

多参数耦合优化煤岩界面主动红外感知识别*

王海舰¹, 刘丽丽¹, 卢士林¹, 黄梦蝶¹, 张强²

(1. 桂林电子科技大学机电工程学院 桂林, 541004)

(2. 山东科技大学机械电子工程学院 青岛, 266590)

摘要 为实现煤岩界面的预先感知与精准识别,在开采前为采煤机提供精准的截割轨迹,提出一种基于多影响因素耦合优化的煤岩界面主动红外感知识别方法。考虑光照时间、光照距离和光照强度多因素耦合作用对煤岩界面识别精度的影响,通过测试、采集各影响因素不同参数工况下煤岩试件的主动激励红外图像信息,利用正交实验方法确定实现煤岩界面高精度识别的多因素参数的最优组合。结合迭代优化方法在最优组合附近搜索各影响因素的最优参数,克服局部参数最优的问题,实现煤岩界面的高精度识别。由实验结果可知,该方法能够实现煤岩界面的快速、精准识别,最低识别精度达到 97.96% 以上,具有非常好的普适性,为实现井下智能化、无人化采煤提供了一种有效的技术手段。

关键词 煤岩界面; 主动红外; 耦合优化; 迭代

中图分类号 TD823; TH744

引言

近年来,随着我国煤炭开采环境、工况趋于复杂,采面经常出现随机走向的岩石断层,传统的轨迹跟踪记忆截割方法已无法满足煤岩走向突变工况的智能化开采。采煤机一旦截割到硬岩,势必造成滚筒负载和截割能耗增大、截齿磨损加剧,降低采煤机的截割效率和开采进度^[1-2]。同时,截割硬岩过程中产生的剧烈振动和冲击严重影响采煤机整机的稳定性^[3]。采煤机截割岩层会导致原煤中大量夹杂矸石,造成后续煤、矸分选工作量加剧以及原煤热值的降低^[4]。另外,截齿截割硬岩过程中产生的火花和瞬时高温,易引发煤尘或瓦斯爆炸^[5-6],严重威胁工作人员的生命安全和财产安全。

获取高精度的煤岩界面识别结果,为采煤机提供精准的截割轨迹,是实现井下智能化、无人化开采的关键。国内外学者提出了基于采煤机截割信号表征的煤岩识别模型,如截割能耗识别模型^[7-8]、振动频谱识别模型^[9]、截割声发射识别模型^[10]以及截割电流识别模型^[11]等;提出了基于多传感信息融合的煤岩识别模型,如模糊神经网络融合识别模型^[12]、D-S 证据理论融合识别模型^[13]等;提出了基于煤岩物理特征的识别模型,如雷达探测识别模型^[14]、超声

波识别模型^[15]、灰度图像识别模型^[16]、纹理特征识别模型^[17]以及太赫兹时域光谱识别模型^[18]等。以上相关研究模型对于复杂工况、环境的井下开采工作面煤岩界面轨迹的有效、精确识别尚无法实现。主要原因为:①单一煤岩截割特征信号受开采环境干扰严重,信号识辨能力和识别结果精度差;②多信号融合方法对特征样本种类、数量需求较大,模型维度较高,且依托多个单一截割特征信号的融合识别的可信度低,识别结果准确性差;③探地雷达、超声波等远距离煤岩识别手段识别精度不高,煤岩灰度图像和纹理特征受粉尘浓度、水雾、照度等因素影响较大,截割过程中煤岩赋存节理和纹理发生变化的动态识别问题缺乏理论依据与技术支持。因此,如何实现煤岩界面的预先感知及精准识别仍然是制约井下智能化、无人化开采的瓶颈问题。

笔者提出了一种基于多影响因素耦合优化的煤岩界面主动红外感知识别方法,通过大量实验发现,煤岩介质在主动红外激励作用下,其煤岩界面的识别精度受光照时间、光照距离以及光照强度影响显著。因此,获取各影响因素的最优参数,能够得到可以实现煤岩界面高精度识别的主动激励红外图像,为采煤机智能化开采提供精准的煤岩截割轨迹。

* 国家自然科学基金面上资助项目(5177041303);广西自然科学基金资助项目(2018GXNSFAA160255,桂科 AD18281051);广西制造系统与先进制造技术重点实验室基金资助项目(17-259-05-001Z)

收稿日期:2020-11-30;修回日期:2021-02-22

1 煤岩界面识别精度影响因素及边界条件

1) 光照时间 T_a 。煤、岩介质在不同光照时间作用下的温升差异性显著,如图 1 所示。由图 1 可以看出,随着光照时间的变化,煤岩介质的红外图像表征发生显著变化,而煤岩介质的主动激励红外图像需要在采煤机开采前就要进行采集和处理分析,因此局部红外图像采集区域单次的光照时间不宜过长;但如果光照时间过短,会导致煤岩介质的红外表征比较相近,不易区分煤岩分界面。因此,综合考虑分析,确定煤岩介质主动激励红外图像获取的光照时间 T_a 的边界条件为

$$20 \text{ s} \leq T_a \leq 60 \text{ s} \quad (1)$$

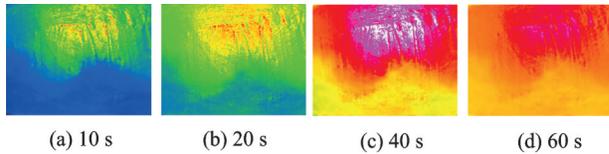


图 1 不同光照时间煤岩红外图像

Fig.1 Infrared images of coal-rock with different illumination times

2) 光照距离 L_a 。光照距离对煤岩介质受主动激励过程中的温升速率具有明显的影响,通过前期的实验表明,距离越近,煤、岩的温升速度越快。考虑到现场实际开采工况的局限性,主动激励装置不能过于靠近煤壁表面,防止采煤机截割或者垮落下的煤、岩对激励装置造成破坏。因此,确定主动激励装置的光照距离范围 L_a 为

$$1.5 \text{ m} \leq L_a \leq 2.5 \text{ m} \quad (2)$$

3) 光照强度 S_a 。光照强度是影响煤岩介质温升速度又一显著因素,光照强度体现了主动激励装置对煤岩介质的辐射强度的大小,光照强度越强,则煤岩介质单位时间内的温升速度也越快。但高强度的光照需要大功率的激励装置,考虑到井下环境的易燃性及高爆性,光照强度也不宜过大,因此,光照强度的边界条件设定为

$$200 \text{ W} \leq S_a \leq 1\,000 \text{ W} \quad (3)$$

2 多参数耦合优化模型

2.1 基于识别精度的多参数优化

对光照时间 T_a 、光照距离 L_a 以及光照强度 S_a 这 3 个参数优化的最终目的是获取高精度的煤岩界面识别结果。因此,煤岩界面的识别精度 (identifica-

tion accuracy, 简称 IA) 与各影响参数满足一定的函数关系,表示为

$$IA = f(T_a + L_a + S_a) \quad (4)$$

图 2 给出了多参数耦合优化算法的整体思路,以高精度的煤岩界面识别结果为优化目标,对光照时间 T_a 、光照距离 L_a 以及光照强度 S_a 进行优化,其实质就是不断地进行迭代优化,获取最优 T_a 、 L_a 及 S_a ,确保煤岩界面的识别结果精度最高。

如图 3 所示,3 个轴向分别表示影响煤岩界面识别精度的因素 T_a 、 L_a 和 S_a 。在各因素的边界条件范围内,先设定任意两个因素的初值,例如以图 3 所示

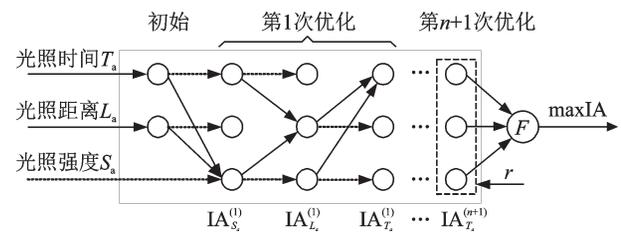


图 2 多参数耦合优化算法思路

Fig.2 Multiparameter coupling optimization algorithm

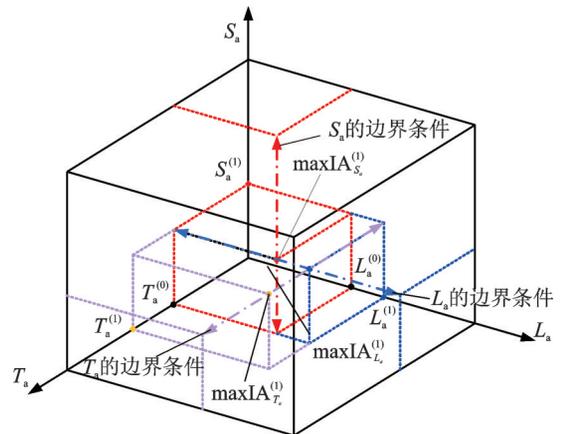


图 3 以精度为目标的多因素优化过程

Fig.3 Multi-factor optimization process with precision as the target

的光照时间 $T_a^{(0)}$ 、光照距离 $L_a^{(0)}$,在 S_a 的边界条件范围内寻找能够获取最高煤岩界面精度 $\max IA_{S_a}^{(1)}$ 的光照强度 $S_a^{(1)}$,随后以 $T_a^{(0)}$ 和优化后的 $S_a^{(1)}$ 为光照时间和光照强度的初值,以 $\max IA$ 为目标,在 L_a 的边界条件内得到实现 $\max IA_{L_a}^{(1)}$ 的光照距离值 $L_a^{(1)}$ 。在此基础上,利用光照强度 $S_a^{(1)}$ 和光照距离 $L_a^{(1)}$ 进一步优化得到获取 $\max IA_{T_a}^{(1)}$ 的光照时间参数 $T_a^{(1)}$ 。以此类推,以式(5)的迭代形式对各参数进行不断优化,其中光照时间的迭代优化步长为 1 s,即在光照距离和光照强度具有初值的情况下,光照时间每次递增或递减 1 s 进行主动激励红外图像采集与识别精度分

析,最终得到识别精度最高的光照时间优化参数。同理,光照距离的迭代优化步长为 0.1 m,光照强度的迭代优化步长为 10 W。

$$\begin{cases} \max IA_{S_a}^{(1)} = f(T_a^{(0)} + L_a^{(0)} + S_a^{(1)}) \\ \max IA_{L_a}^{(1)} = f(T_a^{(0)} + L_a^{(1)} + S_a^{(1)}) \\ \max IA_{T_a}^{(1)} = f(T_a^{(1)} + L_a^{(1)} + S_a^{(1)}) \\ \max IA_{S_a}^{(2)} = f(T_a^{(0)} + L_a^{(0)} + S_a^{(2)}) \\ \vdots \\ \max IA_{T_a}^{(n+1)} = f(T_a^{(n+1)} + L_a^{(n+1)} + S_a^{(n+1)}) \end{cases} \quad (5)$$

利用式(5)迭代优化过程中,当利用第 $n+1$ 次优化后的 3 个参数得到的煤岩界面识别精度与第 n 次的差值的无穷范数在要求范围内时,则迭代终止。

$$\begin{aligned} \|\max IA^{(n+1)} - \max IA^{(n)}\|_{\infty} = \\ \max \left\{ \max IA^{(n+1)} - \max IA^{(n)} \right\} \leq r \end{aligned} \quad (6)$$

其中: r 为式(5)的迭代终止条件,设定为 0.2%。

2.2 初值选取对识别精度的影响分析

根据构建的多参数耦合优化模型,对煤岩界面进行实际识别实验及精度分析。由于初值是在各影响因素的边界条件内自由选定的,且可以根据影响因素中任意两个因素的参数初值不断进行迭代优化,最后得到满足终止条件的光照时间 T_a 、光照距离 L_a 及光照强度 S_a 的最优参数。因此,采用多组初值进行实验,其各影响因素的参数初值见表 1。

表 1 各影响因素参数初值设定

Tab.1 Initial setting for parameters of each influencing factor

组别	T_a/s	L_a/m	S_a/W	组别	T_a/s	L_a/m	S_a/W
1	20	1.5	—	6	60	—	1 000
2	40	2.0	—	7	—	1.5	200
3	60	2.5	—	8	—	2.0	600
4	20	—	200	9	—	2.5	1 000
5	40	—	600				

根据表 1 各组选取的 T_a 、 L_a 及 S_a 的参数初值,利用式(5)提出的迭代优化方法,以煤岩界面的识别精度为优化指标,对各影响因素的参数进行优化,得到每组的影响因素参数优化结果,如表 2 所示。

由表 2 各影响因素的参数优化结果可以看出,在选择不同影响因素的不同初值的情况下,其光照时间 T_a 、光照距离 L_a 及光照强度 S_a 这 3 个影响因素参数的优化结果也存在显著的差异,说明初值的选定对各影响因素的参数优化结果有着显著的影响。为了进一步细化分析不同影响因素参数初值对煤岩

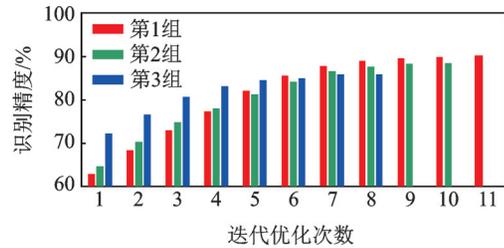
表 2 各影响因素参数优化结果

Tab.2 Parameter optimization results of each influencing factor

组别	T_a/s	L_a/m	S_a/W	组别	T_a/s	L_a/m	S_a/W
1	32	1.7	570	6	46	2.2	730
2	44	1.9	460	7	35	1.8	410
3	51	2.1	450	8	32	1.8	540
4	29	1.6	420	9	26	2.2	860
5	38	2.0	480				

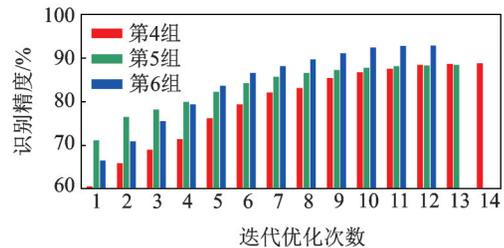
界面识别精度的影响,图 4 给出了各组影响因素参数优化过程中对应的煤岩界面精度变化状态。

各影响因素参数的最优化是获取高精度煤岩界面识别结果的前提,但由图 4 可以看出,当各影响因素参数在约束条件内选择不同的初值时,其迭代优化次数及最终的煤岩界面识别精度也各不相同,这是由于各影响因素参数的初值在选定时是随机的,在迭代优化过程中容易造成局部识别精度最优的情



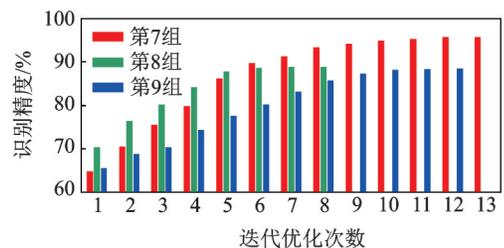
(a) 光照时间和光照距离初值条件

(a) Initial conditions of illumination time and illumination distance



(b) 光照时间和光照强度初值条件

(b) Initial conditions of illumination time and illumination intensity



(c) 光照距离和光照强度初值条件

(c) Initial conditions of illumination distance and illumination intensity

图 4 不同影响因素参数初值条件下精度分析

Fig.4 Accuracy analysis under initial values of different influencing factor parameters

况出现,虽然满足迭代优化的终止条件,但是得到的 T_a, L_a 以及 S_a 的优化结果并不能获取高的煤岩界面识别精度。因此,光照时间 T_a 、光照距离 L_a 及光照强度 S_a 的初值选取以及迭代优化的先后顺序并不能随机选定。

3 基于多影响因素最优组合的参数优化

利用正交实验可以获取各影响因素参数的最优组合以及确定各影响因素对煤岩界面识别精度的影响显著性,因此首先确定光照时间 T_a 、光照距离 L_a 及光照强度 S_a 这 3 个影响因素参数的最优组合,并在各参数的最优组合附近利用构建的迭代优化模型进行进一步优化,从而获取能够实现煤岩界面高精度识别的最优光照时间 T_a 、光照距离 L_a 以及光照强度 S_a 。

3.1 多影响因素参数最优组合的确定

根据正交实验设计的原理和步骤,确定实验的影响因素为光照时间、光照距离以及光照强度。为了使获取的最优组合中各影响因素的参数值最大程度地接近最优值,水平数设定为 5,根据各影响因素的边界条件,确定正交实验的影响因素水平表如表 3 所示。

表 3 影响因素水平表

Tab.3 Level of influencing factors

水平数	光照时间 T_a/s	光照距离 L_a/m	光照强度 S_a/W
1	20	1.50	200
2	30	1.75	400
3	40	2.00	600
4	50	2.25	800
5	60	2.50	1 000

根据表 3 的影响因素水平表建立正交实验表,通过前期实验发现,光照时间和光照距离的交互作用比较明显,因此正交表中考虑光照时间和光照距离的交互作用,其他交互作用可以忽略不计。采用 $L_{50}(5^{11})$ 正交表,确定各影响因素及交互作用的占用列,其他空白列作为误差列。根据光照时间、光照距离以及光照强度所在的列,确定相应的实验方案并开展 50 组正交实验,整个正交实验及分析过程如图 5 所示。

分别分析 50 组基于主动激励红外图像的煤岩界面识别精度,通过直观分析得到各影响因素的均值和极差值如表 4 所示,从而确定各影响因素的最优组合及主次关系:光照时间为 20 s(最大均值为 91.78%,极差为 17.90%)→光照强度为 400 W(最

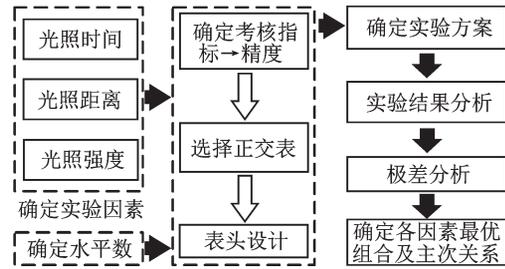


图 5 正交实验及分析过程

Fig.5 Orthogonal experiment and analysis process

表 4 各影响因素均值及极差分析

Tab.4 Mean value and range analysis of each influencing factor

数据	光照时间	光照距离	光照强度
均值 1	91.78	79.24	85.61
均值 2	88.62	83.39	90.36
均值 3	86.35	83.58	88.81
均值 4	80.74	89.54	82.61
均值 5	73.85	85.56	73.67
极差	17.90	10.29	16.69

大均值为 90.36%,极差为 16.69%)→光照距离为 2.25 m(最大均值为 89.54%,极差为 10.29%)。

考虑光照时间和光照距离具有明显的交互作用,因此对光照时间和光照距离进行进一步的交互作用分析,如表 5 所示。

表 5 光照时间与光照距离交互作用

Tab.5 Interaction between illumination time and illumination distance

L_a	T_a				
	20	30	40	50	60
1.50	90.93	92.69	80.25	68.37	63.99
1.75	74.47	92.08	89.20	76.81	64.42
2.00	92.67	84.91	92.26	76.92	68.22
2.25	95.28	87.16	88.45	91.39	88.04
2.50	85.45	86.26	81.26	90.22	84.61

由表 5 可以看出,当光照时间为 20 s、光照距离为 2.25 m 时,识别精度为 95.28%,在光照时间和光照距离的交互作用表中属于最大精度。因此,光照时间选择 20 s、光照距离选择 2.25 m 是最优组合,与之前的极差分析结果一致。最终确定光照时间、光照距离以及光照强度 3 个参数的最优组合为 20 s, 2.25 m 和 400 W。

3.2 基于最优组合的参数优化

根据正交实验得到的参数最优组合是在各影响

因素的边界条件内选定水平参数的最优值,在最优组合的基础上,采用式(5)构建的迭代优化模型对各参数在各影响因素的最优组合参数附近进行进一步优化,此时边界条件为“最优参数±|最优参数-最优参数前/后水平值|”。由此可以得到各影响因素新的迭代优化边界条件如下:①光照时间 $20\text{ s} \leq T_a \leq 25\text{ s}$;②光照距离 $2.125\text{ m} \leq L_a \leq 2.375\text{ m}$;③光照强度 $300\text{ W} \leq S_a \leq 500\text{ W}$ 。

根据新的边界条件,采用式(5)进行迭代优化,根据正交实验得到的最优组合的主次关系,得知光照时间对煤岩界面识别精度的影响最大,其次是光照强度,最后是光照距离。首先,以得到的光照距离与光照强度的最优组合参数作为初值对光照时间进行迭代优化;其次,采用迭代优化后的光照时间与光照距离的初值对光照强度进行迭代优化;最后,对光照距离进行迭代优化。以此类推,最终得到满足终止条件式(6)的各影响因素最优参数分别如下:光照时间为 21.5 s ;光照强度为 225 W ;光照距离为 2.20 m 。其迭代过程中煤岩界面的识别精度变化如图6所示。由于获得的各影响因素新的迭代优化边界条件范围均明显变小,因此根据实际的边界条件对步长进行缩小,既可以保证迭代计算的速度,又可以提高参数优化的精度。本次迭代优化过程中光照时间的迭代优化步长为 0.5 s ,光照距离的迭代优化步长为 0.025 m ,光照强度的迭代优化步长为 5 W 。各影响因素的步长均不同程度进行了细化,保证参数优化结果的精准性。

由图6可以看出,整个迭代优化过程共进行8次迭代,最终的煤岩界面识别精度为 98.67% ,明显高于采用随机选定初值得到的最高识别精度 95.48% 。这表明利用优化后的各影响因素的最优参数值,能够获取高精度的煤岩界面识别结果。

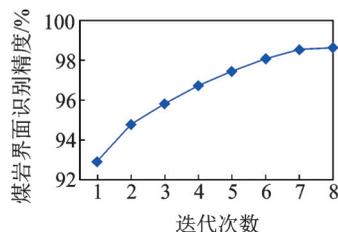


图6 迭代次数与识别精度曲线

Fig.6 Iteration times and identification accuracy curve

4 实验对比分析

4.1 煤岩界面识别精度定量化分析

为了实现对煤岩界面识别精度的定量化分析,

分别对煤和岩的识别错误部分进行定义,如图7所示。其中,岩介质识别错误部分定义为岩层侵蚀量,煤介质识别错误部分定义为煤层残余量,定义整个煤岩红外图像的面积 S_T ,岩层侵蚀量的面积为 S_R ,煤层残余量的面积为 S_C ,则煤岩界面的识别精度 IA 为

$$IA = \frac{S_T - S_C - S_R}{S_T} \times 100\% \quad (7)$$



图7 煤岩界面识别区域定义

Fig.7 Definition of coal-rock interface identification area

4.2 实验测试与精度分析

为了验证各影响因素参数优化数值的普适性,利用图8所示的煤岩界面模拟实验平台,开展基于主动激励红外图像的煤岩界面识别实验,如图9所示。实验过程中光照时间设置为 21.5 s ,光照强度为 225 W ,光照距离为 2.2 m ,针对4组不同煤岩走向的试件进行激励和红外图像采集、分析与识别,每组煤岩试件进行3次实验,最终得到的煤岩界面识别精度如表6所示。

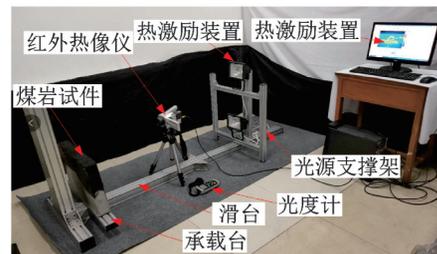


图8 煤岩界面识别模拟实验平台

Fig.8 Coal-rock interface identification simulation test platform

由表6各组煤岩界面识别实验得到的识别精度可以看出,利用优化得到了光照时间、光照距离以及光照强度的最优参数进行煤岩试件的主动激励红外图像采集与识别,4组煤岩试件共进行12次实验,最低识别精度为 97.96% ,最高识别精度达到 99.01% 。这表明煤岩界面识别结果均具有非常高的识别精度,基于最优参数获取的煤岩试件红外图像能够识别出高精度的煤岩界面轨迹,验证了各影响因素参数优化结果的有效性。



图9 基于主动激励红外图像的煤岩界面识别实验
Fig.9 Coal-rock interface recognition experiment based on active excitation infrared image

表 6 基于最优参数的煤岩界面识别精度

Tab.6 Coal-rock interface identification accuracy based on optimal parameters %

组 别	实验次数		
	1	2	3
第 1 组	98.33	98.41	98.39
第 2 组	98.67	98.74	98.88
第 3 组	99.01	98.82	98.65
第 4 组	97.96	98.22	98.15

现场测试实验依托在地面构建的等比例配套实验平台开展,煤壁尺寸为 70 m×4 m×3 m,内部随机分布岩层,如图 10(a)所示。采煤机行走方向前方装有主动热激励装置和红外热像仪。根据优化得到的光照时间、光照距离以及光照强度的最优参数,利用红外热像仪采集采煤机截割前的红外图像。结合井下实际情况,图像采集与采煤机截割同时进行,如图 10(b)所示。

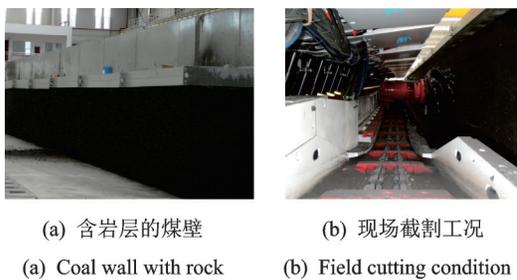


图 10 现场测试环境及工况
Fig.10 Field test environment and working conditions

通过现场测试,得到煤岩界面的主动激励红外图像如图 11(a)所示,对主动激励红外图像进行处理和识别,得到煤岩界面的识别结果如图 11(b)所示。通过分析计算煤层残余量和岩层侵蚀量的占比,最终得到煤岩界面的识别精度为 98.91%。现场实验结果表明,利用优化后的光照时间、光照距离以及光照强度,可以获取能够实现煤岩界面精准识别的优质主动激励红外图像。

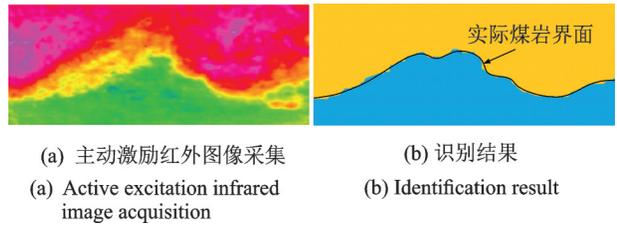


图 11 煤岩红外图像采集与识别
Fig.11 Infrared image acquisition and recognition of coal-rock

5 结 论

1) 在各影响因素边界条件内采用任意选定的初值进行迭代优化,易产生局部参数最优问题,导致煤岩界面识别精度参差不齐,识别效果不稳定。

2) 利用正交实验先获取光照时间、光照距离和光照强度各影响因素的最优组合参数,再从小范围边界条件内迭代优化获取各影响因素的最优参数,其迭代优化步长更小,每次迭代实验次数更少,但参数的精准度明显升高。

3) 优化后的光照时间、光照距离和光照强度参数具有非常好的普适性,针对不同煤岩试件均可得到能够实现煤岩界面高精度识别的主动激励红外图像,最低识别精度达 97.96% 以上,可为采煤机实现自动化、智能化开采提供精准的煤岩截割轨迹。

参 考 文 献

[1] DEWANGAN S, CHATTOPADHYAYA S, HLOCH S. Wear Assessment of conical pick used in coal cutting operation [J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2015, 48(5): 2129-2139.

[2] YANG D, LI J, WANG L, et al. Experimental and theoretical design for decreasing wear in conical picks in rotation-drilling cutting process [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 77(9): 1571-1579.

[3] 张倩倩, 韩振南, 张梦奇, 等. 冲击载荷作用下锥形截齿磨损的试验和数值模拟研究 [J]. 振动与冲击, 2016, 35(13): 58-65.
ZHANG Qianqian, HAN Zhennan, ZHANG Mengqi, et al. Tests and simulation for wear of conical pick under impact load [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(13): 58-65.(in Chinese)

[4] 张强, 王海舰, 井旺, 等. 基于模糊神经网络信息融合的采煤机煤岩识别系统 [J]. 中国机械工程, 2016, 27(2): 201-208.
ZHANG Qiang, WANG Haijian, JING Wang, et al. Shearer's coal-rock recognition system based on fuzzy neural network information fusion [J]. China Mechan-

- cal Engineering, 2016, 27(2): 201-208. (in Chinese)
- [5] 杨永辰, 孟金锁, 王同杰, 等. 关于回采工作面采空区爆炸产生机理的探讨[J]. 煤炭学报, 2002, 27(6): 636-638.
YANG Yongchen, MENG Jinsuo, WANG Tongjie, et al. Discussion on mechanism of explode in working face [J]. Journal of China Coal Society, 2002, 27(6): 636-638. (in Chinese)
- [6] 杨永辰, 孟金锁, 王同杰. 采煤工作面特大瓦斯爆炸事故原因分析[J]. 煤炭学报, 2007, 32(7): 734-736.
YANG Yongchen, MENG Jinsuo, WANG Tongjie. Causes analysis of gas explosion accident happened in working face [J]. Journal of China Coal Society, 2007, 32(7): 734-736. (in Chinese)
- [7] 郝志勇, 陈志强, 毛君. 采煤机摇臂惰轮轴载荷分析与实验研究[J]. 机械强度, 2017, 39(1): 40-46.
HAO Zhiyong, CHEN Zhiqiang, MAO Jun. Load analysis and experimental research of idler shaft on rocker arm shearer [J]. Journal of Mechanical Strength, 2017, 39(1): 40-46. (in Chinese)
- [8] 田立勇, 毛君, 王启铭. 基于采煤机摇臂惰轮轴受力分析的综合煤岩识别方法[J]. 煤炭学报, 2016, 41(3): 782-787.
TIAN Liyong, MAO Jun, WANG Qiming. Coal and rock identification method based on the force of idler shaft in shearer's ranging arm [J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(3): 782-787. (in Chinese)
- [9] ZHANG G X, WANG Z C, ZHAO L. Recognition of rock-coal interface in top coal caving through tail beam vibrations by using stacked sparse autoencoders [J]. Journal of Vibro-engineering, 2016, 18(7): 4261-4275.
- [10] 杨文萃, 邱锦波, 张阳, 等. 煤岩界面识别的声学建模[J]. 煤炭科学技术, 2015, 43(3): 100-103.
YANG Wencui, QIU Jinbo, ZHANG Yang, et al. Acoustic modeling of coal-rock interface identification [J]. Coal Science and Technology, 2015, 43(3): 100-103. (in Chinese)
- [11] 姜庆学, 王海舰. 基于有功功率微变检测的采煤机煤岩识别系统研究[J]. 机电产品开发与创新, 2015, 28(4): 110-112.
JIANG Qingxue, WANG Haijian. Research on shearer coal-rock recognition system based on active power micro change detection [J]. Development & Innovation of Machinery & Electrical Products, 2015, 28(4): 110-112. (in Chinese)
- [12] XU J K, WANG Z C, ZHANG W Z, et al. Coal-rock interface recognition based on MFCC and neural network [J]. International Journal of Signal Processing, 2013, 6(4): 191-200.
- [13] NAN F, LI Y. The application research of coal seam CO source identification based on the D-S evidence conflict [J]. Applied Mechanics & Materials, 2013, 341(1): 961-965.
- [14] 徐旭东, 李博, 南莹浩. 基于地质雷达探测的煤-岩分界面实验分析[J]. 华北科技学院学报, 2016, 13(6): 78-81.
XU Xudong, LI Bo, NAN Yinghao. Experimental analysis of coal-rock interface based on geological radar detection [J]. Journal of North China Institute of Science and Technology, 2016, 13(6): 78-81. (in Chinese)
- [15] 李力, 魏伟, 唐汝琪. 基于改进S变换的煤岩界面超声反射信号处理[J]. 煤炭学报, 2015, 40(11): 2579-2586.
LI Li, WEI Wei, TANG Ruqi. Processing of ultrasonic reflection signal from coal-rock interface using modified S-transform [J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(11): 2579-2586. (in Chinese)
- [16] 郝清玉, 朱元忠, 陈健. 基于图像多小波变换的煤岩界面识别[J]. 工矿自动化, 2015, 41(2): 50-53.
HAO Qingyu, ZHU Yuanzhong, CHEN Jian. Coal-rock interface identification based on image multi-wavelet transformation [J]. Industry and Mine Automation, 2015, 41(2): 50-53. (in Chinese)
- [17] 孙继平, 陈浜. 基于小波域非对称广义高斯模型的煤岩识别算法[J]. 煤炭学报, 2015, 40(S2): 568-575.
SUN Jiping, CHEN Bang. A coal-rock recognition algorithm using wavelet-domain asymmetric generalized gaussian models [J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(S2): 568-575. (in Chinese)
- [18] WANG X, HU K X, ZHANG L, et al. Characterization and classification of coals and rocks using terahertz time-domain spectroscopy [J]. Journal of Infrared, Millimeter & Terahertz Waves, 2017, 38(2): 248-260.



第一作者简介:王海舰,男,1987年6月生,博士、副教授、硕士生导师。主要研究方向为矿山自动化、智能化监测及高效开采领域。曾发表《Dynamic identification of coal-rock interface based on adaptive weight optimization and multi-sensor information fusion》(《Information Fusion》2019, Vol. 51, No. 11)等论文。
E-mail: whj19870608@guet.edu.cn

通信作者简介:张强,男,1980年8月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为矿山装备动态设计与智能诊断。
E-mail: zhangqiangskd@sdust.edu.cn