

基于多尺度熵和 SVM 的同步发电机故障诊断方法

朱德强¹,李永俊¹,杨冰¹,李敬豪²,邓祖贤³,绳晓玲³,万书亭³

(1.广东大唐国际潮州发电有限责任公司,广东潮州 515730;

2.中国大唐集团科学技术研究总院有限公司华东电力试验研究院,安徽合肥 231299;

3.华北电力大学,河北保定 071003)

摘要:针对同步发电机的偏心故障和转子绕组匝间短路故障,对于样本熵不能体现多个时间尺度的信息的缺陷,采用多尺度熵来进行故障特征提取,并提出基于多尺度熵和 SVM(支持向量机)的故障诊断方法。通过实验验证,该方法可以用来诊断相应的故障和故障程度,并取得较好效果。

关键词:多尺度熵;SVM;故障诊断;同步发电机

中图分类号:TM621.3;TM311 文献标识码:B DOI:10.16621/j.cnki.issn1001-0599.2024.06.18

0 引言

根据国家能源局发布的 2022 年全国电力工业统计数据,截至 12 月底,全国累计发电装机容量约 25.6

亿千瓦,同比增长 7.8%,其中火电增长 2.7%。火力发电机组有汽轮发电机组和燃气轮机发电机组两种类型,前者是利用锅炉产生的高温高压蒸汽推动汽轮机旋转

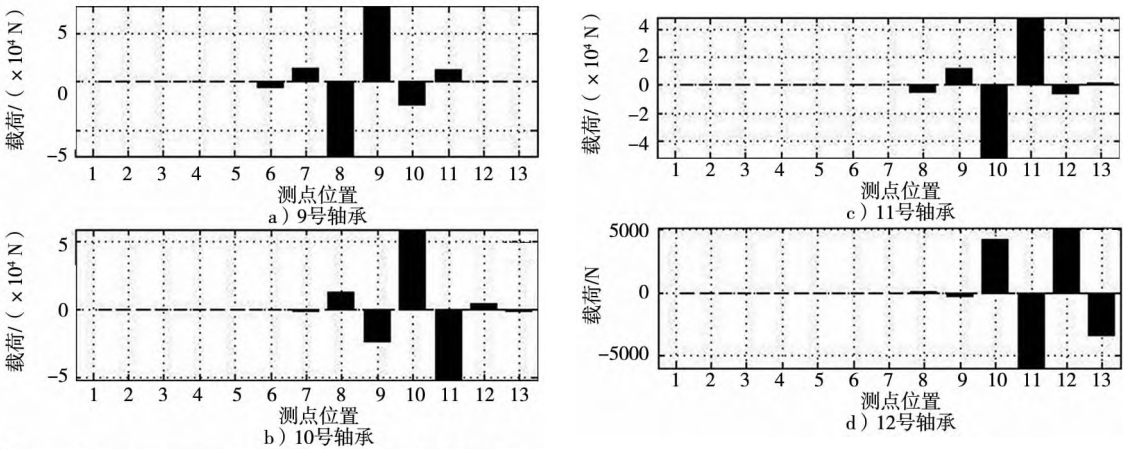


图7 9号~12号轴承标高对载荷影响灵敏度

承标高调整对载荷分配的影响较小。振动故障治理时,如果需要调整标高,则首/尾两端轴承的标高调整量要大一些。标高调整量较小,对机组振动的影响较小。

(3)受结构条件限制,现场不具备条件调整某一轴承标高时,可以通过调整联轴器另外一侧轴承的标高取得相近的效果。

参考文献

[1] 张世东,顾敏.某 300 MW 汽轮发电机组轴承瓦温高原因分

析及处理[J].电站系统工程,2019,35(1):45-47.

[2] 顾家辉,冯坤,杨建刚,等.多支撑汽轮机轴承标高调整对轴封间隙的影响分析[J].动力工程学报,2018,38(6):467-471.

[3] 郭玉杰,潘文军,李明,等.某 1000 MW 汽轮发电机组标高变化监测方法与分析[J].轴承,2013(4):50-52,58.

[4] 郭玉杰,翟震,张文涛.标高对俄制 1000 MW 机组三支撑轴系振动影响研究[J].振动与冲击,2012,31(20):99-102.

[编辑 吴建卿]

带动发电机发电;后者是在燃气轮机中燃料燃烧产生的高温燃气,流入燃气涡轮中膨胀做功,推动涡轮叶轮带着压气机叶轮旋转发电。

汽轮发电机的故障主要发生在定子、转子和冷却系统 3 个部分,其中气隙偏心故障和转子绕组的匝间短路故障较为常见。正常工作情况下,发电机定子和转子之间存在分布均匀的气隙,由于制造安装工艺或者长时间的运行,气隙的分布会或多或少变得不均匀,这种气隙不均匀分布的故障状态称为气隙偏心。气隙偏心故障会会对转子产生不平衡拉力^[1],加剧机组转子和定子的振动。在定子磁拉力作用下,定子铁芯齿槽端部受影响最为严重,绕组直线段和端部连接处易发生磨损^[2],危害设备寿命。

同步发电机的转子绕组由许多匝线构成,如果绕组设计不当或制造过程中存在质量问题,都有可能导导致绕组中的匝线之间出现短路;运行中发电机的转子绕组会受到旋转磁场的作用^[3],如果绕组存在缺陷,就可能引起匝线之间的摩擦和磨损,最终导致短路。转子绕组匝间短路会影响发电机性能,并可能导致设备故障,引发严重事故。因此,对汽轮发电机气隙偏心的监测和诊断是具有重大意义的。

文献[4]建立了发电机转子偏心和定子绕组匝间短路的有限元模型,并进行了定子振动特性分析,结果表明偏心故障和绕组匝间短路故障都会在定子振动中体现。因此,使用定子振动数据去诊断同步发电机转子偏心故障和绕组匝间短路故障是可行的。汽轮发电机属于同步发电机,实际中的汽轮发电机结构复杂,设备庞大,难以作为故障实验的实际对象,因此本文以同步发电机作为研究对象,采用多尺度熵提取转子偏心和绕组匝间短路特征,并使用提取后的特征进行 SVM(Support Vector Machine,支持向量机)的训练,达到故障诊断的目的。

1 多尺度熵

近似熵用于度量信号中产生新模式概率的大小,越复杂的时间序列对应的近似熵越大,越规则的时间序列对应的近似熵则越小。样本熵是不计数自身匹配的统计量,对近似熵算法进行了改进,其计算误差更小且不依赖数据长度。样本熵也具有更好的一致性,对于丢失数据不敏感,即是数据丢失近 1/3 也不影响其计

算值,常用于故障诊断^[5]。

但样本熵使用单位阶跃函数,突变性较大,熵值缺乏连续性,对阈值非常敏感,阈值选取的微弱变化可能导致样本熵值的突变。由于样本熵未能考虑到时间序列中可能存在的不同时间尺度,于是将样本熵扩展到多个时间尺度,以便在未知时间尺度时提供更多的观察视角,计算不同时间尺度下信号的复杂性。

多尺度熵通过将信号分解成多个尺度,并计算每个尺度上的样本熵,以描述信号的复杂性。多尺度熵在样本熵的基础上,预先对数据进行粗粒化,具体操作如下:

假设以采样频率 f_s 采样得到的时间序列(时间尺度 $T=\frac{1}{f_s}$): $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 。先对其进行粗粒化,即对不同数量的连续点取平均值,以创造不同尺度的信号。

尺度为 1 时,数据粗粒化的结果就是原始时间序列。

当尺度为 2,粗粒化后的时间序列是两个连续原始时间点的平均值,即 $y_1=\frac{x_1+x_2}{2}, y_2=\frac{x_3+x_4}{2}$,以此类推。

当尺度为 3,粗粒化后的时间序列是 3 个连续时间点的平均值,即 $y_1=\frac{x_1+x_2+x_3}{3}, y_2=\frac{x_4+x_5+x_6}{3}$,以此类推。

粗粒化分为两种,一种是非重叠式,按照窗口形式对数据进行分段划分,窗口大小为时间尺度大小,每段数据的平均值作为新的数据,计算公式为:

$$y_j^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{(j-1)\tau+1}^j x_i, 1 \leq j \leq \frac{n}{\tau} \quad (1)$$

其中, τ 为时间尺度。

另一种是重叠式,窗口大小为尺度大小,窗口滑动步长为 1。相应的计算公式为:

$$y_j^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{(j-1)\tau+1}^j x_i, 1 \leq j \leq n-\tau+1 \quad (2)$$

这样可以得到 $\{y_i, j=1, 2, \dots, l\} (l=n-\tau+1)$,即是粗粒化后的时间序列。将其作为初始序列,对其进行求样本熵值的计算,所得值即为多尺度熵值。

2 SVM(支持向量机)

SVM(支持向量机)是一种常见的监督学习算法,基于统计学习理论,将数据映射到高维空间中,在该空间中寻找最优平面来进行分类或回归。SVM 利用核函

数对数据进行映射,从而将低维空间中的非线性问题转化为高维空间的线性问题。在故障诊断应用^[6-7]中,每个数据样本被看作是一个向量,在高维空间中,找到一个超平面,使得正类和负类样本都在超平面的两侧,并且到该超平面的距离最大,即是找到将不同故障类别样本划分开的超平面,需要诊断的样本分布在超平面的不同区域就代表是对应的这类故障,也就是说 SVM 的目标是找到具有最大间隔的超平面。

SVM 分类示意图如图 1,白、黑点分别代表两类样本,中间的分界线代表通过 SVM 训练所得的不同种类样本分界面,将两类不同样本划分开,两类样本到分界线的最小距离相等。

除了基本的两大分类以外,SVM 还能实现多类别分类。在多类别分类中,可以通过一对多或一对一的策略来实现,其中前者将每个类别都视为一个大类别,后者则将任意两个类别之间都进行一次分类。

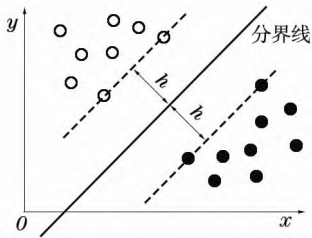


图 1 SVM 分类示意

3 故障诊断流程

- (1)采集振动信号。
- (2)将振动信号数据制作为样本集,并计算各个样本的多尺度熵值作为特征样本。
- (3)将特征样本分为测试集和训练集,使用训练集训练 SVM,得到分类模型。
- (4)使用测试集数据通过所得到的 SVM 模型进行故障诊断(图 2)。

4 实验结果及分析

本次实验采集的是 5 kW 同步发电机分别在正

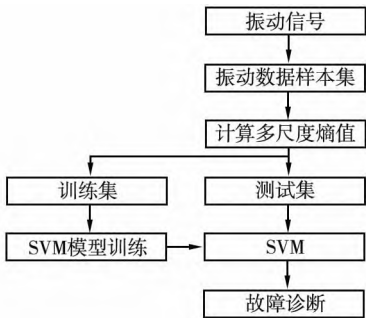


图 2 故障诊断流程

常情况、定子径向静偏心 0.3 mm 和转子绕组短路 15%下的定子水平径向的振动加速度,采样频率为 5000 Hz(图 3)。数据样本集分正常、偏心和短路 3 种类型,每种类型 20 组振动数据,每组 10 000 个数据点。在计算多尺度熵值后,以该值作为特征数据,每种类型的 20 组数据中,随机抽取 15 组作为训练集、5 组作为测试集。

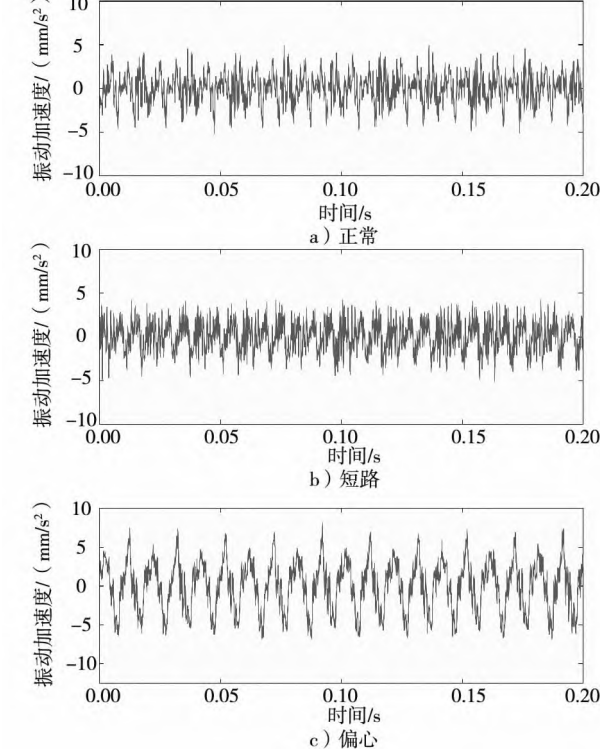


图 3 正常、偏心和短路情况时域图

多尺度熵中,尺度 τ 为 20,阈值 $r=0.15S$ (S 为样本标准差)、窗口大小为 2,计算 3 种情况的多尺度熵值,并绘制相应的图(图 4)。

从图 3 可以看出,随着时间尺度的增加,3 种情况下的熵值都发生了变化,在时间尺度 15 以后,正常、偏心和短路故障 3 种情况对应的多尺度熵值趋于稳定且

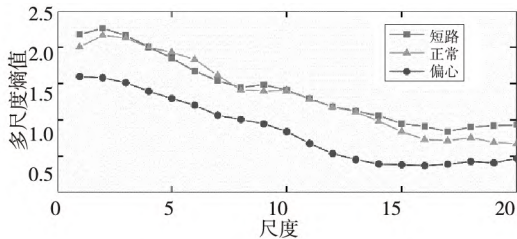


图 4 3 种情况的多尺度熵

有明显差距,可以作为故障诊断的特征。

将测试集导入训练集训练完成的模型中进行故障诊断,结果如图 5 所示。

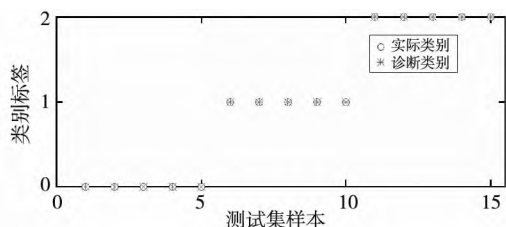


图 5 故障诊断结果

图 5 中,类别标签“0”代表正常无故障,“1”代表偏心故障,“2”代表匝间短路故障。可以看出,3 种情况的诊断均符合实际情况,即是使用多尺度熵作为故障特征,用 SVM 作为故障分类器是完全可行的。

此外,为了探究多尺度熵值在故障程度诊断方面的效果,在实验台上采集了定子径向偏心为 0.1 mm、0.2 mm 和 0.3 mm 的 3 种不同程度的振动数据,采样频率 5000 Hz,每种程度各 20 组数据,每组数据 10 000 个数据点,计算相应的多尺度熵值,同样各以其中 15 组为训练集样本、5 组为测试集样本(图 6~图 7)。

从图 6 可知,在时间尺度 15 以后,同步发电机定子径向静偏心程度的不同,定子振动的多尺度熵值也在发生改变,将其作为故障特征,并使用 SVM 进行故障诊断。图 7 中类别“1”“2”和“3”分别代表偏心大小 0.1 mm、0.2 mm 和 0.3 mm,从诊断结果来看,3 种程度的模型诊断结果和实际情况一致,即诊断结果符合预期,达到诊断不同偏心故障程度的目的。

5 结束语

本文针对同步发电机常见故障的特征提取,使用基于样本熵改进的多尺度熵,并用 SVM 进行自动的故障类别诊断以及偏心程度诊断。结果表明,基于多尺度

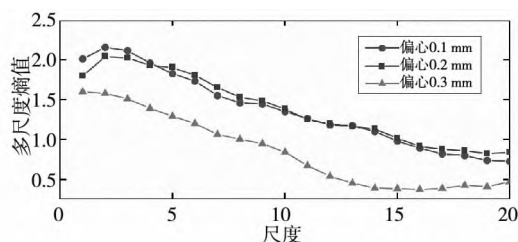


图 6 不同偏心程度的多尺度熵值

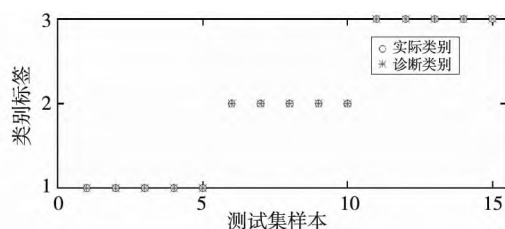


图 7 不同故障程度的诊断结果

熵和 SVM 的发电机故障诊断方法是可行的。

参考文献

- [1] 张雅晖,杨凯,徐百川.基于振动信号融合分析的电机偏心故障诊断[J].组合机床与自动化加工技术,2022(3):60-63,67.
- [2] 何玉灵,孙凯,孙悦欣,等.气隙轴向静偏心对发电机定子—绕组受载及振动的影响[J].振动工程学报,2022,35(3):745-759.
- [3] 杨世强,何信林,王团结,等.大型发电机转子绕组匝间短路故障诊断研究与应用[J].电气应用,2021,40(9):30-34,40.
- [4] 谢颖,刘海东,李飞,等.同步发电机偏心与绕组短路故障对磁场及电磁振动的影响[J].中南大学学报(自然科学版),2017,48(8):2034-2043.
- [5] 张雅晖,杨凯,徐百川.基于振动信号融合分析的电机偏心故障诊断[J].组合机床与自动化加工技术,2022(3):60-63,67.
- [6] 程辉.基于大数据分析的 2×1000 MW 火力发电机组不良数据识别方法研究[J].自动化与仪器仪表,2020(2):167-170.
- [7] 邵凯旋,何怡刚,汪磊.基于多尺度熵分析与改进 SVM 的变压器故障识别[J].电子测量与仪器学报,2022,36(6):161-168.

[编辑 吴建卿]

行业协会加盟启示

中国机电装备维修与改造技术协会(以下简称“中机维协”)是在民政部正式登记的国家一级协会,接受业务主管单位国务院国有资产监督管理委员会的业务指导和监督管理。

中机维协管理与智能信息化分会是中机维协下设分支机构,根据行业发展需要,分会现广纳有志从事行业社团工作的企业、个

人,以您的工作热忱、充沛精力、行业经验、领导智慧为国家工业企业的设备领域资产管理、维修改造、智能化信息化发展做点益事。企业身份、个人身份均可,企业可以申请理事单位、会员单位,个人申请会员。详细资料函索即寄。

联系人:赵老师

电话:010-64000280,13911458347

QQ:1154744812