响进行分析。

2.2 地表移动变形预计

概率积分法目前已成为我国较成熟的、应用最

为广泛的预计方法之一,也是《“三下”采煤及煤柱留设规范》所载计算方法,本文选取这一方法对研究区域进行预计^[20-22]。根据上文选区的损害预测指标,将得到的预计数据在 arcgis 中根据坐标生成点,然后分别对水平变形、倾斜、曲率选择克里金方法进行插值得到相应的矢量面,再根据《“三下”采煤及煤柱留设规范》各等级相应的变形范围进行重分类,最后利用像元统计方法获取各栅格像元的最大值。如图2所示即为利用 arcgis 和条件分析法根据预计值得到的预计等级分布图。此时的等级图多是呈条带状分布,而最终的建筑物损害程度并没有呈此规律分布。

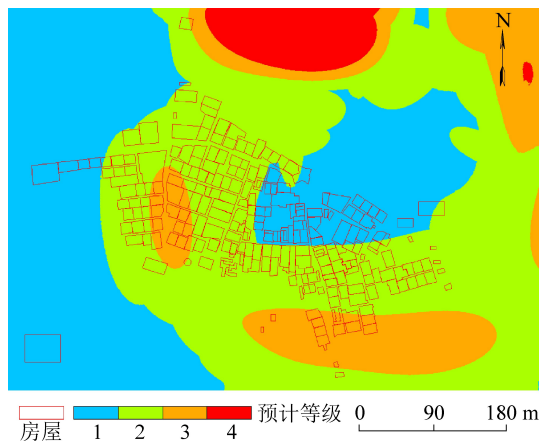


图2 测试集村庄开采损害预计等级

Fig.2 Test set village projected level map

2.3 数据整理与标准化

根据调查的裂缝情况按照《“三下”采煤及煤柱留设规范》给建筑物定级并赋值,Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ、Ⅳ级对应值1、2、3、4,无明显状况和倒塌的分别赋予0和5,并将收集到的时间和结构2种属性转换为折旧系数和补偿标准两种数值以方便进行后续的预测,基于GIS将整理的折旧系数、补偿标准、面积及等级作为建筑物矢量数据的属性表。利用深度学习方法在遥感图像提取建筑物分布图,为每户添加编号,通过编号将整理的建筑物调查表连接到建筑物矢量面上来。另外将预计得到的曲率和水平变形数据进行插值,根据井上下开采图的建筑物位置来提取每户建筑所在位置的曲率和水平变形数据,通过位置和编号连接至建筑物矢量面,即可得到用于训练和预测建筑物损害情况的基础数据。在利用深度学习提取建筑物分布图上,将测试集村庄的建筑物损害等级进行分级可视化的结果如图3所示。

2.4 训练和预测

在 ArcGIS 上将建筑物的等级通过符号系统进行分级显示时可发现各个等级分布散乱,难以寻找

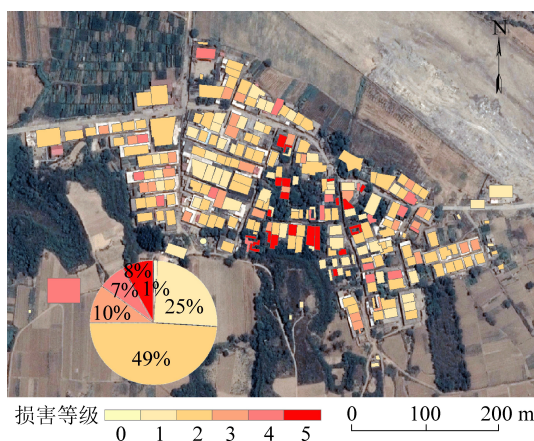


图3 测试集村庄房屋调查损害定级

Fig.3 Housing survey classification map of test set village

规律,测试集278户中Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ、Ⅳ级、无损害及倒塌的分别占25%、49%、10%、7%、1%、8%,损害等级与通过开采沉陷预计得到的等级相对应的有117户,即与调查结果无强烈对应关系。经过数据整理与标准化创建了具有5变量的数据集,这些数据有助于对采动区建筑物损害情况进行评价和预测,使用准备好的数据和机器学习库来创建训练模型并对测试集进行预测。

选择随机森林分类方法,使用分层抽样选取了314个建筑物作为训练集,训练模型并进行评估,根据模型性能进行调参然后对容量为278的测试集进行预测。训练集特征为建筑物属性表中的折旧系数、补偿标准、面积、曲率、水平变形,对应特征为损害等级,模型训练后根据模型的性能进行调参来提高分类效果。随机森林分类效果(准确率)与2个因素有关:①森林中任意两棵树的相关性:相关性越大,错误率越大;②森林中每棵树的分类能力:每棵树的分类能力越强,整个森林的错误率越低,而树的相关性和分类能力与特征选择个数(m)相关,通过多次尝试选择最优的 m (或范围)来提高结果的准确性,最后将模型应用于测试集进行预测,将其保存为要素类。

3 结果分析与评价

使用随机森林方法可得到参与训练的评价指标重要性表、训练集和测试集的分类结果,在得到的结果要素类中将预计等级、真实等级和预测等级以图表形式可视化,并新建传统方法预计情况和随机森林方法预测情况2个字段,使用字段计算器分别计算和分析2种方法的准确率,并以混淆矩阵的形式显示分类结果的精度。样本数为314的训练结果中,采用传统方法预计正确的有70个,利用随机森林进行综合预测正确的有235个,正确率为75%,样

本数为 278 的测试结果中,传统方法预计正确的有 117 个,正确率为 42%,本方法预测正确的有 197 个,正确率为 71%,与传统方法相比,有了明显的提高。随机森林分类得到的评价指标重要性见表 3,图 4、图 5 分别为训练集和测试集的建筑物损害等级对比图,显示了开采沉陷预计等级、调查定级与综合预测等级的分布情况,图 6、7 分别为训练集和测试集的精度评价混淆矩阵,图中上、下两行数据分别为正确率和错误率。

表 2 评价指标重要性

Table 2 Importance of evaluation indicators					
建筑时间	结构	面积	曲率	变形	
0.16	砖木	0.023			
	砖混 2	0.031	0.26	0.23	0.28
	砖混 1	0.026			

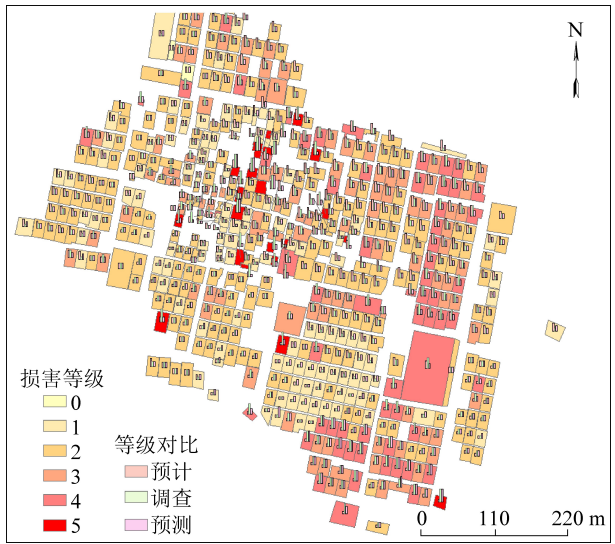


图 4 训练集建筑物损害等级对比

Fig.4 Training set building damage level comparison chart

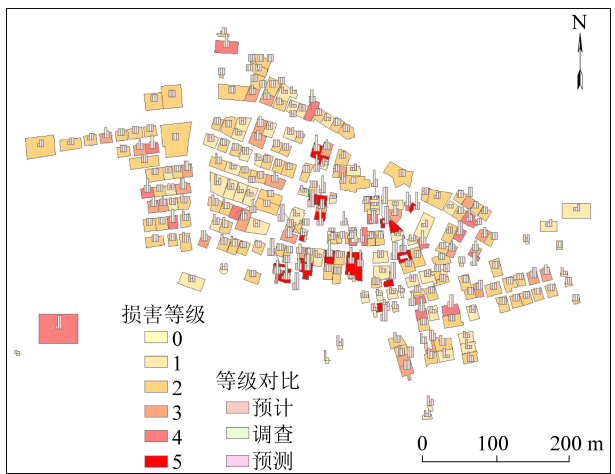


图 5 测试集建筑物损害等级对比

Fig.5 Test set building damage rating comparison chart

预测等级	0	1	2	3	4	5	
	1 0.3%	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	100% 0
	0 0%	29 9.2%	3 1.0%	0 0	0 0	4 1.3%	80.6% 19.4%
	1 0.3%	4 1.3%	155 49.4%	38 12.1%	21 6.7%	4 1.3%	69.5% 30.5%
	0 0	0 0	1 0.3%	27 8.6%	1 0.3%	0 0	93.1% 6.9%
	0 0	0 0	0 0	1 0.3%	17 5.4%	0 0	94.4% 5.6%
	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	7 2.2%	100% 0
							50.0% 50.0%
							87.9% 12.1%
							97.5% 2.5%
							40.9% 59.1%
							43.6% 56.4%
							46.7% 53.3%
							75.2% 24.8%
							真实等级
							0 1 2 3 4 5

图 6 训练集混淆矩阵

Fig.6 Training set obfuscation matrix

预测等级	0	1	2	3	4	5	
	2 0.7%	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	100% 0
	0 0	39 14.0%	2 0.7%	0 0	0 0	0 0	95.1% 4.9%
	1 0.4%	30 10.8%	134 48.2%	22 7.9%	13 4.7%	11 4.0%	63.5% 36.5%
	0 0	0 0	1 0.3%	7 2.5%	1 0.4%	1 0.4%	77.8% 22.2%
	0 0	0 0	0 0	1 0.3%	5 1.8%	0 0	100% 0
	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	10 3.6%	100% 0
							66.7% 33.3%
							56.5% 43.5%
							98.5% 1.5%
							24.1% 75.9%
							23.6% 73.7%
							45.5% 54.5%
							70.9% 29.1%
							真实等级
							0 1 2 3 4 5

图 7 测试集混淆矩阵

Fig.7 Test set obfuscation matrix

在测试集中,有 197 个样本预测正确,Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ、Ⅳ级、无损害与倒塌的分别为 39,134,7、5、2、10 个,其中Ⅱ级预测正确率最高,达到了 98.5%,Ⅲ级正确率最低为 24.1%,经过分析数据集知训练样本和测试样本中Ⅱ级的真实户数占比最多,且各指标值涉及范围较大,故容易将等级预测为Ⅱ级。各等级的预计和预测情况统计见表 3,建筑物等级预测情况分布图如图 8 所示,展示了各建筑物和各等级的预测分布情况。

表3 等级统计
Table 3 Statistical of grades

等级	真实户数	预计户数 (传统方法)	预计正 确数	预测户数 (随机森林)	预测正 确数
0(无损)	3	0	0	2	2
1(I)	69	56	13	41	39
2(II)	136	192	98	211	134
3(III)	29	30	6	9	7
4(IV)	19	0	0	5	5
5(倒塌)	22	0	0	10	10
总数	278	278	117	278	197

4 结 论

1) 首先采用传统方法对采动区开采沉陷进行预计,按照《“三下”采煤及煤柱留设规范》各等级的地表变形值利用 GIS 进行计算和分析,得出村庄建筑物所在位置的预计损害等级,但该等级分布主要与开采工作面位置、采深、采厚和预计参数有关,呈条带状分布,与实际调查结果不符。

2) 根据预计的地表移动、变形等数据与建筑物调查数据选取采动区建筑物损害预测的 5 个指标,采用深度学习的方法从遥感图像上提取了村庄的建

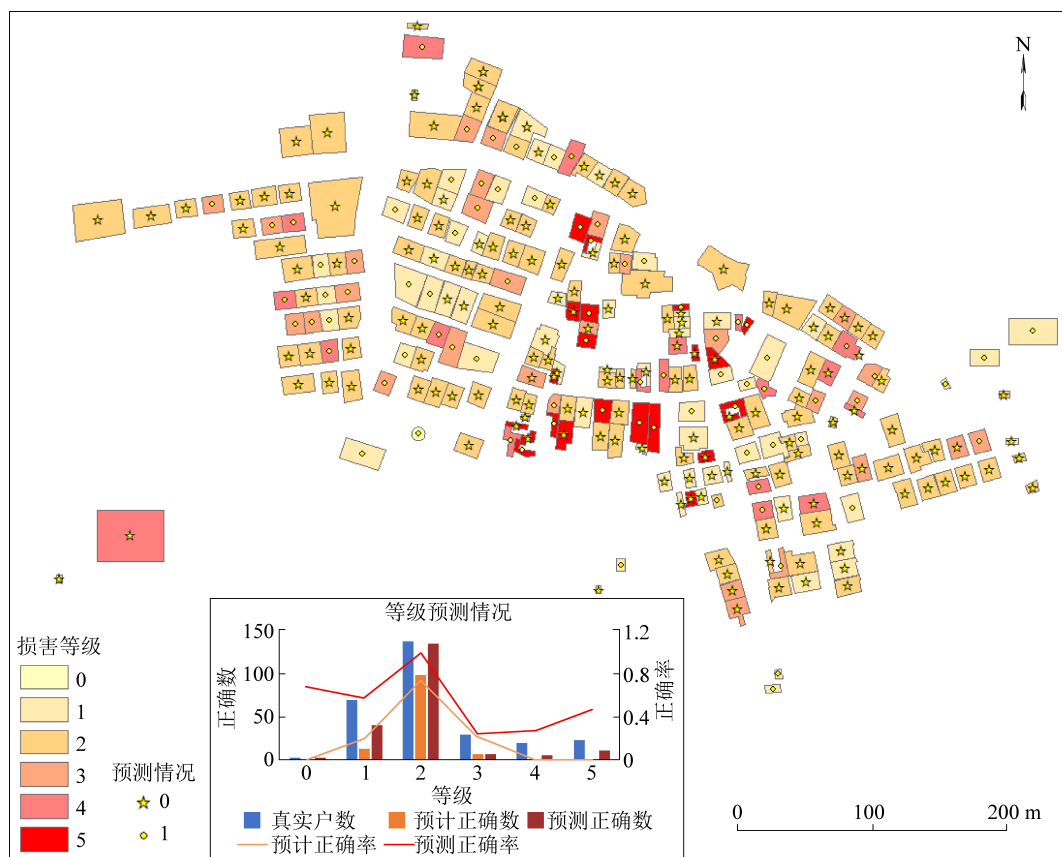


图8 测试集建筑物等级预测情况分布

Fig.8 Test set building grade forecast distribution chart

筑物,根据样本编号和位置将指标数据连接到建筑物分布图上,整理出训练样本和测试样本,利用随机森林的分类方法训练和预测。最终测试集的预测准确率为 71%,传统方法的正确率为 42%,相比传统预计方法有了很大的进步,能够为今后的采动区建筑物损害评价提供一种研究思路,对采动区的开采工作也有一些参考价值。

3) 由于选取的指标不够全面且训练样本的数量有限和等级分布不均衡等因素的影响,使得研究结果的精度还有一定的提升空间,在后续的研究中

可选取更全面的预测指标,增大训练样本集,并对数据进行筛选使得各等级的数据较为均衡再对采动区建筑物损害等级进行综合预测,提高预测精度使该评价方法能够应用到采动区开采的规划和管理工作中来。

参考文献 (References):

- [1] 张良发,艾 东.某矿区房屋与地面变形影响因素分析[J].资源环境与工程,2013,27(1):60-64.
ZHANG Liangfa, AI Dong. Analysis of influence factors of house and ground deformation in a ore district [J]. Resources

- Environment & Engineering, 2013, 27(1): 60-64.
- [2] 何 荣,王 斌.基于层次分析法的矿区建筑物损害程度模糊评价[J].河南理工大学学报(自然科学版),2017,36(1):32-37.
HE Rong, WANG Bin. Fuzzy evaluation of damage degree of buildings based on analytic hierarchy process[J]. Journal of Henan Polytechnic University(Natural Science), 2017, 36(1): 32-37.
 - [3] OH H J, LEE S. Assessment of ground subsidence using GIS and the weights-of-evidence model[J]. Engineering Geology, 2010, 115(1-2): 36-48.
 - [4] DJAMALUDDIN I, MITANI Y, ESAKI T. Evaluation of ground movement and damage to structures from Chinese coal mining using a new GIS coupling model[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2011, 48(3): 380-393.
 - [5] 饶正保,王旭春,卢 雷.基于 GIS 的沉陷区建筑物损害可视化评价方法[J].青岛理工大学学报,2006(1):24-27.
RAO Zhengbao, WANG Xuchun, LU Lei. GIS based visualized damage evaluation method of constructions in subsidence area [J]. Journal of Qingdao Technological University, 2006(1): 24-27.
 - [6] 胡炳南,郭文砚.我国采煤沉陷区建筑利用关键技术及其发展方向[J].煤炭科学技术,2021,49(4):67-74.
HU Bingnan, GUO Wenyan. Key technologies and development directions of building utilization in coal mining subsidence areas in China[J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(4): 67-74.
 - [7] 王世东,刘 毅.基于改进模糊综合评价模型的矿区土地损毁程度评价[J].中国生态农业学报,2015,23(9):1191-1198.
WANG Shidong, LIU Yi. Evaluation of the degree of land destruction in mining areas using improved fuzzy comprehensive evaluation method [J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015, 23(9): 1191-1198.
 - [8] 崔希民,张 兵,彭 超.建筑物采动损害评价研究现状与进展[J].煤炭学报,2015,40(8):1718-1728.
CUI Ximin, ZHANG Bing, PENG Chao. Current status and progress on the estimation of mining-induced building damage [J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(8): 1718-1728.
 - [9] MALINOWSKA A, HEJMANOWSKI R. Building damage risk assessment on mining terrains in Poland with GIS application[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2010, 47(2): 238-245.
 - [10] 赵德深,徐孟林,夏洪春.基于熵权-层次分析法的导水裂缝带高度预测的研究[J].煤矿开采,2013,18(1):8-10.
ZHAO Deshen, XU Menglin, XIA Hongchun. Prediction of water-induced fissure zone height based on entropy weight-AHP [J]. Coal Mining Technology, 2013, 18(1): 8-10.
 - [11] 冯宝红.开采沉陷对建筑物影响的分析[J].测绘科学,2013,38(4):170-171.
FENG Baohong. Analysis of mining subsidence effects on buildings[J]. Science of Surveying and Mapping, 2013, 38(4): 170-171.
 - [12] 牛宗涛.采动区建筑物变形特性研究与工程应用[D].西安:西安科技大学,2008:10-15.
NIU Zongtao. Analysis and engineering application on deformation characteristic of the buildings above mining subsidence areas [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2008: 10-15.
 - [13] 刘潇鹏,郭广礼,徐良骥,等.采动区建筑物损害综合评价技术研究[J].中国矿业,2019,28(4):168-172.
LIU Xiaopeng, GUO Guangli, XU Liangji, et al. Research on comprehensive evaluation technology of building damage in mining area [J]. China Mining Magazine, 2019, 28(4): 168-172.
 - [14] 郭文兵,吴财芳,邓喀中.开采影响下建筑物损害程度的人工神经网络预测模型[J].岩石力学与工程学报,2004,23(4):583-587.
GUO Wenbing, WU Caifang, DENG Kazhong. Artificial neural network prediction model of mining-induced damage of buildings [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(4): 583-587.
 - [15] 王明柱,郭广礼,王 磊.矿区地表移动变形监测数据处理[J].测绘科学,2012,37(4):67-69.
WANG Mingzhu, GUO Guangli, WANG Lei. Surface movement observation data processing in mining area [J]. Science of Surveying and Mapping, 2012, 37(4): 67-69.
 - [16] COOPER G F, ALIFERIS C F, AMBROSINO R, et al. An evaluation of machine-learning methods for predicting pneumonia mortality[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 1997, 9(2): 107-138.
 - [17] ADI S P, ADISHESHA V B, BHARADWAJ K V, et al. Earthquake damage prediction using random forest and gradient boosting classifier[J]. American Journal of Biological and Environmental Statistics, 2020, 6(3): 58-63.
 - [18] LIM S, CHI S. Damage prediction on bridge decks considering environmental effects with the application of deep neural networks [J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2021, 25(2): 371-385.
 - [19] 张鲜妮,王 磊.基于支持向量机的建筑物采动损害预测模型[J].矿业安全与环保,2016,43(6):40-44.
ZHANG Xianni, WANG Lei. Prediction model of mining-induced building damage based on support vector machine [J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2016, 43(6): 40-44.
 - [20] 张雪芹.煤矿开采对地面村庄建筑损害评估的可视化研究[D].太原:太原理工大学,2015:11-16.
ZHANG Xueqin. Damage assessment visualization research on the ground buildings of village by coal mining [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2015: 11-16.
 - [21] 韩奎峰.开采沉陷预计数据自动嵌入矿区 DEM 的方法研究[J].金属矿山,2009(6):104-106.
HAN Kuifeng. Research on the automatic embedding of mining subsidence forecast data into mine DEM [J]. Metal Mines, 2009(6): 104-106.
 - [22] 易四海,滕永海,唐志新,等.采煤沉陷区大型建筑物与地基相互作用机理研究[J].煤炭科学技术,2020,48(10):166-172.
YI Sihai, TENG Yonghai, TANG Zhixin, et al. Study on interaction mechanism between large buildings and ground in coal mining subsidence area [J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(10): 166-172.