

DOI:10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.2015.02.25

基于遗传算法的拐点偏移距神经网络预测 模型构建及分析

陈俊杰,王明远

(河南理工大学,河南 焦作 454000)

摘要: 为了提高矿山开采沉陷中拐点偏移距精度,在综合考虑传统 BP 神经网络优缺点的基础上,利用了遗传算法(GA)所具有的整体搜索能力,使 BP 神经网络输入层获得最优的初始权重和阈值。选取了 35 个地表移动观测站拐点偏移距作为学习训练和测试样本,进行了 GA-BP 神经网络泛化能力测试和效果分析。结果表明:运用 GA-BP 神经网络方法求取拐点偏移距,其预测精度得到了较大提高,对于提高开采沉陷预计精度有着一定的参考价值。

关键词: BP 神经网络;遗传算法;拐点偏移距

中图分类号:TD8;TD327

文献标识码:A

文章编号:1003-8035(2015)02-0142-06

Construction of neural network prediction model for deviation of inflection point based on genetic algorithm

CHEN Junjie, WANG Mingyuan

(Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China)

Abstract: To improve accuracy of deviation of inflection point in mining, based on comprehensive consideration of advantages and disadvantages of traditional BP neural network, whole search capability of genetic algorithm (GA) is used, and the optimal initial weights and thresholds about the input layer of BP neural network can be got. Deviation of inflection points in 35 surface movement observation stations are selected for learning test samples, generalization experiment and effect analysis of GA-BP neural network are processed. The result show, the prediction accuracy is improved a lot by GA-BP neural network to get deviation of inflection point, and there is certain reference value for improvement prediction accuracy in mining subsidence.

Keywords: BP neural network; genetic algorithm; deviation of inflection point

0 引言

矿山开采沉陷中拐点偏移距的求取精度,直接影响到在开采沉陷预计中,其预测结果能否反映岩层与地表移动变形真实情况。由于煤矿开采过程中地质采矿条件的复杂性,拐点偏移距的求取与诸多因素有关。

在神经网络模型应用方面,许多学者作了大量的工作。栾元重、杨帆和麻凤海等教授,在具体矿区实测资料的基础上,通过运用人工神经网络模型求出了矿区岩层移动参数^[1-2]。郭文兵教授结合典型矿区,在系统分析地质采矿条件与预测参数之间关系的基础上,建立了概率积分法参数选取的神经网络模型,并取得了较

收稿日期:2014-08-10;修订日期:2014-09-25

基金项目:国家自然科学基金委员会与神华集团有限责任公司联合资助项目(U1261206);河南省教育厅科学技术研究重点资助项目(13A440464);河南省高校科技创新团队支持计划(13IRTSTHN029)

第一作者:陈俊杰(1972-),男,河南柘城人,教授,硕士研究生导师,研究方向为矿山测量与开采沉陷。E-mail:chenjj@hpu.edu.cn

好的预测结果^[3]。刘春艳等对比分析了传统 BP 与运用遗传算法 (genetic algorithm, 简称 GA) 改进 BP 神经网络模型 (简称 GA-BP 神经网络模型) 优缺点, 并对预测数据的拟合效果进行了探讨^[4]。杨发群等从理论上对如何建立 GA-BP 模型进行了研究^[5]。秦真珍等针对某大坝的实际观测需求, 通过建立 GA-BP 模型, 进行了实际观测数据的预测, 表明该模型在大坝沉降观测的预测方面具有一定的应用价值^[6]。李萍通过实例分析, 证明 GA-BP 模型预测精度及推广能力均优于传统的预测方法^[7]。但是, 以上研究均是基于不同研究领域的具体观测数据进行探讨和分析的。作者查阅了大量的资料, 发现在运用 GA-BP 神经网络模型求取拐点偏移距方面的文献并不多见。本文在综合分析拐点偏移距与煤层地质条件之间关系的基础上, 对运用 GA-BP 神经网络模型预测拐点偏移距的可行性方面进行了探讨。

1 拐点偏移距及其影响因素

拐点偏移距 S 是由于采空区悬臂作用引起拐点的偏移距离。根据开采沉陷的下沉曲线, 确定拐点, 再将拐点投影到煤层上, 量取实际开采边界与拐点投影点

之间的距离, 即为拐点偏移距^[8] (图 1)。拐点偏移距的大小直接影响着地表沉陷的形状和范围, 以及地表移动变形的预计精度。因此, 研究拐点偏移距的内在变化规律对提高开采沉陷预计的精度具有重要的意义^[9]。

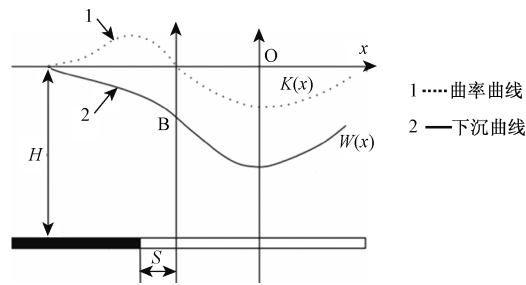


图 1 拐点偏移距示意图
Fig.1 Diagram about Deviation of inflection point

影响拐点偏移距的因素包括上覆岩层岩性、岩层层位、松散层厚度、煤层倾角、煤层采厚、采深、采动程度、重复采动、采煤方法和顶板管理方法等, 其中较为主要因素是上覆岩性、煤层采深、煤层采厚、采动程度和煤层倾角等 5 个因素^[10-11]。在实际工作中, 当没有矿区地表移动观测站实测资料时, 可以依据煤层上覆岩性来确定拐点偏移距 (表 1)。

表 1 按覆岩强度分类的拐点偏移距经验值

Table 1 Experience values of deviation of inflection point according to the classification of overburden rock strength			
覆岩类型	覆岩性质		经验值
	主要岩性	单轴抗压强度/MPa	S/H
软弱	大部分为新生代地层软页岩、泥灰岩及黏土、砂质黏土等松散层	≤ 30	0 ~ 0.7
中硬	大部分以中生代地层中硬砂岩、石灰岩、砂质页岩为主, 其它为软砾岩、致密泥灰岩、铁矿石	30 ~ 60	0.08 ~ 0.30
坚硬	大部分以中生代地层硬砂岩、硬石灰岩为主, 其它为砂质页岩、页岩、辉绿岩	≥ 60	0.31 ~ 0.43

2 基于遗传算法 (GA) 的 BP 神经网络模型的建立

2.1 遗传算法改进 BP 神经网络原理

BP 神经网络的构造合理与否, 与网络预测准确性有着直接的关系。依据需求, 构建了 3 层 BP 神经网络的拓扑结构 (图 2)。输入层包括上覆岩性、煤层采深、煤层采厚、采动程度和煤层倾角 5 个神经元, 中间单一隐含层, 输出层为拐点偏移距一个神经元。根据 Kolmogorov 定理, 本文神经网络模型隐含层神经元个数初步设定为 11 个。

BP 神经网络学习过程分两个阶段: (1) 正向传播过程: 训练样本经归一化处理后通过输入层, 经过隐含层非线性的激活函数变换后作用于输出层, 生成输出值 Y 。(2) 逆向传播过程: 网络输出值 Y 与实际值 t 之

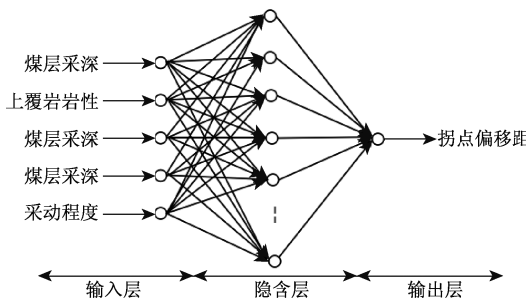


图 2 拐点偏移距 3 层 BP 神经网络结构
Fig.2 3 layer BP neural network structure about deviation of inflection point

间的差值逆向反馈给神经网络, BP 神经网络按照误差梯度下降的方式自动修正权值及阈值。神经网络经过反复学习训练, 误差值达到预先设定的精度, 确定与最小误差相对应的权值和阈值, 训练即完成。但是, BP

神经网络存在着对初始的权重和阈值敏感度高、收敛速度慢和泛化能力不强等缺点。在具体实践应用中,需要对 BP 神经网络加以改进。

2.2 GA-BP 神经网络训练与测试

在求取拐点偏移距时,本文采用遗传算法(GA)对 BP 神经网络模型进行改进。其基本思路是,按照所选择的适应度函数并通过遗传法则对个体进行筛选,使适应度值高的个体被保留。实际上是利用种群搜索方式对给定网络的权值、阈值进行最优配置,目的是寻找最容易获得全局最优的网络参数,改善 BP 网

络过分依赖梯度信息,实现误差全局最小的最大可能性。这样反复循环通过若干代的进化得出条件最优的个体。

BP 神经网络预测能力与样本数据的选取有很大关系,根据文献[12],筛选出 35 个地表移动观测站拐点偏移距的实测数据,作为神经网络学习训练和测试的样本(表 2)。将 1~25 号数据作为学习样本,对 GA-BP 神经网络进行训练,网络训练完成后,用 26~35 号观测站数据对 GA-BP 神经网络模型的适应度和泛化能力进行测试。

表 2 典型地表移动观测站数据
Table 2 Data of typical surface movement observation

序号	观测站名称	地质采矿条件				拐点偏移距与采深之比	
		岩石硬度系数 f	开采深度 H/m	开采厚度 M/m	采动系数 n	煤层倾角 $\alpha/(^{\circ})$	S/H
1	阜新平安五坑	3.2	60	2.1	1.00	30	0.14
2	北票台台吉矿一井	3.6	120	1.6	0.98	38	0.18
3	彩屯矿走向线	5.0	513	5.5	0.96	15	0.12
4	平顶山四矿	4.0	175	1.6	0.18	13	0.15
5	铁法大明一矿	3.5	106	1.9	0.89	5	0.10
6	铜川鸭口 905	2.5	181	1.9	0.67	10	0.09
7	西安劳保井五路	2.5	72	1.5	0.17	25	0.08
8	辽源梅河三井	1.5	104	2.2	0.86	45	0.12
9	峰峰 3252 站	4.8	78	0.8	1.00	19	0.20
10	峰峰 3701 站	5.2	105	1.4	1.00	9	0.21
11	枣庄 2042 站	3.7	42	1.5	1.00	11	0.18
12	枣庄 331 站	3.7	130	1.9	0.92	4	0.16
13	焦作李封矿 603 站	3.8	255	6.3	0.69	6	0.09
14	焦作马村 102 走向(上)	4.0	128	2.2	0.75	8	0.14
15	徐州董庄矿 107 站	3.4	156	2.0	0.72	30	0.10
16	徐州董庄矿 502 站	3.5	98.5	2.0	0.88	16	0.09
17	南桐 1102	7.1	260	1.2	0.69	31	0.29
18	义马耿村矿 11061	6.0	280	2.4	0.61	12	0.31
19	石嘴山矿	3.3	268	4.1	0.65	19	0.08
20	元宝山三井	3.0	191	1.9	0.51	7	0.08
21	淮北张庄矿 423	4.0	105	2.7	0.96	6	0.15
22	潞安五阳矿 7305(顶)	5.2	213	3.0	0.82	8	0.16
23	兖州北宿矿六采区	2.5	305	0.9	1.00	7	0.10
24	兖州杨村矿三采区	0.7	285	1.3	1.00	6	0.03
25	兖州兴隆矿 5306	2.3	420	7.8	0.58	4	0.06
26	兖州南屯矿 33(上)	1.7	284	2.9	0.66	4	0.09
27	峰峰 0252 站	5.8	133	2.4	1.00	11	0.24
28	潘西矿一采区	5.0	91	2.2	1.00	22	0.22
29	平顶山十矿 1251 站	4.6	109	2.5	0.89	9	0.16
30	兖州兴隆矿 4314	1.3	325	8.2	0.63	4	0.06
31	扎赉诺尔十一井	1.4	115	4.2	1.00	8	0.06
32	协庄矿八采区	4.5	152	1.8	0.92	28	0.21
33	涟邵洪山殿矿 1612 站	5.0	115	2.0	0.69	34	0.05
34	兖州鲍店矿 1308	2.2	427	8.5	0.60	4	0.05
35	徐州董庄矿 113 站	3.4	160	2.1	0.79	33	0.09

2.2.1 数据预处理

为了提高训练效率,调用 MATLAB 神经网络工具箱中的 `Preminmx` 函数,把数据归一化到 $[0,1]$ 区间内。同时,调用 MATLAB 神经网络工具箱中基于 `levenberg-Marquardt` 优化算法的 `trainlm` 训练函数,对 BP 神经网络训练过程中出现的经常发生振荡、收敛速度缓慢等问题进行了改善。

2.2.2 网络训练与测试

首先,对输入值进行遗传运算,得出最优的初始值权值和传输阈值,然后,建立 BP 神经网络,并根据得到的最优初始权值和阈值进行学习训练。对于非线性神经网络,选择合适的学习速率是很重要的,它和负梯度的乘积决定了权值和阈值的调整幅度,速率过大会引起局部震荡不稳定或者出现麻痹现象^[13],而学习速率太小则导致收敛速度慢训练时间长。考虑到现场实测数据的精度,把网络模型学习速率初始设定为 0.3,设定网络收敛目标精度为 0.0001,即当网络模型误差达到 0.0001 时训练停止(图 3~图 4)。GA-BP 神经网络在迭代 11 次后达到了预定精度,而标准 BP 神经网络迭代 4570 次才达到预定精度。所以,GA-BP 神经网络收敛速度比标准 BP 神经网络有显著提升。

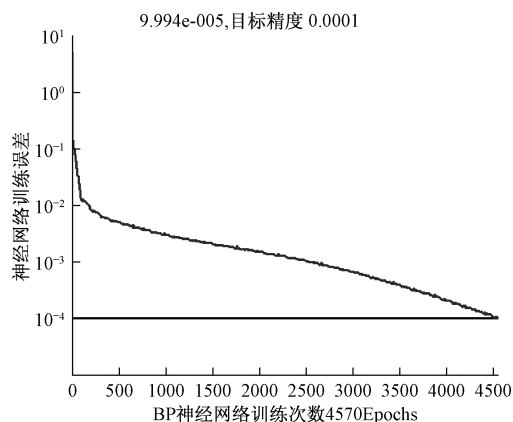


图3 BP神经网络训练结果

Fig.3 Result of BP neural network training

3 神经网络泛化能力测试效果及分析

利用已经训练完成的 GA-BP 神经网络模型,对表 2 中 1-25 号拐点偏移距观测数据进行学习样本拟合能力测试(图 5)。

从图 5 可以看出,GA-BP 神经网络模型对学习样本的拟合程度很高。说明通过采用该模型,较好地实现了对神经网络的初始权值以及阈值分布情况

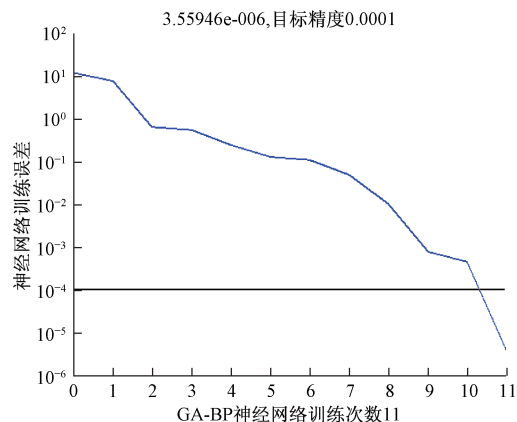


图4 GA-BP神经网络训练结果

Fig.4 Result of GA-BP neural network training

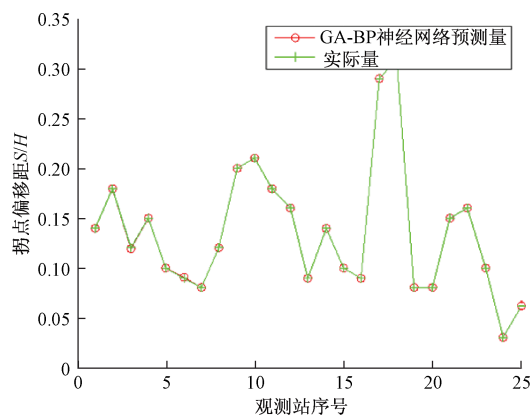


图5 GA-BP神经网络学习测试对比图

Fig.5 Contrast figure about learning test of GA-BP neural network

的优化,在预测拐点偏移距时可以达到较高的精度。

神经网络的泛化能力测试效果的关键在于对新数据的预测。分别采 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型,对表 2 中 26-35 号观测站拐点偏移距的新鲜数据进行预测,并与观测站实测结果进行了比较与分析(表 3)。

根据以上泛化能力测试效果及综合分析,可知:

(1)在采用标准 BP 神经网络模型预测拐点偏移距时,预测结果的相对误差偏大,在 10.19% ~ 17.45%。而通过运用 GA-BP 神经网络模型,其预测结果最大相对误差为 10.12%,最小仅为 3.20%,预测结果的相对误差较小,预测精度能够满足开采沉陷预测要求^[13]。

(2)当采用标准 BP 神经网络模型进行预测时,其初始权值和阈值是随机给定的,这种未经优化的随机初始化,导致拐点偏移距的预测结果不稳定,导致预测结果的精度不高。

表 3 神经网络预测值与实测值比较

Table 3 Prediction values by neural network compared with measured values

序号	观测站名称	实测值	BP 预测值	绝对误差	相对误差/%	GA-BP 预测值	绝对误差	相对误差/%
26	兖州南屯矿 33(上)	0.09	0.0769	0.0131	14.55	0.0976	-0.0076	8.44
27	峰峰 0252 站	0.24	0.2782	-0.0382	15.91	0.2643	-0.0243	10.12
28	潘西矿一采区	0.22	0.2477	-0.0277	12.59	0.2049	0.0151	6.86
29	平顶山十矿 1251 站	0.16	0.1433	0.0167	10.43	0.1731	-0.0131	8.18
30	兖州兴隆矿 4314	0.062	0.0531	0.0089	14.35	0.0597	0.0023	3.70
31	扎赉诺尔十一井	0.06	0.0691	-0.0091	15.16	0.0572	0.0028	4.67
32	协庄矿八采区	0.21	0.2314	-0.0214	10.19	0.2231	-0.0131	6.23
33	涟邵洪山殿矿 1612 站	0.05	0.0582	-0.0082	16.40	0.0516	-0.0016	3.20
34	兖州鲍店矿 1308	0.05	0.0442	0.0058	11.60	0.0472	0.0028	5.60
35	徐州董庄矿 113 站	0.09	0.0743	0.0157	17.45	0.0863	0.0037	4.11

(3)从应用效果和应用条件看,将遗传算法和 BP 神经网络结合起来,得到的预测模型优势明显。不仅能够利用神经网络的泛化能力和学习能力,而且充分发挥了 GA-BP 神经网络模型优点,加快了神经网络的收敛速度,稳定地输出了拐点偏移距的预测值,提高了预测值的精度。

(4)应该指出的是,在拐点偏移距求取过程中,GA-BP 网络性能优于 BP 网络性能是以较长时间开销为代价的^[14]。因为 GA-BP 网络增加了权值和阈值的训练过程,其迭代次数和精度的选取等都不不可避免地影响整个训练过程的时间。不过,随着计算机技术的不断发展及相关计算软件的不断更新,该问题可以得以明显改善。

4 结论

(1)将遗传算法(GA)和 BP 神经网络相结合,建立了最优的拐点偏移距 GA-BP 神经网络预测模型。

(2)选取了 35 个拐点偏移距的实测数据,作为神经网络学习训练和测试的样本,并对 GA-BP 神经网络模型的适应度和泛化能力进行测试。

(3)通过采用 GA-BP 神经网络模型,稳定地输出了高精度的预测值,用该模型求取拐点偏移距是可行的。同时,对 GA-BP 神经网络模型的应用效果、应用条件以及该模型存在的不足等问题进行了探讨。

参考文献:

[1] 栾元重. 神经网络在矿山地表移动参数辨识中的应用[J]. 矿山测量,1998(3):42-44.

LUAN Yuanzhong. Application of artificial neural network in identification of surface displacement parameters in mining area [J]. Mine Surveying, 1998 (3):42-44.

[2] 杨帆,麻凤海. 地表移动预计参数选取的神经网络法[J]. 中国地质灾害与防治学报,2004,15(1):102-106.

YANG Fan, MA Fenghai. Neural network method used in adopting parameters for prediction of surface displacement [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2004,15(1):102-106.

[3] 郭文兵,邓喀中,邹友峰. 概率积分法预计参数选取的神经网络模型[J]. 中国矿业大学学报,2004,33(3):322-326.

GUO Wenbing, DENG Kezhong, ZOU Youfeng. Artificial neural network model for predicting parameters of probability-integral method[J]. Journal of China University of Mining &Technology, 2004,33(3):322-326.

[4] 刘春艳,凌建春,寇元林,等. 神经网络与 BP 神经网络性能比较[J]. 中国卫生统计,2013,40(2):176-181

LIU Chunyan, LLING Jianchun, KOU Yuanlin. Performance comparison between GA-BP neural network and BP Neural network [J]. Chinese Journal of Health Statistics, 2013,40(2):176-181

[5] 杨发群,邱卫宁,魏成,等. 顾及不确定因素的 GA-BP 神经网络在路基沉降预测中的应用[J]. 测绘工程,2013,22(6):51-54.

YANG Faqun, QIU Weining, WEI Cheng, et al. Application of GA-BP neural network with uncertainties to subgrade subsidence prediction [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2013,22(6):51-54.

[6] 秦真珍,杨帆,黄胜林. 基于 GA-BP 算法的大坝边坡变形预测模型[J]. 测绘工程,2010,19(1):13-16.

QIN Zhenzhen, YANG Fan, HUANG Shenglin, etc. Dam side slope deformation forecast model research based on GA-BP algorithm [J]. Engineering of

- Surveying and Mapping, 2010, 19(1): 13 - 16.
- [7] 李萍. 基于 GA-BP 模型的铁路货运量预测[J]. 兰州交通大学学报, 2014, 33(3): 203 - 207.
- LI Ping. Railway freight volume forecasting method based on GA-BP model [J]. Journal of Lanzhou Jiaotong University, 2014, 33(3): 203 - 207.
- [8] 郭文兵. 煤矿开采损害与保护[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 2013: 68 - 70.
- GUO Wenbing. Mining damage and protection in mine [M]. Beijing: China Coal Industry Publishing House, 2013: 68 - 70.
- [9] 郝延锦, 吴立新. 拐点偏移距的影响因素及形成机理[J]. 中州煤炭, 2000 (1): 4 - 5.
- HAO Yanjin, WU Lixin. Influence deviation of inflection point and formation mechanism [J]. Zhongzhou Coal, 2000 (1): 4 - 5.
- [10] 谢文兵, 笪建原, 张连贵, 等. 地质采矿因素对拐点偏距的影响[J]. 矿山压力与顶板管理, 1998, (1): 28 - 29.
- XIE Wenbing, DA Jianyuan, ZHANG Liangui, et al. Influence of geological and mining factors on deviation of inflection point [J]. Ground Pressure and Strata Control, 1998, (1): 28 - 29.
- [11] 郝延锦, 吴立新, 陈胜华. 岩移参数的统计和影响因素[J]. 煤矿安全, 2000(5): 30 - 31.
- HAO Yanjin, WU Lixin, CHEN Shenghua. Statistics and influence factors about parameters of strata movement [J]. Safety in Coal Mines, 2000 (5): 30 - 31.
- [12] 国家煤炭工业局. 建筑物、水体、铁路及主要井巷煤柱留设与压煤开采规程[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 2000: 98 - 120.
- China Coal Industry Bureau. The building, the water body, the railroad and the main well lane coal column remains supposes with presses the coal mining regulations [M]. Beijing: China Coal Industry Publishing House, 2000: 98 - 120.
- [13] 胡伍生. 神经网络理论及其工程应用[M]. 北京: 测绘出版社, 2006: 63 - 81.
- HU Wusheng. Theory of neural network and engineering application [M]. Beijing: Surveying and Mapping Publishing House, 2006: 63 - 81.
- [14] 黄建国, 罗航, 王厚军, 等. 运用 GA-BP 神经网络研究时间序列的预测[J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(5): 687 - 692.
- HUANG Jianguo, LUO Hang, WANG Houjun, et al. Prediction of time sequence based on GA-BP neural network [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2009, 38(5): 687 - 692.

关于为《中国地质灾害与防治学报》征集照片的启事

为了使本刊论文内容更加形象、生动,便于读者清晰地识别地质灾害的各种地质作用及现象,反映治理措施及治后效果,我刊每期另附彩版照片。凡为彩版或封面提供照片者,每版应附 100 ~ 500 字说明,每张照片也应有相应说明。为保证出版效果,请提供原照片;若用数码相机拍摄,请采用 200 万像素以上的模式拍照。照片的分辨率应在 1600 × 1200dpi 以上(Fine 或 High 模式);如照片文件为扫描版,请采用 600dpi 以上的设置扫描。如用电子邮件发送,请提供照片的原电子文档 JPG 格式(勿自行用 Photoshop 或 ACDsee 等软件处理),以保证照片的清晰度。另请提供 1 份 Word 文档,但其仅供排版时参考,不能作为印刷、排版的原始稿件。提供的照片采用刊登后,付稿酬。欢迎各地、各界同仁踊跃选送各种典型照片(含国外照片)。

感谢您的支持与合作!

本刊网址: <http://zgddzhyfz.paperopen.com>

电子信箱: zhaoh@mail.cigem.gov.cn nitx@mail.cigem.gov.cn

《中国地质灾害与防治学报》编辑部