

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)03-0115-06

# 基于光纤传感的煤矿采煤机异常磨损自动辨识方法

高冬霞

(国家能源集团神东煤炭集团设备维修中心,陕西 榆林 719315)

**摘要:**煤矿采煤机的传动系统在长期运行过程中,常因摩擦与磨损导致性能下降,严重时可能引发设备故障和安全事故。为此,提出了一种基于光纤传感的煤矿采煤机异常磨损自动辨识方法。该方法采用双光纤传感器作为测量设备,建立了煤矿采煤机周期性运行信号的测量模型,并通过变换信号相位,获取周期信号的正切与反正切形式。通过与信号相位相关的模态参数,结合采煤机故障态的运行信号极值点,构建了异常磨损的自动辨识函数。实验结果表明,所提出的方法能够有效识别采煤机在不同异常磨损状态下的运行信号,并具有较高的应用价值。本研究为煤矿安全生产提供了有效的技术支持,能够在实际工况下对采煤机的异常磨损进行实时监测和预警,减少设备故障及事故发生的风险。

**关键词:** 光纤传感;煤矿采煤机;异常磨损;自动辨识;信号模型;故障诊断

**中图分类号:** TP212.4<sup>+</sup>4;TN117

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1003-7241(2026)03-0115-06

## Automatic identification method for abnormal wear of coal mining machines based on fiber optic sensing

GAO Dongxia

(Shendong Equipment Maintenance Center of National Energy Group, Yulin 719315, Shaanxi, China)

**Abstract:** The transmission system of coal mining machines is prone to performance degradation due to friction and wear over prolonged operation, which can lead to equipment failure and safety accidents. To address this issue, this paper proposes an automatic identification method for abnormal wear of coal mining machines based on fiber optic sensing. Dual optical fiber sensors are used as the measuring equipment, and a signal measurement model for the periodic operation of the shearer is established. By transforming the phase of the periodic signal, the tangent and arctangent forms of the signal are obtained. An automatic identification function for abnormal wear is constructed by comparing the extreme points of the running signal with fault states of the shearer. Experimental results show that the proposed method can effectively identify the running signals of the shearer in various abnormal wear states, and has significant application value. This research provides an effective technical solution for coal mine safety production, enabling real-time monitoring and early warning of abnormal wear in coal mining machines, thus reducing the risk of equipment failure and accidents.

**Keywords:** fiber optic sensing; coal mining machine; abnormal wear; automatic identification; signal model; fault diagnosis

全球能源需求的持续增长,煤炭作为主要的能源之一,在能源结构中占据着举足轻重的地位。煤矿采煤机作为煤炭开采的核心设备,其运行状况直接关系到煤炭生产的安全与效率。然而,在实际运行过程中,采煤机常因异常磨损而导致性能下降,甚至引发安全事故。因此,研究煤矿采煤机异常磨损自动辨识方法,对于提高采煤机的使用寿命、保障煤炭生产的安全与效率具有重要意义。煤矿采煤机在复杂的井下环境中持续工作,面临着严重的磨损问题。这些异常磨损主要包括机械部件的磨损、润滑系统的失效等。这些异常不仅会导致采煤机性能下降,增加维修成本,还可能引发重大安全事故。准确、及时地辨识采煤机异常磨损,对于预防事故发生、提高生产效率至关重要。

要。国内外学者对此开展了一系列的研究,国外提出的研究成果,在文献[1]中提出了基于声发射信号的辨识方法,通过捕捉采煤机运行时的声发射信号,分析信号的频率和强度来判断异常磨损情况。但该方法对于声发射传感器的灵敏度和安装位置要求较高,且易受到机械噪声的影响。在文献[2]中为基于振动信号的辨识方法,通过分析采煤机运行过程中的振动信号,提取特征参数来判断是否存在异常磨损,这种方法能够在一定程度上实现对异常磨损的判断,但易受到井下环境噪声的干扰,导致辨识结果不准确。国内对这一课题的研究,如文献[3]中的基于温度监测的辨识方法,通过温度传感器实时监测采煤机关键部件的温度变化,结合磨损理论建立温度与磨损之间的

收稿日期:2024-07-27;录用日期:2024-08-27

基金项目:陕西省国家能源集团科技创新项目(201991548010)

作者简介:高冬霞(1987—),女,本科,工程师,研究方向:机械工程。

引用本文:高冬霞. 基于光纤传感的煤矿采煤机异常磨损自动辨识方法[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(3): 115-119, 166. (GAO Dongxia. Automatic identification method for abnormal wear of coal mining machines based on fiber optic sensing[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(3): 115-119, 166.)

关系模型,但温度传感器测量受多种因素影响,如散热条件、工作负载等,可能导致辨识结果的不稳定。文献[4]提出了基于机器视觉的辨识方法,对捕捉到的采煤机工作图像,利用图像处理技术提取关键部件的几何特征和表面状态,结合磨损规律进行异常辨识,但该方法受光照条件、粉尘污染等因素影响较大,且对于复杂背景和遮挡问题的处理仍存在挑战。光纤传感技术作为一种新兴的传感技术,在不同的监测领域得到了广泛应用。为此,为实现煤矿采煤机异常磨损的自动辨识,此次提出基于光纤传感的煤矿采煤机异常磨损自动辨识方法,为煤矿安全生产提供有力保障。

## 1 采煤机运行信号测量模型

光纤传感器具有多种形式,可以仅由一根或是两根光纤组成,也可以在多根光纤下形成光束,此次选择最简单的双光纤传感器作为测量设备,建立周期采集标准下,煤矿采煤机的运行信号测量模型,以数学模型形式实现对采煤机实际工况下运行情况的监测。在光纤传感器检测过程中,分为两个主要阶段,第一阶段是将需要被测量的采煤机,使其监测点能够与光纤光束进行相互作用;第二阶段将获取的光纤调制信号,在设定的距离内完成传输。根据光纤传感器的测量步骤,以信号调制作为构建基础,过程为

$$q = \frac{w_e}{w_r} = \frac{\alpha_e}{\alpha_r} \quad (1)$$

其中,  $w_r$  为光纤传感器发射光纤所需的功率;  $w_e$  为光纤传感器接收信号形成的光纤功率;  $\alpha_e$  为接收的采煤机运行信号所形成的光纤光通量;  $\alpha_r$  为传感器发射的光纤光通量;  $q$  为光纤调制函数。受光纤传感器自身性能影响,以及采煤机所在的实际工况,在测量采煤机运行信号过程中,会存在一定的光纤损耗,为此,对测量模型中的调制函数进行改写,用  $q''$  表示融合损耗后的光纤传感器测量调制函数,表达式为

$$q'' = o \begin{pmatrix} (t_i, t_p) \\ (y_1, y_2, \dots, y_u) \\ (a) \\ (s_1, s_2, \dots, s_f) \\ (d) \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中,  $o(\cdot)$  为函数形式;  $t_i$ 、 $t_p$  为光纤传感器发送光纤、接收光纤的范围半径;  $(y_1, y_2, \dots, y_u)$  为获取采煤机周期信号的数值参量,光纤传感器可以直接将其以光调制信号形式表示,因此,对于各组  $(y_1, y_2, \dots, y_u)$  来讲,其为统一向量形式,  $u$  为类型量;  $a$  为双光纤光束形成的采集通路的轴间距;  $(s_1, s_2, \dots, s_f)$  为光纤端面到采煤机不同传感点的距离,  $f$  为传感点设定数量;  $d$  为其他未知因素的综合参量。

在选择的双光纤传感器应用下,对煤矿采煤机的周期运行信号进行测量,实现等价光通量下的相关数据采集与传输,且最终呈现的测量信号为统一向量形式。为进一步

保证采煤机运行信号的全面性测量,将测量模型以光纤光束均匀分布为约束条件,构建最终的光纤传感测量数学模型为

$$ff(q'') = g(y_u) \times \beta \times \left( \frac{\chi}{t_p} \right) \quad (3)$$

式中,  $ff(q'')$  为构建的测量数学模型;  $\beta$  为光纤光束特性因子;  $\chi$  为信号采集以及传输孔径;  $g(y_u)$  为周期测量信号所呈现的相位。按照在光束均匀分布条件下,采用光纤传感器对煤矿采煤机的运行信号进行测量,具备非接触以及线性度高的优势。除此之外,在测量数学模型中,可以看出对采煤机运行信号的测量,随着光纤传感器光纤端面与传感点距离的变化,其获取的信号测量相位也会存在不同表现形式,采用多重希尔伯特算法对其变换。

## 2 采煤机周期信号相位

由于光纤传感器发射的光纤光束具有较高频率,在发送与接收的双向操作下,呈现出的采煤机周期运行信号会出现不同相位形式,在同一周期内的信号相位具有单调性,为保证对信号中异常特征的提取与辨识,需要对周期信号相位进行变换,完成信号的解调。对应信号采集与传输双向过程中的孔径情况,采用多重希尔伯特算法,构建信号相位之间的正切关系,公式为

$$h(g(y_u)) = \begin{cases} \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{l \times g(y_u)_1}{y_u - \Delta\delta} + \gamma \\ \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{l \times g(y_u)_2}{y_u - \Delta\delta} + \gamma \\ \frac{1}{k\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{l \times g(y_u)_k}{y_u} + \gamma \end{cases} \quad (4)$$

上式(4)为希尔伯特变换过程;  $l$  为希尔伯特变换参数;  $\Delta\delta$  为测量数据的相位差;  $\gamma$  为测量信号相位虚部。通过希尔伯特变换后得到新的解析信号相位,由于一次变换可能存在相位差,设置  $k$  为信号相位的解调次数,使其消减原始测量信号中的相位差,  $h(g(y_u))$  为  $g(y_u)$  的  $k$  次希尔伯特变换结果。测量信号的虚部不能直接通过变换消减,引入干涉函数以及傅里叶变换方式进行处理。

$$\cos[h(g(y_u))] = \begin{cases} \cos\left(\frac{1}{k\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{l \times g(y_u)_k}{y_u} + \gamma\right) - z \\ \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\cos(l \times g(y_u)_k)}{y_u} \end{cases} \quad (5)$$

$$\varepsilon\{\cos[h(g(y_u))]\} = \varepsilon\left\{\frac{-\cos[\varphi(g(y_u))] \times \ar\varphi(g(y_u))}{\pi}\right\} \quad (6)$$

公式(5)为干涉变换过程;公式(6)为傅里叶变换过程;  $\cos(\cdot)$  为余弦干涉函数;  $\varepsilon(\cdot)$  为傅里叶变换函数;  $z$  为与虚部对应的光束重构长度;  $\varphi(g(y_u))$  为  $g(y_u)$  正切

解析结果;  $\ar \varphi(g(y_u))$  为正切解析结果相反形式。将两组解析结果重新融合,表示为

$$\begin{cases} \langle A(g(y_u)) \rangle = \\ \left\{ \begin{array}{l} \varphi(g(y_u)), \frac{\varepsilon[\cos[\varphi(g(y_u))]]}{\pi} \times \varphi < 0 \\ \ar\varphi(g(y_u)), \frac{\varepsilon[\cos[\varphi(g(y_u))]]}{\pi} \times \varphi \geq 0 \end{array} \right. \end{cases} \quad (7)$$

上式(7)为正切  $\varphi(g(y_u))$  与反正切  $\ar \varphi(g(y_u))$  的互换判断过程,  $\langle \varphi - \ar \varphi(g(y_u)) \rangle$  为最终的变换结果;  $\varphi$  为光纤光束波长<sup>[5-7]</sup>。在多组信号相位变换下,对测量模型中获取的测量信号的相位进行变换,得到一个周期内的信号正切或反正切形式,以此采用模态函数对相位进行分解,提取与异常磨损相关关键特征,自动辨识采煤机故障态。

### 3 相位辨识信号异常分量

煤矿采煤机在不同运行工况下形成的异常磨损故障态,会呈现出不同的异常信号特征,此次采用光纤传感器测量运行信号,在形式上将其归为统一向量,除此之外,时间与频率是属于信号自身的基础参量,前者是维持信号接收与传输持续长度的参量,后者反映单位时间内采煤机产生的信号数据<sup>[8-10]</sup>。对于频率参量来讲,其与时间参量与光纤光束参量密切相关,因此,三组均可以为运行信号的特征尺度的分解模量,表示为

$$\begin{cases} \langle A(g(y_u)) \rangle \times x = 0 \\ \langle A(g(y_u)) \rangle \times x \times c = 0 \\ \langle A(g(y_u)) \rangle \times x \times c \times 2\varphi = 0 \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $x$  为时间参量,为  $\langle A(g(y_u)) \rangle \times x$  相关邻近极值点限定时间尺度内的分解模量表达形式;  $c$  为频率参量,  $\langle B(g(y_u)) \rangle \times x \times c$  为  $\langle A(g(y_u)) \rangle \times x$  基础上,扩充采样频率的分解模量表达;由于此次采用的为双光纤传感器,则  $\langle A(g(y_u)) \rangle \times x \times c \times 2\varphi$  为三组模量下的表达形式。

从上式(8)中可以看出,当任意一组模态参量为零时,其信号的极值点与邻近零点为相同形式,说明此时采煤机不存在任意测量数据,出现异常磨损现象。因此,将极值点参量作为运行测量信号的异常特征提取尺度,保证除异常信号外,其余信号的邻近局部值均不为零<sup>[11-13]</sup>。则分解过程为

$$b(n) \leq \frac{\langle A(g(y_u)) \rangle \times x}{c} \times 2\varphi \leq m(n) \quad (9)$$

$$Q(n) = \frac{1}{2} [b(n) + m(n)] \quad (10)$$

$$W_1 = \left( \frac{\langle A(g(y_u)) \rangle \times x}{c} \times 2\varphi \right) - Q(n) \quad (11)$$

其中,  $b(n)$ 、 $m(n)$  为提取异常磨损特征的上下分解包络线值;  $Q(n)$  为局部均限值;  $W_1$  为对  $\left( \frac{\langle A(g(y_u)) \rangle \times x}{c} \times 2\varphi \right)$  提取异常磨损特征的首个分量,在提取完毕后,将  $W_1$  与极值点进行比较,若不符合邻近零点形式,即则需进行循环操作,为

$$E_1 = \text{Tyui} \left( \left( \frac{\langle A(g(y_u)) \rangle \times x}{c} \times 2\varphi \right) - R_1(n) \right) \quad (12)$$

$$K = (E_1(n), \sum_{l=1}^l R_l(n), \text{Tyui}(A(n))) \quad (13)$$

式中,  $R_1(n)$  为首个必要条件分量;  $E_1$  为去除首个分量后的信号;  $\text{Tyui}(\cdot)$  为异常特征辨识函数;  $l$  为分解次数;  $K$  为分解矩阵形式;  $A(n)$  为异常特征<sup>[14-16]</sup>。当首个提取的异常特征分类不满足辨识要求后,将其从测量信号中剔除,并对必要条件分量进行多次分解,实现对异常分量的提取,用于煤矿采煤机的异常磨损辨识。至此,全文基于光纤传感实现自动辨识方法设计。

### 4 实验测试分析

为验证基于光纤传感的自动辨识方法具有应用价值,可有效应用于煤矿采煤机异常磨损检测中,采用实验测试的方法进行论证。由于采煤机异常磨损是多方面共同作用的结果,直接对某一物理量进行检测,难以确定导致异常磨损的多种因素,为此,以采煤机异常磨损现象作为异常磨损类型。

选择 MG1200/2800-LI 式滚筒采煤机作为测试对象,根据煤矿安全运行标准以及实际运行光纤传感参数,获取其在实际工况中产生的异常磨损数据集。光纤传感参数如表 1 所示。

表 1 光纤传感参数表

Tab. 1 Fiber optic sensing parameters table

序号	参数	数值
1	最小物距	0.1 m
2	分辨率	0.06 PPI
3	帧缓存	32 MB
4	光谱响应范围	380~1 050 nm
5	视场角为	20°×15.5°×14.5°

实验主要依赖于光纤传感器的工作原理。光纤传感器通过将光源发出的光经过光纤送入调制器,在调制器内与外界被测参数(如采煤机零部件的磨损情况)进行相互作用,使光的光学性质(如光的强度、波长、频率、相位、偏振态等)发生变化,成为被调制的光信号。然后,这些被调制的光信号再经过光纤送入光电器件,经过解调器后获得被测参数,即采煤机零部件的磨损情况。具体来说,光纤传感器通过测量采煤机运行过程中产生的振动、温度等物理量的变化来间接反映采煤机零部件的磨损情况。装置主要包括:光纤传感器,用于捕捉采煤机运行过程中产生的物理量变化,并将其转换为可测量的光信号;光电器件和解调器,用于接收和处理光纤传感器输出的光信号;将其转换为可读的电信号或数字信号。数据处理系统,用于对接收到的电信号或数字信号进行进一步的分析 and 处理,提取出与采煤机零部件磨损情况相关的信息;显示和报警装置,用于将处理后的结果以可视化的方式呈现给用户,并在发现异常磨损时发出报警信号。

通过数据库筛选采煤机异常磨损故障状态情况,如表 2 所示。

表 2 采煤机异常磨损故障态情况表

Tab. 2 Table of abnormal wear fault states of the coal mining machine

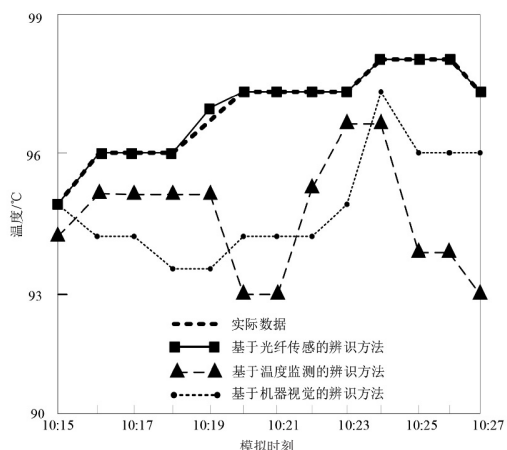
异常磨损部位	故障态	参数	磨损方式
摇臂齿轮	高速轴高温	95 ℃	高限
	喷水量不足	55 L/min	低限
截割刀具	电机过流	85 A	高限
	冷却水不足	35 L/min	低限

根据表中内容所示,当采煤机中关键部件的运行数据与设定参数存在差异时,会出现异常磨损故障态,高限磨损情况,为被检测到的运行数据高于设计值,低限磨损情况,则检测到的运行数据低于设计值。

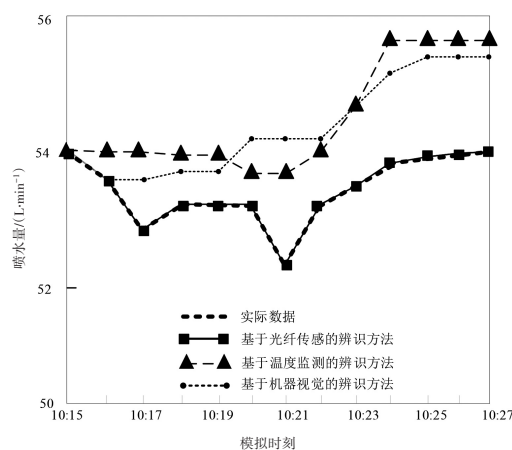
为保证测试的全面性,将整体测试设计为两个部分,

第一部分验证方法的辨识正确性以及及时性,即在标准时间间隔内,检测对异常磨损关键部位运行参数的跟踪效果,判断测试方法是否能够准确辨识出故障态异常磨损参数;第二部分验证方法辨识的稳定性,即在不同时间间隔下,同时对多组异常磨损故障态数据进行辨识,验证测试方法的辨识效果。

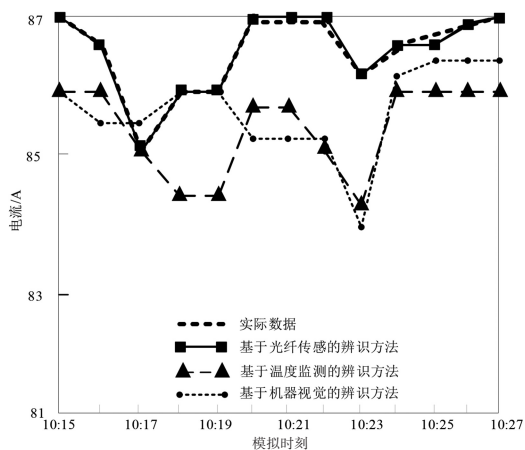
针对设计的测试内容与具体方案,选择两组传统方法作为对照组,分别为文献[3]基于温度监测的辨识方法、文献[4]基于机器视觉的辨识方法,本文基于光纤传感的辨识方法为实验组,并选择 MATLAB 测试平台中的数据库,模拟某煤矿企业使用该类型采煤机的工作数据。根据此次筛选出的采煤机异常磨损部件,首先进行第一阶段测试,通过企业内数据查找与统计,模拟近期该采煤机出现的异常磨损故障态数据,并通过三组方法进行跟踪辨识,结果如图 1 所示。



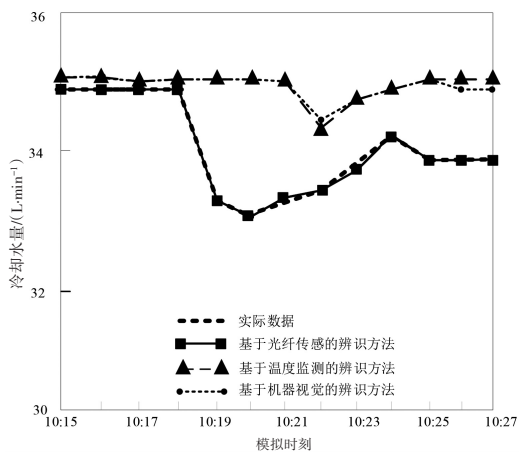
(a) 摇臂齿轮高速轴温度变化



(b) 摇臂齿轮喷水量变化



(c) 截割刀具电机电流变化



(d) 截割刀具冷却水量变化

图 1 不同异常磨损部位故障态辨识结果

Fig. 1 Fault state identification results of different abnormal wear locations

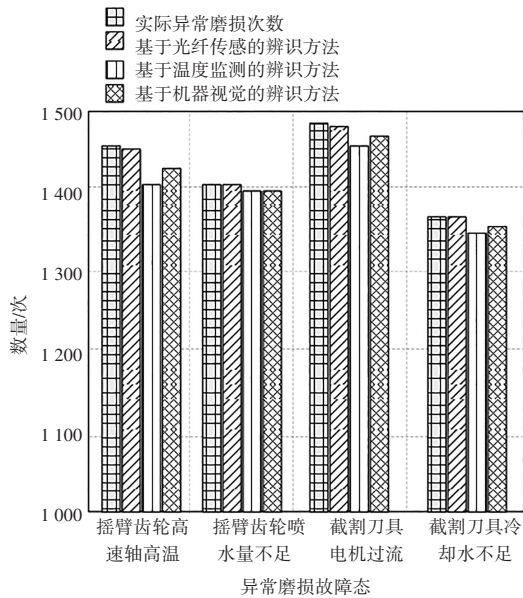
根据图 1 可知,以采煤机不同部位异常磨损故障态数据为测试样本,基于温度监测的辨识方法、基于机器视觉的辨识方法在对数据跟踪时,存在跟踪错误的情况,当出现跟踪错误时,无法实现对异常磨损故障的辨识,以此出现“漏诊”问题。基于光纤传感的辨识方法能够实现每一种

异常磨损故障的跟踪和辨识,其跟踪结果与运行数据的实际情况一致,具有应用价值。

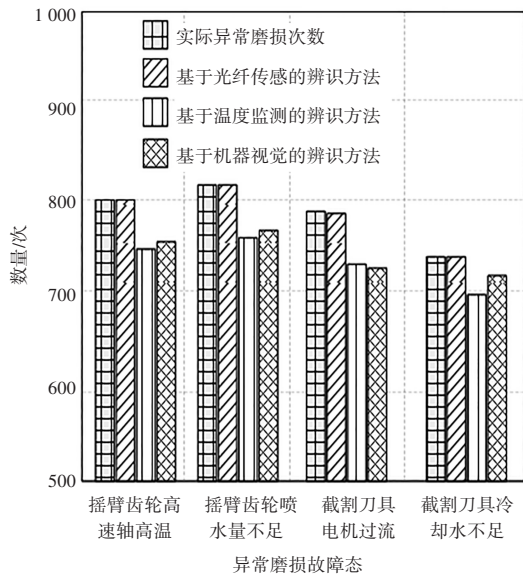
在完成第一阶段的测试后,验证了基于光纤传感的辨识方法的有效性,可以在数据采集间隔为 1 s 的情况下,通过光纤传感技术可以实现实时的数据跟踪,具备跟踪准

确性以及实时性。基于此,为验证各组方法辨识稳定性,以该采煤机出现的异常磨损故障态次数作为验证前提,分别以数据间隔为2 s、5 s、8 s模拟测试数据集,测试结果如图2所示。

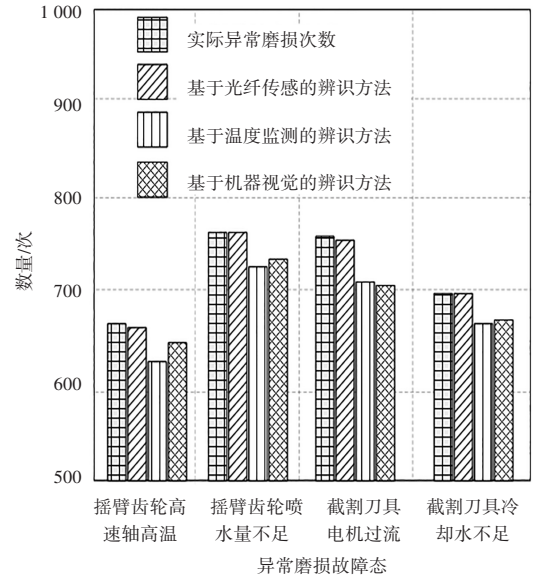
如图2所示,将时间间隔作为纵向对比项,通过间隔的递增,采煤机出现异常磨损故障态的总次数减少,每一项数据需要反映更长时间下的采煤机运行情况,而数据的波动会对辨识结果造成影响。在数据间隔为8 s时,基于温度监测的辨识方法、基于机器视觉的辨识方法的辨识结果正确度较低,并且,受跟踪效果的影响,基于温度监测的辨识方法、基于机器视觉的辨识方法在时间间隔为2 s时,其辨识结果的正确次数也与实际情况存在较大差距。但在时间间隔为5 s时,其对采煤机异常磨损的次数,可以呈现较好的辨识结果。



(a) 数据时间间隔为2 s时



(b) 数据时间间隔为5 s时



(c) 数据时间间隔为8 s时

图2 各组方法对采煤机异常磨损自动辨识对比结果

Fig. 2 Comparison of automatic abnormal wear identification results for coal mining machine using different methods

在进行煤矿采煤机异常磨损自动辨识过程中,需要确定最佳采煤机运行信号异常分量,采用模态函数分解相位辨识采煤机运行信号异常分量,将该信号异常分量作为测试指标,测试在工作面推进距离下,信号异常分量的结果,获取最佳结果,如图3所示。

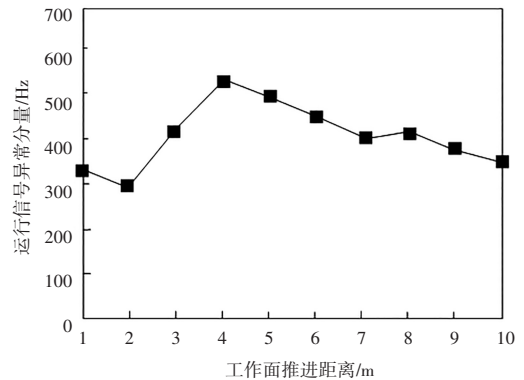


图3 最佳采煤机运行信号异常分量测试结果

Fig. 3 Test results of optimal abnormal components in coal mining machine operating signals

由图3可知,随着采煤工作面推进距离的持续增加,采煤机运行信号的异常分量也呈现出相应的变化趋势。具体来说,当工作面推进至2 m时,采煤机运行信号的异常分量值达到一个相对较低的水平,最低值为300 Hz。随着工作面的进一步推进,当推进距离达到4 m时,异常分量值显著上升,达到540 Hz,成为该阶段内的最高值。随着工作面推进距离继续增加,采煤机运行信号的异常分量开始呈现出略微下降的趋势。表明在推进距离超过4 m后,采煤机的运行状态可能受到其他因素的影响,导致异常分量不再随推进距离的增加而增加。基于上述分

(下转第166页)