## 2021年3月

## 基于变分模态分解与精细复合多尺度散布熵的 发电机匝间短路故障诊断

何玉灵,孙 凯,王 涛,王晓龙,唐贵基

(华北电力大学 机械工程系 河北省电力机械设备健康维护与失效预防重点实验室,河北 保定 071003)

摘要:针对多极发电机匝间短路故障诊断与识别难度高的问题,提出了变分模态分解与精细复合多尺度散布 熵结合的方法处理发电机定子振动信号。所提方法应用变分模态分解将原始信号分解为多个模态分量,并 依据峭度和相关系数原则选取2个不同分量进行信号的重构,应用精细复合多尺度散布熵来进行重构信号 的分类及故障识别。对3对极发电机匝间短路故障前、后定子振动数据的处理效果表明,所提方法可以对发 电机匝间短路故障进行有效识别与诊断,与其他多尺度熵方法相比具有一定优越性。

关键词:多对极发电机;匝间短路故障;振动信号;变分模态分解;精细复合多尺度散布熵;故障诊断

中图分类号:TM 31;TH 165+.3

文献标志码:A

DOI: 10.16081/j.epae.202101014

## 0 引言

匝间短路故障是汽轮发电机绕组的常见故障, 在故障的轻微阶段,其隐匿性较强,故障特征不明 显,但随着故障的进一步发展,匝间短路故障往往表 现出极强的破坏力,导致机组局部过热甚至烧坏机 组的事故[1-3]。目前,振动信号由于包含丰富的故障 信息,且传感器安装、信号测取方便,在对各类故障 的监测与识别中应用最为广泛。对于多极发电机, 在故障的轻微阶段由于机械转频较低,对振动信号 进行傅里叶变换后其频谱包含的频率成分较一对极 发电机要丰富得多,再加上随机噪声和各类扰动信 号,所得到的特征频率成分往往被噪声信号所覆盖, 导致匝间短路早期故障诊断与识别难度较高。

汽轮发电机绕组匝间短路故障分为定子绕组匝 间短路故障和转子励磁绕组匝间短路故障(下文分 别简称定子匝间短路故障和转子匝间短路故障)。 已有研究人员对发电机振动信号进行了滤噪和特征 增强处理,取得了一些成果。文献[4-5]采用不同的 方法对发电机特征振动信号进行处理,都能较好地 滤噪和增强振动信号的特征频率,但是在故障类型 未知的情况下,很难根据频谱图判断究竟是定子匝

收稿日期:2019-12-01;修回日期:2020-11-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777074);中央高校 基本科研业务费专项资金资助项目(2020MS114,2018YQ03); 河北省自然科学基金资助项目(E2020502032);河北省第三 批青年拔尖人才支持计划资助项目([2018]-27)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China (51777074), the Fundamental Research Funds for the Central Universities (2020MS114, 2018YQ03), the Natural Science Foundation of Hebei Province (E2020502032) and the 3rd Top Youth Talent Support Program of Hebei Province ([2018]-27)

间短路故障还是转子匝间短路故障。因此,如何对 发电机的振动信号进行处理以实现故障识别与诊 断,是当前领域的重要课题。

近年来,为了表征信号的复杂程度,信息熵理论 不断发展,近似熵[6]、排列熵[7-9]、样本熵[10-13]等在信 号非线性特征提取方面的应用研究取得了很多成 果。Rostaghi和Azami<sup>[14]</sup>在2016年提出了散布熵,在 此基础上,Azami<sup>[15]</sup>进一步提出了精细复合多尺度散 布熵(RCMDE),其多尺度过程稳定性好,特征提取 效果优于其他多尺度方法。文献[1]的研究表明,定 子匝间短路故障主要会使定子2、4、6倍频振动增 加,转子匝间短路故障主要会使定子2倍频振动下 降、4倍频振动增加,并且越低频的成分所受影响越 大。而振动信号主要由系统周期性振动和噪声构 成,周期性振动比较有规律性,熵值较小;噪声没有 规律性,熵值较大。发生定子匝间短路故障时,定子 2、4、6倍频振动均增加,周期性振动所占比例上升, 因此熵值在理论上会减小;发生转子匝间路故障时, 虽然定子4倍频振动增加,但受影响更大的2倍频振 动下降,因而周期性振动所占比重下降,熵值在理论 上会增大。

已有的信号分析成果主要针对的是滚动轴承等 冲击特性较强的故障信号,对发电机振动信号处理 的报道相对较少。发电机的定、转子的质量及尺寸 较大,除风力发电机外,汽轮发电机和水轮发电机运 转相对平稳,系统等效阻尼也比滚动轴承的等效阻 尼大得多,基于磁场作用的非接触电磁激励导致的 机构振动响应在量级上也远不如滚动轴承等因机械 式接触产生的冲击激励直接引起的振动。因此,在 采集到的发电机振动信号中,一般有效信息相对较 弱,在对信号进行滤噪时,应尽可能将有效信息和噪 声分开,在消除噪声的过程中最大限度地保留有效

165

信息。

自适应分解方法近年来被广泛应用在信号处理领域<sup>[16-20]</sup>,这类方法可将信号分解为包含主要信号的模态和包含噪声的模态。对包含主要信号的模态进行重构可以达到去噪的效果。变分模态分解<sup>[21-25]</sup>(VMD)是一种新型的自适应分解方法,在处理发电机振动信号时可以达到比较理想的效果,因此,本文采用VMD与RCMDE结合的方法处理多极发电机匝间短路故障前、后的定子振动信号,从而对发电机匝间短路故障进行诊断识别。最后将本文方法与其他常见熵算法的处理结果进行对比,结果验证了本文方法的有效性。

#### 1 VMD

### 1.1 变分模型的构造

VMD通过变分问题的构造和求解,将原始信号分解为预设的K个模态分量,其具体步骤如下。

(1)求每个模态分量的单边频谱:

$$S_k = \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) u_k(t) \tag{1}$$

其中, $k=1,2,\cdots,K$ ; $\delta(t)$ 为脉冲函数; $u_k(t)$ 为第k个模态分量。

(2)将每个模态分量调整到相应基频带:

$$S_{ik} = \left[ \left( \delta(t) + \frac{\mathbf{j}}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-\mathbf{j}\omega_k t}$$
 (2)

其中, $\omega_{\iota}$ 为 $u_{\iota}(t)$ 的中心频率。

(3)以高斯平滑方式对各模态分量进行解调,得到各模态分量的带宽,构造约束变分模型:

$$\begin{cases}
\min_{\left\{u_{k}(t)\right\},\left\{\omega_{k}\right\}} \left\{\sum_{k=1}^{K} \left\| \partial_{t} \left[ \left(\delta(t) + \frac{\mathbf{j}}{\pi t}\right) u_{k}(t) \right] e^{-\mathbf{j}\omega_{k}t} \right\|_{2}^{2} \right\} \\
\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^{K} u_{k}(t) = f(t)
\end{cases}$$
(3)

其中, $\partial_t$ 表示对t求偏导数;f(t)为原始信号; $\|\cdot\|_2$ 表示2范数。

#### 1.2 变分模型的求解

为了求解上述变分模型,需要将约束问题转化为非约束问题,引入增广Lagrange表达式:

$$L(\lbrace u_k(t)\rbrace,\lbrace \omega_k\rbrace,\lambda(t)) =$$

$$\alpha \sum_{k=1}^{K} \left\| \partial_{t} \left[ \left( \delta(t) + \frac{\mathbf{j}}{\pi t} \right) u_{k}(t) \right] e^{-\mathbf{j}\omega_{k}t} \right\|_{2}^{2} + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^{K} u_{k}(t) \right\|^{2} + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^{K} u_{k}(t) \right\rangle (4)$$

其中, $\alpha$ 为引入的二次惩罚因子; $\lambda(t)$ 为 Lagrange 乘 法算子; $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积运算。

求解过程中的变量更新表达式如式(5)--(7)所

示,具体流程见图1,图中 $\varepsilon$ 为求解精度。

$$\hat{u}_{k}^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i=1}^{k-1} \hat{u}_{i}^{n+1}(\omega) - \sum_{i=k+1}^{K} \hat{u}_{i}^{n}(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^{n}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_{k}^{n})^{2}}$$
(5)

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}$$
(6)

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^{n}(\omega) + \tau \left(\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^{K} \hat{u}_{k}^{n+1}(\omega)\right)$$
 (7)

其中,n为正整数;" $^{n}$ 表示傅里叶变换; $\tau$ 为噪声容限 参数。

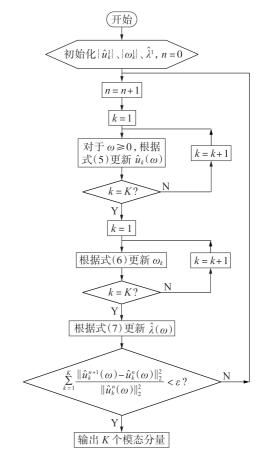


图1 VMD算法流程图

Fig.1 Flowchart of VMD algorithm

## 2 RCMDE及本文方法流程

#### 2.1 散布熵

将长度为N的单变量时间序列表示为:

$$x = \{x_j | j = 1, 2, \dots, N\}$$
 (8)

则式(8)所示序列的散布熵 $E_n$ 计算步骤如下。

(1)利用正态分布函数将x映射到:

$$y = \{y_i | j = 1, 2, \dots, N\} \quad y_i \in (0, 1)$$
 (9)

即有:

166

$$y_{j} = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{x_{j}} e^{\frac{-(t-\mu)^{2}}{2\sigma^{2}}} dt$$
 (10)

其中, $\mu$ 为期望; $\sigma$ 为标准差。

(2)使用线性算法将每个 $y_j$ 映射为[1,c]范围内的整数:

$$z_i^c = \text{round}(cy_i + 0.5) \tag{11}$$

其中, $round(\cdot)$ 为取整函数; $z_j^c$ 为分类序列 $z^c$ 的第j个元素。

(3)利用式(12)计算嵌入向量。

$$\mathbf{z}_{i}^{m,c} = \left[ z_{i}^{c}, z_{i+d}^{c}, \cdots, z_{i+(m-1)d}^{c} \right] \quad i = 1, 2, \cdots, N - (m-1)d$$
(12)

$$z_i^c = v_0, z_{i+d}^c = v_1, \dots, z_{i+(m-1)d}^c = v_{m-1}$$
 (13)

其中, m为嵌入维数; d为时延。

- (4)每个 $z_i^{m,c}$ 对应的散布模式为 $r_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}$ , $z_i^{m,c}$ 共包含m位数字,每位数字有c种取值,因此 $z_i^{m,c}$ 的散布模式总数为 $c^m$ 。
  - (5)每种散布模式 $r_{\nu_0\nu_1\cdots\nu_{m-1}}$ 的概率为:

$$p\left(r_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}\right) = \frac{N\left(r_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}\right)}{N-(m-1)d}$$
 (14)

其中, $N\left(r_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}\right)$ 为 $z_i^{m,c}$ 对应的散布模式的个数。

(6)根据 Shannon 对信息熵的定义,可将散布熵  $E_{\rm D}(x,m,c,d)$ 表示为:

$$E_{D}(x, m, c, d) = -\sum_{r=1}^{c^{m}} p\left(r_{v_{0}v_{1}\cdots v_{m-1}}\right) \ln p\left(r_{v_{0}v_{1}\cdots v_{m-1}}\right)$$
(15)

其中,r表示 $z_i^{m,c}$ 对应的第r种散布模式。

#### 2.2 RCMDE

在 RCMDE 算法中,对于尺度 $\tau$ 不同的时间序列, $\tau$ 对应于粗粒化过程的不同起点,RCMDE 值定义为粗粒化序列散布熵的平均值。

信号 $u=\{u_1,u_2,\cdots\}$ 的第k个粗粒化序列为:

$$x_k^{(\tau)} = \left\{ x_{k,1}^{(\tau)}, x_{k,2}^{(\tau)}, \dots \right\} \tag{16}$$

$$x_{k,j}^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{b=k+\tau(j-1)}^{k+\tau j-1} u_b \quad 1 \le j \le N, \ 1 \le k \le \tau$$
 (17)

尺度τ下的RCMDE值计算方式为:

 $E_{\text{RCMD}}(x, m, c, d, \tau) = -\sum_{r=1}^{m} \bar{p} \Big( r_{v_0 v_1 \cdots v_{m-1}} \Big) \ln \bar{p} \Big( r_{v_0 v_1 \cdots v_{m-1}} \Big) (18)$  其中, $E_{\text{RCMD}}(x, m, c, d, \tau)$  为尺度  $\tau$  下的 RCMDE 值;  $\bar{p} \Big( r_{v_0 v_1 \cdots v_{m-1}} \Big)$  为粗粒化序列所对应的散布模式概率的平均值,如式(19)所示。

$$\bar{p}\left(r_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}\right) = \frac{1}{\tau} \sum_{k=1}^{\tau} p_k^{(\tau)}$$
 (19)

其中, $p_k^{(r)}$ 为尺度 $\tau$ 下第k个粗粒化序列对应的散布模式的概率。

## 2.3 本文方法流程

本文方法主要流程见附录中图 A1, 具体如下。

- (1)对原始信号进行VMD,得到K个模态分量,K的取值由中心频率法确定。
- (2)以峭度和相关性为准则,取模态分量中峭度 最大和相关系数最大的2个分量进行信号的重构, 若2个分量为同一个分量,则取峭度最大和次大的2 个分量重构信号。
- (3)以重构后的信号作为RCMDE算法的输入信号,求信号的RCMDE值,根据文献[24]的建议,本文取 $m=2,d=1,c=6;\tau$ 的最佳取值范围为 $10\sim20$ ,结合数据可知, $\tau$ 取值为15已经能达到分析要求,故本文取 $\tau=15$ 。
  - (4)对输出熵值进行分类处理,进行故障识别。

## 3 实验信号获取

利用新能源电力系统国家重点实验室 MJF-30-6型 隐极动模发电机组进行测试获取实验数据,实验机组为3对极发电机,基频为50 Hz,总体结构见附录中图 A2。

转子匝间短路抽头设置如图 2 所示。实验过程中,在相邻 2 个短路抽头之间串联滑动变阻器,通过改变滑动变阻器接入的阻值,得到不同的短路电流,可以模拟不同程度的转子匝间短路,短路程度  $F_d$ 可通过式(20)计算。

$$F_{\rm d} = \frac{I_{\rm f}'}{I_{\rm f}} \times 25\% \tag{20}$$

其中,I'为短路电流; $I_i$ 为总励磁电流。

$$C_1(0)$$
  $C_3(50\%)$   $C_4(100\%)$ 

#### 图2 转子匝间短路抽头

Fig.2 Rotor interturn short circuit taps

定子匝间短路抽头设置如图3所示。通过短接不同的短路抽头可以对不同程度的定子匝间短路故障进行模拟。

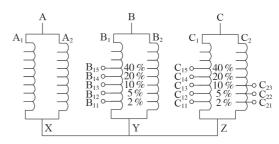


图3 定子匝间短路抽头

Fig.3 Stator interturn short circuit taps

定子振动数据由安装在定子外圆面竖直方向的 CD-21C型速度传感器测取,实验中发电机并网带 500 W负载运行,实验步骤如下。



- (1)测取发电机正常运行情况下的定子振动数据。
- (2)测取转子匝间短路故障的振动数据:在不同 短路抽头之间串联滑动变阻器,改变滑动变阻器接 人阻值,测取不同短路程度下的定子振动信号。
- (3)测取定子匝间短路故障的振动数据:短接定子绕组的某条支路的短路抽头,获取定子匝间短路故障数据,并更换短接的短路抽头,获取不同短路程度的振动数据。
- (4)获得第1组数据后,在不同的时刻再次进行相同的实验,获取相同状态下不同时刻的振动数据。

## 4 信号处理结果分析

#### 4.1 利用中心频率法选择模态数 K

预选择 K 为 2 — 6 进行 VMD, 分别得到本征模态函数分量的中心频率, 中心频率法认为, 当中心频率接近时, 信号将出现过分解, 所以选择频率中心接近时的前一项 K 值为最终模态数。

选择一组定子匝间短路故障状态下的数据进行处理,得到不同K值对应的频率中心如表1所示。由表可见,当K=6时出现中心频率接近的现象,因此取K=5。对于转子匝间短路故障状态下的数据也可以得到同样的结果。

表1 不同 K 值对应的频率中心

Table 1 Frequency center of different values of K

K	中心频率 / Hz
2	28,1123
3	26,683,1524
4	25,602,1150,1685
5	24,594,1123,1445,1790
6	22,562,1074,1171,1577,1856

#### 4.2 匝间短路故障信号处理结果分析

为了更加贴近匝间短路故障的轻微阶段,本次实验设置的短路电流相对较小。机组正常工作时处于高速的运动平衡下,当发生匝间短路故障时,即使在故障轻微阶段,气隙磁密也会相应地发生变化,而定子所受不平衡磁拉力正比于磁密的平方,该磁拉力的变化要远大于气隙磁密的变化,因此发电机组在故障轻微阶段就会产生异常振动。

为了排除偶然性、增强说服性,本文在选择数据 样本时充分考虑短路故障位置、短路故障程度、可重 复性等对实验结果的影响,最终测取2组正常状态 下的定子振动信号和12组故障状态下的定子振动 信号,14组样本对应的运行状态见附录中表A1。

原始振动信号见附录中图 A3。发电机不同状态下的原始振动信号虽然存在一些冲击成分,但噪声过多、无规律可循、区分性差,频谱图中的特征频率完全被噪声所淹没,无法对发电机所处的故障状

态进行诊断与识别。

由已有研究[4]可知,最大相关峭度解卷积 (MCKD)算法可以增强发电机特征振动信号,运用 该算法对不同状态下的振动信号进行处理,结果见 附录中图 A4。由图 A4 可见:原始信号经过 MCKD 算法处理后有了较大的改观,时域波形和频谱不再 杂乱无章,由时域波形中可以看出一些规律性的冲 击,频谱中噪声的幅值被抑制到了较低值,各特征频 率处的幅值较为明显;与正常状态相比,转子匝间短 路或定子匝间短路故障的频谱图中,特征频率处的 幅值都有了较为明显的提升,说明 MCKD 算法可以 有效滤噪并增强发电机特征振动信号。另外,与正 常状态相比,转子匝间短路故障状态下,不仅转子匝 间短路故障的特征频率1—4倍频(f,2f,3f,4f)升 高,定子匝间短路故障的特征频率2、4、6倍频(2f、 4f(6f)也有一定程度的升高;而定子匝间短路故障 状态下,2种短路故障对应的各特征频率(f,2f,3f, 4f(6f)处的幅值也相应升高。因此,原始信号仅经 MCKD 等算法滤噪并增强特征频率,可以从一定程 度上看出发电机是否处于故障状态及故障程度,但 是无法区分转子匝间短路故障和定子匝间短路 故障。

对发电机正常运行、转子匝间短路故障及定子 匝间短路故障这3种状态下的定子振动信号采用本 文所提VMD结合RCMDE的方法(下文简称VMD-RCMDE方法)进行处理,将结果绘制成折线图如图 4所示。

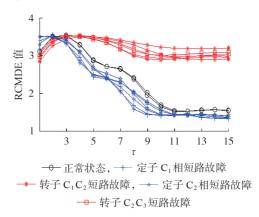


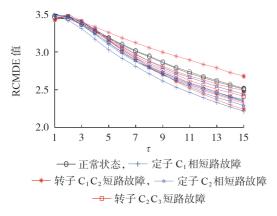
图 4 本文 VMD-RCMDE 方法所得结果 Fig.4 Results obtained by proposed VMD-RCMDE method

由图 4 可看出,在不同的运行状态下,发电机定子振动信号的 RCMDE 值不同。当尺度较小时,不同运行状态下的熵值曲线有一定的交叉,随着尺度的增加,不同运行状态下的熵值曲线出现了比较明显的分化,相同运行状态下的熵值曲线走势大致相同。且同一匝间短路故障状态下,短路故障位置对熵值也有影响,尤其对于定子匝间短路故障,定子 C<sub>1</sub>

相短路和定子 C<sub>2</sub>相短路的熵值曲线也有一定的差异。总体而言,转子匝间短路故障的曲线在正常状态的曲线之上,定子匝间短路故障的曲线在正常状态的曲线之下,不同运行状态对应的 RCMDE 曲线具有可区分性,因此本文 VMD-RCMDE 方法对发电机的故障识别具有一定的可行性。

为了验证本文 VMD-RCMDE 方法的优越性,分别采用单一 RCMDE 方法、变分模态分解与多尺度排列熵结合(VMD-MPE)、变分模态分解与多尺度样本熵结合(VMD-MSE)、变分模态分解与多尺度散布熵结合(VMD-MDE)的方法处理对本次实验的样本数据,以进行对比分析。

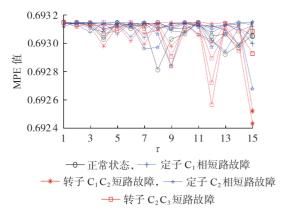
图 5 为原始信号经单一RCMDE 方法处理的结果。由于原始信号包含较多的噪声,故障冲击信号被淹没,图中各种状态下的曲线走势大致相同,交错在一起,没有区分度,因此,单一RCMDE 方法不能对发电机故障进行诊断与识别。



#### 图 5 RCMDE方法所得结果

Fig.5 Results obtained by RCMDE method

图 6 为原始信号经 VMD-MPE 方法处理的结果, 图中各条曲线交织在一起,十分杂乱,不同运行状态 对应的熵值曲线无规律可循,因此, VMD-MPE 方法 不能用于识别发电机所处的故障状态。



#### 图 6 VMD-MPE 方法所得结果

Fig. 6 Results obtained by VMD-MPE method

MSE算法是当前应用比较广泛的一种多尺度熵

算法,图7为原始信号经VMD-MSE方法处理的结果,图中正常状态和转子匝间短路故障状态下的信号熵值曲线区分明显,但是定子匝间短路故障状态的熵值曲线在尺度较小时比较混乱。

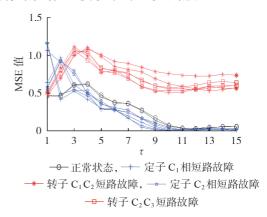


图 7 VMD-MSE方法所得结果

Fig.7 Results obtained by VMD-MSE method

图 8 为原始信号经 VMD-MDE 方法处理的结果,MDE 方法和 RCMDE 方法都是以散布熵多尺度化为基础,因此处理结果比较接近,但 RCMDE 方法的多尺度过程更为精细和稳定,在高精度下有一定的优势,下文将单独讨论。

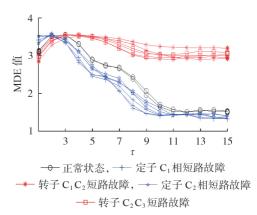


图 8 VMD-MDE方法所得结果

Fig.8 Results obtained by VMD-MDE method

由于单一RCMDE方法和VMD-MPE方法无法 识别发电机故障状态,故仅讨论本文VMD-RCMDE 方法和VMD-MSE、VMD-MDE方法的优劣。

首先对全部尺度(1≤τ≤15)下的熵值曲线进行分析,分别采用3种方法计算14个样本的熵值曲线的平均值及发电机各种状态对应的熵值平均值,结果见附录中表A2,具体分析如下。

(1)VMD-MSE方法得到的结果中,与正常状态相比,转子匝间短路故障状态下的振动信号平均熵值有比较明显的上升趋势,而定子匝间短路故障状态下的平均熵值与正常状态下的平均熵值没有明显区别。尤其对于定子 C<sub>2</sub>相短路, VMD-MSE方法得到的结果与正常状态下的结果几乎没有差别。因此,



VMD-MSE 方法可以识别转子匝间短路故障,但对于 定子匝间短路故障的识别效果不理想。

(2) VMD-MDE 方法和 VMD-RCMDE 方法得到的结果非常接近,与正常状态相比,转子匝间短路故障状态的平均熵值有较明显的上升趋势,而定子匝间短路故障状态的平均熵值有较明显的下降趋势,上升和下降的数值比 VMD-MSE 方法得到的结果更大,因此不同状态下的平均熵值有较高的区分度。

对3种处理方法进行更详细的对比。

- (1)当尺度较小( $\tau$ <4)时,VMD-MDE方法和VMD-RCMDE方法表现出比VMD-MSE方法更强的一致性,即前2种方法得到的结果中,相同的故障状态对应的熵值曲线走势大致相同,而VMD-MSE方法得到的结果中,6条定子匝间短路故障状态的熵值曲线走势大相径庭。因此,当 $\tau$ <4时,VMD-MDE方法和VMD-RCMDE方法的效果接近,两者都明显优于VMD-MSE方法。
- (2)当尺度较大(τ≥4)时,3种方法都能保证转子匝间短路故障状态的曲线在正常状态的曲线之上,定子匝间短路故障状态的曲线在正常状态的曲线之下。本文通过故障状态与正常状态的熵值曲线之间所夹面积评判方法对发电机不同状态的区分度,具体步骤如下。
- a. 首先选取一个正常状态的样本作为基准,本文中2组正常状态样本对应的熵值曲线基本一致,差异较小,但样本1的均值略大于样本2,由于转子匝间短路故障的熵值曲线在正常状态的熵值曲线之上,因此分析转子匝间短路故障数据时以样本1作为基准;定子匝间短路故障状态的熵值曲线在正常状态的熵值曲线之下,因此分析定子匝间短路故障数据时以样本2作为基准。
- b. 计算故障状态对应的熵值曲线、基准样本对应的熵值曲线与  $\tau$ =4、 $\tau$ =15的曲线所围成的面积(示例如图 9 所示),面积越大,说明故障状态与正常状态的区分度越高。

经 VMD-RCMDE 方法得到的面积记为  $S_3$  —  $S_{14}$ , 经 VMD-MDE 方法得到的面积记为  $S_3'$  —  $S_{14}'$ , 经 VMD-MSE 方法得到的面积记为  $S_3''$  —  $S_{14}'$ , 具体数值见附录中表 A3。为了更清楚地看出面积之间的差距,将表 A3 中的数据展示在附录中图 A5 所示的柱状图中。由图 A5 可以看出,与 VMD-MSE 方法相比, VMD-MDE 方法和 VMD-RCMDE 方法得到的面积更大,说明后两者得到的故障状态和正常状态下的熵值曲线相隔更远,能够更好地区分发电机的不同运行状态。因此,在尺度较大( $\tau \ge 4$ )时, VMD-MDE 和 VMD-RCMDE 方法依然优于 VMD-MSE 方法。

由以上分析也可以看出,本文VMD-RCMDE方法相比VMD-MDE方法也存在一定优势,但是不够

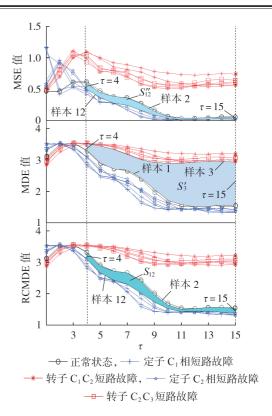


图 9 3 种方法所求面积示意图 Schematic diagram of area obtained by

Fig.9 Schematic diagram of area obtained by three methods

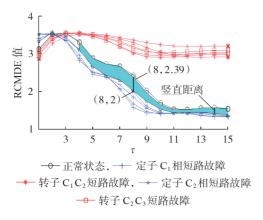
明显,所以需要进行更精确的分析。由于这2种方 法对转子匝间短路故障的区分已经足够明显,以下 仅针对定子匝间短路故障进行对比分析。

2条曲线的远近也可以通过曲线之间的最小距离来衡量,因此,通过故障状态和正常状态下熵值曲线之间的最小距离也可以评判不同方法对正常状态和故障状态的区分度。由于VMD-RCMDE方法和VMD-MDE方法得到的熵值曲线都是在τ≥4时稳定地区分开来,且熵值曲线都是分散点相连,整数尺度处的距离才有意义,因此计算[4,15]范围内的整数尺度处2种方法得到的定子匝间短路故障状态和正常状态下熵值曲线之间的最小竖直距离。参照上文依然选取样本2的熵值曲线作为基准。竖直距离示意图如图10所示。

分别计算 VMD-RCMDE 和 VMD-MDE 方法所得定子匝间短路故障状态与正常状态下的熵值曲线之间的最小竖直距离,结果见附录中表 A4。由表 A4可见,本文 VMD-RCMDE 方法求得的故障状态与正常状态下的熵值曲线之间的最小竖直距离要大于VMD-MDE 方法所求结果。因此,本文 VMD-RCMDE方法明显优于 VMD-MDE 方法,对故障状态和正常状态的区分度更高。

由以上分析知,多极发电机定子振动信号可作 为监测匝间短路故障的依据,本文VMD-RCMDE方





#### 图 10 竖直距离示意图

Fig.10 Schematic diagram of vertical distance

法可有效识别发电机匝间短路故障,优于其他常用方法。

#### 4.3 其他故障信号处理结果分析

发电机除了匝间短路故障外,还有以转子偏心为代表的其他故障,由于MJF-30-6型发电机的定转子均无法移动,故无法对不同偏心程度下的故障进行实验。但该机组投入使用已有一定年限,重力或轴承、联轴器等部件工作状况的恶化造成该发电机在正常运行时即存在一定的气隙偏心。利用塞尺进行测量后发现,发电机励端视图下偏左 22°附近为气隙最小处,最小气隙  $g_{min}=0.80~mm$ ,上偏右 22°为气隙最大处,最大气隙  $g_{max}=0.90~mm$ ,故其平均气隙为 0.85 mm,偏心值约为 0.05 mm。

发电机在长期使用过程中会因重力或部件磨损导致偏心值逐渐增大,因此本文将存在0.05 mm偏心程度下的定子振动数据与早期相同条件下正常运行(下文简称早期实验)的定子振动数据进行对比,模拟不同程度的气隙偏心作为一定的参考,得出相应结论。

图 11 为本次实验与早期实验的定子振动数据经过本文方法处理后的结果,为了便于对比,各保留一条本次实验转子匝间短路故障和定子匝间短路故

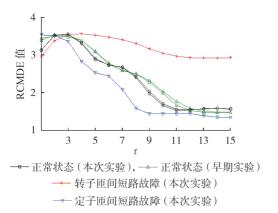


图 11 2次实验数据处理结果

Fig.11 Data processing results of two experiments

障的曲线。由图11可见,本次实验与早期实验的正常状态熵值曲线有一定的差别,但相对较为接近,基本处在图像的同一区域,并且都与匝间短路状态的熵值曲线有较明显的区别。对2次实验中正常状态的曲线求平均熵值,如表2所示。

#### 表2 2次实验结果平均熵值

Table 2 Average values of RCMDE obtained

1		
by	two	experiments

实验阶段	实验结果	平均熵值
本次实验	2.3778	2.371
华侨关独	2.3642	2.371
早期实验	2.4320	2.443
一一一一一一	2.4540	2.443

早期实验时机组的气隙偏心程度较为轻微,由表2可知,早期实验的正常状态平均熵值略微大于本次实验,但极为接近,且图11中2次实验的正常状态曲线交织在一起,区别较为困难。因此可推断出气隙偏心对本文VMD-RCMDE方法计算得出的熵值影响较小。

## 5 结论

本文提出了VMD与RCMDE结合的方法处理多极发电机定子振动信号,主要用于解决多极发电机 匝间短路故障诊断与识别的工程问题。本文主要工作及分析结论如下:

- (1)对多极发电机的原始振动信号进行了分析,发现未经特殊处理的发电机振动信号噪声过多,不同故障状态下的振动信号区分性差。运用MCKD算法滤噪并增强特征频率,可以从一定程度上看出发电机是否处于故障状态及故障程度,但无法识别处于何种故障状态,有必要开发针对发电机故障状态的诊断与识别的处理算法。
- (2)对3对极发电机故障前后定子振动信号分别采用RCMDE方法、VMD-MPE方法、VMD-MSE方法、VMD-MDE方法以及本文VMD-RCMDE方法进行对比分析,发现单一RCMDE方法和VMD-MPE方法无法识别发电机故障状态;VMD-MSE方法可以区分转子匝间短路故障,但对于定子匝间短路故障和正常状态的区分性较差;VMD-MDE方法和VMD-RCMDE方法可以识别发电机故障状态,经过细致对比分析,本文提出的VMD-RCMDE方法优于VMD-MDE方法。
- (3)采用本文 VMD-RCMDE 方法所得的结果表明,与正常状态相比,转子匝间短路故障的平均熵值有较明显的上升趋势,定子匝间短路故障的平均熵值有较明显的下降趋势,不同运行状态下的平均熵值有较好的区分性。本文 VMD-RCMDE 方法可对发电机匝间短路故障进行有效识别与诊断,为发电机



故障的在线监测提供一种思路。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

#### 参考文献:

- [1] 何玉灵. 发电机气隙偏心与绕组短路复合故障的机电特性分析[D]. 保定:华北电力大学,2012.
  - HE Yuling. Analysis on mechanical and electrical characteristics of generator under air-gap eccentricity and winding short circuit composite faults[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2012.
- [2] 孙宇光,王炳辉,徐伟,等. 发电电动机励磁绕组匝间短路故障在线监测[J]. 电力自动化设备,2017,37(3):211-217.
  - SUN Yuguang, WANG Binghui, XU Wei, et al. Online monitoring of excitation winding inter-turn short circuit of generator/motor[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(3): 211-217.
- [3] 李华忠,张琦雪,王光,等. 基于励磁磁动势差值的汽轮发电机转子匝间短路在线识别方法[J]. 电力自动化设备,2016,36(4):171-174.
  - LI Huazhong, ZHANG Qixue, WANG Guang, et al. Online interturn short circuit identification based on exciting MMF difference for rotor winding of steam-turbine-generator [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(4):171-174.
- [4]何玉灵,王珂,仲昊,等. 基于最大相关峭度解卷积算法的发电机特征振动信号增强检测[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2017,44(3):67-73,89.
  - HE Yuling, WANG Ke, ZHONG Hao, et al. Enhanced detection of generator's characteristic vibration signal based on maximum correlated kurtosis deconvolution[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2017, 44(3):67-73, 89.
- [5]何玉灵,蒙玉超,唐贵基,等. 基于正弦结构元素的自适应Top-Hat变换及发电机特征振动信号增强检测[J]. 中国电机工程 学报,2016,36(15):4266-4274.
  - HE Yuling, MENG Yuchao, TANG Guiji, et al. Self-adapted Top-Hat transformation based on sine-structure element and its application in enhanced characteristic vibration signal detection of generator [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(15): 4266-4274.
- [6] 冯晓光. 近似熵在往复式压缩机故障诊断中的研究应用[D]. 大连:大连理工大学,2006.
  - FENG Xiaoguang. Research and application of approximate entropy to fault diagnosis of reciprocating compressor [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2006.
- [7] 高浩瀚,张利,梁军,等. 基于改进排列熵算法和Yamamoto算 法的非侵入式用电设备状态变化检测[J]. 电力自动化设备, 2020,40(1):192-197.
  - GAO Haohan, ZHANG Li, LIANG Jun, et al. Non-intrusive electrical equipment state change detection based on improved permutation entropy algorithm and Yamamoto algorithm [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(1):192-197.
- [8] 陈哲,李亚安. 基于多尺度排列熵的舰船辐射噪声复杂度特征提取研究[J]. 振动与冲击,2019,38(12):225-230.
  - CHEN Zhe, LI Yaan. A study on complexity feature extraction of ship radiated signals based on a multi-scale permutation entropy [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38 (12): 225-230.
- [9] XUE Wei, DAI Xiangyang, ZHU Jichao, et al. A noise suppression method of ground penetrating radar based on EEMD and permutation entropy [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(10):1625-1629.

- [10] 施莹,林建辉,庄哲,等. 基于振动信号时频分解-样本熵的受电弓裂纹故障诊断[J]. 振动与冲击,2019,38(8):180-187. SHI Ying, LIN Jianhui, ZHUANG Zhe, et al. Fault diagnosis for pantograph cracks based on time-frequency decomposition and sample entropy of vibration signals[J]. Journal of Vibra-
- tion and Shock, 2019, 38(8):180-187.
  [11] 赵书涛, 马莉, 朱继鹏, 等. 基于 CEEMDAN 样本熵与 FWA-SVM 的高压断路器机械故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(3):181-186.
  - ZHAO Shutao, MA Li, ZHU Jipeng, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on CEEMDAN sample entropy and FWA-SVM[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(3):181-186.
- [12] 贾亚飞,朱永利,王刘旺,等. 基于VMD和多尺度熵的变压器内绝缘局部放电信号特征提取及分类[J]. 电工技术学报,2016,31(19);208-217.
  - JIA Yafei, ZHU Yongli, WANG Liuwang, et al. Feature extraction and classification on partial discharge signals of power transformers based on VMD and multiscale entropy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(19): 208-217.
- [13] 叶金义,谢小平,梁烊炀,等. 基于精细复合多尺度熵特征向量相关系数在滚动轴承故障诊断中应用[J]. 噪声与振动控制, 2018,38(5):186-191. YE Jinyi, XIE Xiaoping, LIANG Yangyang, et al. Rolling bea-
  - YE Jinyi, Ale Alaoping, LIANG Yangyang, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on refined composite multi-scale entropy eigenvector correlation coefficients [J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(5):186-191.
- [14] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time-series analysis[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5):610-614.
- [15] AZAMI H, ROSTAGHI M, ABÁSOLO D, et al. Refined composite multiscale dispersion entropy and its application to biomedical signals[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(12):2872-2879.
- [16] HUANG N E, SHEN Zheng, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454 (1971): 903-995.
- [17] 王奉涛,邓刚,王洪涛,等. 基于EMD和SSAE的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报,2019,32(2):368-376. WANG Fengtao, DENG Gang, WANG Hongtao, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on EMD and SSAE[J]. Journal of Vibration Engineering,2019,32(2):368-376.
- [18] BAO Fei, WANG Xinlong, TAO Zhiyong, et al. EMD-based extraction of modulated cavitation noise [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(7):2124-2136.
- [19] YANG Yanli, DENG Jiahao. Analysis on frequency resolution of EMD based on B-spline interpolation [J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2016, 70(9):1235-1240.
- [20] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1):1-41.
- [21] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62 (3):531-544.
- [22] 黄维新,刘敦文. 基于变分模态分解和独立成分分析的矿山微震信号降噪[J]. 振动与冲击,2019,38(4):56-63.
  - HUANG Weixin, LIU Dunwen. Mine microseismic signal denosing based on variational mode decomposition and independent component analysis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019,38(4):56-63.



- [23] 李舒适, 王丰华, 耿俊秋, 等. 基于优化 VMD 的高压断路器机械状态检测[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(11): 148-154.

  LI Shushi, WANG Fenghua, GENG Junqiu, et al. Mechanical state detection of high voltage circuit breaker based on optimized VMD algorithm [J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(11): 148-154.
- [24] CHEN Xuejun, YANG Yongming, CUI Zhixin, et al. Vibration fault diagnosis of wind turbines based on variational mode decomposition and energy entropy[J]. Energy, 2019, 174:1100-1109
- [25] MISHRA P P, BHENDE C N. Islanding detection based on variational mode decomposition for inverter based distributed generation systems[J]. IFAC-PapersOnLine,2019,52(4):306-311.

#### 作者简介:

何玉灵(1984—),男,福建龙岩人,副教授,博士,主要研究方向为电站设备状态监测、故障诊断与控制(E-mail:



何玉灵

heyuling1@163.com);

孙 凯(1996—), 男, 河南南阳人, 硕士研究生, 主要研究方向为电站设备状态监测、故障诊断与控制(E-mail: 18331126758@163.com);

王 涛(1993—),男,河北沧州人,硕士研究生,主要研究方向为电站设备状态监测、故障诊断与控制(E-mail:wangtao685@163.com);

王晓龙(1989—),男,黑龙江大庆人,讲师,博士,主要研究方向为信号分析与处理、电站旋转机械故障诊断(E-mail: wangxiaolong0312@126.com);

唐贵基(1962—),男,山东龙口人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电站设备振动测试与控制(E-mail:tanggjlk@ncepu.edu.cn)。

(编辑 任思思)

# Fault diagnosis of generator interturn short circuit fault based on variational mode decomposition and refined composite multiscale dispersion entropy

HE Yuling, SUN Kai, WANG Tao, WANG Xiaolong, TANG Guiji

(Department of Mechanical Engineering, Hebei Key Laboratory of Electric Machinery Health Maintenance & Failure Prevention, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: To overcome the difficulty of diagnosis and identification of interturn short circuit fault in multipole generator, a method combining VMD(Variational Mode Decomposition) and RCMDE(Refined Composite Multiscale Dispersion Entropy) is proposed to process the stator vibration signal of generator. VMD is used to decompose the original signal into multiple modal components, and two different components are selected based on the principles of kurtosis and correlation to reconstruct the signal, and RCMDE is used for reconstructed signal classification and fault identification. The proposed method is used to process the stator vibration signal of 3 pole-pair generator before and after interturn short circuit fault, the results show that the proposed method can effectively identify and diagnose the generator interturn short circuit fault and has certain advantages compared with multiscale entropy methods.

**Key words:** multi-pole generator; interturn short circuit fault; vibration signal; variational mode decomposition; refined composite multiscale dispersion entropy; fault diagnosis

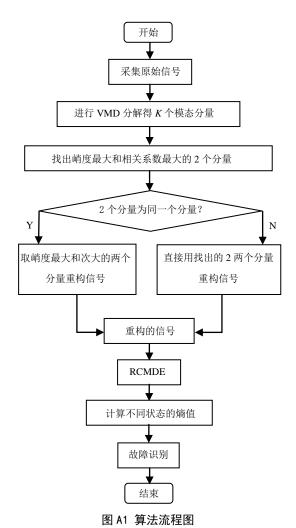


Fig.A1 Flowchart of the algorithm



图 A2 MJF-30-6 型隐极故障模拟发电机

Fig.A2 MJF-30-6 type non-salient fault simulating generator

表 A1 实验样本所对应状态

#### TableA1 State of samples

样本	对应状态
1	$T_1$ 时刻正常状态
2	$T_2$ 时刻正常状态
3	转子 C <sub>1</sub> C <sub>2</sub> 短路 1%
4	$T_1$ 时刻转子 $C_1C_2$ 短路 2%
5	$T_2$ 时刻转子 $C_1C_2$ 短路 2%
6	转子 C <sub>2</sub> C <sub>3</sub> 短路 1.5%
7	$T_1$ 时刻转子 $C_2C_3$ 短路 $2.5\%$
8	$T_2$ 时刻转子 $C_2C_3$ 短路 2.5%
9	定子 $C_1$ 相 $0$ 与 $5$ %之间短路,短路电流 $0.1$ A
10	定子 $C_1$ 相 $0$ 与 $5\%$ 之间短路,短路电流 $1.05A$
11	定子 $C_1$ 相 10%与 20%之间短路,短路电流 $0.068A$
12	定子 $C_2$ 相 2%与 5%之间短路,短路电流 $0.02A$
13	定子 $C_2$ 相 2%与 5%之间短路,短路电流 $0.1A$
14	定子 $C_2$ 相 $0$ 与 $5$ %之间短路,短路电流 $1.05A$

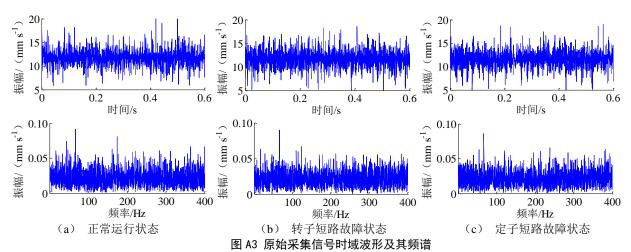


Fig.A3 Time-domain waveforms of original signals and corresponding spectra

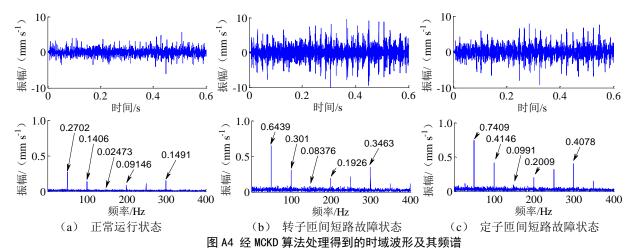


Fig.A4 Time-domain waveforms and spectra obtained by MCKD algorithm

表 A2 3 种方法处理结果平均值

Table A2 Average	values	of results	sobtained	by three	methods

		VMD-MSE 方法			VMD-MDE 方法			本文 VMD-RCMDE 方法			
运	行状态	样本	样本	状态	与正常比	样本	状态	与正常比	样本	状态	与正常比
			平均值	平均值	较	平均值	平均值	较	平均值	平均值	较
	1		0.2741			2.3743	2.2640		2.3778	2.2710	
Ш	常运行	2	0.2670	0.2705	0	2.3538	2.3640	0	2.3642	2.3710	0 0
	转子	3	0.8056			3.2903			3.2914		
转	$C_1C_2$ 短	4	0.6726	0.7319	0.461	3.1392	3.2042	0.840	3.1476	3.2090	+0.838
子	路	5	0.7176			3.1831			3.1882		
短	转子	6	0.6918			3.1952			3.1948		
路	$C_2C_3$ 短	7	0.7124	0.6915	0.421	3.2077	3.1865	0.822	3.2111	3.1769	+0.805
	路	8	0.6703			3.1565			3.1607		
	ĊΖα	9	0.2297			2.1048			2.1071		
定	定子Ci	10	0.2588	0.2450	-0.026	2.1107	2.1174	-0.247	2.1113	2.1204	-0.251
子	相短路 子	11	0.2465			2.1367			2.1427		
短	短 定子C <sub>2</sub> 路 相短路	12	0.2681			2.2127			2.2166		
路		13	0.2721	0.2691	-0.001	2.2277	2.2188	-0.145	2.2246	2.2197	-0.151
		14	0.2670			2.2160			2.2177		

表 A3 3 种方法得出的面积

## TableA3 Areas obtained by three methods

状态	+¥-₩-	面积				
1八心	样本	VMD-MSE 方法	VMD-MDE 方法	本文方法		
	3	6.78	13.39	13.36		
	4	4.63	10.72	10.80		
转子匝间短路	5	5.54	11.63	11.67		
<b></b>	6	5.04	11.71	11.67		
	7	5.27	11.86	11.86		
	8	4.70	11.03	11.05		
	9	1.01	3.61	3.72		
	10	1.00	3.55	3.69		
定子匝间短路	11	0.90	3.09	3.15		
	12	0.64	2.08	2.16		
	13	0.58	1.86	2.05		
	14	0.60	2.19	2.29		

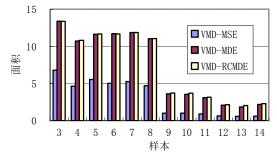


图 A5 3 种方法所求面积柱状图

Fig.A5 Histogram of areas obtained by three methods

表 A4 最小竖直距离对比 TableA4 Comparison among minimum vertical distance obtained by three methods

状态	样本 •	最	区八英田动业	
		VMD-MDE 方法	本文 VMD-RCMDE 方法	• 区分效果对比
	9	$6.92 \times 10^{-2}$	$8.55 \times 10^{-2}$	提高 23.6%
	10	$7.20 \times 10^{-2}$	$9.80 \times 10^{-2}$	提高 36.1%
定子短路	11	$5.06 \times 10^{-2}$	$6.64 \times 10^{-2}$	提高 31.2%
足丁应的	12	$4.65 \times 10^{-2}$	$7.47 \times 10^{-2}$	提高 60.7%
	13	$2.08 \times 10^{-2}$	$7.31 \times 10^{-2}$	提高 252%
	14	$6.34 \times 10^{-2}$	$8.15 \times 10^{-2}$	提高 28.6%