

双馈风电机组故障电磁暂态响应特征提取研究

杨晓初¹,王冠文¹,罗国甘¹,许世朋¹,张丁旺²

(1.上海能源科技发展有限公司,上海 200233;

2.上海交通大学机械与动力工程学院,上海 200240)

摘要:双馈风电机组组成复杂,其检修运维难度较大。由于故障电磁暂态特性相对较复杂,其提取质量直接影响双馈风电机组故障检测结果的可靠性。针对单一故障提取的局限性,研究一种双馈风电机组故障电磁暂态响应特征提取方法。利用暂态录波仪采集双馈风电机组故障电磁暂态响应信号并实施去噪和放大处理,采用经验模态分解法(EMD)分解暂态响应信号,得到若干图像形成模型(IFM)分量,从中提取能量熵、峭度以及中心频率3个特征并实施特征归一化处理。结果表明,无故障的双馈风电机组电磁暂态响应信号样本测得的能量熵在0.9以内,峭度在0.1以内,中心频率在0.012~0.016之间,与其他4组样本特征值相比更小,说明故障信号与正常信号的特征存在明显差别,为该研究提供了可靠依据。

关键词:双馈风电机组;故障电磁;暂态响应信号;经验模态分解法;特征提取

中图分类号:TP231.23 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed24471

Research on Feature Extraction of Fault Electromagnetic Transient Response of DFIG

YANG Xiaochu¹, WANG Guanwen¹, LUO Guogan¹, XU Shipeng¹, ZHANG Dingwang²

(1. Shanghai Energy Technology Development Co., Ltd., Shanghai 200233, China; 2. School of Mechanical and Power Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The composition of the double-fed induction generator (DFIG) is complex, and its operation and maintenance are difficult. Due to the relatively complex electromagnetic transient characteristics of the fault, the extraction quality directly affects the reliability of the fault detection results of the DFIG. Aiming at the limitations of single fault extraction, a fault electromagnetic transient response feature extraction method for DFIG was studied. The transient wave recorder was used to collect the fault electromagnetic transient response signal of the DFIG and implemented noise elimination and amplification processing. The transient response signal was decomposed by the empirical mode decomposition (EMD) method, and several image formation model (IFM) components were obtained, from which energy entropy, kurtosis and center frequency were extracted and normalized. The results show that the energy entropy measured by the electromagnetic transient response signal samples of the fault-free DFIG is within 0.9, the kurtosis is within 0.1, and the center frequency is between 0.012 and 0.016, which is smaller than the eigenvalues of the other four groups of samples, indicating that there are obvious differences in the characteristics of fault signals and normal signals, which provides a reliable basis for this research.

Key words: double-fed induction generator (DFIG); fault electromagnetic; transient response signal; empirical mode decomposition (EMD) method; feature extraction

面对逐渐增长的人口发展趋势,能源紧缺已经成为一种常态,传统的电力供应逐渐无法满足人们的需求。面对这种情况,清洁能源的开发与利用成为了解决能源危机的途径之一,也具有良好的发展前景^[1]。风能是典型的清洁能源,风力借助双馈风电机组将其转换为电力能源,然后接

入到传统电力系统网络中,以提高大电网的供电能力。双馈风电机组是风力发电中的关键设备,一旦发生故障,将直接影响电力接入的稳定性和可靠性^[2]。为实现双馈风电机组故障的预测控制,对故障实时检测成为不可或缺的一步。

故障实时检测以提取到的故障特征为基础

基金项目:上海能源科技发展有限公司2021年度科技项目(CPIPEC-KJXM-2021-050)

作者简介:杨晓初(1985—),男,博士,主要研究方向为风力发电机组故障诊断,Email:yypc1988@163.com

和前提,特征提取得越全面、越准确,得到的故障检测结果越准确^[3-4]。针对这一点,很多专家和学者就故障特征提取问题展开相关研究。刘其辉等人^[5]就双馈风电机组在直流换相失败故障产生的特征进行了描述与分析,采集了换相失败后的暂态电压信号,利用分段线性描述方法对该信号分析,得出了暂态电压形态特性,为暂态过电压抑制策略的提出提供了可靠的依据。马玉梅等人^[6]分析了双馈风电机组故障的电流信号特性,建立了风电机组动态模型,在该模型的基础上推导出故障发生后电流的表达式,通过仿真模拟,得出了双馈风电机组故障下的电流特性。谢丽蓉等人^[7]采集了双馈风电机组轴承的振动信号,提取混合域特征集合,利用遗传算法进行特征选择。

虽然前人研究取得了一定成果,促进了特征提取领域的深入发展,但是在以往的研究中提取的特征类型较少,代表性和涵盖性不足,使得后期故障诊断结果存在一定的偏差。针对上述问题,本文提出一种双馈风电机组故障电磁暂态响应特征提取方法。通过该研究为故障诊断提供可靠的参考数据,提高双馈风电机组故障诊断结果的准确性。

1 响应特征提取

双馈风电机组故障电磁暂态响应特征提取方法研究主要分为3个部分,即双馈风电机组故障电磁暂态响应信号采集、双馈风电机组故障电磁暂态响应信号预处理、基于信号分解的双馈风电机组故障电磁暂态响应特征提取。下面针对这3个方面进行具体分析。

1.1 数据采集

在特征提取过程中,如遇到单独的风电场(没有集控中心),则需要在场站侧部署数据采集服务器,并且配置、调试和运行国核信息数据采集软件。安全 I 区采集监控与数据采集(supervisory control and data acquisition, SCADA)系统数据、升压站系统数据、自动发电控制/自动电压控制(automatic generation control/automatic voltage control, AGC/AVC)数据;安全 II 区采集功率预测数据、电能计量数据。数据采集软件将安全 I 区和安全 II 区采集到的数据经过正向网络隔离装置(俗称网闸)送至管理信息大区的转发服务器。

特征提取的前提是获取包含特征的基础数据。双馈风电机组在故障发生后会引起各方面信息的变化,如振动信号、温度数据或者电流、电压数据等^[8]。这些数据虽然都包含了故障信息,但是信息量有限。针对这一点,将采集电磁暂态响应信号作为特征提取的基础数据。电磁暂态响应信号采集设备为暂态录波仪,采集流程如图 1 所示,步骤如下:

步骤 1:设置暂态录波仪相关参数;

步骤 2:设置固定的采集间隔;

步骤 3:将暂态录波仪布设到双馈风电机组与大电网的接线部位;

步骤 4:检查机组与大电网连接状态。若连接状态良好,进行下一步;否则,重新进行连接;

步骤 5:在复杂可编程逻辑器件(complex programmable logic device, CPLD)控制下,按照设定的采集间隔,利用暂态录波仪采集双馈风电机组故障电磁暂态响应信号;

步骤 6:当设备内部缓存区已满,则关闭采集设备,并将电磁暂态响应信号进行 A/D 转换,通过内部高速通道,传输给嵌入式中央处理器(central processing unit, CPU),进行故障分析;否则继续采集,直至满足停止采集条件^[9]。

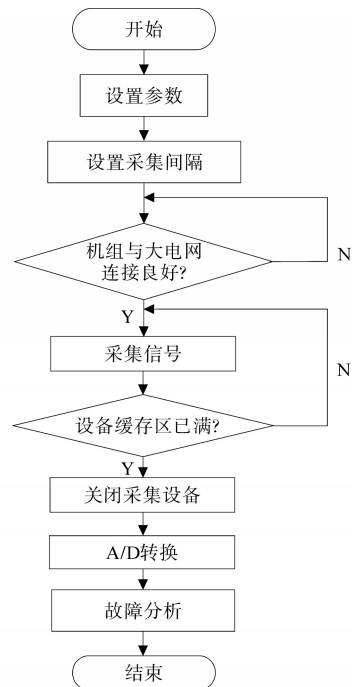


图 1 暂态录波仪采集流程图

Fig.1 Acquisition flow chart of the transient wave recorder

通过上述分析流程,完成双馈风电机组故障电磁暂态响应信号采集,为后续特征提取提供了基础数据。

1.2 信号预处理

针对采集到的双馈风电机组故障电磁暂态响应信号,为提高信号质量,需要预处理,包括信号去噪和信号放大^[10]。

1.2.1 故障电磁暂态响应信号去噪

基于离散余弦变换法对信号噪声去除原理如下:一般而言,认为信号的噪声在离散余弦变换结果中处在其高频部分,而高频部分的幅值一般很小,利用这一性质,就很容易实现信号噪声的去除。

故障电磁暂态响应信号在采集过程中受到采集设备本身以及周围环境的影响,原始信号中会混入一些噪声信号,若不能将二者区分开,会干扰特征提取的准确性^[11]。为此,进行双馈风电机组故障电磁暂态响应信号去噪处理,具体过程如下:

步骤1:输入双馈风电机组故障电磁暂态响应信号,记为 $s(t)$ 。

步骤2:对 $s(t)$ 采取离散余弦变换法,得到变换系数序列。变换公式如下:

$$R_k = \sqrt{\frac{\sum_{t=0}^{n-1} s(t)}{n}} \cdot \sin \frac{2\pi g \cdot \sum_{t=0}^{n-1} s(t)}{2n} \quad t=0, 1, \dots, n-1 \quad (1)$$

式中: R_k 为长度为 k 的变换系数序列; n 为双馈风电机组故障电磁暂态响应信号的序列点数; g 为广义频率变换量。

步骤3:对 R_k 进行分段,得到 m 个长度为 L 的数据段,记为 $H_i(L), i=1, 2, \dots, m$ 。 $H_i(L)$ 表示第 i 段长度为 L 的变换系数。

步骤4:根据 $H_i(L)$ 计算收缩因子如下式:

$$E_i = \frac{1 - \sqrt{L} h_i}{\sum_{i=1}^m H_i(L)} \quad (2)$$

式中: E_i 为第 i 段长度为 L 的变换系数的收缩因子; h_i 为第 i 段余弦变换序列的方差。

步骤5:利用 E_i 与 R_k 相乘,实现 R_k 更新,即

$$R'_k = R_k \cdot E_i \quad (3)$$

式中: R'_k 为新的变换系数序列。

步骤6:对 R'_k 进行离散余弦反向变换,得到去噪后的双馈风电机组故障电磁暂态响应信号。离散余弦反向变换公式如下:

$$s'(t) = \cos \left[R'_k \cdot \frac{\sum_{t=0}^{n-1} s(t)}{n-1} \right] \quad (4)$$

式中: $s'(t)$ 为去噪后的双馈风电机组故障电磁暂态响应信号^[12]。

1.2.2 故障电磁暂态响应信号放大

在双馈风电机组故障发生的早期,故障电磁暂态响应信号表现得较为微弱,不利于后期提取特征^[13]。为此,需要对故障电磁暂态响应信号进行放大处理,如下式:

$$\hat{s}(t) = a \cdot b \cdot c \cdot d \cdot \frac{As(t)}{F[s(t)]} A \quad (5)$$

式中: $\hat{s}(t)$ 为放大后的故障电磁暂态响应信号; a 为故障电磁暂态响应信号放大倍数; b 为暂态录波仪的工作频率; c 为暂态响应幅值; d 为故障电磁暂态响应信号的非线性参数; A 为倍频信号比; A 为倍频信号比的向量形式; $F[s(t)]$ 为输入双馈风电机组故障电磁暂态响应信号的放大函数。

1.3 基于信号分解的特征提取

双馈风电机组故障电磁暂态响应信号属于一种混叠信号,具有非线性、非平稳的特点,导致信号中的特征表现并不明显^[14]。针对这一点,本小节先利用经验模态分解法(EMD)分解双馈风电机组故障电磁暂态响应信号,再从每一个图像形成模型(IFM)的分量中提取各个特征。

首先,输入预处理后双馈风电机组故障电磁暂态响应信号 p_i ;寻找 p_i 的极值点,包括最小的一个和最大的一个,记为 p_i^{\min} 和 p_i^{\max} ,并利用三次样条曲线将 p_i^{\min} 与 p_i^{\max} 拟合在一起,从而形成上下包络线,记为 Q_i^h 和 Q_i^d ;计算 Q_i^h 和 Q_i^d 的平均值^[15],计算公式如下:

$$\bar{Q}_i = \frac{Q_i^h + Q_i^d}{2} \quad (6)$$

接下来,让双馈风电机组故障电磁暂态响应信号 p_i 减去式(6)得到的均值,得到第1个本征模函数 q_i^1 ^[16]:

$$q_i^1 = p_i - \bar{Q}_i \quad (7)$$

当 q_i^1 满足成为第1个IFM分量的2个条件时, q_i^1 作为第1个IFM分量,记为 $q_i^1 = \xi_i^1$;当 q_i^1 不满足成为第1个IFM分量的2个条件时,则将 q_i^1 作为待处理信号并重复上述操作,直至 q_i^1 满足上述条件。然后将 ξ_i^1 从 p_i 中分离出来,得到 Z_i^1 ,同时把 Z_i^1 作为新的原始双馈风电机组故障电磁暂态响应信号。重复上述步骤,直至得到第2个IFM分量 q_i^2 。这时判断 q_i^2 是否为一个单调函

数,若是,则完成分解;否则,重复上述过程,直至得到 N 个 q_i^N ,也就是 N 个 IFM 分量和 1 个剩余残量^[17]。

经过上述过程,双馈风电机组故障电磁暂态响应信号 p_i 可以表示为 N 个 IFM 分量和 1 个剩余残量组成。这 N 个 IFM 的分量代表区分开的不同频率的信号。针对分解出来的 N 个 IFM 的分量,从中提取双馈风电机组故障电磁暂态响应特征。由于单一特征所包含的信息量是有限的,所以提取 3 类特征组成一组特征向量并采取归一化处理,实现双馈风电机组故障电磁暂态响应特征提取^[18]。

1.3.1 IFM 能量熵特征

当双馈风电机组发生故障后,电磁暂态响应信号与正常状态下的信号在相同频带内具有的能量是不同的,因此 IFM 能量是双馈风电机组故障电磁暂态响应信号的特点之一^[19]。在这里通过信息熵的形式对 IFM 能量度量,简称能量熵。计算 IFM 能量,公式如下:

$$Y_i = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} |IFM_i|^2 dt}{N} \quad (8)$$

式中: Y_i 为双馈风电机组故障电磁暂态响应信号第 i 个 IFM 分量的能量; N 为 IFM 分量的数量; IFM_i 为第 i 个固有模态函数的能量熵。

仿照信息熵计算方法,计算 IFM 能量熵,完成 IFM 能量熵特征提取:

$$C_i = \sum_{i=1}^N Y_i \ln Y_i \quad (9)$$

式中: C_i 为双馈风电机组故障电磁暂态响应信号第 i 个 IFM 分量的能量熵。

1.3.2 峭度特征

当双馈风电机组发生故障后,电磁暂态响应信号某一段会发生较大波动,从而形成陡峭的山峰^[20]。峭度就是对信号陡峭程度的描述,能够直观地反映信号中的瞬时特征。峭度特征计算公式如下:

$$V_i = \frac{(\sum_{i=1}^N IFM_i^4)/N}{\hat{B}} \quad (10)$$

其中

$$\hat{B} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N IFM_i^2}{N}} \quad (11)$$

式中: V_i 为双馈风电机组故障电磁暂态响应信号

第 i 个 IFM 分量的峭度; \hat{B} 为 N 个 IFM 分量有效值。

1.3.3 中心频率特征

中心频率能够描述双馈风电机组故障电磁暂态响应信号的变化情况。针对该特征,提取公式如下:

$$U_i = \operatorname{argmax} f(IFM_i) \quad (12)$$

式中: U_i 为双馈风电机组故障电磁暂态响应信号第 i 个 IFM 分量的中心频率; $f(IFM_i)$ 为第 i 个 IFM 分量的幅度谱。

不同特征的量纲不同,不方便统一利用和分析,因此在完成特征提取之后,还需要对特征值采取归一化处理,公式如下:

$$\begin{cases} C'_i = \frac{C_i}{C_i + V_i + U_i} \\ V'_i = \frac{V_i}{C_i + V_i + U_i} \\ U'_i = \frac{U_i}{C_i + V_i + U_i} \end{cases} \quad (13)$$

式中: C'_i, V'_i, U'_i 分别为双馈风电机组故障电磁暂态响应信号第 i 个 IFM 分量的能量熵、峭度以及中心频率的归一化特征。

经过分析,完成双馈风电机组故障电磁暂态响应特征提取理论研究。

2 应用测试与分析

为测试所研究方法在双馈风电机组故障电磁暂态响应特征提取的应用效果,进行方法的应用测试。

2.1 测试样本

以存在 4 种故障的(液压系统故障、主轴锁定装置故障、偏航制动器故障、传动链故障)双馈风电机组和一个无故障的双馈风电机组为对象,利用暂态录波仪采集 5 组双馈风电机组的故障电磁暂态响应信号,并组成样本。测试现场如图 2 所示。以液压系统故障为例,采集到的信号如图 3 所示。

在 0 s—20 s 的时间内,双馈风电机组液压系统故障电磁暂态响应信号幅值在 $-1 \sim 1 \text{ m/s}^2$ 之间,在 20 s—40 s 内,信号幅值则在 $-2 \sim 1 \text{ m/s}^2$ 之间。针对采集到的 5 个双馈风电机组液压系统电磁暂态响应信号样本,将其去噪和放大处理,以提高信号质量。

采用本文研究方法、直流换相失败下双馈风电机组特性描述及暂态过电压抑制方法和计及

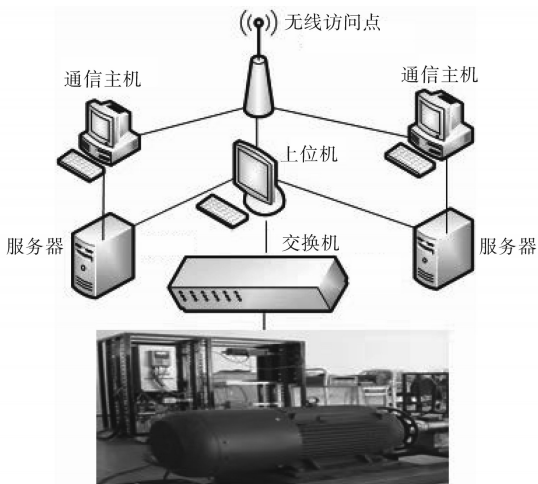


图2 测试现场图
Fig.2 Test site diagram

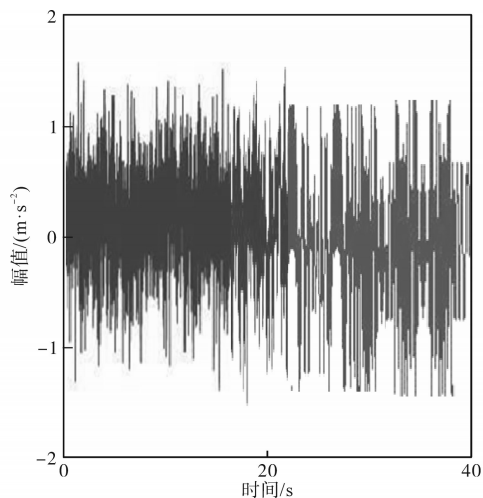


图3 双馈风电机组液压系统故障电磁暂态响应信号
Fig.3 Electromagnetic transient response signal of hydraulic system fault of DFIG

变换器输出电压约束的双馈风电机组故障电流特性分析方法对含噪声信号去噪处理,如图4所示。

从图4可知,本文研究方法的去噪效果最好,信号幅值在 $-0.5 \sim 0.5 \text{ m/s}^2$ 之间,而其他两种方法的信号幅值则在 $-1.5 \sim 1.5 \text{ m/s}^2$ 左右波动。因此可以得出,本文研究方法的去噪效果最佳,明显优于其他两种方法的去噪效果。

2.2 响应信号分解

利用经验模态分解法(EMD)对5个双馈风电机组电磁暂态响应信号样本分解,在这里 N 取值为6,由此每个样本分解为6个IFM分量和1个残余分量。仍以其中双馈风电机组液压系统故障电磁暂态响应信号为例,分解结果如图5所示。

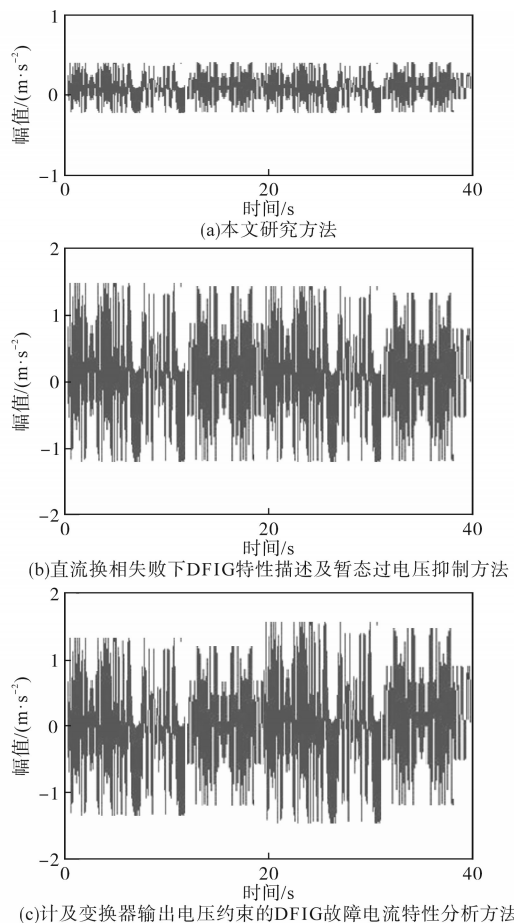


图4 不同方法的去噪效果
Fig.4 Denoising effect of different methods

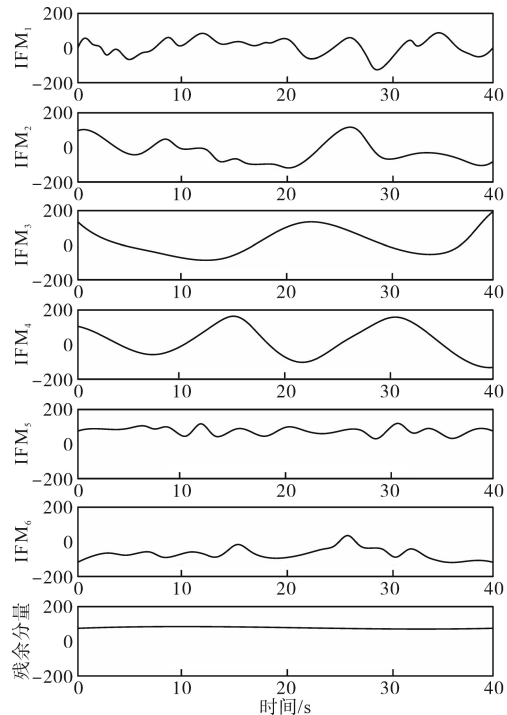


图5 DFIG 液压系统故障电磁暂态响应信号分解结果图
Fig.5 Decomposition result of electromagnetic transient response signal of hydraulic system fault of DFIG

2.3 响应特征提取结果

从每个双馈风电机组电磁暂态响应信号样本的6个IFM分量中提取能量熵、峭度以及中心频率等3个特征,并将其归一化处理,结果如表1所示。

表1 双馈风电机组电磁暂态响应信号特征提取结果表

Tab.1 Feature extraction result of electromagnetic transient response signal of DFIG

样本序号	IFM分量	能量熵	峭度	中心频率
样本1 (液压系统故障)	1	2.423 8	5.216 2	0.457 5
	2	2.247 8	5.216 8	0.412 2
	3	2.102 4	5.042 6	0.654 3
	4	2.024 5	5.486 2	0.478 6
	5	2.852 0	5.875 2	0.651 2
	6	2.304 1	5.687 5	0.564 2
样本2 (主轴锁定装置故障)	1	3.104 5	1.354 7	0.378 5
	2	3.864 5	1.864 5	0.324 4
	3	3.0024	1.814 1	0.378 2
	4	3.689 2	1.202 5	0.337 8
	5	3.578 6	1.334 1	0.345 1
	6	3.124 8	1.204 5	0.342 1
样本3 (偏航制动器故障)	1	1.568 6	2.455 2	0.421 5
	2	1.235 7	2.6452	0.412 2
	3	1.687 5	2.864 2	0.417 8
	4	1.678 2	2.348 2	0.453 2
	5	1.204 5	2.127 8	0.413 3
	6	1.687 5	2.987 6	0.452 2
样本4 (传动链故障)	1	4.576 2	6.864 2	0.756 4
	2	4.246 2	6.896 2	0.715 5
	3	4.632 1	6.321 5	0.721 3
	4	4.986 4	6.798 2	0.732 4
	5	4.236 8	6.214 8	0.712 4
	6	4.655 2	6.124 7	0.721 5
样本5 (无故障)	1	0.364 5	0.011 6	0.012 4
	2	0.354 7	0.017 9	0.013 3
	3	0.872 2	0.011 4	0.012 5
	4	0.125 7	0.072 2	0.015 8
	5	0.378 2	0.014 2	0.012 6
	6	0.687 5	0.036 8	0.012 8

从表1可以看出,样本5中双馈风电机组电磁暂态响应信号的能量熵的特征值均低于1,峭度的特征值在0.01~0.1之间,中心频率的特征值均处在0.01~0.015之间。而液压系统故障、主轴锁定装置故障、偏航制动器故障、传动链故障等4种故障信号样本的能量熵、峭度和中心频率的数值均远远高于样本5的特征值。这在一定程度上可以判断出双馈风电机组是否发生故障问题,为故障检测和识别奠定了基础。

3 结论

综上所述,针对双馈风电机组的故障检测,特征提取是故障检测的核心步骤,其特征提取越全面且准确,故障检测的结果就越可靠。运用双馈风电机组故障电磁暂态响应特征提取方法,在对电磁暂态响应信号分解的基础上,针对每一个分量的信号提取3种不同特征,以避免单一特征的局限性。通过应用测试,提取了5组双馈风电机组电磁暂态响应信号样本的能量熵、峭度以及中心频率等3个特征值,证明了所研究方法的有效性。然而,本研究总体还需要进一步研究和探索,例如方法在自适应性方面还有待进一步提升,以期将该方法适用于更多类型的双馈风电机组故障研究当中。

参考文献

- [1] 颜湘武,崔森,孙雪薇,等. 双馈风力发电机组全运行工况与快速启动电磁暂态建模[J]. 电网技术, 2021, 45(4): 1250-1260.
YAN Xiangwu, CUI Sen, SUN Xuewei, et al. Transient modeling of doubly-fed induction generator based wind turbine on full operation and rapid starting condition[J]. Power System Technology, 2021, 45(4): 1250-1260.
- [2] 仇世龙,李辉,龚立娇,等. 电网短路故障下双馈风电机组传动链扭振疲劳可靠性分析[J]. 太阳能学报, 2022, 43(2): 380-388.
QIU Shilong, LI Hui, GONG Lijiao, et al. Torsional fatigue reliability analysis of doubly-fed wind turbine drivetrain under power grid with short circuit fault[J]. Acta Energetica Sinica, 2022, 43(2): 380-388.
- [3] 庞海,向秋洁. 基于独立特征选择和局部保持投影的故障诊断[J]. 机械设计与研究, 2020, 36(3): 35-39.
PANG Hai, XIANG Qiujie. Fault diagnosis based on individual feature selection and locality preserving projections[J]. Machine Design & Research, 2020, 36(3): 35-39.
- [4] 兰传盛,潘庭龙. 双馈风电机组HVRT暂态电流计算及其控制策略研究[J]. 可再生能源, 2021, 39(6): 818-824.
LAN Chuansheng, PAN Tinglong. Study on HVRT transient current calculation and control strategy of doubly-fed induction generator[J]. Renewable Energy Resources, 2021, 39(6): 818-824.
- [5] 刘其辉,董楚然,吴勇,等. 直流换相失败下双馈风电机组特性描述及暂态过电压抑制[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(8): 29-38.
LIU Qihui, DONG Churan, WU Yong, et al. Characteristic description and transient overvoltage suppression of doubly-fed wind turbines with LCC-HVDC commutation failure[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(8): 29-38.

- [6] 王玉梅,黄清军,朱东海,等. 计及变换器输出电压约束的双馈风电机组故障电流特性分析[J]. 电网技术, 2021, 45(11): 4233-4242.
MA Yumei, HUANG Qingjun, ZHU Donghai, et al. Fault current characteristic analysis for DFIG-based wind turbine considering voltage constraint of power converter[J]. Power System Technology, 2021, 45(11): 4233-4242.
- [7] 谢丽蓉,杨欢,李进卫,等. 基于GA-ENN特征选择和参数优化的双馈风电机组轴承故障诊断[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 149-156.
XIE Lirong, YANG Huan, LI Jinwei, et al. Bearing fault diagnosis using GA-ENN based feature selection and parameters optimization for doubly-fed wind turbine[J]. Acta Energetica Sinica, 2021, 42(1): 149-156.
- [8] 王骁贤,陆思良,何清波,等. 变转速工况下基于多传感器信号深度特征融合的电机故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 59-67.
WANG Xiaoxian, LU Siliang, HE Qingbo, et al. Motor fault diagnosis based on deep feature fusion of multi-sensor data under variable speed condition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 59-67.
- [9] 张雅晖,杨凯,李天乐. 一种利用融合相关谱的异步电机故障诊断方法[J]. 电机与控制学报, 2021, 25(11): 1-7.
ZHANG Yahui, YANG Kai, LI Tianle. Fault diagnosis method of asynchronous motors using fusion correlation spectrum[J]. Electric Machines and Control, 2021, 25(11): 1-7.
- [10] 宋向金,赵文祥. 交流电机信号特征分析的滚动轴承故障诊断方法综述[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(4): 1582-1596.
SONG Xiangjin, ZHAO Wenxiang. A review of rolling bearing fault diagnosis approaches using AC motor signature analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(4): 1582-1596.
- [11] 于元灏,杨光永,戈一航,等. Shannon能量与MCKD的电机早期故障诊断[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(10): 165-169.
YU Yuanqing, YANG Guangyong, GE Yihang, et al. Shannon energy and early fault diagnosis of motors based on MCKD[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(10): 165-169.
- [12] 李睿曦,刘飞,梁霖,等. 基于参数优化变分模态分解的交流变频电机转子断条故障识别方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(18): 3922-3933.
LI Ruiyu, LIU Fei, LIANG Lin, et al. Fault identification of broken rotor bars for the variable frequency AC motor based on parameter optimized variational mode decomposition[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(18): 3922-3933.
- [13] 崔海林,李泰,潘荣睿. 基于模糊自抗扰的风电场储能虚拟惯量控制[J]. 电气传动, 2021, 51(23): 48-52.
CUI Hailin, LI Tai, PAN Rongrui. Virtual inertia control of wind energy storage based on fuzzy auto disturbance rejection[J]. Electric Drive, 2021, 51(23): 48-52.
- [14] 宿文才,张树团,刘涛,等. 混合插值的ESMD在电机轴承故障特征提取的应用[J]. 振动与冲击, 2020, 39(4): 266-272.
SU Wencai, ZHANG Shutuan, LIU Tao, et al. Application of hybrid interpolation ESMD in motor bearing fault feature extraction[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(4): 266-272.
- [15] 张习习,顾幸生. 改进经验模态分解的电机轴承特征提取方法[J]. 控制工程, 2020, 27(11): 1882-1891.
ZHANG Xixi, GU Xingsheng. Feature extraction method of motor bearing based on improved empirical mode decomposition[J]. Control Engineering of China, 2020, 27(11): 1882-1891.
- [16] 武欢. 开路故障下模块化永磁同步电机的容错控制[J]. 电气传动, 2022, 52(4): 18-25.
WU Huan. Fault tolerant control of modular permanent magnet synchronous motor under open circuit fault[J]. Electric Drive, 2022, 52(4): 18-25.
- [17] 应有,孙勇,杨靖,等. 大型双馈风电机组电网故障穿越过程载荷特性分析[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(12): 131-138.
YING You, SUN Yong, YANG Jing, et al. Load characteristic analysis of grid fault ride-through process for DFIG based large wind turbine[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(12): 131-138.
- [18] 米志伟,常彬,寇龙泽,等. 考虑变流器容错特性的海上双馈风电机组绕组短路故障辨识[J]. 可再生能源, 2021, 39(4): 521-526.
MI Zhiwei, CHANG Bin, KOU Longze, et al. Short-circuit fault identification of offshore doubly-fed wind turbines considering the fault tolerance characteristics of converters[J]. Renewable Energy Resources, 2021, 39(4): 521-526.
- [19] 金成功. 基于CEEMDAN能量熵和马氏距离的齿轮箱轴承故障诊断方法[J]. 机床与液压, 2020, 48(16): 218-223.
JIN Chengong. Gearbox bearing fault diagnosis method based on CEEMDAN energy entropy and mahalanobis distance[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2020, 48(16): 218-223.
- [20] 张龙,蔡秉桓,熊国良,等. 滚动轴承自适应特征提取的包络谱多点峭度多级降噪方法[J]. 中国机械工程, 2021, 32(24): 2950-2959.
ZHANG Long, CAI Binghuan, XIONG Guoliang, et al. Multi-stage noise reduction method with ESMK for adaptive feature extraction of rolling bearings[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(24): 2950-2959.

收稿日期:2022-07-08

修改稿日期:2022-08-03