

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.05.038

基于时序区间的煤矿机械设备运行故障辨识方法

齐玉龙

(国能新疆托克逊能源有限责任公司,新疆 吐鲁番 838199)

摘 要:煤矿机械设备存在多种不同的故障模式,这些模式会相互干扰和混淆,且多个故障会产生相似的振动或噪声信号,使得故障辨识更加困难。为此,提出基于时序区间的煤矿机械设备运行故障辨识方法。引入信息熵算法对设备简谐振动信号进行向下取整处理,通过分级采样的方法对故障信号分量进行采集,结合时序区间逻辑理论,对故障信号分量特征完成映射,构建故障辨识模型。通过计算故障模式与标准模式之间的贴合度,实现设备故障类型辨识。实验结果表明:所提方法辨识故障类别时,故障辨识误差始终控制在 0.3 以下,具有良好的稳定性,能可靠地应用于实际设备故障辨识工作中。

关键词:时序区间逻辑;煤矿机械设备;复杂故障;故障辨识

中图分类号:TD63 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2025)05-0191-06

Operation Fault Identification Method of Coal Mine Machinery and Equipment Based on Time Series Interval

QI Yulong

(Guoneng Xinjiang Toksun Energy Co., Ltd., Turpan 838199, China)

Abstract:To address the problems of mutual interference and confusion of coal mine machinery and equipment in different failure modes and greater difficulty in fault identification due to similar vibration or noise signals caused by multiple faults, a fault identification method of coal mine machinery equipment based on time series interval is proposed. The information entropy algorithm is introduced to round down the device harmonic vibration signal, the fault signal component is collected by hierarchical sampling method, and the fault signal component characteristics are mapped according to the time series interval logic theory, and the fault identification model is built. By calculating the fit degree between fault mode and standard mode, the identification of equipment fault type is realized. The experimental results show that the proposed method, with the fault identification error always being controlled below 0.3, has good stability and reliability for the application to actual equipment fault identification.

Keywords:temporal interval logic; coal mining machinery and equipment; complex faults; fault identification

0 引言

煤矿机械设备复杂故障辨识方法的研究背景可以追溯到煤矿行业对安全 and 生产效率的需求。煤矿机械设备在煤矿生产过程中扮演着重要角色。然而,由于各种原因,这些设备可能会发生各种复杂的故障。故障的及时辨识和排除对于确保煤矿生产的连续性、提高工作效率和保障工人安全至关重要。早年间,故障辨识方法通常依赖于经验和直觉,但这种方式存在主观性、延误性和不准确性等问题。随着人工智能、大数据分析和机器学习等技术的不断发展,煤矿机械设备复杂故障辨识方法得以引入和研究。通过利用这些先进技术,可以更加全面地获取和分析故障数据,并根据数据模式和规律来自动辨识故障。

现阶段,随着人工智能研究的飞速发展,众多学者已对煤矿设备复杂故障的辨识方法进行了很多研究。文献[1]采用 GWO-KELM 模型以设备历史运行数据为基础,建立故障检测模型,并采用灰狼算法优化模型参数,以此实现故障辨识。但此方法并不适用于设备运行的所有时刻,且辨识精度还有待提高。文献[2]采用数字孪生模型通过监测设备的结构参数与实时电压信号,建立不同工况下的状态空间离散模型,综合使用数字孪生技术与离散变换算法量化识别设备故障。但该方法仅针对单一故障类别较为有效,且抗噪能力较差。

针对以上对现有故障辨识方法的分析,本文结合时序区间逻辑理论,研究煤矿机械设备复杂故障辨识方法,以期保证煤矿设备的安全运行。

作者简介:齐玉龙(1982—),男,新疆乌鲁木齐人,助理工程师,本科,研究方向为电气工程及其自动化,475878246@qq.com。

1 煤矿机械设备复杂故障辨识方法

1.1 故障信号分量提取

在识别煤矿机械设备运行过程中发生的复杂故障之前,有必要提取故障信号分量^[3-4]。本文使用高度拟合的方法对设备运行信号进行区域划分,检测每个特征级别内的故障目标,并通过谱窗处理确定故障信号的分解系数,从而获得故障信号分量。

设采样点的信号为 H_m , 共存在 m 组信号, 则第 i 个具有一定规律的简谐振动的信号可表示为

$$x_i(t) = h_1 \otimes h_2 + \alpha_1 \quad (1)$$

式中: h_1 、 h_2 分别表示信号量子比特序号; $\otimes$ 表示叠加运算符; α_1 表示随机矢量。

利用信息熵对于离散的故障信号具有多尺度拟合的优势^[5-6], 对设备的简谐振动信号进行向下取整处理, 求取每个信号序列的均值, 计算公式如下:

$$\overline{x_i(t)} = \sum_{j=1}^m u_a / \tau_a \quad (2)$$

式中: m 表示信号序列的总数量; j 表示用于标识每个具体的信号序列的索引; u_a 表示信号长度; τ_a 表示尺度因子。

在各尺度因子 τ_a 下, 计算各信号子序列的波动散布熵值, 即

$$L^* = \sum \| \overline{x_i(t)} \|^2 + \lambda_0 E_0 / \tau_b \quad (3)$$

式中: λ_0 表示信号范数; E_0 表示信号能量; τ_b 表示采样延时。

使用 X_0 表示故障信号中的噪声样本, 采用最优投影的方法对故障信号的时间序列进行相空间重构处理, 以得到不含噪声的设备振动信号全样本, 计算公式如下:

$$y_0 = P_0 (L^* - X_0) \times w_0 \quad (4)$$

式中: P_0 表示投影矩阵; w_0 表示矩阵嵌入维数。

通过提取每层级的信号小波能量熵进行分析, 其计算公式为

$$h_i = - \sum p_j \lg(y_0 \times x_j) \quad (5)$$

式中: p_j 表示偏差度函数; x_j 表示各频段小波能量; h_i 表示信号小波能量熵值。

由于煤矿设备转子的转动频率接近固有频率^[7-8], 使得随机振动的振幅较大, 因此可采用状态转移函数来描述该时间段内的设备运行状态, 即

$$\begin{cases} Y_1(t) = G_s \sum \frac{h_i}{k_1} & (\lambda_\alpha < k_1) \\ Y_2(t) = S_s \sum \frac{h_i}{u_0} & (\lambda_\alpha \geq k_1) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $Y_1(t)$ 表示正常运行状态; $Y_2(t)$ 表示异常运行状态; G_s 表示数据窗; λ_α 表示与煤矿设备运行状态相关的特征参数; k_1 表示状态矩阵; S_s 表示状态转移函数; u_0 表示调整常数。

依据下式计算故障信号数据之间的散度, 即

$$T_s = \sum \sum |Y_1(t)|^2 + |Y_2(t)|^2 / A_l \quad (7)$$

式中 A_l 表示类间散度矩阵。

为使计算过程更加简便, 利用最佳映射矩阵衡量煤矿设备故障的时域特征与频域特征^[9-10], 表达式如下:

$$\begin{cases} B_1 = \frac{I_1 \times S_w}{T_s \times \varphi_1} \\ B_2 = \frac{I_1 \times S_r}{T_s \times \theta_s} \end{cases} \quad (8)$$

式中: B_1 、 B_2 分别表示设备故障的时域特征与频域特征; I_1 表示映射矩阵; S_w 表示与特征值相关的广义特征向量; φ_1 表示噪声散度矩阵; S_r 表示狄拉克函数; θ_s 表示类内散度矩阵。

对时域与频域特征进行量化处理, 得

$$D_l = \omega_i \sum_{k=1}^l |\vartheta_1|^2 \frac{B_1}{B_2} \quad (9)$$

式中: ω_i 表示信号重构分量的概率幅值; l 表示故障信号分量数量; ϑ_1 表示量子熵最大值。

利用下式核定故障特征的分解系数:

$$\beta = \frac{D_l}{2} + (2n_0 - \zeta_s) \quad (10)$$

式中: n_0 表示基准检测标准值; ζ_s 表示松弛变量。

由此得到的煤矿故障特征信号分量的提取公式为

$$\Omega = \frac{1}{\beta} \sum g_0 \times m_1 \quad (11)$$

式中: g_0 表示故障信号不同尺度的时间序列; m_1 表示调整权值。

根据煤矿机械设备的运行原理, 对故障特征信号进行分级处理, 结合信号时间序列的均值与波动散布熵值, 提取设备故障信号分量, 为后续研究提供帮助。

1.2 考虑时序区间逻辑的故障辨识模型构建

时序区间逻辑是线性时间逻辑的一种, 它可以同时在时间区间和空间区间表达研究对象的一

阶逻辑,是一个有限状态序列^[11]。基于上述煤矿设备故障特征信号分量的提取结果,构建时序区间逻辑条件下的故障识别模型。区间时序逻辑的因子项 e_x 由下式给出。

$$e_x = d_x |a| + f_1 \quad (12)$$

式中: d_x 表示数据的有穷论域; a 表示静态变量; f_1 表示动态变量。

对于任意区间,设备故障特征信号分量都与其所在的论域是相关的^[12],则在搜索区间可求出反向解 P^* ,即

$$P^* = \frac{e_x b_x - \varpi_1 b_x}{2} + \frac{\Omega}{\eta_0} \quad (13)$$

式中: b_x 表示收缩因子; ϖ_1 表示系数矩阵; Ω 表示设备故障特征信号分量; η_0 表示双曲正切函数。

针对煤矿设备的内部结构构建故障检测机制,并以多维谱小波段特征的原理进行呈现^[13],如图1所示。

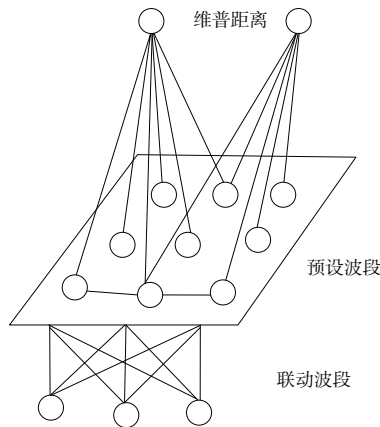


图1 多维普小波段特征原理图

此时在小波分析的状态下,可将故障的区域视作独立封闭的随机变化区域^[14],从而计算出各个工况下设备故障信号的增益矩阵,即

$$N_r = P^* \sum \frac{A_s}{T_u} \quad (14)$$

式中: A_s 表示转置矩阵; T_u 表示采样周期。

采用运算误差函数对故障信号预测量与实测量进行一致性检验,如下式所示。

$$f_d = \sqrt{\frac{1}{\xi_0} \sum [N_r + p_1(1 - I_{in})]^2} \quad (15)$$

式中: ξ_0 表示采样点总数; p_1 表示反馈系数; I_{in} 表示修正因子。

在时序区间逻辑结构中,对于原始数据的映射均是一维的^[15],因此,第 ψ 层第 v 个特征映射位置 c 处的输出如下:

$$v_x = g_1(b_\alpha + \sum w_1 \times f_d) / \frac{vc}{2} \quad (16)$$

式中: g_1 表示特征图向量; b_α 表示特征权重; w_1 表示特征偏差。

为使模型整体效果最佳,根据集成模型泛化误差对模型控制参量的偏差进行校正^[16-17],计算公式如下:

$$m_\beta = v_x \sum \sqrt{K_s/E_2} \quad (17)$$

式中: K_s 表示训练损失函数; E_2 表示复杂度惩罚函数; m_β 表示校正系数。

为防止模型过拟合,增大模型学习因子的敏感性^[18],以减少网络参数,构建故障辨识模型如下式所示。

$$C_u = g(x) \times j(x) + \frac{m_\beta}{l_0} \quad (18)$$

式中: $g(x)$ 表示激活函数; $j(x)$ 表示换阶函数; l_0 表示残差。

1.3 辨识煤矿设备故障类别

在建立的故障识别模型的基础上,通过随机矩阵谱分析得到设备故障模式,并利用该故障模式进行多角度信息的故障融合识别。具体计算过程如下。

假设当前已经监测到的故障信号特征为 $x_o = (x_o(1), x_o(2), \dots, x_o(n_b))$,那么得到第 k' 个特征向量与相邻特征值的差异为

$$y^* = \frac{x_o}{\Delta e_h \times m'} \sum C_u \quad (19)$$

式中: Δe_h 表示衰减常数; C_u 表示故障辨识模型; m' 辨识故障模式数量。

基于上式计算辨识过程中的扰动因子为

$$\rho_1 = y^* \times \chi_1 \quad (20)$$

式中 χ_1 表示比例系数。

得到的随机矩阵谱如下式所示。

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \rho_1 \times z_{11} & \rho_1 \times z_{12} & \cdots & \rho_1 \times z_{1n} \\ \rho_1 \times z_{21} & \rho_1 \times z_{22} & \cdots & \rho_1 \times z_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_1 \times z_{m1} & \rho_1 \times z_{m2} & \cdots & \rho_1 \times z_{mn} \end{bmatrix} \quad (21)$$

式中 z_{mn} 表示行数为 m 、列数为 n 的逆矩阵。

利用下式计算设备故障类型的各个隶属度向量^[19]为

$$\psi = \Gamma \times U_x \quad (22)$$

式中 U_x 表示粗糙度函数。

由此可计算出设备故障模式与标准模式^[20]之间的贴近度,即

$$Q = \frac{\sum \psi \times \sigma}{\mu} \quad (23)$$

式中: σ 表示故障模式的最优权重; μ 表示样本数量。

利用上式计算出煤矿机械设备故障模式与标准模式之间的贴进度,选取其中的最大贴进度值作为设备故障的类型,以此完成考虑时序区间逻辑的煤矿机械设备复杂故障辨识方法的设计。

2 实验论证分析

2.1 实验准备

将本文设计的方法应用于某煤矿企业中,分析该企业煤矿机械设备的故障发生情况。具体以煤炭刮板输送机为研究对象,型号为 SGB620/40T,该设备的技术参数如表 1 所示。

表 1 煤炭输送机技术参数

参数	数值	参数	数值
设计长度/m	200	装机功率/kW	50
输送量/(t/h)	600	转速/(r/min)	1 480
刮板链速/(m/s)	0.87	运输距离/m	150
电机功率/kW	2×150	电压/V	380
最小破断负荷/kN	720	破断拉力/kN	≥200
减速器传动比	25.1:1	作业高度/m	2.5

在采煤机的关键部位轴承座上安装振动传感器,选择采高为 1.5~2.0 m、推进速度为 0.5~1.0 m/min 的条件下,采集振动信号。不同的工况和位置会对振动信号的特征产生影响。在硬煤层条件下,采煤机的冲击力较大,会导致轴承座的振动信号具有较大的冲击成分;在软煤层条件下,采煤机的负荷较轻,会导致齿轮箱的振动信号具有较大的高频成分。因此实验中,在硬煤层、中硬煤层和软煤层条件下分别采集数据,以 2 000 Hz 的频率采集设备的振动信号,并将每个工况下的振动数据分为 20 组,每组 256 个样本(其中 10 组用作训练集,其余 10 组用作测试样本)。采用文中所述方法对设备故障特征信号进行提取,得到的时域信号波形如图 2 所示。

为了平衡信号的信噪比和抗干扰能力,对不同类型的正常运行状态和故障运行状态下的故障信号分量的频谱进行比较,并选择 0.3~5 kHz 作为故障分析的特征频带进行电流特性分析。

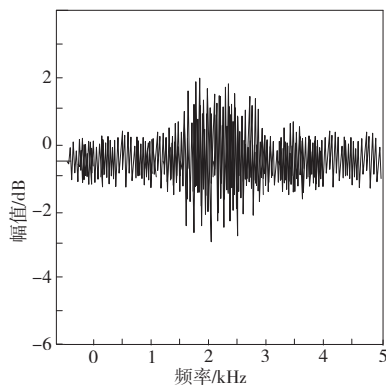


图 2 设备故障信号频谱

2.2 实验说明

为了有效避免开关断开、非线性负载启动、插头插拔等因素对设备故障识别的影响,同时,为了更接近煤矿开采的实际场景,实验平台中的弧隙与载荷之间的线路长度设置为 25 m。基于上述测试环境,对煤矿机械设备故障进行更详细地检测和验证。根据检测的范围和标准,设置一致的检测目标,在合理的关联规则环境中,将故障检测的置信度调整在 0.12~0.25 之间,在相同的间隔时间内观察故障信号的变化,并进行信号汇总分析。

根据煤矿机械设备提供的历史故障记录统计情况,刮板输送机系统的故障包括机械故障、电气故障、链轮故障、保险销故障、耦合器故障 5 种类型。因此,试验过程中设置了以上 5 种类型的典型刮板输送机系统故障,并采用数字 1—5 表示故障的类别标签。由于各种故障与仿真参数之间存在一定关系,可以通过改变仿真元件参数,模拟设备故障。

2.3 故障辨识结果分析

5 种标签代表 5 种不同的设备故障类型,采用本文设计的方法对煤炭刮板输送机的故障类型进行辨识,并将辨识结果与实际标签类别相比较,以测试本文方法的辨识性能,结果如图 3 所示。

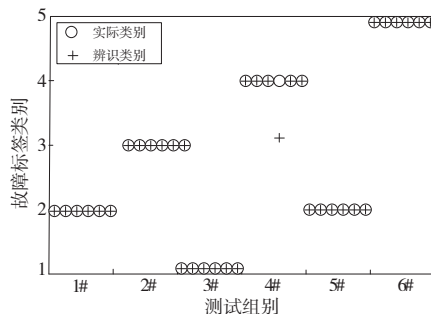


图 3 设备故障辨识结果

如图3所示,利用本文提出的方法对该煤矿设备故障进行辨识检测,在不同测试样本数量条件下,本文方法得到的故障辨识结果与实际故障类别基本一致。当测试组别4时,由于样本的噪声系数较大,影响了故障判别结果,从而出现了1个误判结果,但从整体来看,本文提出的方法能够准确地辨识出煤矿设备的故障类型。因为本文方法结合了时序区间逻辑理论,使得对故障信号分量特征的映射更加明确和灵活,有利于对复杂的故障模式进行描述和分析,提高了故障特征的提取和识别能力。

2.4 故障辨识误差对比实验分析

为体现本文方法在煤矿设备故障辨识准确性方面的优越性能,采用文献[1]GWO—KELM模型(方法1)、文献[2]数字孪生模型(方法2)作为本文方法的对比方法,并引入故障辨识误差 q 作为评价不同方法辨识效果的指标,其计算公式为

$$q = H_v \times u_a \quad (24)$$

式中: H_v 表示故障信号波段的差值; u_a 表示单元故障检测基准值。

在实际情况下,设备故障往往并不是完全失效,而是存在着一定程度的故障或损伤。设置故障强度为10%~60%可以涵盖部分轻微到中等程度的故障情况,符合实际设备运行中常见的故障情形。分别采用以上两种方法与本文方法对设备故障进行辨识,在不同故障强度下,利用上式计算各方法辨识结果的辨识误差,误差越小,表明方法的辨识越准确,辨识效果越好。对比结果如表2所示。

表2 故障辨识误差对比结果

故障强度/%	辨识误差		
	方法1	方法2	本文方法
10	0.32	0.42	0.23
20	0.38	0.50	0.15
30	0.40	0.47	0.20
40	0.38	0.55	0.10
50	0.29	0.47	0.14
60	0.32	0.56	0.12

由表2中数据可以看出,针对煤矿机械故障辨识,本文提出方法得到的故障辨识误差始终控制在0.3以下,在故障强度为10%,辨识误差最大仅为0.23。而方法1与方法2的辨识误差最小分别为0.29、0.42。相比于对比方法,本文方法能够

更加准确地辨识出设备的故障类型。方法1辨识误差较大的原因是该方法通过划定故障识别范围对设备进行故障检测,但忽略了故障信号处于实时变化的状态,从而影响了故障识别效果;当设备故障强度增大时,故障信号特征值的残差值也会随之增大,为故障特征提取加大了难度。而方法2对于故障特征提取与重构缺少自适应分析,故而增大了误判率。本文方法通过计算故障模式与标准模式之间的贴合度,进一步减小了故障辨识误差。贴合度的计算能够客观地评估故障模式与标准模式之间的相似度,从而提高了故障类型辨识的精度。由此可以说明,对于煤矿机械设备的故障辨识,本文提出的方法具有更高的辨识准确性。

3 结语

针对常规方法对于煤矿设备复杂故障辨识精度不高的问题,本文结合时序区间逻辑理论,对煤矿设备故障辨识展开深入研究。通过提取故障信号分量与构建故障辨识模型,采用随机矩阵谱完成设备故障的辨识,并在实验中证明了本文方法的可靠性。在下一步的研究工作中,将通过减少特征数量的方式来优化本文方法,以在保证辨识精度的同时提高辨识效率。

参考文献:

- [1] 马高权,周娜,谢蒙飞,等. 基于GWO—KELM模型的变压器油纸套管典型绝缘故障辨识方法[J]. 电网与清洁能源,2023,39(5):38-48.
- [2] 邓祥力,廖玥琳,朱宏业,等. 基于数字孪生模型电流动态时间规整差异度的变压器早期故障辨识[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(12):156-167.
- [3] 姜斌,程月华,孙颢,等. 一种利用LSTM—FCN的导轮舵回路故障诊断算法[J]. 宇航学报,2023,44(5):687-698.
- [4] 马子越,丁华,廉自生,等. 基于融合卷积Transformer的液压支架故障诊断方法[J]. 煤炭工程,2025,57(1):137-143.
- [5] 李国庆,张斌,肖桂莲,等. 基于多尺度特征集的高占比新能源电网连锁故障数据驱动辨识方法[J]. 电力建设,2023,44(6):91-100.
- [6] 纪京生,周莉,马向阳. VMD结合小波包信息熵和GJO—SVM的电机轴承故障诊断[J]. 现代制造工程,2024(2):128-136.
- [7] 罗晨,喻锟,曾祥君,等. 基于高频重构信号与Bayes—XGBoost的低压电弧故障辨识方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(13):91-101.
- [8] 徐古轩,赵峰. 基于自适应同步频率跟踪观测器的高速永磁同步电机无传感器控制[J]. 兵工学报,2025,46(2):359-372.

- [9] 李迎丽,杨雨琦,刘霞,等. 基于改进 MLP 和单传感器的复合故障辨识算法[J]. 设备管理与维修, 2023(11):41-44.
- [10] 谢国民,刘东阳,刘明. 多策略改进 MPA 算法与 HKELM 的变压器故障辨识[J]. 电子测量与仪器学报, 2023,37(4):172-182.
- [11] 邓子虎,陈洁,王新雷,等. 基于卷积神经网络的关键输电断面故障诊断[J]. 现代电子技术, 2023, 46(9):140-147.
- [12] 秦波,罗权毅,冯卫卫,等. 基于相关能量波动评估的学习样本筛选与深度置信神经网络的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械强度, 2023,45(2):262-270.
- [13] 周泽雷,吴正平,付翊航,等. 多端直流电网的非边界依赖型线路故障辨识方案[J]. 电力系统及其自动化学报, 2023,35(4):100-108,123.
- [14] 董晓鑫,赵荣珍. 基于 SILPDA 的旋转机械故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2023,42(2):16-22.
- [15] 唐圣学,马晨阳,勾泽. 基于时频特征融合与 GWO-ELM 的棒控电源早期故障状态辨识方法[J]. 仪器仪表学报, 2023,44(1):121-130.
- [16] 周俊,何钊睿,樊轶,等. 基于小波-树突状网络的配电网单相接地故障辨识方法[J]. 电力信息与通信技术, 2022,20(12):55-62.
- [17] 杜立杰,郝洪达,李青蔚,等. 基于 LSTM 神经网络的小转弯隧道 TBM 掘进轴线偏差预测方法[J]. 煤炭学报, 2024,49(增刊2):1184-1194.
- [18] 谢国民,王嘉良. 基于混合采样与 IHBA-SVM 的变压器故障辨识方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022,36(12):77-85.
- [19] 庞聪,马武刚,李查玮,等. 基于 CEEMDAN 多尺度模糊熵和 SSA-BP 神经网络的 VP 型垂直摆倾斜仪故障辨识[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(35):15612-15616.
- [20] 陈业泓,周航,陆鑫,等. 基于 SSD-YOLO 的动车组制动盘螺栓故障检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2025,62(8):113-122.

收稿日期:2023-10-26

(上接第 140 页)

3)除了最低转速情况,对桨总推力峰值均出现在桨间距为 $0.5R$ 时,最大效率出现在间距为 $0.5R$ 、转速为 $6\,000\text{ r/min}$ 时的 0.76 ,说明对于此共轴对转螺旋桨而言, $0.5R$ 的桨间距会有更加良好的气动性能。

参考文献:

- [1] 刘志强,王金星. 小型无人机航测技术在土地测绘中的应用[J]. 大众标准化, 2022(17):38-40.
- [2] 赵海涛. 基于小型无人机光学平台的目标识别技术研究[D]. 石家庄:河北科技大学, 2024.
- [3] 李艺舟,李江坤,刘忠,等. 基于小型无人机的航磁测量系统研发及试验应用[J]. 世界核地质科学, 2024, 41(2):312-320.
- [4] 陈瑶瑶,刘泉,洪晓苇,等. 面向 TOD 的小型无人机配送服务空间模式——以深圳美团试点为例[J]. 城市发展研究, 2025,32(4):22-30.
- [5] 杨伟超. 共轴双旋翼无人机农林喷洒作业规划研究[D]. 广汉:中国民用航空飞行学院, 2024.
- [6] 吉思臣. 变质心涵道共轴双旋翼无人机关键技术研究[D]. 西安:西安工业大学, 2023.
- [7] 王涛. 小型共轴双旋翼无人机的设计及研究[D]. 北京:北京交通大学, 2019.
- [8] 纪玉霞. 微型共轴双旋翼气动布局优化设计与试验研究[D]. 福州:福州大学, 2018.
- [9] 郝春晖. 高速螺旋桨的翼型气动特性研究[D]. 北京:北方工业大学, 2023.
- [10] 邓佳子. 共轴对转螺旋桨级间非定常气动干扰及性能研究[D]. 北京:北方工业大学, 2023.
- [11] 赵荣泽,王博,曹德松,等. 基于贝叶斯优化方法的高速共轴对转螺旋桨桨叶气动外形优化设计[J]. 空气动力学学报, 2025,43(3):67-77.
- [12] 原昕,招启军,赵国庆. 轴流状态对转螺旋桨气动性能高效预测方法[J]. 航空动力学报, 2024,39(4):36-46.
- [13] 李佳,房玉军. 共轴反向双旋翼弹药——GLMAV 巡飞弹[J]. 飞航导弹, 2015(1):13-15.
- [14] ROUSSEL E, GNEMMI P, CHANGEY S. Gun-launched micro air vehicle: Concept, challenges and results[C]// 2013 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). Atlanta, GA, USA: IEEE, 2013: 143-151.
- [15] KOEHL A, RAFARALAHY H, BOUTAYEB M, et al. Aerodynamic modelling and experimental identification of a coaxial-rotor UAV[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2012,68(1):53-68.
- [16] 危怡然,邓宏彬,江明,等. 微型筒式共轴双旋翼无人机共形桨叶设计与气动仿真[J]. 无人系统技术, 2019,2(5):39-45.
- [17] 廖鹏,姚磊江. 基于最佳环量分布的螺旋桨滑流影响预测[J]. 推进技术, 2019,40(12):2692-2699.
- [18] 邱辉壮,江善元,钟伯文. 中低空太阳能无人机高效螺旋桨设计方法[J]. 航空工程进展, 2022,13(4):83-90,123.
- [19] 贺军,项松,王艳冰,等. 某型无人机螺旋桨的设计与气动性能分析[J]. 航空动力学报, 2021,36(5):1033-1039.

收稿日期:2023-11-01