# 煤层底板油型气涌出危险性超前探测技术

**魏明尧1，郭奉献2，孔睿2，杨彩1，柏发松3**

（1. 中国矿业大学 物联网研究中心 矿山互联网应用技术国家地方联合工程实验室，江苏 徐州 221008；

2. 中国矿业大学 安全工程学院，江苏徐州22116；

3. 平安煤矿瓦斯治理国家工程研究中心有限责任公司，安徽淮南232001）

摘要：煤油气共生矿井中底板油型气大量涌出易诱发重大瓦斯灾害，为超前预测底板油型气涌出危险性，本文将前方油型气涌出危险性分为地质异常和涌出异常。其中地质异常评估以含油型气岩层的电性特征为基础，利用电法探测技术获取掘进巷道前方100 m范围底板电阻率分布。采用电法指标变异系数表征岩层稳定性，间接反映岩层裂隙发育程度，以此作为一种油型气涌出危险性的实时地质异常评估指标；综合考虑底板岩体力学、厚度、渗透性和地质构造参数，采用数值模拟的方法模拟不同地质条件底板油型气涌出规律，将不同地质参数作为输入量，油型气涌出量作为输出量，通过融合[遗传算法优化的反向传播神经网络](http://www.baidu.com/link?url=7MufmZgJaCQVM8Pc-oXCm296v0ZFo-rpjh5sw5pktiSrwyS63FiVcCvcwkitwTJ-ado6gqZrbo_bLRQnY7Uhke_Ivc_mQbxt2-ATYrioj1O)(GA-BP)进行训练学习，最终得到油型气涌出量预测模型对油型气的涌出异常进行评估。采用该方法对现场掘进巷道迎头底板区域进行电法探测，并对掘进巷道前方油型气涌出危险性进行预测。结果表明地质异常指标、预测涌出量与油型气赋存条件的统计定性分析结果相吻合。结合两者异常表现得出巷道不同位置油型气的涌出危险性，并提出相应的治理方案保证煤矿的安全生产工作顺利进行。

关键词：油型气；超前探测；直流电法；机器学习；危险性预测

Advanced detection technology for the emission risk of oil-type gas out of the coal seam floor

WEI Mingyao**1**, GUO Fengxian**2**, KONG Rui**2**, YANG Cai**1**, BAI Fasong**3**, ZHAI Yanpeng**3**, ZHANG Qian**1**, FENG Buyun**1**

（1. National and Local Joint Engineering Laboratory of Internet Application Technology on Mine, IoT Perception Mine Research Center, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China; 2. School of Safety Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 3. Pingan Coal Mine Gas Control National Engineering Research Center Co. ，Ltd., Huainan 232001, China）

**Abstract:** Floor oil-type gas disasters occur frequently in coal-oil-gas coexistence mines. In order to predict the risk of floor oil-type gas gushing in advance, this paper divides the risk of oil-type gas gushing ahead into geological anomalies and gushing anomalies. Among them, the evaluation of geological anomalies is based on the electrical characteristics of oil-type gas-bearing rock formations, through the electrical detection technology to obtain the distribution of floor resistivity within 100 m in front of the tunnel. And the coefficient of variation of the electrical index can characterize the stability of rock strata, and indirectly reflect the development degree of rock fractures, which is proposed as a real-time geological anomaly evaluation index; comprehensively consider floor resistivity variation coefficient, lithology, thickness, permeability and geological structure parameters, adopt numerical simulation method to simulate oil-type gas gushing rules of floor under different geological conditions, and use different geological parameters as input, the oil-type gas gushing volume as the output, and the training are carried out through the back-propagation neural network (GA-BP) optimized by the genetic algorithm, finally the prediction model is obtained to evaluate the abnormal oil type gas gushing. This method is used to conduct electrical detection on the front floor area of the excavation roadway, then predict the risk of oil-type gas gushing in front of the excavation roadway. The results show that, the geological anomaly index and the predicted gushing volume are consisted with the statistical qualitative analysis results. Combining the abnormal performance of the two, the risk of oil-type gas gushing at different positions in the roadway is obtained, and put forward the plan to ensures the coal mine safety production.

**Key words:** oil-type gas; advanced detection; machine learning; DC method; risk prediction

基金项目：国家重点研发计划项目（2022YFE0128300）

作者简介：魏明尧（1984-），男，江苏徐州人，博士，副研究员，主要从事煤矿安全生产方面的研究工作。E-mail：cumtwmy@sina.com，Tel：0516- 83590839。

巷道掘进过程中会造成底板卸压，底板下赋存的油型气受采动卸压影响发生异常涌出导致工作面瓦斯超限，所以提前对底板油型气危险性做好预报工作对煤矿安全生产尤为重要。目前矿井掘进巷道超前探测分为钻孔探测和地球物理探测，其中钻探方法范围小、耗时长、试错成本高，无法满足大范围区域内油型气层探测的需要[1]。地球物理探测技术作为有效超前探测手段，在巷道掘进安全保障中发挥了重要作用，主要技术方法分为基于岩石弹性力学的地震反射波法超前探测技术、基于地质体电性差异的直流电法超前探测技术与瞬变电磁超前探测技术，以及一些其他的超前探测技术如红外探测技术、微重力法及电磁辐射法[2]。众多物探方法中地震波法超前探测常用于探测前方的地质构造，而相比与震波法，电法勘探对于含水地质体的响应更加敏感，也是掘进巷道超前预测预报的主要技术手段[3-7]。为克服单一物探手段的限制，罗安清[8]针对直流电法和瞬变电磁两种物探手段的不足，提出使用两种物探手段同时探测，并互相验证探测结果来提高探测的精度。高卫富等[9]通过ANSYS构建岩层异常体模型，利用正演模拟直流电法探测过程，其结果表明直流电法能够精准的探测得地质异常体位置。王恩元等[10]也通过现场研究表明电位空间分布规律能够反映地质体异常特征。但对于地层中存在的油型气区域，目前现有的物理超前探测技术仍难以准确识别油型气赋存区域，无法实现油型气涌出危险性的超前预测。

为对煤层瓦斯涌出危险性预测，郭琦[11]依据邻近层瓦斯涌出量来预测回采、掘进工作面的瓦斯涌出量，邵亮衫等[12]在邻近层涌出量的基础上增加了岩层地质参数作为影响因素对回采工作面进行瓦斯涌出量预测。但以上预测指标都是基于周期性获得的地质指标对涌出危险性进行静态评估。而实际开采过程中岩层地质参数受开采影响变化，是一个动态变化过程，从而影响实际烷烃类气体涌出危险性。因此本文将前方油型气涌出危险性指标分为地质异常和涌出异常两方面，其中地质异常以直流电阻率法作为超前探测手段，提出一种基于底板岩层电阻率的电法变异系数计算方法，将该系数作为实时地质构造指标对前方地质异常情况进行评估；涌出异常评估通过综合底板岩层厚度、渗透性和地质构造参数，建立遗传算法优化的反向传播神经网络算法(GA-BP)预测模型，对油型气涌出量进行预测，利用预测值作为涌出量指标来评估油型气涌出异常。最后根据黄陵矿区掘进巷道实测电法变异系数与油型气涌出量指标对比验证，根据实时油型气涌出危险性的超前探测和评估结果，提出相应的油型气治理方案，保证煤矿安全高效生产。

1 超前探测

直流电阻率法作为超前探测技术的主要手段之一，目前在应用过程中对各种干扰的研究与探讨已经越来越深入，对实际数据的采集和基于采集数据的反演计算越来越精准，地质异常体位置的获取更加可靠。为了将直流电法用于油型气涌出异常的探测，首先介绍直流电阻率法超前探测的基本原理和电阻率数据处理方法。

1.1 超前探测基本原理

在均匀介质条件下，通过使电极与底板岩石密切接触并布置测线连接所有电极，由供电电极发射电流，通过单个电极所产生的电源场形成的电位差变化来计算电阻率,作为球面内的地质体异常的综合反映电性参数[13]。在巷道中采用三极装置观测系统进行电极布置和数据采集，如图1(a)。在该观测系统下供电电极为点电源形成稳定的球形电场，当供电电极发射电流时其余测量电极同步采集电位。采用不同供电电极与测量电极的组合将会形成多个不同半径的探测球面，如图1(b)所示，能够得到大量的电流电位数据来计算前方地质体的电阻率响应特征。



（a）直流电法观测系统布置



（b）网格搜索示意图

图1 直流电法多级供电底板探测示意图

Fig.1 Schematic diagram of DC multi-stage power supply

1.2 数据处理

1.2.1 垂直叠加计算

由于现场环境复杂，实际数据采集过程中不止会受到掘进前方电性异常影响，同时受到巷道空腔影响[14] 。为减少误差首先进行叠加计算，在计算供电电极在每一个观测点的电阻率值时，对同一供电点不同测量电极M、N下测得的电阻率进行加权处理，此时以OA为半径的球面可认为具有与O点相同的电性特征，如图2所示。具体方法为将M、N中点O为观测点，利用不同的测量电极对观测点O进行电阻率计算，每移动一次测量电极观测点O处的电阻率为：

(1)

其中*i*为第*i*个供电电极，*j*为MN移动次数，*k*为装置系数：

(2)

将其测量的MN为厚度的球壳作为加权因子：

(3)

最终该观测点球面所代表的电阻率计算如下式：

(4)



图2 垂直叠加计算示意图

Fig.2 Schematic diagram of vertical superposition calculate

1.2.2 偏移叠加计算

在经过垂直叠加计算获取球面电阻率后，根据电极距对地层进行网格划分，以直观反映迎头前方电性异常情况以及网格算法的最佳效率[15]，并根据每个网格测量的电阻率期望来确定该网格的有效电阻率。依据测线电极之间的间距为长度对网格进行划分，对于每个网格选取两个参考点坐标P1(X1,Y1)和P2(X2,Y2)，其中点P1(X1，Y1)代表网格距离供电电极A最近的点，点P2(X2,Y2)代表网格距离最远的点。所以每个网格的赋值条件：

(5)

其中*i*为供电电极*Ai*的坐标(*i*，0)，*p*为该电阻率对应圆弧的半径。

在使用不同的供电电极和测量电极组合进行数据采集时，其观测点计算得到的电阻率曲线将赋值给所经过的网络单元格，偏移叠加计算过程示意图如图3所示，分别由供电电极A1、A2、A3作为供电电极时，产生电位所计算得到的电阻率曲线通过网格后，网格储存该电阻率值。以网格1和2为例，对于网格1来说边界点有代表电阻率的曲线经过，故网格1储存电阻率值，同理可得网格2赋予电阻率值、。



图3 偏移叠加计算示意图

Fig.3 Schematic diagram of migration superposition calculation

1.2.3 单元网格电阻率计算

由于球面族将会在多个网格中形成交叉，部分网格单元存在多个电阻率值，所以将多个电阻率值视为该网格单元体的多次观测样本，最后定义样本的期望为该单元体内的电阻率值，具体计算过程如下。设经过每个单元格的圆弧个数为*k*，则单元电阻率为：

(6)

由于不同圆弧的覆盖局限性导致存在部分网格单元没有圆弧经过，为保持数据的连续性所以对没有圆弧经过的网格单元采用插值处理，这里插值的方法采用KNN(K-Nearest Neighbor)的机器学习算法，原理是利用待插值单元附近的*k*个最近邻近数据，将这些邻近单元的平均值赋予待插值单元。

1.2.4电法变异系数计算

完善掘进前方底板的电阻率数据后，依据前方底板每一层电阻率数据的不均匀度提出单层电法变异系数*Ui*作为该岩层的电法评价指标，以此反映岩层的不稳定性。通过每一层电阻率值*Xij*进行计算，为突出电位异常增加了集中系数z，以集中系数为范围每*m*号网格周围*n*号网格做一次计算后取均值具体计算过程如下：

(7)

式中*max*为最大计算次数；*i*为底板岩层序号；*j*电法探测中水平测点序号；z为集中系数，取最远有效距离网格数的1/10。

通过多层岩层的电阻率分布情况来表征该区域岩层的地质情况，最后将该探测区域内的地质异常指标值*D*定义为所有单层电法变异系数的和：

(8)

电法变异系数反映了岩层的电阻率波动程度，是岩层裂隙发育程度的电法响应。因此对于变异系数高的岩层，存在较发育的裂隙系统，能够引发油型气的涌出。反之，岩层稳定性高，油型气没有涌出的通道。

2 油型气涌出量预测

为提高油型气涌出危险性的评估准确度，提出以融合遗传算法（GA）的反向传播（BP）神经网络为训练模型，利用数值模拟手段构造油型气运移模型，通过油型气涌出因素与油型气涌出量的对应关系建立数据样本，进行油型气涌出量的定量化预测。基于GA-BP的机器学习算法原理，经过对数据样本的学习训练得到油型气涌出量预测模型，并以油型气涌出量预测值作为涌出异常指标评估油型气的涌出危险性。

2.1 基于GA-BP网络的智能预测方法

（1）GA-BP网络简介

GA-BP网络又名遗传算法改进的反向传播神经网络，主要由两部分构成，其中GA为遗传算法，是一种寻优算法，其主要原理将问题的每个解编码为个体，解的集合构成种群，通过对个体的评估给出单个个体的适应度值。基于该适应度，经过选择、交叉和变异操作将适应度值高的个体替换低的个体形成新一代的种群，在不断重复以上操作的过程中问题逐步朝最优解的方向进化。因此遗传算法可以看作由可行解组成的种群不断进化的过程。BP是反向传播神经网络的简称，也是学习过程中的主要框架，其中主要由输入层、隐含层和输出层三部分构成，如图4。通过输入层节点输入学习样本，前向计算获得输出值与实际值作比较，再将误差反向转播给各个节点，对相关参数进行调整，再利用新参数前向计算，以此往复直至输出值与实际值误差到达最小，便可认为取得最可靠的模型[16]。但BP神经网络初始权值和阈值无法确定，所以加入遗传算法提高计算效率与精度。



图4 BP神经网络原理图

Fig.4 Schematic diagram of BP neural network

通过遗传算法的全局寻优能力获得最优的BP网络的初始权值和阈值，将寻优算法获得的最优初始权值和阈值作为BP神经网络的初始权值和阈值，然后进行训练以避免陷入局部最小值。遗传算法改进后的BP神经网络权值不是随机产生的，而是遗传算法寻优模块获得的[17-20]。BP算法中的初始权值和阈值作为遗传算法个体的基因值，个体长度即为BP神经网络中权值和阈值的个数，每个基因即代表一个权值或阈值，基因上的数值就是BP神经网络中连接权值或阈值的真实值，如此便组成了遗传算法中的一个染色体。一定数量的染色体作为遗传算法训练的初始种群，再经过遗传算法的选择运算、交叉运算、变异运算等迭代过程后获得一个最优个体，然后以最优个体作为BP网络的初始参数进行训练，如图5所示。



图5 GA-BP网络算法流程图

Fig.5 Flow chart of GA-BP network algorithm

（2）模拟学习

采用COMSOL Multiphysics模拟软件建立了含油型气底板的掘进巷道几何模型，设定了油型气运移的达西渗流方程，模型边界加载围压，流动边界为无流动，如图6所示。



图6 油型气涌出模拟图

Fig.6 Simulation of oil gas flow into roadway

通过监测底板油型气涌出量，分别进行底板岩层厚度、渗透率及地质构造三个变量因素不同组合条件下的油型气涌出模拟。其中地质构造1代表存在断层，能够诱发大量油型气由断层涌出至巷道内，0代表不存在断层构造。将三个变量因素及该因素条件下得到的油型气涌出量作为学习样本，数据表1：

表1 实测结果训练表

Table 1 Training table of results

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 层厚/m | 渗透率/mD | 地质构造 | 涌出量/(m3·min-1) |
| 4 | 0.000 1 | 1 | 0.265 |
| 4 | 0.001 | 1 | 0.531 |
| 4 | 0.01 | 1 | 1.080 |
| 4 | 0.000 1 | 0 | 0.264 |
| 4 | 0.001 | 0 | 0.532 |
| 4 | 0.01 | 0 | 0.108 |
| 5 | 0.000 1 | 1 | 1.180 |
| 5 | 0.001 | 1 | 1.770 |
| 5 | 0.01 | 1 | 3.530 |
| 5 | 0.000 1 | 0 | 0.527 |
| 5 | 0.001 | 0 | 1.480 |
| 5 | 0.01 | 0 | 3.530 |
| 6 | 0.000 1 | 1 | 0.128 |
| 6 | 0.001 | 1 | 0.448 |
| 6 | 0.01 | 1 | 1.080 |
| 6 | 0.000 1 | 0 | 0.128 |
| 6 | 0.001 | 0 | 0.446 |
| 6 | 0.01 | 0 | 1.080 |
| 7 | 0.000 1 | 1 | 0.075 |
| 7 | 0.001 | 1 | 0.415 |
| 7 | 0.01 | 1 | 1.040 |
| 7 | 0.000 1 | 0 | 0.075 |
| 7 | 0.001 | 0 | 0.414 |
| 7 | 0.01 | 0 | 1.060 |

通过随机打乱排序的方法，将其中2/3的数据作为训练集，1/3的数据作为验证集。将训练集中各地质参数作为输入量，油型气涌出量作为输出量进行学习训练得到模型后，再将验证集中各地质参数作为输入量得到预测涌出量输出量并与验证集实际涌出量作比较，以此验证模型的好坏。

（3）预测分析

分别使用BP神经网络和经遗传算法优化的BP神经网络对训练数据的学习，经过50次的迭代计算，两种网络模型训练误差下降情况如图7所示，训练模型误差不断下降并最终收敛达到最小值，显然遗传算法具有一定优化能力使得初始误差值减小并更快达到收敛。再将验证集中的输入值放入训练好的模型中进行计算，得到两种模型得到的输出值与真实值之间的差距如图8所示。结果表明预测值与真实值之间存在一定的误差，但整体趋势可以看出模型还是能够较好的预测出测试集中的油型气涌出量。



图7 GA-BP网络误差变化图

Fig.7 GA-BP network error change



图8 预测值与真实值比较图

Fig.8 Comparison of predicted value and true value

3 油型气涌出危险评价指标现场验证

3.1 现场评价指标计算

为验证本超前探测方法有效性，在陕西黄陵矿区2号煤矿进行现场探测。黄陵矿业公司位于鄂尔多斯坳陷盆地南部的陕北黄陵具境内，矿区属黄陇侏罗纪煤田，受鄂尔多斯贫地煤炭、石油、天然与等多种矿产资源共生、伴生地质条件影响，黄陵矿区的矿井为煤、油、气共生矿井。表2为黄陵2号煤矿二盘区215巷道280 m处布置48个电极所采集到的部分原始数据。每次采集数据使用不同的电极作为供电电极，其电压为0 V，其余电极接受电位信号作为测量电极，且越靠近供电电极，电流场密度越大，所以离供电电极越近的电极电位越高。

表2 部分电流与各电极电压值

Table 2 Partial values of current and voltage of each electrode

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 电流/mA | 电压1/mV | 电压2/mV | … | 电压48/mV | |
| 56.22 | 0 | 148.80 | … | | -3.20 |
| 100.72 | 269.44 | 0 | … | | -3.26 |
| 90.85 | 75.67 | 220.33 | … | | -1.95 |
| 104.84 | 43.70 | 95.24 | … | | -1.57 |
| 116.75 | 26.69 | 45.45 | … | | -0.81 |
| 116.90 | 18.03 | 25.30 | … | | -0.37 |
| 116.41 | 14.01 | 17.55 | … | | -0.18 |

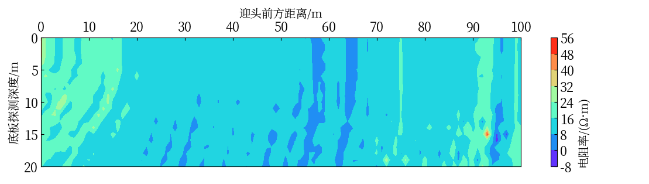
对原始数据进行异常值剔除，由式（1）-（6）进行计算后得到网格化的电阻率值，并对空值进行填充，得到的结果部分展示如表3所示：

表3 部分网格数据值

Table 3 Partial values of grid data

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 网格序号 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | … | 100 |
| 0 | 33.9 | 23.42 | 23.42 | 15.06 | 13.31 | … | 13.1 |
| 1 | 33.9 | 23.42 | 23.42 | 15.22 | 13.31 | … | 12.23 |
| 2 | 33.9 | 23.42 | 23.42 | 15.22 | 13.31 | … | 12.23 |
| … | … | … | … | … | … | … | … |
| 20 | 16.42 | 14.61 | 15.63 | 14.66 | 14.66 | … | 17.03 |

探测计算结果如图9所示，其中图9(a)为超前底板岩层电阻率计算数据，可以看出电阻率在水平位置上分布不均。将深度方向电阻率进行平均处理，得到迎头前方电阻率的分布曲线，如图9(b)距离迎头前方18 m内都呈现相对较高的电阻率值，这是由于采动影响导致迎头前方岩体破碎引起观测电阻率值偏高，且随着深度增加电阻减小。后面20-70 m处电阻率分布相对较平稳、阻值较低、起伏小，表明此区域处于原岩应力区，。70 m以后电阻率分布不均匀、高低阻交替、波动幅度较大，且有电阻率异常偏高的点，推测有地质构造、断层等存在。



(a) 215巷道280 m超前探测电阻分布云图



(b) 215巷道超前探测电阻分布变化曲线图

图9 215巷道280 m处超前探测图

Fig.9 advanced detection map of 215 Roadway in 280 m

3.2 油型气涌出危险性精准定量预测分析

前期通过统计法对215巷道油型气赋存概况进行定性评价，统计分析临近已采工作面205、207、209工作面和已经准备就绪的211工作面地质资料和油型气富集区状况，根据已采工作面底板油型气赋存情况将油型气分布分为3类：无油型气赋存、低油型气赋存和高油型气赋存，结合电法探测计算结果和预测油型气涌出量绘制的215工作面油型气情况如图10中红色块图所示，仅有0、1和2三种值。

本次根据215巷道不同位置采集的电法数据，采用式（7）和（8）计算得到相应地质异常指标，将巷道底板岩层厚度、渗透率及地质构造作为预测模型的输入量得到预测的涌出量值并作归一化后作为油型气的涌出异常指标，经整理可得表4:

表4 油型气涌出危险性超前探测评价指标

Table 4 Evaluation index of advanced detection of oil-type gas emission risk

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 测量地点/m | 地质异常指标 | 涌出异常指标 |
| 215巷道270 | 0.18 | 0.14 |
| 215巷道280 | 0.56 | 0.43 |
| 215巷道290 | 0.18 | 0.14 |
| 215巷道1400 | 0.18 | 0 |
| 215巷道1800 | 0.39 | 0.16 |
| 215巷道3000 | 0.30 | 0.21 |
| 215巷道3060 | 0.30 | 0.21 |
| 215巷道3090 | 0.30 | 0.84 |
| 215巷道3130 | 0.49 | 0.97 |
| 215巷道3300 | 0.31 | 0.87 |
| 215巷道3500 | 0.54 | 1 |

由电法探测结果计算出油型气涌出危险评价指标可以看出215巷道差别较大，280 m区域由于有断层构造引起电法异常，前后其它区域都较稳定。1400 m区域风险较低，油型气涌出量小。3000 m区域附近指标较高，底板评价较差，油型气涌出量高。

由图10对比看出，前期根据地质资料的统计分析结果仅定性表示了油型气赋存概况，没有定量结果，无法精准预测油型气赋存情况。结合本文油型气涌出危险性探测技术可以看出直流电法预测结果基本趋势与统计法结果基本一致，能够更精细、精准的获得局部危险性的异常规律。在215巷道280 m位置的断层处，油型气涌出危险性指标较高，另一测点在1500 m位置，计算的危险性较低。在超过2000 m以后的测点危险性均较高，结果表明这些区域巷道底板不稳定，存在地质构造，油型气涌出危险性高。



图10 215油型气涌出危险性预测分布趋势

Fig.9 Prediction and distribution trend of gas emission risk in 215 roadway

3.3 油型气治理方案

由于215巷道探测结果差别加大，油型气危险性分布存在明显区域特征。其中500m前存在一定涌出的危险性，在500-2000 m区域危险性较小，超过2000 m后危险性逐渐增加，因此可以根据底板油型气的危险性区域分布规律制定钻孔的优化方案。在底板油型气危险性较小区域减少钻孔数量，而在2000 m以后区域可以增加钻孔数量，提高安全性。制定的钻孔参数方案如表5-7所示：

表5 215巷道500 m前底板钻孔参数方案

Table 5 Parameter scheme of floor drilling before 500 m in 215 roadway

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 序号 | 夹角/° | 倾角/m | 斜长/m | 平距/m |
| 1 | -7 | -11 | 51 | 10 |
| 2 | -6 | -9 | 61 |
| 3 | -5 | -9 | 71 |
| 4 | -4 | -8 | 81 |
| 5 | -6 | -7 | 91 |

表6 215巷道500 m至2000 m底板钻孔参数方案

Table 6 Parameter scheme of 500 m to 2000 m floor drilling in 215 roadway

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 序号 | 夹角/° | 倾角/m | 斜长/m | 平距/m |
| 1 | -5 | -9 | 71 | 15 |
| 2 | -4 | -8 | 86 |
| 3 | -2 | -7 | 101 |

表7 215巷道2000 m后底板钻孔参数方案

Table 7 Parameter scheme of floor drilling after 2000 m in 215 roadway

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 序号 | 夹角/° | 倾角/m | 斜长/m | 平距/m |
| 1 | -11 | -13 | 51 | 10 |
| 2 | -10 | -12 | 61 |
| 3 | -8 | -11 | 71 |
| 4 | -7 | -9 | 81 |
| 5 | -5 | -9 | 91 |
| 6 | -4 | -8 | 101 |
| 7 | -2 | -7 | 111 |

4 结论

**a.** 基于电法超前探测获取的整体地质电性差异，提出电法变异系数作为地质异常指标对油型气涌出危险性的实时地质构造进行解释，作为基于地质探测数据的油型气涌出危险性实时评估指标；结合数值模拟与机器学习算法建立油型气涌出量预测模型，将模拟数据作为学习样本获取油型气涌出量预测值，进行不同地质环境下油型气涌出量的预测。实现了对油型气涌出危险性和涌出量的定量超前预测。

**b.** 通过现场探测和分析，结果表明不同巷道处底板计算得到的地质异常指标和涌出异常指标与地质资料统计法的定性评价结果相吻合，完成了全巷道区域的精准预测。结合油型气涌出危险性的超前探测结果，制定了巷道不同位置的油型气治理方案，保证了工作面的安全生产。

参考文献

[1] 张幼振，范涛，阚志涛，等. 煤矿巷道掘进超前钻探技术应用与发展[J]. 煤田地质与勘探,2021,49(05):286-293.

ZHANG Youzhen, FAN Tao, KAN Zhitao, et al. Application and Development of Advanced Drilling Technology in Coal Mine Roadway[J]. Coal Geology & Exploration, 2021,49(05):286-293.

[2] 李敬鹏. 矿井地质雷达在煤矿中的应用现状分析[J]. 石化技术,2020,27(08):264+268.

LI Jingpeng. Analysis of the Application Status of Mine Geological Radar in Coal Mine[J]. Petrochemical Technology, 2020,27(08):264+268.

[3] 韩德品，吴正飞，石显新，等. 矿井直流超前探测法及灾害性含导水构造异常特征研究[C]//.2014年中国地球科学联合学术年会——专题22：煤炭资源与矿山安全勘查技术论文集. [出版者不详],2014:30-33

HAN Depin, WU Zhengfei, SHI Xianxin, et al. Research on mine direct current advance detection method and anomaly characteristics of disastrous water-bearing structures[C]//.2014 China Earth Science Joint Academic Annual Conference——Special 22: Coal Resources and mine safety exploration technology collection. [Publisher unknown], 2014:30-33

[4] 胡国泽，滕吉文，皮娇龙，等. 井下槽波地震勘探——预防煤矿灾害的一种地球物理方法[J]. 地球物理学进展,2013,28(01):439-451.

HU Guoze, TENG Jiwen, PI Jiaolong, et al. Underground channel wave seismic exploration—a geophysical method for coal mine disaster prevention[J]. Advances in Geophysics, 2013,28(01):439- 451.

[5] 胡雄武，张平松，吴荣新，等 矿井多极供电电阻率法超前探测技术研究[J]. 地球物理学进展,2010,25(05):1709-1715.

HU Xiongwu, ZHANG Pingsong, WU Rongxin, et al. Research on advanced detection technology of mine multi-pole power supply resistivity method[J]. Advances in Geophysics, 2010,25(05):1709-1715.

[6] 邱增强，刘志新. 无线电波透视法在探测隐伏导含水构造中的应用[J]. 工程地球物理学报,2005(03):185-190.

QIU Zengqiang, LIU Zhixin. Application of radio wave perspective method in detection of concealed water-bearing structures[J]. Journal of Engineering Geophysics, 2005(03):185-190.

[7] 刘盛东，张平松. 矿井巷道超前探测技术综述[C]//.纪念矿井地质专业委员会成立二十周年暨矿井地质发展战略学术研讨会专辑,2002:58-60.

LIU Shengdong, ZHANG Pingsong. A review of mine roadway advanced detection technology[C]//. Commemorating the 20th anniversary of the establishment of the Mine Geology Professional Committee and the Seminar on Mine Geology Development Strategy, 2002:58-60.

[8] 罗安清. 两种物探手段在井下掘进巷道超前物探中的应用[J]. 煤炭与化工,2015,38(07):141-143.

LUO Anqing. Application of two geophysical prospecting methods in advanced geophysical prospecting of underground tunnels[J]. Coal and Chemical Industry, 2015,38(07):141-143.

[9] 高卫富，韩进，刘玉，等. 基于ANSYS全空间直流电法异常体正演模拟[J]. 地球物理学进展,2016,31(05):2089-2094.

GAO Weifu, HAN Jin, LIU Yu, et al. Forward modeling of anomalous bodies based on ANSYS full-space DC method[J]. Advances in Geophysics, 2016,31(05):2089-2094.

[10] 王恩元，李忠辉，钮月，等. 深部煤层采动破坏电位响应特征与分布规律[J]. 煤田地质与勘探,2021,49(01):241-248.

WANG Enyuan, LI Zhonghui, NIU Yue, et al. Response characteristics and distribution law of mining failure potential in deep coal seams[J]. Coalfield Geology & Exploration, 2021,49(01):241-248.

[11] 郭琦. 兴安煤矿矿井瓦斯涌出量预测研究[J]. 中国矿山工程,2022,51(06):45-49+54.

GUO Qi. Research on Forecast of Mine Gas Emission in Xing'an Coal Mine[J]. China Mining Engineering, 2022,51(06):45-49+54.

[12] 邵良杉，王振. 回采工作面瓦斯涌出量预测模型[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2022,41(06):490-496.

SHAO Liangshan, WANG Zhen. Prediction model of gas emission in mining face[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science Edition), 2022,41(06):490-496.

[13] 杨周，吴顺中，陈爽爽.直流电阻率法超前探测技术研究与应用[J]. 煤炭技术,2016,35(12):140-142.

YANG Zhou, WU Shunzhong, CHEN Shuangshuang. Research and Application of Advanced Detection Technology by DC Resistivity Method[J]. Coal Technology, 2016,35(12):140-142.

[14] 张力，阮百尧，刘海飞，等.三维全空间坑道直流聚焦超前探测数值模拟[J]. 物探与化探,2011,35(03):419-422.

ZHANG Li, RUAN Baiyao, LIU Haifei, et al. Numerical simulation of direct current focusing advanced detection in tunnels in three-dimensional full space[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2011,35(03):419-422.

[15] 鲁晶津. 地球电磁三维数值模拟的多重网格方法及其应用研究[D]. 中国科学技术大学,2010.

LU Jingjin. Multi-grid method and its application research on three-dimensional numerical simulation of the earth's magnetism[D]. University of Science and Technology of China, 2010.

[16] LeCun Y, Touresky D, Hinton G, et al. A theoretical framework for back-propagation[C]//Proceedings of the 1988 connectionist models summer school. 1988, 1: 21-28.

[17] Xingzheng Chen, Congbo Li, Rui Hu, et al. Integrated Optimization of Structure and Control Parameters for the Height Control System of a Vertical Spindle Cotton Picker[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering,2021,34(06):423-434.

[18] 郭昌放，武祥，杨真，等. 多源信息融合约束下的工作面电磁波CT 探测智能反演方法[J]. 煤炭学报,2021,46(11):3623-3635.

GUO Changfang, WU Xiang, YANG Zhen, et al. Intelligent inversion method for electromagnetic wave CT detection in working face under the constraints of multi-source information fusion[J]. Journal of Coal Science, 2021,46(11):3623-3635.

[19] 程久龙，赵家宏，董毅，等. 基于LBA-BP的矿井瞬变电磁法岩层富水性的定量预测研究[J]. 煤炭学报,2020,45(01):330-337.

CHENG Jiulong, ZHAO Jiahong, DONG Yi, et al. Quantitative Prediction of Water Richness of Rock Formation Based on LBA-BP Transient Electromagnetic Method[J]. Journal of Coal Science, 2020,45(01):330-337.

[20] Meng J E, Fan L. Genetic Algorithms for MLP Neural Network parameters optimization[C]// 2009中国控制与决策会议论文(3). 2009.