

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20221191

基于瞬时轨迹特征图像和条件对抗生成网络的 水电机组轴系劣化评估

王义国¹, 常 辉², 陈东君³, 吴一凡⁴, 李超顺⁴

(1. 广东能源集团有限公司, 广东 广州 510630; 2. 天生桥一级水电开发有限责任公司, 广东 兴义 562400;
3. 广东粤电长湖发电有限责任公司, 广东 英德 513021; 4. 华中科技大学土木与水利工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 水电机组轴系对机组稳定性影响显著, 针对机组轴系的劣化评估能够直观反映机组运行状态。因此, 提出了一种利用瞬时轨迹特征图像和条件对抗生成网络的机组轴系劣化评估方法。先将各支承面反映振动轨迹的垂直信号构造为复信号, 使用多变量复信号变分模态分解方法将信号分解并提取椭圆瞬时轨迹离心率、正反向进动分量等瞬时轨迹特征, 构造出多个轴承面的特征图像。使用条件对抗生成网络构建健康模型, 将机组工况参数和白噪声作为输入, 分别拟合出每个轴承面在不同工况中健康状态下特征图像的分布, 利用真实图像与健康图像的差异构建健康指标。利用遗传算法对多个轴承面的评价指标权重进行寻优, 降低健康区间指标波动性, 获取综合轴系劣化曲线。在水电机组轴系数据中进行试验, 证明了所提方法的有效性。

关键词: 水电机组; 劣化评估; 瞬时轨迹特征; 条件对抗生成网络; 遗传算法

中图分类号: TV738

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)06-0166-05

1 引言

水电机组作为水电站核心设备, 其安全稳定运行直接关系到电厂经济效益和生产安全。水电机组轴系是连接发电机和水轮机的重要部件, 3个导轴承承受着径向机械、电磁及水力不平衡力, 起到维持机组稳定性的关键作用。对机组轴系振动多测点数据进行分析, 获取低维度性能退化失效指标, 从而实现轴系劣化评估, 是水电机组安全稳定运行的有力保障。水电机组受水力、机械、电气多场耦合影响, 其振动信号具有明显时变性和非平稳性。利用深度学习的非线性拟合能力对机组振动建模分析, 是目前的研究热点。胡晓等^[1]通过建立基于自编码器重构的频域劣化指标, 实现了机组健康状态实时评价; 王继选等^[2]提出基于改进果蝇算法优化的广义回归神经网络, 优化后的模型精度得到提升。然而, 上述方法仅对单一振动信号进行分析, 忽视了轴系振动之间的耦合关系, 难以反映轴系真实的运行状态。因此, 本

文提出一种基于瞬时轨迹特征图像和条件对抗生成网络的轴系劣化评估方法, 该方法通过多变量复信号变分模态分解(MCVMD)^[3]对轴系多通道信号进行分解, 构建各个轴承面振动轨迹的瞬时特征图像, 利用条件对抗生成网络(CGAN)^[4]进行健康模型构建, 并基于图像差异构建机组劣化评估指标。通过电站轴系数据分析表明, 所提评估方法相比单一信号或单一指标的劣化评估方法更加有效。

2 理论基础

2.1 多变量复信号变分模态分解

多变量复信号变分模态分解方法是一种新的旋转机械多支承面振动信号融合分析方法, 该方法综合考虑多轴承面相互垂直的振动信号, 构造出一组多变量的复信号:

$$p_c(t) = x_c(t) + jy_c(t) \quad | \quad c = 1, 2, \dots, C \quad (1)$$

式中, c 为不同轴承面; $x(t)$ 、 $y(t)$ 为同一轴承面上相互垂直的两组信号。

收稿日期: 2022-06-05, **修回日期:** 2022-08-29

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(51879111)

作者简介: 王义国(1984-), 男, 高级工程师, 研究方向为发电设备智能维护, E-mail: wangyiguo@gdyd.com

通讯作者: 李超顺(1983-), 男, 教授, 研究方向为水电、风电等清洁能源优化运行与控制、发电设备智能维护以及人工智能的应用, E-mail: csli@hust.edu.cn

复信号的正向分量 $p_c^f(t)$ 和反向分量 $p_c^b(t)$ 可由原信号的希尔伯特变换求得,即:

$$\begin{cases} p_c^f(t) = [p_c(t) + jH(p_c(t))]/2 \\ p_c^b(t) = [p_c(t) - jH(p_c(t))]/2 \end{cases} \quad (2)$$

分别提取正、反向两个分量信号的实部,可获得 $2C$ 个实信号。多变量变分模态分解 (MVMD)^[5] 是 VMD 向多通道情况的拓展,其目的为将一组包含 C 个通道的信号 $x(t)$ 分解为 K 组多变量信号,分解后的信号满足带宽总和最小的要求且模态相加能够重构出原始信号。将 $2C$ 个实信号输入到 MVMD 中进行分解,设置分解数为 K ,则共可获得 $2CK$ 个分量,正、负频率分量 $p_{c+}(t)$ 、 $p_{c-}(t)$ 分别为:

$$\begin{cases} p_{c+}(t) = \sum_{k=1}^K x_{ck}^+(t) \\ p_{c-}(t) = \sum_{k=1}^K x_{ck}^-(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $x_{ck}^+(t)$ 、 $x_{ck}^-(t)$ 分别为分解后正、反向分量实部信号的第 k 次分量,此时可获得 MVMD 分解的第 k 个分量的正、反向分量,即:

$$\begin{cases} z_{ck}^f(t) = x_{ck}^+(t) + jH(x_{ck}^+(t)) \\ z_{ck}^b(t) = [x_{ck}^-(t) + jH(x_{ck}^-(t))]^* \end{cases} \quad (4)$$

式中, $z_{ck}^f(t)$ 、 $z_{ck}^b(t)$ 分别为 k 次分量的正、反向分量; * 为复共轭运算。

MCVMD 分解可以获取每个支承面正、反向分量的单分量波形,同一支承面的正、反向分量可以构成该支承面对应分量的瞬时轴心轨迹,该轨迹为一个椭圆^[6]。椭圆的轨迹长短轴、轨迹偏角、轨迹进动方向系数等特征即为信号瞬时轨迹特征。

2.2 对抗生成网络

GAN^[7] 采用对抗模型的框架,包含生成器 G 和判别器 D 两部分,生成器为一个多层感知机,负责学习数据 x 的分布,其输入为随机噪声 $p_z(z)$,则生成器的映射可表示为 $G(z; \theta_g)$,其中, θ_g 为生成器参数。判别器 $D(x; \theta_d)$ 采用多层感知机, $D(x)$ 表示数据来自真实样本而非生成器的概率。对抗生成网络的训练目标是使判别器能够准确判别出样本来自真实数据集还是生成器,同时使生成网络能够产生尽量真实样本,即最小化 $\log[1 - D(G(z))]$ 。网络的目标函数为:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (5)$$

2.3 遗传算法

遗传算法通过选择、交叉、变异 3 种方式进行寻优。选择即根据每个个体的适应度进行个体选

择,通常包含适应度比例方法、随机遍历抽样、局部选择法 3 种选择方法。交叉则是将两个父代的个体编码部分结构交叉互换,并进行重组产生新的个体,变异是将个体编码中的某些位置按照二进制变异或实值变异进行变动,既可以使算法具有随机局部搜索能力,又可以增加群体多样性。遗传算法的适应度函数是评价群体中个体优劣程度的指标,可设为所求问题的目标函数。

3 基于瞬时轨迹特征图像和条件对抗生成网络的劣化评估模型

3.1 瞬时轨迹特征图像

水电机组轴系的 3 个导轴承上,通常分布着相互垂直的振动信号传感器 x/y ,基于 MCVMD 的原理,提取 3 个导轴承中共 6 个振动信号的瞬时轴心轨迹特征,本文选择了 7 个瞬时轨迹特征,分别为正反向进动分量、椭圆轨迹长短轴、椭圆轨迹偏角、椭圆轨迹离心率、轨迹进动方向系数^[3]。

将 3 个轴承的 6 个振动信号进行 MCVMD 分解,从分解后的模态中提取瞬时特征 $7 \times K \times 3$ 个,其中 K 表示模态分解个数。对每个瞬时特征进行方差分析,保留在 3 个轴承面上方差总和大于 1 的特征,设剩余特征个数为 N ,对这 N 个特征分别进行欠采样,采样个数即为 N ,则可以在 3 个轴承面上分别得到一个 $N \times N$ 的单通道灰度图。针对 3 个轴承面上各自的特征图像,分别建立健康模型进行分析。

3.2 基于条件对抗生成网络的健康模型

基于工况参数的条件对抗生成网络构建健康模型,不同于对抗生成网络,条件对抗网络会将标签信息输入到网络中,拟合出不同标签下数据的分布情况,本文所提的基于工况参数的条件对抗生成网络的健康模型结构见图 1,工况标签信息

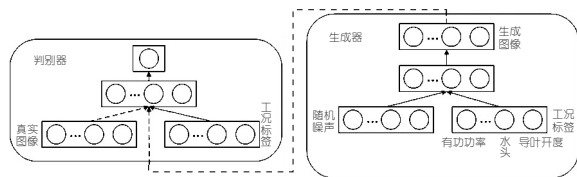


图 1 基于工况参数的条件对抗生成网络

Fig. 1 CGAN based on working conditions

同时作为生成器和判别器的附加输入。在生成器中,标签信息和随机噪声的联合表示使网络能够学习到不同工况条件的数据分布,而在判别器中,工况信息作为输入则是为了让网络尽可能识别出不同工况下的图像真伪。因此,该网络的目标函

数为:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x | y)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z) | y))] \quad (6)$$

式中, y 为工况标签。

条件对抗生成网络形成健康样本图像后,利用真实图像与健康图像的差异构建劣化指标,峰值信噪比 PSNR 指标可用来衡量两个图像的差异性,该值越小,表明图像的差异性越大,机组劣化越严重。指标的计算公式为:

$$P_{\text{PSNR}} = 20 \log_{10} (M_{\text{MAX}} / \sqrt{M_{\text{MSE}}}) \quad (7)$$

$$M_{\text{MSE}} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \| I(i, j) - K(i, j) \|^2 \quad (8)$$

式中, I, K 分别为两个 $m \times n$ 的单色图像; M_{MAX} 为图像点颜色的最大数值。

3.3 基于遗传算法的劣化序列权重寻优

使用条件对抗网络分别对 3 个轴承面建立健康模型,通过各指标可获得各个轴承面的劣化序列。为了进一步反映机组轴系整体劣化趋势,需要对 3 个劣化序列进行权重分配,生成轴系综合劣化曲线。对于生成的劣化曲线,在健康运行区间的波动性越小,劣化过程中的波动性就越能真实地反映机组的运行状态。因此,采用遗传算法对 3 个劣化序列权重进行寻优,目标是生成的综合劣化曲线的健康区间波动性尽可能小,即寻求健康区间劣化序列的变异系数 C_V 最小,其公式为:

$$C_V(\omega_1, \omega_2, \omega_3) = \frac{\sigma}{\mu} = \frac{\text{std}(D(n))}{\text{mean}(D(n))} \quad (9)$$

$$D(n) = \omega_1 D_{\text{up}}(n) + \omega_2 D_{\text{flange}}(n) + \omega_3 D_{\text{water}}(n) \quad n \in (0, N_H) \quad (10)$$

式中, D 为劣化序列; $n \in (0, N_H)$ 为健康区间; std、mean 分别为计算序列的标准差和均值; $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 分别为 3 个劣化序列的权重。

则遗传算法的优化目标和约束条件为:

$$\begin{cases} f(\omega_1, \omega_2, \omega_3) = C_V(\omega_1, \omega_2, \omega_3) \\ \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \\ 0 < \omega_1, \omega_2, \omega_3 < 1 \end{cases} \quad (11)$$

4 案例分析

4.1 试验数据分析

试验数据来源于某水电机组轴系状态监测系统。机组在 2018 年 8~12 月运行状态不佳,故对该阶段进行劣化评估,该过程样本有 490 个。选取机组 2018 年 1~7 月健康状况的 327 个样本构建健康模型。

利用最大信息系数(MIC)对工况参数与机组

轴系关联性进行分析,结果见表 1。由表 1 可知,无功功率、转速和励磁电压与振动信号相关性不足 0.1,其他 4 个工况参数相关性均较高,所以利用这 4 个工况参数(有功功率、开度、水头、励磁电流)构建工况标签向量为 $I_c = [P, O, H, I]$,将其作为健康模型的输入。

表 1 工况参数与轴系振动间 MIC 相关性指标

Tab. 1 MIC indicator between working conditions and shaft system vibration

| 振动信号 | 有功功率 | 无功功率 | 励磁电流 | 励磁电压 | 转速 | 水头 | 导叶开度 |
|------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 上导 x 向摆度 | 0.671 | 0.012 | 0.484 | 0.099 | 0.079 | 0.329 | 0.848 |
| 上导 y 向摆度 | 0.627 | 0.012 | 0.394 | 0.098 | 0.082 | 0.326 | 0.821 |
| 法兰 x 向摆度 | 0.747 | 0.012 | 0.509 | 0.086 | 0.075 | 0.327 | 0.789 |
| 法兰 y 向摆度 | 0.617 | 0.012 | 0.426 | 0.088 | 0.077 | 0.296 | 0.719 |
| 水导 x 向摆度 | 0.643 | 0.012 | 0.443 | 0.102 | 0.075 | 0.286 | 0.746 |
| 水导 y 向摆度 | 0.581 | 0.012 | 0.419 | 0.090 | 0.075 | 0.232 | 0.600 |

4.2 MCVMD 信号处理与特征图像试验结果

分析水电机组轴系 3 个轴承面振动轨迹,发现上导轴承受发电机影响,波动明显且无规律性,法兰轴承的振动轨迹存在一定规律性,而水导轴承由于水轮机的水力因素影响,波动剧烈且无规律。将 3 个轴承面相互垂直信号同时通过 MCVMD 处理,分解模式选择为 14,每个相互垂直的两个信号的对应分量可以构成一个瞬时轨迹,每个瞬时轨迹提取出 7 个瞬时特征,则得到瞬时轨迹特征序列 98 个。分别对 3 个轴承面的特征序列进行方差分析,筛选出有效特征 69 个,最后对每个特征序列欠采样,形成 69×69 的瞬时轨迹特征图像共 3 组。分析瞬时轨迹特征图像,3 个轴承面健康状态下瞬时轨迹特征存在一定的差异性,考虑单一的轴承并不能全面反映轴系运行状况。

4.3 条件对抗生成网络试验结果

对健康样本数据集按照 4 : 1 的比例划分训练集和测试集,对网络进行训练。在 3 个轴承面分别构建健康模型,生成器和判别器在训练过程中测试集上的损失有变化,生成器网络和判别器网络损失均快速下降,由于对抗训练的特点,损失函数在趋于稳定后仍具有一定波动性。

在测试集中上导轴承健康模型生成器产生的图像和真实图像见图 2,网络能够学习到健康样本瞬时轨迹特征的分布情况。根据健康模型中生成的健康图像与实际运行特征图像的差异性可得 3 个轴承面的健康评估序列见图 3,纵坐标为 P_{PSNR} 指标的归一化结果。由图 3 可知,机组 3 个轴承面在劣化区间的 P_{PSNR} 指标均有所下降,表明机组轴承在不同程度上偏离健康状况。由 a、

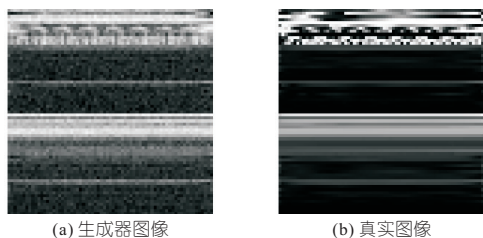


图 2 上导轴承健康模型中生成器图像和真实图像

Fig. 2 The generated image and real image in the health model of the upper guide bearing

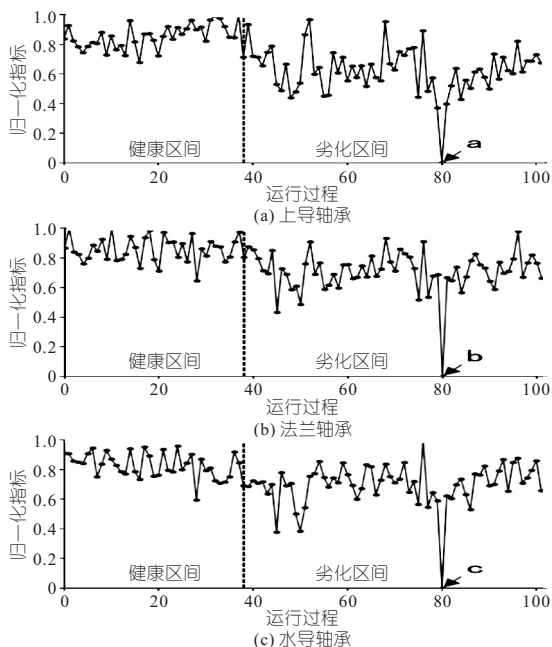


图 3 机组各轴承劣化序列

Fig. 3 Degradation sequence of each bearings

b、c 点可看出, 3 个轴承面均发生指标快速下降, 且其对应的时间段均为 2018 年 12 月 9 日 1:00~10:00, 表明该时段机组轴系运行状态严重偏离健康状况, 3 个轴承面的表现具有一致性。

利用频率标准差对严重劣化的 a、b、c 点进行分析。分别计算健康运行阶段、劣化运行阶段及严重劣化阶段的样本频率标准差的均值, 见表 2。

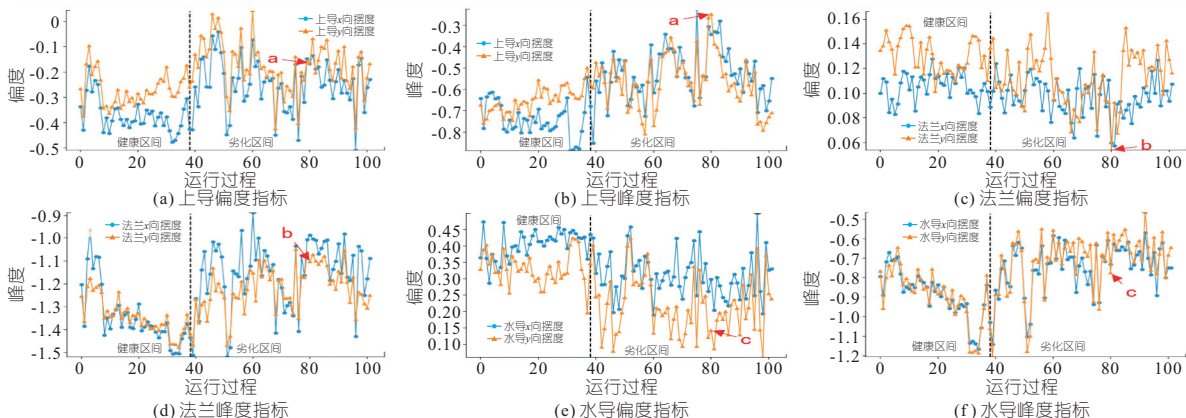


图 4 时域指标对振动信号劣化过程分析

Fig. 4 Time domain indicator analysis of vibration degradation processes

表 2 三种阶段频率标准差的均值

Tab. 2 Average of standard deviation of frequencies for three operating phases

| 振动位置 | 健康运行阶段 | 劣化运行阶段 | 严重劣化阶段(a,b,c) |
|----------|--------|--------|---------------|
| 上导轴承 x | 383.39 | 286.20 | 264.52 |
| 上导轴承 y | 294.46 | 221.80 | 203.15 |
| 法兰 x | 56.23 | 57.59 | 65.60 |
| 法兰 y | 248.88 | 242.85 | 244.00 |
| 水导轴承 x | 228.10 | 254.36 | 257.91 |
| 水导轴承 y | 361.19 | 401.14 | 412.41 |

由表 2 可知, 除法兰 y 向摆度外, 在各个振动位置 a、b、c 点的指标相比于劣化运行阶段更加偏离健康状态值, 表明该运行时段机组劣化更加严重。

为了进一步验证方法的有效性, 使用偏度和峰度等时域指标对 3 个轴承的 6 个传感器的振动数据进行分析, 结果见图 4。单一时域指标在机组运行过程中波动剧烈, 且不同指标针对不同位置的振动表现出巨大差异, 难以有效衡量轴系运行情况。a、b、c 点对不同时间域指标的敏感度不同, b、c 点的振动特性对偏度更加敏感, 而 a 点振动特性对峰度值更加敏感。此外, 结合同一轴承面的 x 、 y 向两个信号可看出, 所提方法的劣化度指标侧重于反映同一轴承面上两个垂直振动信号 x 、 y 共同的波动特性, 即轴承振动轨迹特性。其优势在于, 更符合机组实际运行情况, 且能有效降低劣化指标受单一振动信号影响导致的劣化指标剧烈波动。

4.4 遗传算法权重寻优和机组评价结果

对 3 个轴承面劣化权重使用遗传算法寻优, 得到上导、法兰、水导三部分的权重分别为 0.25、0.39、0.36, 最终得到综合劣化曲线见图 5。对比单一轴承面的劣化评估曲线可看出, 综合曲线的健康区间波动性更小, 从而使综合曲线的劣化区间波动性更能反映机组运行状态。

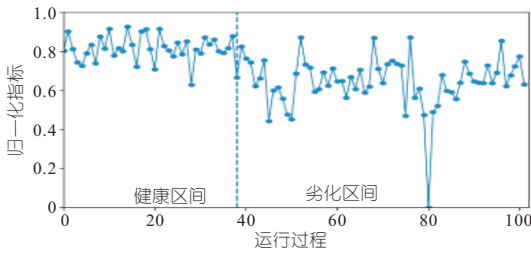


图 5 综合劣化曲线

Fig. 5 Comprehensive degradation curve

5 结论

a. 利用 MCVMD 进行多通道信号处理, 针对每个轴承面构建基于振动瞬时轨迹的特征图像的机组表征方法, 相比单一信号或单一指标更能反映机组运行状态。

b. 利用基于工况参数的条件对抗生成网络构建健康模型, 能够学习不同工况下振动轨迹特征, 有效避免了工况差异对劣化过程分析的影响。

c. 利用遗传算法对多轴承面劣化过程进行权重寻优, 降低了指标在健康运行阶段的波动性, 提高了其劣化表征的可信度。

Degradation Assessment of Shaft System of Hydropower Unit Based on Instantaneous Orbit Feature Image and Conditional Generative Adversarial Network

WANG Yi-guo¹, CHANG Hui², CHEN Dong-jun³, WU Yi-fan⁴, LI Chao-shun⁴

(1. Guangdong Energy Group Co., Ltd., Guangzhou 510630, China; 2. Tianshengqiao First-class Hydropower Development Co., Ltd., Xingyi 562400, China; 3. Guangdong Yudean Changhu Power Generation Co., Ltd., Yingde 513021, China; 4. School of Civil and Hydraulic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: The shaft system of hydropower unit has a significant impact on the stability of the unit. The degradation assessment of the shaft system can visually reflect the operating condition of the unit. This paper presents a method for assessing the degradation of the unit's shaft system using instantaneous orbit feature image and conditional adversarial generative network (CGAN). Firstly, the vertical signals of each bearing were constructed as a complex signal, and the multivariate complex variational mode decomposition (MCVMD) method was used to process the signal and extract the instantaneous orbit features to construct the instantaneous orbit feature images. CGAN was used to construct the health model. The health model can fit the distribution of feature images in different operating conditions in healthy state and thus output health feature images. The healthy indicator was constructed using the differences between real and healthy images. The genetic algorithm was used to optimize the weights of multiple bearings in order to reduce the volatility of the comprehensive degradation curve in the healthy zone. The proposed method was tested on the unit's shaft system data and its validity has been proved.

Key words: hydropower unit; degradation assessment; instantaneous orbit feature; conditional generative adversarial network; genetic algorithm

(上接第 165 页)

Oil Mist Analysis of Thrust Bearing Oil Tank of Hydro-generator Unit Based on CFD

YAO Chan, ZHENG Yuan

(College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: In hydro-generator units, the thrust bearing oil tank has the largest volume and the internal structure is relatively more complex. Therefore, there are many oil mists in the oil tank, and there are often internal and external oil spills, which have a great impact on the safe and stable operation of the unit. Based on the basic theory of computational fluid dynamics, the calculation model of thrust bearing in a power station was established, and the number of pressure oil blade was changed. The ICEM was used to mesh the three-dimensional model, and Fluent was used to calculate. The CFD-POST was used to analyze the oil mist related parameters of thrust bearing oil tank. The results show that in the design of hydro-generator units, the number of pressure oil blade can be appropriately increased, so as to increase the temperature difference between the upper and lower blades, reduce the oil temperature below the blade and increase the pressure, so as to better inhibit the occurrence of internal oil rejection and effectively prevent the diffusion of oil mist due to low pressure.

Key words: thrust bearing; oil tank; oil mist; internal oil spill; CFD

参考文献:

[1] 胡晓,肖志怀,刘东,等. 基于无监督特征学习的水电机组健康状态实时评价方法[J]. 水利学报, 2021, 52(4):474-485.

[2] 王继选,胡润志,管一,等. 基于 RFOA 优化 GRNN 的水电机组振动预测[J]. 振动与冲击, 2021, 40(21):120-126.

[3] CUI X, HUANG J, LI C, et al. Three-dimensional instantaneous orbit map for rotor-bearing system based on a novel multivariate complex variational mode decomposition algorithm[J]. Mechanical systems and signal processing, 2022, DOI: 10. 1016/j. ymssp. 2022. 109211.

[4] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional Generative Adversarial Nets[J]. Computer Science, 2014:2672-2680.

[5] REHMAN N U, AFTAB H. Multivariate variational mode decomposition[J]. IEEE transactions on signal processing, 2019, DOI: 10. 1109/TSP. 2019. 2951223

[6] GOLDMAN P M A. Application of full spectrum to rotating machinery diagnostics[J]. Orbit, 1999, 20(1):17-21.

[7] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [J]. MET Press, 2014.