

# 基于仿真数据驱动的激光钻进气体喷嘴结构优化

文国军, 黄子恒, 王玉丹, 史焱城, 姜宇昊

(中国地质大学(武汉)机械与电子信息学院, 湖北 武汉 430074)

**摘要:** 激光钻进采用气体作为循环介质进行清孔, 合理的气体流动特性是高效清孔的保障, 气体喷嘴是影响气体流动特性的直接因素, 其结构设计不合理会严重影响激光钻进的效率。针对激光钻进实验平台中的气体喷嘴, 构建喷嘴基本形态, 对影响气体清孔效率的喷嘴结构尺寸进行分析, 制定仿真方案, 通过Fluent模拟气体流场, 对清孔效果进行分析, 采用神经网络分析喷嘴结构及仿真结果, 训练神经网络模型, 得出最佳清孔效率时的喷嘴结构参数并进行验证, 为喷嘴结构设计提供参考。

**关键词:** 激光钻进; 流体仿真; 神经网络; 气体喷嘴; 清孔

**中图分类号:** P634.4; TP391.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-9686(2024)03-0069-07

## Optimization of gas nozzle structure in laser drilling based on simulation data

WEN Guojun, HUANG Ziheng, WANG Yudan, SHI Yaocheng, JIANG Yuhao

(School of Mechanical Engineering and Electronic Information, China University of Geosciences (Wuhan),  
Wuhan Hubei 430074, China)

**Abstract:** Laser drilling uses gas as circulating medium to clean holes, and the reasonable gas flow properties are the guarantee for hole cleaning efficiency. Gas nozzle is the direct factor affecting gas flow properties, and its unreasonable structural design seriously affects the efficiency of laser drilling. Aiming at the gas nozzle in the laser drilling experimental platform, the basic type of the nozzle is constructed, the nozzle structure size that affects the gas hole cleaning efficiency is analyzed, and the simulation scheme is formulated. Moreover, the gas flow field is simulated by Fluent, and the hole cleaning effect is analyzed. The nozzle structure and simulation results are analyzed by neural network, and the neural network model is trained to get and verify the best nozzle structure parameters for hole cleaning efficiency, which provides reference for the nozzle structure design.

**Key words:** laser drilling; fluid simulation; neural network; gas nozzle; bore cleaning

## 0 引言

激光钻进是一种非接触式钻进技术, 尽管尚处于实验室研究阶段, 但其巨大的发展潜力受到各国学者的广泛关注。激光钻进利用高能光束使岩石熔化甚至气化形成孔眼, 同时通过辅助气体把钻进副产物从孔口排出去, 即以气体作为循环介质完成清孔任务<sup>[1]</sup>。清孔效果直接影响了激光钻进的效

率, 钻进过程中产生的粉尘等副产物如果不能及时排出孔外, 将沉积在烧蚀孔口或孔内。随着钻进过程的进行, 孔内沉积的烟尘岩屑等不断增多, 在激光的持续作用下吸收热量并反复融化重凝, 严重影响钻进的效率。

气体喷嘴对以使用气体作为循环介质的清孔效率有直接影响, 对喷嘴结构进行优化设计, 有利

收稿日期: 2023-12-01; 修回日期: 2024-02-05 DOI: 10.12143/j.ztgc.2024.03.009

基金项目: 国家自然科学基金项目“高功率光纤激光钻进长距离定向穿越导向孔成孔机理研究”(编号: 41972325)、“煤层气水平孔激光智能定向钻进工艺及煤岩破碎理化作用机理研究”(编号: 41672155)

第一作者: 文国军, 男, 汉族, 1978年生, 副院长, 教授, 机械工程专业, 博士, 主要从事机械设计、虚拟现实、计算机辅助设计、计算机仿真、物联网、自动控制、机器人以及软件开发等相关理论与新技术在煤层气定向钻进、非开挖地下管线建设、地质灾害监测、工业自动化等领域的基础与应用研究, 湖北省武汉市洪山区鲁磨路388号, wenguojun@cug.edu.cn。

引用格式: 文国军, 黄子恒, 王玉丹, 等. 基于仿真数据驱动的激光钻进气体喷嘴结构优化[J]. 钻探工程, 2024, 51(3): 69-75.

WEN Guojun, HUANG Ziheng, WANG Yudan, et al. Optimization of gas nozzle structure in laser drilling based on simulation data [J]. Drilling Engineering, 2024, 51(3): 69-75.

于提高激光钻进效率。本论文以外接旁轴喷嘴作为优化对象,在气压、风速、气体种类等条件一致的前提下,影响清孔效率的主要因素为喷嘴的结构尺寸,其中包括角度、宽度、高度等变量。由于激光钻进极高的温度<sup>[1]</sup>,难以用常规仪器对清孔效果进行实时定量观测,且难以设计很多喷嘴实验样本来寻找合适的结构参数,因此有必要采用仿真的方法来对喷嘴结构进行优化,设计仿真实验,采集数据之后进行分析,研究不同变量对喷嘴清孔效率的影响,给定变量范围,通过神经网络优化喷嘴结构,有效提高喷嘴清孔效率。

## 1 工况分析与建模

### 1.1 工况分析

激光钻进过程工况如图1所示,激光经过准直与聚焦之后照射到需钻进的岩层上,光能转化为热能,岩石吸收热量,温度急剧升高,岩石局部发生破碎与气化,产生气、固双相混合物<sup>[2-3]</sup>。这些双相混合物若不及时进行清孔处理,会堆积在孔内形成气固混合物,不断吸收激光能量,直至对烧蚀洞进行堵塞,严重降低钻进效率。为防止孔内岩屑二次吸收激光能量,需要及时通过气流将其带走。在激光头旁设置一个外接旁轴喷嘴,将气体吹向孔眼,使孔眼中的岩屑、粉尘等吹出,防止沉积在孔眼中。

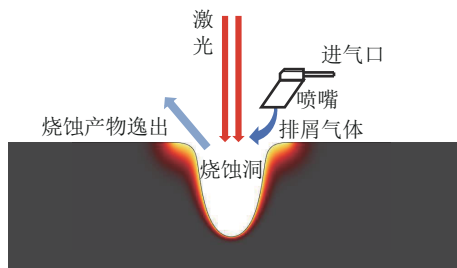


图1 钻进过程工况示意

Fig.1 Schematic diagram of drilling conditions

### 1.2 建立仿真物理模型

喷嘴的初始结构如图2所示,喷嘴长度为40 mm,上下面积分别为30 mm×20 mm与30 mm×13 mm,侧面倾角为60°,为了确保仿真效率与准确性,对模型进行简化,对喷嘴进行抽壳处理,除去2 mm的金属外壳,并保留流体域进行仿真。

激光钻进实验的实际状态如图3所示,激光从激光头射出且距离岩石表面有一定的距离,为保证

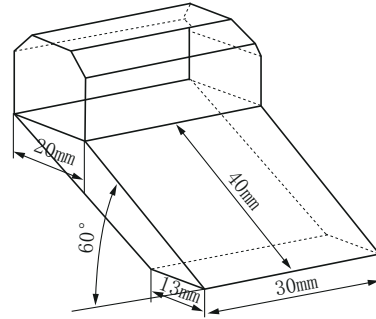


图2 喷嘴初始结构

Fig.2 Initial nozzle structure

气体出口离岩石表面较近的同时避免激光打到喷嘴上,将喷嘴旁置于激光头,斜向将气体吹往孔眼,喷嘴距离岩样表面的垂直距离为60 mm。激光钻进岩石形成孔眼,孔内烟尘由气体吹出。根据实际工况,仿真模型在岩样上方设置截面积为600 mm×460 mm的过渡区域。为了贴近钻进孔眼的真实工况,将激光钻进实验过后的孔眼区域进行线激光扫描,得出孔洞扫描结果如图4所示<sup>[4]</sup>。提取烧蚀孔洞模型,并与喷嘴简化模型装配,建立仿真的物理模型,如图5所示,其中喷嘴与烧蚀孔模型处在同一个自由流体域内。

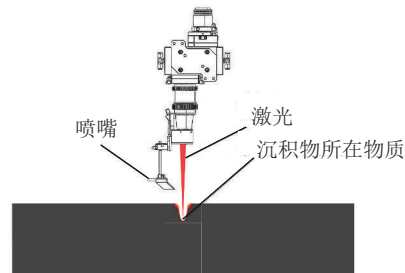


图3 激光钻进工况示意

Fig.3 Laser drilling conditions

## 2 基于 Ansys Fluent 的仿真方案

为了观察清孔效果,在孔内释放粒子作为岩屑,通过观察粒子在气流作用下的流动状态,从而对清孔效果进行评估。激光钻进产生的尘屑主要来自于岩样的高温烧蚀,本仿真将烧蚀洞内壁设置为粒子注入面,在孔壁处注入粒子,气体由进气口进入喷嘴,通过喷嘴下端吹进孔眼,孔内粉尘、岩屑等烧蚀产物在气流作用下流动,部分流出孔眼,还有一部分滞留孔内。从提高清孔效率的角度,滞留在孔内的粒子越少越好。清孔效果难以直接进行

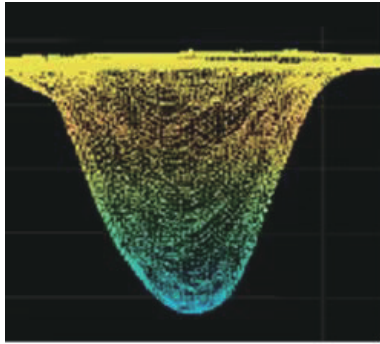


图4 线激光扫描烧蚀洞流体域结果

Fig.4 Line laser scanning results of fluid domain in ablative cavity

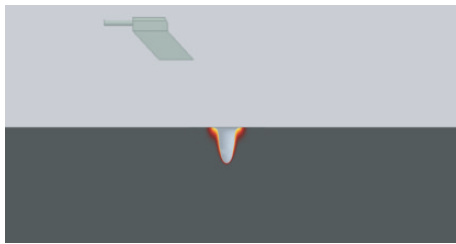


图5 仿真物理模型示意

Fig.5 Schematic diagram of simulated physical model

量化观测,为了衡量清孔效率,本文提出了一种量化方法。

在实际送气时间相同的前提下,计算残留在激光烧蚀孔洞中残余的粒子质量占粒子注入总质量的百分比,所占百分比越小表明排屑清孔效率越好。

$$\eta = \frac{m_1}{m_1 + m_2 + m_3} \quad (1)$$

式中: $\eta$ ——排屑总效率; $m_1$ ——激光钻进孔眼中残余的粒子质量; $m_2$ ——从孔中排出逸散至空气中的粒子质量; $m_3$ ——少部分逸散至喷嘴中的粒子质量。

### 2.1 边界条件与算法选择

模型中清孔气体的沿程损失忽略不计。由于激光钻进过程中会散发出大量热量,将激光头底部到岩石表面部分的流体域温度设置为 $300\text{ }^\circ\text{C}$ 。

对预估雷诺数进行计算:

$$Re = \frac{\rho UL}{\mu} \quad (2)$$

式中: $\rho$ ——流体密度, $\text{kg}/\text{m}^3$ ; $U$ ——流体的流动速度, $\text{m}/\text{s}$ ; $L$ ——特征尺寸, $\text{m}$ ; $\mu$ ——流体动力粘

度, $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 。

预估雷诺数为20167.5,本次优化中的气体流态属于湍流流态,选择适用性较强且计算效率较高的基于湍动能 $k$ 和湍动耗散率 $\epsilon$ 的Standard  $k$ - $\epsilon$ 模型为湍流模型<sup>[5-7]</sup>。对于不可压流体,其对应的输运方程为:

$$\frac{\partial \rho k}{\partial t} + \frac{\partial \rho \omega k}{\partial z} = \frac{\partial}{\partial z} \left[ \left( \mu + \frac{\mu_t}{\sigma_k} \right) \frac{\partial k}{\partial z} \right] + P - \rho \epsilon \quad (3)$$

$$\frac{\partial \rho \epsilon}{\partial t} + \frac{\partial \rho \omega \epsilon}{\partial z} = \frac{\partial}{\partial z} \left[ \left( \mu + \frac{\mu_t}{\sigma_\epsilon} \right) \frac{\partial \epsilon}{\partial z} \right] + C_1 \frac{\epsilon}{k} P - C_2 \rho \frac{\epsilon^2}{k} \quad (4)$$

式中:湍动粘度 $\mu_t = \frac{\rho C_u k^2}{\epsilon}$ ;粘度系数 $C_u = 0.09$ ; $\mu$ ——流体动力粘度;湍动能产生项 $P = \mu_t \frac{\partial u}{\partial z}$ ; $\sigma_k$ 、

$\sigma_\epsilon$ ——分别为湍动能 $k$ 、湍动耗散 $\epsilon$ 对应的普朗特数,取 $\sigma_k = 1.0$ , $\sigma_\epsilon = 1.3$ ; $C_1$ 、 $C_2$ ——模型常数,取 $C_1 = 1.44$ , $C_2 = 1.92$ <sup>[5]</sup>。

对烧蚀洞流体域表面注入的粒子采用Rosin-Rammler分布,其表达式为:

$$F(d) = 1 - \exp \left[ - \left( \frac{d}{d_{50}} \right)^m \right] \quad (5)$$

式中: $d$ ——粒径尺寸; $d_{50}$ ——当粉尘累计质量分布 $F=0.5$ 处,所对应的粉尘粒径,即中位径,取 $d_{50} = 0.707147\text{ mm}$ <sup>[8]</sup>。

### 2.2 网格无关性验证

使用ICEM CFD软件划分网格之后,为了验证划分的网格质量,需进行网格无关性验证。将不同网格数下的清孔过程进行仿真模拟,通过仿真结果的比对来确保在较高精度的情况下,兼具计算效率,用以确定后续仿真中的网格数量。压力型入口的压力为 $1.25\text{ MPa}$ 。利用ICEM CFD软件分别将模型的网格单元长度控制在 $10\sim 60\text{ mm}$ 之间,网格单元长度越小,网格越密,根据仿真方案中不同网格密度所仿真的结果如图6所示,计算值对于网格密度变化的敏感性均不大,此时误差 $< 5\%$ ,故本次优化中将自由流体域网格单元长度设置为 $20\text{ mm}$ ,喷嘴与烧蚀孔洞部分模型网格单元长度设置为 $5\text{ mm}$ 。

### 2.3 实验设计

影响喷嘴清孔效率的结构参数主要有喷嘴上

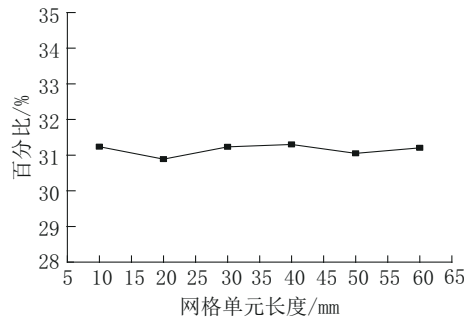


图6 网格无关性验证结果

Fig.6 Grid independence verification results

下面高度、上下面长宽,因此选用底面长 $l_1$ 、角度 $\alpha$ 、底面宽 $l_2$ 、顶面宽 $l_3$ 、高度 $l_4$ 等5个因素为自变量,各因素在喷嘴中的位置如图7所示,考虑影响喷嘴清孔效率的5个因素,并根据现有的激光钻进装置在钻进过程中所余的尺寸,分析上下极值和平均值3个水平,即可列出五因素三水平的表格,如表1所示。在除去气体参数、气泵压力等因素,影响喷嘴清孔效率的主要为其结构参数。

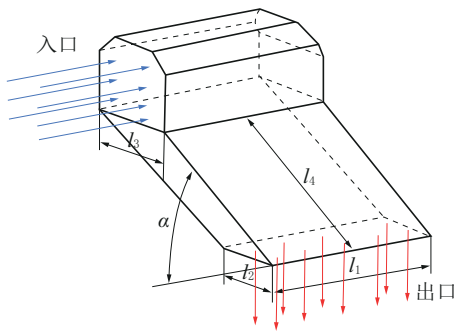


图7 喷嘴结构

Fig.7 Nozzle structure

表1 设计因素与水平

Table 1 Design factors and levels

因素	编码	水平		
		-1	0	1
底面长 $l_1$ /mm	A	10	30	50
角度 $\alpha$ /( $^\circ$ )	B	20	45	70
底面宽 $l_2$ /mm	C	4	12	20
顶面宽 $l_3$ /mm	D	8	16	24
高度 $l_4$ /mm	E	20	45	70

将气体参数诸如气孔气体类型、清孔气体压力、流量等导入Fluent计算模型中,根据经典响应曲面设计中的Box-Behnken中心组合设计原理,将影

响喷嘴清孔效率的5个喷嘴结构参数的46组数据进行仿真试验。

使用ANSYS WorkBench的Fluent模块,压力速度耦合采用SIMPLE压力修正法进行求解,输入以上粒子数据与湍流模型,由于清孔效率的衡量方法与质量相关,出口面设置为trap,可以捕获从出口面流出的粒子。

分析仿真数据,以清孔效率为 $z$ 轴,分别以喷嘴结构的5个因素为 $x$ 、 $y$ 轴绘制3D面,如图8所示,在以角度或高度为 $x$ 、 $y$ 轴时,3D面的变化波动较大,可以得出喷嘴结构对清孔效率有影响,且角度与高度的影响最大。

### 3 基于JMP神经网络的优化方案

神经网络在优化问题中具有许多优势,特别是面对复杂的而非线性系统中<sup>[8-11]</sup>,其能够不断学习和适应数据的特征,从而更好地适应不断变化的数据,本文很明显是一个高维度、非线性问题,传统优化方法会面临着局部最优解、收敛速度慢等问题,相较于传统算法,神经网络作为一种数据驱动优化的方法,能更好的利用数据进行优化。而JMP软件作为SAS公司旗下的一款统计分析软件,具有操作简单、交互性强等特点,还集成了神经网络、聚类、可靠性与生存等分析工具,故本文使用JMP软件提供的神经网络工具进行分析。将数据输入JMP中,通过预测建模中的“神经”平台,构建2层的完全连接的感知器,使用神经网络借助灵活的输入变量函数,拟合复杂多项式,预测最终的响应变量。在神经网络训练完成之后,对不同的参数进行组合后预测最终结果,输出使激光烧蚀孔洞中所残余的粒子质量占总质量百分比最小的喷嘴参数组合形式。

#### 3.1 实验结果分析

将仿真实验对应的46组数据,使用JMP分析模块中预测建模的“神经”平台中,将仿真所得的清孔效率结果作为 $Y$ 因子,5个参数作为 $X$ 因子,并且取数据集中的80%作为训练集,其余部分作为验证集进行实验数据分析<sup>[12-13]</sup>。

增加隐藏层中第一层中的节点数或添加第二层可使神经网络变得更加灵活,且第二层节点是 $x$ 变量的函数,第一层的节点是第二层节点的函数。经过测试,在第一、二层中均使用10个TanH函数和10个线性恒等函数作为激活函数的情况下所训



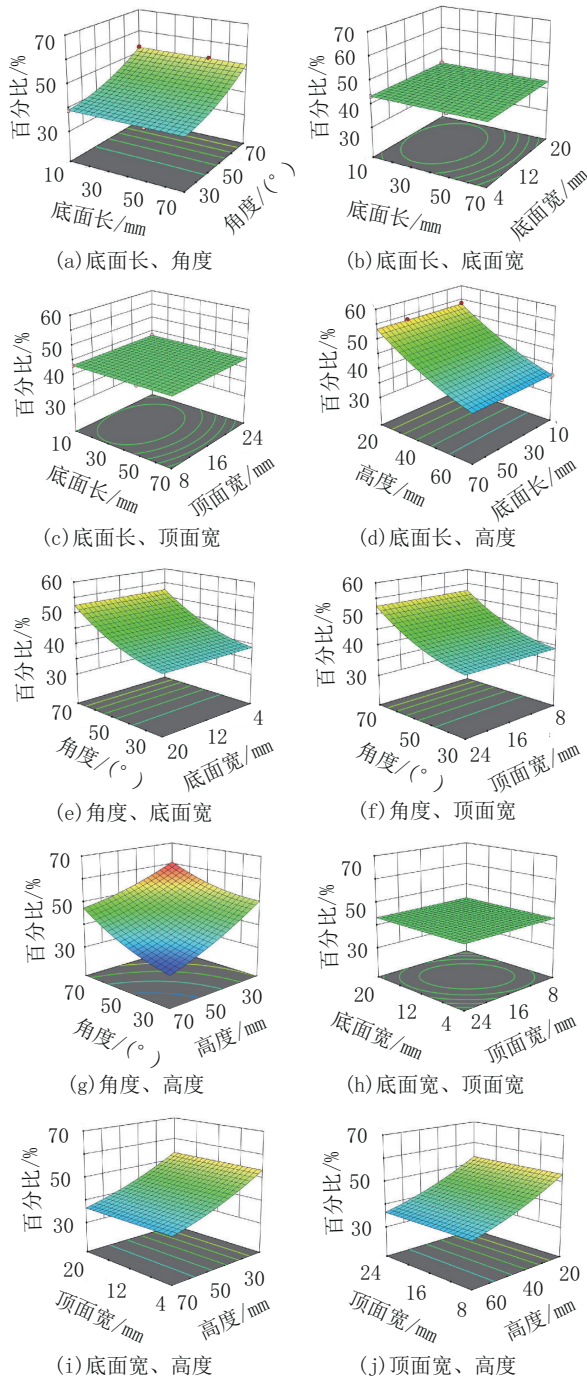


图 8 仿真结果敏感度分析

Fig.8 Sensitivity analysis of simulation results

训练的神经网络模型具体测量数值如表 2 所示。TanH 激活函数又称为双曲正切激活函数,承担着帮助网络学习数据中复杂模式的功能,被广泛应用于深度学习的神经网络中。

$R^2$  为决定系数,又称拟合优度,用来描述数据对模型拟合程度的好坏,表达了输入值对预测值的

表 2 神经网络训练结果

Table 2 Neural network training results

参数	试练集	验证集
$R^2$	0.9999891	0.9647881
RMSE	0.0229658	1.0375185
绝对偏差的均值	0.0187077	0.7438387
负对数似然	-70.64427	23.292325
误差平方和	0.0158229	17.223113
频数总和	30	16

解释程度,越接近 1,说明拟合效果越好,越接近于真实情况<sup>[14-18]</sup>。训练集与验证集的  $R^2$  分别为 0.99 与 0.96,说明模型训练的效果较好。

根据 JMP 提供的预测刻画器功能,将意愿函数的相应目标设置为最小化,意愿设置为最大化,所得结果为底面长  $l_1 = 50$  mm,角度  $\alpha = 70^\circ$ ,底面宽  $l_2 = 4$  mm,顶面宽  $l_3 = 24$  mm,高度  $l_4 = 70$  mm,清孔效率最小值为 31.21%,但是 5 个参数均达到实验所设置取值区间的最大值或最小值。为了筛选出更好的清孔效率(更小的  $\eta$ ),根据在激光钻进实验中喷嘴能够活动的区域,将各个参数的范围扩大后进行自由组合,输入已经训练好的神经网络中,对比计算结果,得出最好的清孔效率以及其对应的各个参数的值,优化前后具体参数如表 3 所示。

表 3 优化前后各参数对比

Table 3 Comparison of parameters before and after optimization

参数	优化前	优化后
底面长 $l_1$ /mm	10	8.89
角度 $\alpha$ /°	70	70.11
底面宽 $l_2$ /mm	4	2.89
顶面宽 $l_3$ /mm	24	48.48
高度 $l_4$ /mm	70	120.01
百分比/%	31.21	24.20

### 3.2 实验验证

将优化数据输入 Fluent 模型中,得到的粒子轨迹结果如图 9 所示,黄色网格为烧蚀流体域上表面,粒子停留时间从蓝色、绿色、红色依次增加,红色代表停留时间最长的粒子,即最早生成的粒子,从图 9 可以看出大部分注入的粒子都被排出孔外,残留在激光烧蚀孔洞中的粒子质量占粒子注入总质量的

百分比为22.94%。从粒子流向看,在气嘴作用下,粒子流向气嘴对侧,这有利于防止烟尘颗粒进入激光头,污染镜片。

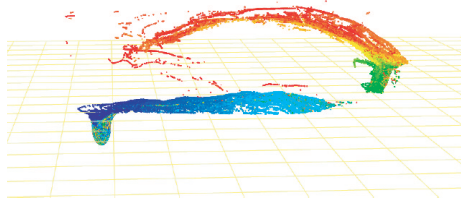


图9 粒子轨迹分布

Fig.9 Particle trajectory distribution

#### 4 结论

本文针对激光钻进应用场合,对不同的气嘴结构尺寸进行气体的流场仿真,从而对气体的清孔效果进行判断。确定衡量清孔效率的量化方法;构建五因素三水平的喷嘴结构仿真试验方案,结合Box-Behnken方法,通过仿真得到46组不同尺寸喷嘴下的清孔效率实验数据,利用JMP软件神经网络模块输出神经网络模型。根据该模型,优化喷嘴结构尺寸,并预测清孔效率值。将优化的喷嘴尺寸输入Fluent中进行数值模拟计算,仿真结果与预测的清孔效率较为接近。

(1)仿真结果显示,喷嘴结构对清孔效果有较大影响,其中影响最大的因素是喷嘴的侧面倾角与通道高度,倾角角度越大,清孔效果越好,通道高度越高,清孔效果越好。

(2)求解出喷嘴的最优结构参数为:底面长 $l_1=8.89$  mm,角度 $\alpha=71.11^\circ$ ,底面宽 $l_2=2.89$  mm,顶面宽 $l_3=48.48$  mm,高度 $l_4=120.01$  mm,均取整数为 $l_1=8.9$  mm,角度 $\alpha=71^\circ$ ,底面宽 $l_2=2.9$  mm,顶面宽 $l_3=48.5$  mm,高度 $l_4=120$  mm。

(3)通过JMP中预测刻画器得出清孔喷嘴高度与角度的数值的大小对清孔效率的影响比较大,且高度与角度都是在越大的情况下对清孔越有利,上下大的结构更有利于气体的集中,适合激光钻进中的清孔喷嘴。

(4)理论上竖直情况下清孔效率最高,即同轴喷嘴效果好于旁轴,但考虑到激光钻进状态下采用较大离焦量的工作状态,同轴喷嘴在安装空间上尚有困难,所以在设计激光钻进的气体喷嘴时,应以

大角度和高度为主进行设计。

(5)通过Fluent进行验证实验发现,在选择预测所得的清孔效率最高的喷嘴结构数据情况下,得出的残留在激光烧蚀出来的孔洞中残余的粒子质量占粒子注入总质量的百分比为22.94%,与神经网络训练后输出的结果24.20%相比绝对误差为5.5%,可较好的应用于激光钻进过程中。

(6)根据应用场景的不同,喷嘴结构可能受安装空间的约束,在喷嘴结构中设定某个或几个参数的范围,仍可以编制程序进行优化,得出适用于不同场景的不同规格的清孔效率较高的喷嘴。

#### 参考文献(References):

- [1] 杨明军,王玉丹,文国军,等.激光辐照煤岩的热效应数值模拟分析[J].煤田地质与勘探,2018,46(6):217-222.  
YANG Mingjun, WANG Yudan, WEN Guojun, et al. Numerical simulation of thermal effect of laser irradiation on coal and rock[J]. Coal Geology and Exploration, 2018,46(6):217-222.
- [2] 王玉丹,罗耀坤,文国军,等.激光钻进煤岩技术的研究进展[J].煤田地质与勘探,2021,49(1):297-302.  
WANG Yudan, LUO Yaokun, WEN Guojun, et al. Research progress of laser drilling technology in coal petrography[J]. Coal Geology & Exploration, 2021,49(1):297-302.
- [3] 杨玲芝,文国军,王玉丹,等.激光钻井技术在煤层气定向钻进中的应用探讨[J].煤炭科学技术,2016,44(11):127-131.  
YANG Lingzhi, WEN Guojun, WANG Yudan, et al. Application discussion on laser borehole drilling technology to directional drilling for coalbed methane[J]. Coal Science and Technology, 2016,44(11):127-131.
- [4] 官东林,文国军,王玉丹,等.基于线激光扫描的岩石激光钻孔的三维重建和可视化[J].地质科技通报,2021,40(3):173-183.  
GUAN Donglin, WEN Guojun, WANG Yudan, et al. 3D reconstruction and visualization for laser drilling hole on rock based on line laser scanning[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2021,40(3):173-183.
- [5] D'Alcandro A C, Mauro A. Experimental and numerical analysis of CO<sub>2</sub> transport inside a university classroom: Effects of turbulent models[J]. Journal of Building Performance Simulation, 2023,16(4):434-459.
- [6] LI Jiaxu, XU Fengyang, CHENG Li, et al. Numerical simulation of internal flow characteristics and pressure fluctuation in deceleration process of bulb tubular pump[J]. Water, 2022, 14(11):1788.
- [7] BIAN Zhiwei, CHEN Desheng, SUN Linquan, et al. Numerical simulation and experimental investigation of multiphase flow in an oxygen-rich side-blown bath smelting furnace[J]. JOM, 2023,75(9):3962-3974.
- [8] 周洋,梁冰,孙维吉,等.深部煤层钻屑粒度随钻进深度分布规律[J].中国安全生产科学技术,2020,16(1):66-72.  
ZHOU Yang, LIANG Bing, SUN Weiji, et al. Distribution laws of particle size of drilling cuttings with drilling depth in deep

- coal seams[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2020, 16(1):66-72.
- [9] LI Shi, LI Yueyang. Neural network based nonlinear model predictive control for an intensified continuous reactor[J]. *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification*, 2015, 96: 14-27.
- [10] 蒲先渤,李泽群,尹飞,等.基于PCA-LM-BP神经网络的岩石可钻性预测研究[J]. *钻探工程*, 2023, 50(6):64-69.  
PU Xianbo, LI Zequn, YIN Fei, et al. Research on rock drill ability prediction based on PCA-LM-BP neural network [J]. *Drilling Engineering*, 2023, 50(6):64-69.
- [11] 陈晓君,陈小根,宋刚,等.基于人工神经网络模型的岩石特性预测[J]. *探矿工程(岩土钻掘工程)*, 2019, 46(1):34-38.  
CHEN Xiaojun, CHEN Xiaogen, SONG Gang, et al. Prediction of rock characteristics based on artificial neural network model[J]. *Exploration Engineering (Rock & Soil Drilling and Tunelling)*, 2019, 46(1):34-38.
- [12] Zhao M, Xu X, Yang H, et al. Design of a predictive RBF compensation fuzzy PID controller for 3D laser scanning system [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(13):4662.
- [13] Rahman N, Khalil N. Spectrofluorimetric and circular dichroism approaches for sulfasalazine determination using serum proteins: JMP optimization and quantitative studies [J]. *Microchemical Journal*, 2023, 193:109112.
- [14] Li J, Mocko M. Machine learning for a citizen data scientist: An experience with JMP [J]. *Journal of Marketing Analytics*, 2020, 8(4):267-279.
- [15] 刘慧甜,胡大伟.基于机器学习的交通碳排放预测模型构建与分析[J/OL]. *环境科学*, 1-17 [2024-05-17]. <https://doi.org/10.13227/j.hjkk.202305234>.  
LIU Huitian, HU Dawei. Construction and analysis of machine learning base transportation carbon emission prediction model [J]. *Environmental Science*: 1-17 [2024-05-17]. <https://doi.org/10.13227/j.hjkk.202305234>.
- [16] 代鑫,黄弘,汲欣愉,等.基于机器学习的城市暴雨内涝时空快速预测模型[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2023, 63(6): 865-873.  
DAI Xin, HUANG Hong, JI Xinyu, et al. Spatiotemporal rapid prediction model of urban rainstorm waterlogging based on machine learning [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2023, 63(6):865-873.
- [17] 张欣,田英英,韩泽龙,等.基于机器学习算法的井漏预测与诊断理论模型研究[J]. *钻探工程*, 2022, 49(2):58-66.  
ZHANG Xin, TIAN Yingying, HAN Zelong, et al. Research on lost circulation prediction and diagnosis theoretical model based on machine learning algorithm [J]. *Drilling Engineering*, 2022, 49(2):58-66..
- [18] Chicco D, Warrens M J, Jurman G. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation [J]. *PeerJ Computer Science*, 2021(7):1-24.

(编辑 王文)