

## 基于钻进参数的煤岩界面识别系统研究

王杰

引用本文:

王杰. 基于钻进参数的煤岩界面识别系统研究[J]. *煤田地质与勘探*, 2023, 51(9): 72–80.

WANG Jie. Research on coal–rock interface recognition system based on drilling parameters[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2023, 51(9): 72–80.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.12363/issn.1001-1986.23.06.0319>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 水力裂缝在煤岩界面处穿层扩展规律的数值模拟

Numerical simulation of layer–crossing propagation behavior of hydraulic fractures at coal–rock interface

*煤田地质与勘探*. 2020, 48(2): 106–113 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-1986.2020.02.017>

#### 随采地震监测数据采集控制软件开发

Development of data acquisition and control software for seismic monitoring with mining

*煤田地质与勘探*. 2019, 47(3): 35–40 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-1986.2019.03.007>

#### 新疆某矿区1 200 m深孔施工关键技术

Key technology of drilling the borehole of 1 200 m deep in a coal mine in Xinjiang

*煤田地质与勘探*. 2017, 45(3): 170–174 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-1986.2017.03.032>

#### 基于机械比能理论的煤岩可钻性分级方法

Classification method of coal and rock drillability based on Mechanical Specific Energy theory

*煤田地质与勘探*. 2021, 49(3): 236–243 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-1986.2021.03.030>

#### 激光钻进煤岩技术的研究进展

Research progress of laser drilling technology in coal petrography

*煤田地质与勘探*. 2021, 49(1): 297–302 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-1986.2021.01.033>

#### 基于VMD和SVM的煤厚预测方法研究

Research on the coal thickness prediction method based on VMD and SVM

*煤田地质与勘探*. 2021, 49(6): 243–250 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-1986.2021.06.029>



移动阅读

王杰. 基于钻进参数的煤岩界面识别系统研究[J]. 煤田地质与勘探, 2023, 51(9): 72-80. doi: 10.12363/issn.1001-1986.23.06.0319

WANG Jie. Research on coal-rock interface recognition system based on drilling parameters[J]. Coal Geology & Exploration, 2023, 51(9): 72-80. doi: 10.12363/issn.1001-1986.23.06.0319

# 基于钻进参数的煤岩界面识别系统研究

王 杰<sup>1,2</sup>

(1. 瓦斯灾害监控与应急技术国家重点实验室, 重庆 400037;  
2. 中煤科工集团重庆研究院有限公司, 重庆 400039)

**摘要:** 针对底抽巷瓦斯抽采穿层钻孔施工过程中, 煤岩界面识别不及时、不准确, 缺少相应技术手段的问题, 设计开发了一套基于钻进参数(转速、回转扭矩、推进力、推进速度、破碎比功)的煤岩界面识别系统, 整套系统由数据感知层、采集层和分析层组成。其中, 数据感知层和数据采集层合称钻机数据采集系统, 可以对钻进参数进行实时采集; 数据分析层则采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类算法对带有煤岩分类标记的钻进参数进行数据学习和模型训练, 继而对未知的钻进参数进行分类预测, 最终实现煤岩界面自动识别。在河南鹤壁中泰矿业的现场应用表明: 钻进参数中的回转扭矩、推进速度和破碎比功在煤岩界面处均产生明显的“涨落”, 可以作为区分煤层和岩石的 3 个特征参数; 使用线性核函数的支持向量机分类模型可以准确地将两种地层中的钻进参数区分出来, 通过对训练集中 89 个样本数据学习即可在测试集中获得 100% 的正确率, 说明了特征参数和地层信息之间是线性可分的。该系统推广应用不仅可以为煤岩分类识别提供基础数据的获取途径; 还可以为穿层钻孔的煤岩界面识别提供一定的科学依据和指导, 从而确保钻孔达标, 避免抽采空白带的产生。

**关键词:** 穿层钻孔; 煤岩界面自动识别; 钻进参数; 破碎比功; 数据采集; 支持向量机

**中图分类号:** TD41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-1986(2023)09-0072-09

## Research on coal-rock interface recognition system based on drilling parameters

WANG Jie<sup>1,2</sup>

(1. State Key Laboratory of the Gas Disaster Detecting, Preventing and Emergency Controlling, Chongqing 400037, China;  
2. CCTEG Chongqing Research Institute, Chongqing 400039, China)

**Abstract:** In response to the problems of untimely and inaccurate coal-rock interface recognition and lack of appropriate technical means during the construction of cross-seam drilling for gas drainage by bottom drainage roadway, a coal-rock interface recognition system based on drilling parameters (rotational speed, rotary torque, propulsion force, advance velocity, crushing work ratio) was developed. The entire system consists of a data sensing layer, a data acquisition layer and a data analysis layer. Among them, the data sensing layer and the data acquisition layer are also collectively called the drilling data acquisition system, which can collect the drilling parameters in real time. The data analysis layer performs the data learning and model training for the drilling parameters with coal or rock classification labels using the Support Vector Machine (SVM) classification algorithm, then classifies and predicts the unknown drilling parameters, and ultimately achieves the automatic recognition of coal-rock interface. The field application of Zhongtai Mining in Hebi, Henan shows that: the rotary torque, advance velocity and crushing work ratio fluctuate significantly at the coal-rock interface, and thus they can be regarded as the three characteristic parameters to distinguish the coal and rock. The SVM classification model using linear kernel functions can accurately distinguish the drilling parameters in the two types of formations. By learning from the 89 sample data in the training set, a 100% accuracy rate can be obtained in the test set, which also indicates that the characteristic parameters and the formation information are linearly separable. Gen-

收稿日期: 2023-06-07; 修回日期: 2023-07-18

基金项目: 天地科技股份有限公司科技创新创业资金专项项目(2022-2-TD-ZD008); 中煤科工集团重庆研究院有限公司创新引导项目(2021YBXM49)

作者: 王杰, 1988 年生, 男, 河南洛阳人, 硕士, 高级工程师, 从事煤矿井下全液压定向钻机及其智能化装备的研发工作. E-mail: 596365914@qq.com

erally, the promotion and application of this system can not only provide a way to obtain the basic data for coal-rock classification and identification, but also provide certain scientific basis and guidance for the identification of coal-rock interface recognition in cross-seam drilling, thereby ensuring the standardized drilling and avoiding the occurrence of unproductive zones.

**Keywords:** cross-seam drilling; automatic recognition of coal-rock interface; drilling parameter; crushing work ratio; data acquisition; Support Vector Machine (SVM)

目前,煤矿瓦斯灾害治理的根本途径是煤层瓦斯抽采。其中,巷道法预抽邻近层及卸压层瓦斯是瓦斯治理中有效的区域性措施,该方法需在底(顶)板巷中向突出煤层施工大量的钻孔,通过钻孔工程的扰动使煤体部分卸压<sup>[1-3]</sup>。根据瓦斯抽采钻孔的施工要求,底抽巷穿层钻孔需进入煤层底板后再穿出煤层顶板不少于0.5 m。而现阶段的全液压回转钻机,在施工过程中无法准确地判断钻头层位,只能依靠人的经验知识来判断钻孔是否到达设计层位,一般根据钻孔泥浆颜色、排渣特征、钻机压力变化情况等信息来进行岩层或煤层识别,该方法受经验积累程度、信息滞后、干扰因素多的影响,判断结果往往具有一定的偏差、延迟和误差。若不能及时识别煤层的顶、底板,则可能出现钻孔不到位,导致抽采空白带的出现。

在工程实践中,基于钻进参数的地层信息识别方法广泛用于地层评价和界面识别<sup>[4-5]</sup>。在煤矿巷道围岩分类方面,提出了一种基于钻进参数的核模糊 C-means 聚类(Kernel Fuzzy C-means, KFCM)算法的含煤地层岩性模糊识别方法,主要用于巷道围岩特征识别<sup>[6]</sup>。研发的煤矿巷道液压锚杆钻机随钻参数系统可通过计算破岩比能对岩石的力学性能进行识别<sup>[7]</sup>。在煤矿井下自动钻进方面,提出了一种基于地层识别的自动钻进控制方法,系统通过比功法自动识别3种地层并匹配相应的钻进参数<sup>[8]</sup>。在地质钻进方面,采用数字式钻孔过程监测(Drilling Process Monitor, DPM)系统对香港地区复杂风化花岗岩地层的界面进行了成功识别<sup>[9]</sup>。在凿岩掘进方面,提出一种基于 PCA-BP (Principal Component Analysis-Back Propagation)神经网络随钻参数岩性智能感知方法,通过凿岩钻机试验台采集的6种敏感钻进参数对泥岩、砂岩和软弱层进行了识别<sup>[10]</sup>。在石油钻井方面,将3种机器学习模型应用于基于钻进参数的地层岩性和顶部实时预测,研究成果表明优化后的人工神经网络模型(Artificial Neural Network, ANN)的精度性能优于自适应神经模糊推理系统(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS)和函数神经网络(Functional Neural Network, FNN)<sup>[11]</sup>。上述研究表明了基于钻进参数进行地层识别的可行性,但多数应用于巷道围岩分类、地质钻进、凿岩掘进和油气井等工程领域,在瓦斯抽采钻孔工程

中的相关文献较少。

由于煤矿井下环境的特殊性和钻孔类型的多样性,钻进参数的获取和分析难度较大。因此,在煤矿井下钻进参数采集系统设计和煤岩界面识别方法中开展相关研究工作,并将机器学习算法应用于煤岩分类中,获得钻进参数和地层之间的分类关系,建立基于钻进参数的煤岩界面识别模型,以期实现煤岩界面的自动识别,为钻孔层位判定提供一套技术装备。

## 1 基本原理

### 1.1 钻进参数与破碎比功

对于回转切削的成孔方式,钻进过程包括回转和推进两个主要做功部分,钻进参数主要有钻杆转速、回转扭矩、推进力(钻压)和推进速度(钻速)4个基本参数。研究表明某些岩石的物理性质与钻进参数之间存在一定的响应关系,在理想环境下,钻进参数的差异可明显区分不同的模拟地层,可较准确地对地层进行界面识别<sup>[12-14]</sup>。

在实际应用中,由于地质条件的复杂性及钻孔过程的随机性,钻机的工作参数是动态变化的,难以用准确的阈值范围来区分不同地层类型。而能量指标综合考虑了各种因素的影响大小,有效的避免了上述不利因素。在施工设备和技术水平固定的条件下,破碎单位体积岩石所需的能量与岩石物理力学性质之间存在一定的相关性,利用能量参数可较为精确的表征钻进过程中物理参数与地层信息之间的响应关系<sup>[13]</sup>。在各种能量指标中,破碎比功是近年来被许多科学家认可的比较合理的一种方法,即通过破碎单位体积岩石消耗的能量评价岩石破碎的难易程度。其计算公式<sup>[15-16]</sup>为:

$$E = \left( \frac{F_d}{A_z} + \frac{2\pi n T_r}{v_d A_z} \right) \times 10^{-6} \quad (1)$$

式中:  $E$  为破碎比功, MPa;  $F_d$  为推进轴向力, N;  $A_z$  为钻孔横截面积,  $m^2$ ;  $n$  为钻杆转速, r/min;  $T_r$  为钻机回转扭矩, N·m;  $v_d$  为推进速度, m/min。

从式(1)可以看出,当钻孔横截面积确定后,破碎比功主要由4个基本参数决定,是钻进参数的一个派生参数。因此,只需要在钻孔过程中采集钻进参数,就可得到顶板岩层和煤层的破碎比功值,近似反映当前钻进地层的强度大小,从而识别钻进地层。

### 1.2 支持向量机分类原理

支持向量机(SVM)是机器学习中的一种分类方法,本质上是一种按监督学习方式对数据进行二元分类的广义线性分类器。其基本思想是:对于线性可分的数据集,在原空间寻找两类样本的最优分类超平面,该超平面不仅能正确分类每一个样本,且使得每一类样本中距离超平面最近的数据到超平面的距离尽可能远。当线性不可分时,通过使用非线性映射将低维度输入空间的样本映射到高维度空间使其变为线性可分,从而在该映射空间中寻找最优分类超平面<sup>[17-18]</sup>。其分类原理如图 1 所示。

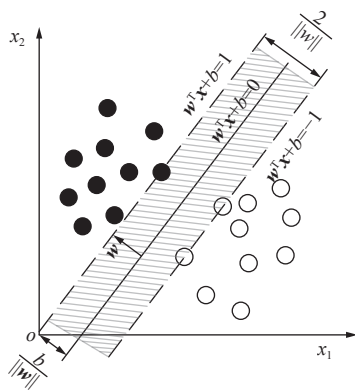


图 1 支持向量机分类原理  
Fig.1 Classification principle of SVM

图 1 中,实心 and 空心圆点分别代表两类二维数据,分割它们的任一超平面可用线性方程描述为:

$$w^T x + b = 0 \tag{2}$$

式中:  $w$  为法向量,决定了超平面的方向;  $x$  为二维数据构成的样本向量;  $b$  为位移量,决定了超平面与原点的距离,  $w$  和  $b$  这两组参数可通过训练得到。

对于训练样本  $(x_i, y_i)$ , 定义  $y_i = 1$  时为正样本,  $y_i = -1$  时为负样本, 则可用以下公式表达:

$$\begin{cases} w^T x_i + b \geq 1, & y_i = 1 \\ w^T x_i + b \leq -1, & y_i = -1 \end{cases} \tag{3}$$

距离超平面最近的几个样本点使得  $y_i (w^T x_i + b) = 1$  成立, 它们被称为“支持向量”, 支持向量到超平面的距离之和被称为“间隔”。由解析几何中的距离公式可得到间隔  $d$  的表达为:

$$d = \frac{1 - b + (1 + b)}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|} \tag{4}$$

则优化目标为求间隔  $d$  最大值时对应  $w$  和  $b$ , 显然, 最大化间隔等于最小化  $\|w\|$ , 也等价于最小化  $\|w\|^2$ , 加上约束条件后, 求解的优化问题可以写成:

$$\min_{(w,b)} \frac{1}{2} \|w\|^2, \text{ s.t. } y_i (w^T x_i + b) \geq 1, (i = 1, 2, \dots, m) \tag{5}$$

### 1.3 煤岩界面识别流程

煤岩界面的识别工作包括煤岩分类预测和界面位置确定两方面需求。整个过程的识别流程如图 2 所示。其中, 界面位置的确定由钻机的工况识别系统实现钻杆数量的自动记录, 通过钻机液压系统的各种条件判断和逻辑规则识别进、退杆工况, 在进杆时增加钻杆数量, 实现钻孔深度的记录, 具体原理在本文中不再详细赘述。

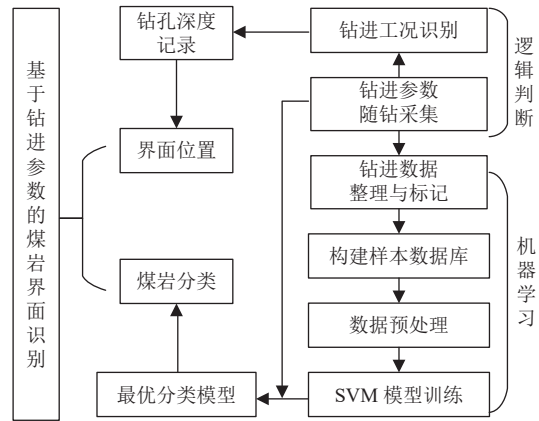


图 2 基于钻进参数的煤岩界面识别流程  
Fig.2 Coal-rock interface recognition process based on drilling parameters

煤岩分类预测采用机器学习的方法进行自动识别, 基于钻机工作时压力、扭矩和相关能量的动力传递过程, 在钻机每根钻杆的钻进过程中, 对钻机的 4 个钻进参数和破碎比功开展随钻检测与自动采集。在此基础上, 对钻进数据进行整理和标记工作, 构建基于钻进参数的样本数据库和基于支持向量机的煤岩分类识别模型。通过模型训练和参数调整不断提高预测准确率和泛化能力, 直到获得理想的输出为止, 最后再根据此最优的模型训练结果去识别未知的钻进参数。

## 2 煤岩界面识别系统设计

### 2.1 系统总体方案设计

为了实现煤岩界面识别过程的自动化, 设计了基于钻进参数的钻孔煤岩界面识别系统, 整套系统由数据感知层、采集层和分析层组成。其中, 数据感知层主要用于测量和变送钻机参数, 是该系统的基础部分, 由各类物理量传感器和相应的电气线路及液压管路组成。数据采集层主要用于钻进参数的采集与计算、钻进工况识别、钻孔深度记录和破碎比功曲线绘制, 是整个系统的核心部分, 由数据采集仪、工控计算机和相应的数据采集程序组成。数据分析层主要用于样本数据收集、数据学习、煤岩识别和结果输出, 是该系统的人机交互部分, 由专用软件和输入输出设备组成。整个系统的结构框架如图 3 所示。

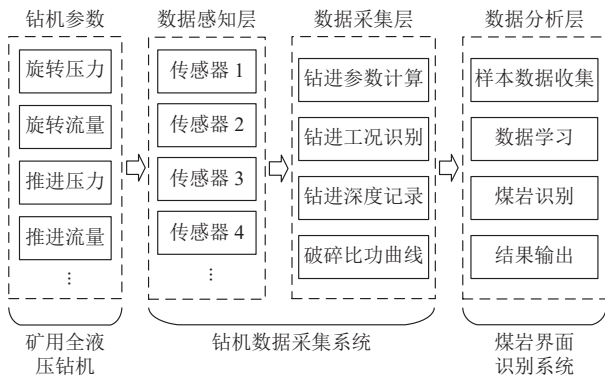


图 3 基于钻进参数的煤岩界面识别系统架构

Fig.3 Architecture of coal-rock interface recognition system based on drilling parameters

### 2.2 钻机数据采集系统设计

钻机数据采集系统主要用于采集钻机液压系统工作参数,同时完成数据计算、显示和记录等功能<sup>[19]</sup>。该系统由矿用隔爆兼本质安全型电控箱、矿用本质安全型传感器、矿用防爆手机和配套附件等组成,其中数据采集器、工控计算机和各类电气辅件均安装在矿用隔爆兼本质安全型电控箱内,从而满足煤矿井下防爆环境的使用要求;数据采集器通过安全隔离电路完成各类传感器的模拟量和频率量信号采集,再交由工控计算机进行数据处理和显示,所有的人机交互操作通过矿用防爆手机完成,其电气原理如图 4 所示。

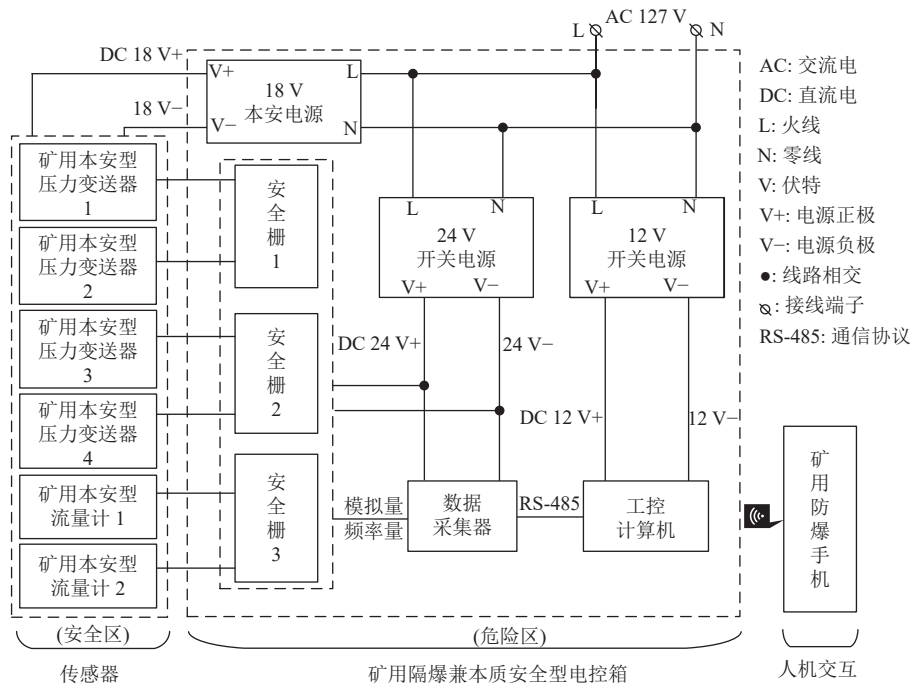


图 4 钻机数据采集系统电气原理

Fig.4 Electrical principle of drilling rig data acquisition system

### 2.3 煤岩界面识别软件功能设计

煤岩界面识别软件是基于钻进参数的数据分析类软件,运行在工控计算机的操作系统上。因此,在功能上应具备数据采集、钻进参数计算和数据分析与输出三大功能。其中,数据采集模块负责与数据采集器通信获取传感器输出信号,并实时显示传感器当前数值。钻进参数计算模块主要是读取配置参数、根据传感器数值实时计算各类钻进参数。数据分析与输出模块可完成样本标记、模型训练、煤岩识别结果输出等功能。整个软件的工作流程如图 5 所示,工作界面如图 6 所示。

### 3 现场试钻参数采集

#### 3.1 试验地点及钻孔设计

煤岩界面识别系统的现场应用在河南省鹤壁中泰

矿业有限公司实施,钻孔施工巷道为 3116 上底抽巷,施工位置距二煤层底板约 40 m,煤层走向 132°~270°、倾向 42°~160°、倾角 4°~18°,平均煤层厚度 8.1 m。预测瓦斯含量在 6~8 m<sup>3</sup>/t,瓦斯压力 0.60~0.74 MPa,煤的坚固性系数为 0.8~1.5。

本次试验共设计 4 个钻孔,1—3 号钻孔为试验钻孔,4 号钻孔为测试钻孔,各钻孔的设计参数见表 1。

#### 3.2 钻机数据采集系统安装

钻进参数的获取采用间接测量法,即通过液压系统相关回路的流量和压力参数来计算对应的钻进参数。因此,钻孔施工前,需将对应的传感器安装在钻机的液压系统中,使用的传感器类型、数量及安装位置见表 2。

安装完毕后,为了确保传感器均能正常工作,进行了数据采集测试,如图 7 所示。

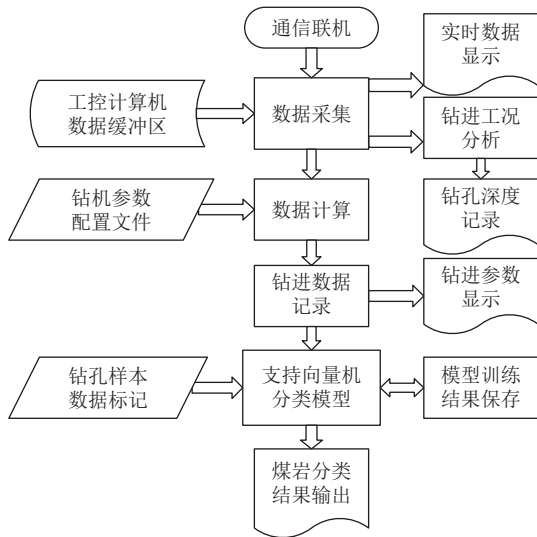


图 5 煤岩界面识别软件工作流程

Fig.5 Workflow of coal-rock interface recognition software



图 6 煤岩界面识别软件工作界面

Fig.6 User interface of coal-rock interface recognition software

表 1 钻孔设计参数  
Table 1 Design parameters of boreholes

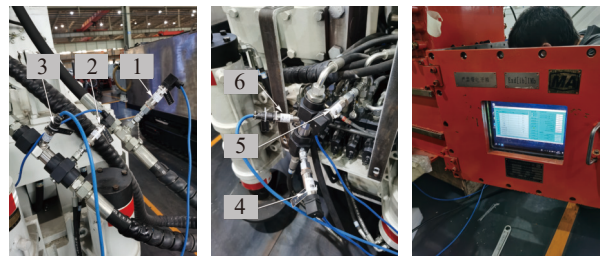
孔号	直径/mm	深度/m	倾角/(°)	方位角/(°)
1号	120	29	50	87
2号		42	52	267
3号		28	82	267
4号		32	55	257

表 2 传感器参数及安装位置  
Table 2 Sensor parameters and positions

传感器名称	量程	安装位置
压力传感器1	0~35 MPa	旋转马达进油管路
压力传感器2		旋转马达回油管路
压力传感器3		推进油缸进油管路
压力传感器4		推进油缸回油管路
流量传感器1	0~180 L/min	旋转马达回油管路
流量传感器2		推进油缸进油管路

### 3.3 钻进参数采集

现场施工采用 ZYWL-4000 型矿用全液压钻机, 钻孔过程中, 控制钻机转速约 65 r/min, 钻压约 14 MPa,



(a) 旋转油路传感器 (b) 推进油路传感器 (c) 数据采集测试  
1—压力传感器 1; 2—压力传感器 2; 3—流量传感器 1; 4—压力传感器 3; 5—压力传感器 4; 6—流量传感器 2

图 7 传感器数据采集测试

Fig.7 Sensor data acquisition testing

所有钻进参数由钻机数据采集系统按设定的采样频率(1 Hz)自动记录, 再用其平均值作为当前钻杆的钻进参数, 试验现场如图 8 所示。



(a) 电控箱定位及通电 (b) 钻孔施工

图 8 煤岩界面识别系统试验现场

Fig.8 Experimental site of coal-rock interface identification

在 1—4 号钻孔的每个钻进阶段, 钻机数据采集系统实时显示传感器采集参数和钻孔深度, 钻进参数中的转速和钻压两个参数由钻机液压系统控制, 基本处于稳定状态; 回转扭矩、推进速度和破碎比功 3 个参数随地层和孔深的变化发生改变。钻孔结束后绘制出这 3 个参数随钻孔深度的变化规律, 如图 9 所示。

从图 9 中可以看出以下规律。

(1) 回转扭矩、推进速度、破碎比功 3 个钻进参数的变化过程和地层之间具有明显的对应关系, 这些参数在煤岩界面处均会出现明显的涨落, 与煤岩分类结果之间具有较大的相关性。

(2) 由参数变化过程可以判断出: 1 号钻孔的实际钻孔深度为 28 m, 其中 19~27 m 为煤层段, 2—4 号钻孔的深度和煤层段可同理得出, 该结果与现场有经验的司钻人员判断一致。

(3) 整个钻进过程中, 除开孔时的数据外, 岩层中钻进的回转扭矩在 1 200~2 800 N·m; 煤层中钻进时基本在 1 200 N·m, 但 2 号钻孔的回转扭矩存在较大波动。

(4) 在稳压钻进模式下, 推进速度会产生明显变化, 在岩层中推进速度基本在 0.3~1.0 m/min, 在煤层中该值则为 1.2~2.0 m/min, 差异明显。

(5) 在煤层中钻进的破碎比功基本处于 30~60 MPa;

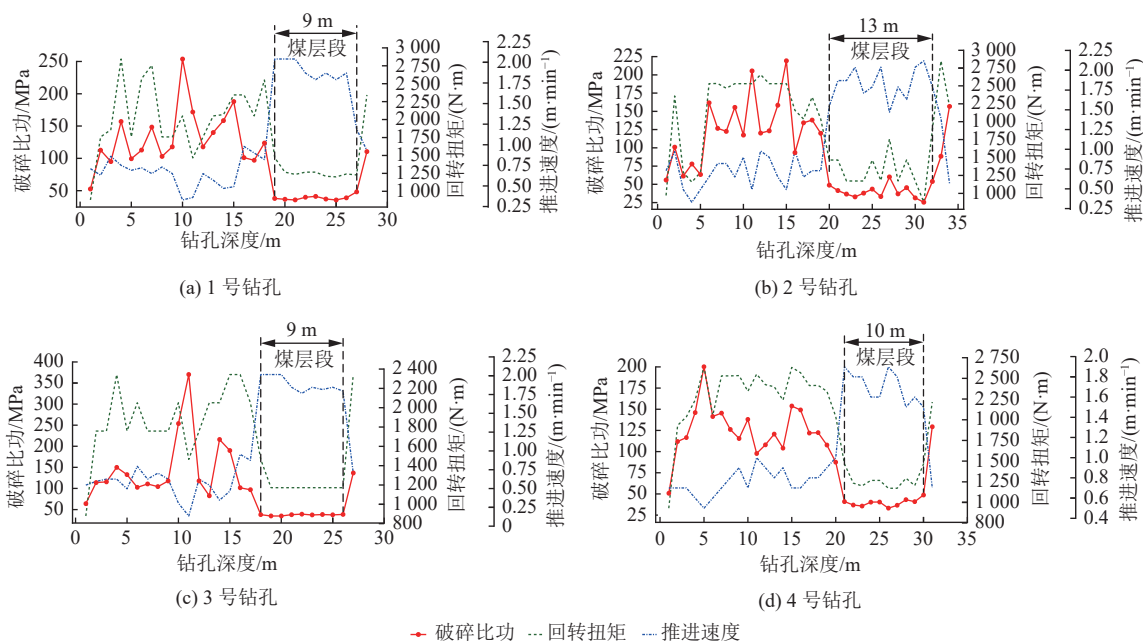


图 9 钻进参数随钻孔深度的变化规律

Fig.9 Variation law of drilling parameters with drilling depth

在岩层中多数大于 90 MPa, 具有较强的区分性, 但在岩石中开孔时的数值和煤层段存在重叠, 可能出现误判。

#### 4 模型训练与测试

##### 4.1 支持向量机分类算法及训练步骤

采用 Python 机器学习库 Scikit-Learn 中的支持向量机算法(SVM) 进行钻进参数的煤岩分类学习, 相关步骤<sup>[18]</sup> 如下。

(1) 对样本数据集进行分类标记和标签的数字化处理, 用不同的数字表示各种分类。

(2) 数据集分割: 将样本数据集分割为训练集和测试集, 训练集用于模型训练和参数调整; 测试集用于模型准确度评价。

(3) 对数据集进行标准化或归一化处理。

(4) 选择 SVM 算法的核函数和对应的超参数。

(5) 通过训练集获得最优超参数下的分类模型。

(6) 利用测试集测试模型的分类准确度, 观察预测结果。

具体流程如图 10 所示。

##### 4.2 样本数据集的建立与分割

根据钻进参数与地层信息之间的响应过程, 将 3 个与煤岩分类结果具有较大相关性的钻进参数作为模型训练的特征参数。确定特征参数后将 1—4 号钻孔的数据按顺序进行煤岩分类标记和标签数字化, 用数字“0”和“1”分别作为岩石和煤层分类的数据标签, 得到用于模型训练的样本数据集, 见表 3。

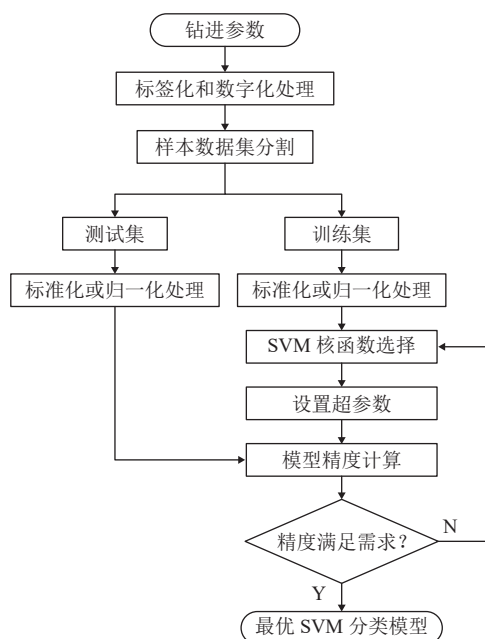


图 10 支持向量机(SVM) 模型训练步骤

Fig.10 Model training steps of SVM

根据模型训练需要, 再将数据集分割为训练集和测试集, 各数据集的样本信息见表 4, 训练集和测试集的数量比例约为 3 : 1。

##### 4.3 模型参数搜寻

模型参数搜寻主要是选择 SVM 算法的核函数和对应的超参数, 常用的核函数有线性核函数, 径向基核函数(高斯核函数)和多项式核函数等, 其中线性核函数主要用于线性可分的数据集, 径向基是 SVM 默认的核函数, 多项式核函数可以将低维的输入空间映射到高维的特征空间。每种核函数都有其对应的调整参

表 3 样本数据集  
Table 3 Sample data sets

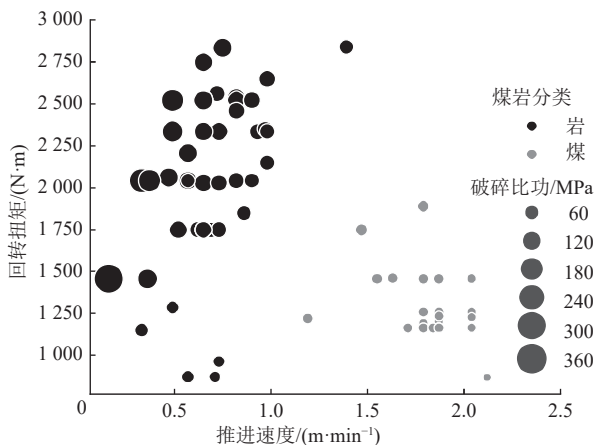
孔号	样本号	回转扭矩/(N·m)	推进速度/(m·min <sup>-1</sup> )	破碎比功/MPa	标签
1号	0	879.0	0.7	52.6	0
1号	1	1 758.0	0.6	112.6	0
1号	2	1 858.0	0.9	95.0	0
1号	3	2 843.9	0.8	157.0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
4号	116	1 293.7	1.5	43.2	1
4号	117	1 204.4	1.6	40.9	1
4号	118	1 465.2	1.5	48.7	1
4号	119	2 214.1	0.7	129.3	0

表 4 数据集分类信息  
Table 4 Classification information on data sets

名称	数据来源	样本总数	岩石数量	煤层数量
原始集	1—4号钻孔	120	79	41
训练集	1—3号钻孔	89	58	31
测试集	4号钻孔	31	21	10

数,其中有两个重要的参数,即惩罚系数  $C$  和影响系数  $\gamma$ ;  $C$  为分类误差的宽容度,数值越大则对误差的容忍程序越小;  $\gamma$  定义了单个样本对于整个超平面的影响大小,数值越大支持向量越少,越小则支持向量越多<sup>[20-21]</sup>。

模型参数的确定通过训练集获得,为了解训练集各样本点的分布规律,首先绘制了数据散点图,用黑色圆点表示岩石样本点,灰色圆点表示煤层样本点,则分布规律如图 11 所示。该图可以表示 3 个维度的信息:  $x$  轴为样本点的推进速度参数,  $y$  轴为回转扭矩参数,圆点的面积由每个样本点的钻进参数计算的破碎比功参数确定,面积越大则代表该样本点消耗的能量越高。



注: 转速为 65 r/min; 钻压为 14 MPa。

图 11 训练集数据的散点分布

Fig.11 Scatter plots of the training set data

从图 11 中可以看出,岩石和煤层样本点之间具有明显的分界线,说明特征参数和分类结果之间为线性可分的关系,因此,使用 SVM 中的线性核函数即可满足分类要求。

线性核函数可以调整的超参数只有惩罚系数  $C$  一个参数,采用网格搜索函数(GridSearchCV)在指定的参数范围内按步长依次调整参数并进行比较,直到从所有的参数中找到在验证集上精度最高的参数。设置搜索范围 0.1~10.0,步长 50,最终获得  $C$  的最佳参数为 0.1。

### 4.4 模型精度测试

对于小样本数据,为了最大程度地验证模型的精确度和泛化能力,在模型训练时常采用交叉验证法划分训练集和验证集。考虑到训练集分类数据的不平衡性,采用分层  $K$  折交叉验证法,首先将训练集样本划分成  $K$  个大小相等的样本子集,并确保每一个子集中的样本类别分布与整个数据集的类别分布一致;依次遍历这  $K$  个子集,每次把当前子集作为验证集,其余  $K-1$  个子集作为新的训练集,进行模型的训练和评估;最后把  $K$  次评估指标的平均值作为最终的评估指标。

本次训练进行了  $K=10$  的交叉验证实验,具体分组结果如图 12 所示。

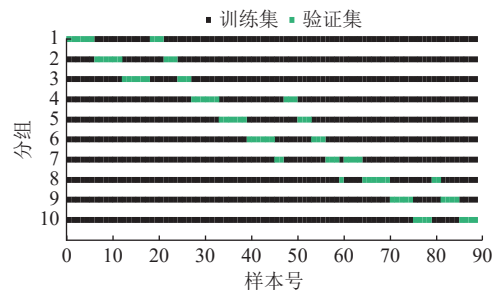


图 12 训练集 10 折交叉验证分组结果

Fig.12 Cross validation results of training set ( $K=10$ )

图中横坐标代表样本号 0~88,纵坐标代表 10 次分组情况,用分组 1~10 表示。其中,黑色部分为划分的训练集样本号,绿色部分为验证集样本号。分组确定后,再用同一测试集对所有分组进行模型评估,得到最终的测试结果见表 5。

从表中可以看出,只有分组 7 对应的模型验证集精度为 0.888 9,其他 9 组模型的验证集精度全部为 1.0,验证集的平均精度为 0.988 9;测试集的平均精度为 1.0。

分组 7 虽在验证集中出现了分类误差,但在测试集中分类全部正确。通过数据定位,找到分组 7 中验证集分类错误的样本点序号为 60,该样本为 2 号钻孔第 31 m 时的钻进数据,即该钻孔穿出煤层再次进入岩

表5 10折交叉验证模型精度

Table 5 Model accuracy of cross validation model (K=10)

分组序号	原始训练集		测试集
	新训练集	验证集	
分组1	1.0	1.0	1.0
分组2	1.0	1.0	1.0
分组3	1.0	1.0	1.0
分组4	1.0	1.0	1.0
分组5	1.0	1.0	1.0
分组6	1.0	1.0	1.0
分组7	1.0	0.888 9	1.0
分组8	1.0	1.0	1.0
分组9	1.0	1.0	1.0
分组10	1.0	1.0	1.0
平均值	1.0	0.988 9	1.0

层中的第一根钻杆的钻进参数,该数据的分类错误主要是由于煤岩界面处的样本点数量太少导致的。

## 5 结论

a. 开发的基于钻进参数的煤岩界面识别系统,初步解决了底抽巷穿层钻孔煤岩界面识别缺少技术手段的问题。通过分析钻进参数与煤岩地层之间的响应关系,找到了与地层变化相关性较大的3个特征参数:回转扭矩、推进速度和破碎比功。其中,破碎比功是综合考虑钻进参数影响的能量指标,在煤岩识别方面,较其他两个特征参数具有更强的参考意义,但在钻孔开孔段的适用性较差。

b. 在煤岩分类方面,采用的支持向量机(SVM)分类算法在3个特征值的二元分类中具有非常高的准确性,特别适合小样本数据集的训练,使用线性核函数的分类模型在测试集中取得了100%的准确度,该结果也验证了特征参数和分类结果之间是线性可分的。

c. 经现场试验验证,该煤岩界面识别系统可准确采集和记录钻机的钻进参数,并通过特征参数分析获得当前钻进地层的煤岩分类结果,从而指导司钻人员进行钻孔层位判定,确保钻孔达标,避免抽采空白带的产生。

d. 现有煤岩分类模型的学习结果仅对应用煤矿的识别效果最佳。当在新钻场应用(地质条件改变)或改变钻机转速和钻压时,为保证识别的准确度,应增加2~3个钻孔的钻进参数进行数据学习和模型更新。后续可开展半监督或无监督机器学习算法在煤岩分类识别中的应用,从而减少人的参与程度。

## 参考文献(References)

- [1] 冀超辉. 单一低透突出煤层底抽巷煤气共采技术及实践[J]. 矿业安全与环保, 2015, 42(3): 86-89.  
JI Chaohui. Application and practice of coal-gas co-extraction technology by floor drainage roadway in single low-permeability outburst seam[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2015, 42(3): 86-89.
- [2] 闫本正, 陶云奇, 王洪盘. 单一突出煤层防突技术研究现状与评价[J]. 能源与环保, 2018, 40(1): 9-14.  
YAN Benzhen, TAO Yunqi, WANG Hongpan. Study status and effect evaluation of outburst prevention methods for single outburst coal seam[J]. China Energy and Environmental Protection, 2018, 40(1): 9-14.
- [3] 薛文涛, 郝殿, 许来峥. 焦作矿区底抽巷穿层钻孔瓦斯抽放浓度控制技术[J]. 煤矿机械, 2022, 43(6): 54-58.  
XUE Wentao, HAO Dian, XU Laizheng. Research on gas drainage concentration control technology of bottom drainage roadway through layer drilling in Jiaozuo Mining Area[J]. Coal Mine Machinery, 2022, 43(6): 54-58.
- [4] 梁栋才, 汤华, 吴振君, 等. 基于多钻进参数和概率分类方法的地层识别研究[J]. 岩土力学, 2022, 43(4): 1123-1134.  
LIANG Dongcai, TANG Hua, WU Zhenjun, et al. Stratum identification based on multiple drilling parameters and probability classification[J]. Rock and Soil Mechanics, 2022, 43(4): 1123-1134.
- [5] 谭卓英, 蔡美峰, 岳中琦, 等. 基于岩石可钻性指标的地层界面识别理论与方法[J]. 北京科技大学学报, 2006, 28(9): 803-807.  
TAN Zhuoying, CAI Meifeng, YUE Zhongqi, et al. Theory and approach of identification of ground interfaces based on rock drill ability index[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2006, 28(9): 803-807.
- [6] 张幼振, 张宁, 邵俊杰, 等. 基于钻进参数聚类的含煤地层岩性模糊识别[J]. 煤炭学报, 2019, 44(8): 2328-2335.  
ZHANG Youzhen, ZHANG Ning, SHAO Junjie, et al. Fuzzy identification of coal-bearing strata lithology based on drilling parameter clustering[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(8): 2328-2335.
- [7] 岳中文, 戴诗清, 李杨, 等. 煤巷液压锚杆钻机随钻参数采集系统及其应用[J]. 矿业科学学报, 2023, 8(1): 66-73.  
YUE Zhongwen, DAI Shiqing, LI Yang, et al. The drilling parameter acquisition system of hydraulic anchor drilling rig in coal mine roadways and its application[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2023, 8(1): 66-73.
- [8] 王国震. 基于地层识别的自动钻进控制方法[J]. 煤矿机械, 2018, 39(6): 142-144.  
WANG Guozhen. Automatic drilling control method based on stratum recognition[J]. Coal Mine Machinery, 2018, 39(6): 142-144.
- [9] 谭卓英, 蔡美峰, 岳中琦, 等. 钻进参数用于香港复杂风化花岗岩地层的界面识别[J]. 岩石力学与工程学报, 2006, 25(增刊1): 2939-2945.  
TAN Zhuoying, CAI Meifeng, YUE Zhongqi, et al. Interface identification of intricate weathered granite ground investigation

- in Hong Kong using drilling parameters[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006, 25(Sup.1): 2939–2945.
- [10] 和郑翔, 卢才武, 居培, 等. 基于PCA-BP神经网络的随钻参数岩性智能感知方法研究[J]. 矿业研究与开发, 2022, 42(7): 155–159.
- HE Zhengxiang, LU Caiwu, JU Pei, et al. Research on lithology intelligent sensing method of drilling parameters based on PCA-BP neural network[J]. Mining Research and Development, 2022, 42(7): 155–159.
- [11] MAHMOUD A A, ELKATATNY S, AL-ABDULJABBAR A. Application of machine learning models for real-time prediction of the formation lithology and tops from the drilling parameters[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2021, 203: 108574.
- [12] LIU Cancan, ZHAN Qinjian, YANG Lu, et al. Recognition of interface and category of roadway roof strata based on drilling parameters[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2021, 204: 108724.
- [13] 田昊, 李术才, 薛翊国, 等. 基于钻进能量理论的隧道凝灰岩地层界面识别及围岩分级方法[J]. 岩土力学, 2012, 33(8): 2457–2464.
- TIAN Hao, LI Shucai, XUE Yiguo, et al. Identification of interface of tuff stratum and classification of surrounding rock of tunnel using drilling energy theory[J]. Rock and Soil Mechanics, 2012, 33(8): 2457–2464.
- [14] 岳中文, 岳小磊, 杨仁树, 等. 随钻岩性识别技术研究进展[J]. 矿业科学学报, 2022, 7(4): 389–402.
- YUE Zhongwen, YUE Xiaolei, YANG Renshu, et al. Progress of lithology identification technology while drilling[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2022, 7(4): 389–402.
- [15] 周泽宏, 张林, 刘先珊, 等. 基于旋挖桩随钻参数的地层识别方法[J]. 地下空间与工程学报, 2018, 14(1): 86–91.
- ZHOU Zehong, ZHANG Lin, LIU Xianshan, et al. Formation identification method based on drilling parameters of rotary drill rig[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2018, 14(1): 86–91.
- [16] 刘先珊, 张同乐, 牛万保. 不同地层比功阈值优化的统计方法及其应用[J]. 土木建筑与环境工程, 2017, 39(2): 58–64.
- LIU Xianshan, ZHANG Tongle, NIU Wanbao. Statistical analysis of work ratio threshold of different formations and its application[J]. Journal of Civil, Architectural and Environmental Engineering, 2017, 39(2): 58–64.
- [17] 崔怀鹏. 基于SVM的冲击地压信息融合预测模型研究[D]. 哈尔滨: 黑龙江科技大学, 2020.
- CUI Huaipeng. Study on prediction model of rock burst information fusion based on SVM[D]. Harbin: Heilongjiang University of Science and Technology, 2020.
- [18] 贾志波. 基于SVM的矿山微震信号分类识别方法的研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2017.
- JIA Zhibo. The research of mine microseismic signal classification and recognition method based on SVM[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2017.
- [19] 方鹏, 姚克, 王松, 等. 煤矿井下定向钻机钻进参数监测系统研制[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(12): 124–130.
- FANG Peng, YAO Ke, WANG Song, et al. Development of drilling parameter monitoring system for directional drilling rig in coal mine[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(12): 124–130.
- [20] 孙继平, 陈滨. 基于CLBP和支持向量诱导字典学习的煤岩识别方法[J]. 煤炭学报, 2017, 42(12): 3338–3348.
- SUN Jiping, CHEN Bang. Coal-rock recognition approach based on CLBP and support vector guided dictionary learning[J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(12): 3338–3348.
- [21] 刘叶玲, 张海燕, 来兴平. 基于SVM的煤岩破裂与失稳预测模型[J]. 煤田地质与勘探, 2007, 35(3): 62–65.
- LIU Yeling, ZHANG Haiyan, LAI Xingping. Forecast model based on SVM during coal crack and destabilization[J]. Coal Geology & Exploration, 2007, 35(3): 62–65.

(责任编辑 郭东琼)