

本文全文线上首发由
上海电器科学研究所
(集团) 有限公司
支持

肖仕武, 顾文波.
基于测量阻抗变化轨迹智能识别的
发电机失磁保护.
电机与控制应用, 2021, 48(10): 84.




数据监测
多维数据采集, 全面运行分析
全景可视窗口, 丰富报表类型


预测运维
海量行业数据, 精准趋势预测
生命周期管理, 性能尽在掌握


故障诊断
专业机理模型, 自动故障告警
在线智能诊断, 高效便捷派单


绿色节能
环保绿色先行, 助力低碳生产
节能降耗减排, 合理降本增效


聚汇商机
供需多方互联, 协同合作共赢
有效整合资源, 共享生态未来

SEARI
上电科

上海电器科学研究所(集团)有限公司
上海电机系统节能工程技术研究中心有限公司

云平台技术支持: 18918675776
固定电话: 021- 52669993

业务垂询: 18801608667
地址: 上海市普陀区武宁路505号9号楼



微信扫码关注
关注我们

基于测量阻抗变化轨迹智能识别的 发电机失磁保护*

肖仕武¹, 顾文波²

(1. 华北电力大学 新能源电力系统国家重点实验室, 北京 102206;

2. 国网宁夏电科院, 宁夏 银川 750000)

摘要: 为了提高发电机失磁保护的选择性和速动性, 提出了一种基于支持向量机(SVM)进行轨迹智能识别的发电机失磁保护方法。机端测量阻抗轨迹蕴含大量发电机运行信息, 其运动特征能反映发电机的运行状态。首先对机端测量阻抗轨迹进行运动特征提取, 将提取的运动特征序列分别进行统计学参数计算, 形成24维特征; 其次通过相关系数分析和前向序贯法进行特征选择, 形成相应的训练输入特征空间, 并采用遗传模拟退火算法对SVM进行参数寻优; 最后通过仿真样本验证了该方法可准确识别失磁故障。相比传统失磁保护, 该方法提高了发电机失磁保护动作的选择性和速动性。

关键词: 发电机; 失磁; 阻抗轨迹; 特征提取; 遗传算法; 支持向量机

中图分类号: TM 77 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2021)10-0084-07

doi: 10.12177/emca.2021.096

Loss of Field Protection in Generator Based on Intelligent Identification of Measured Impedance Change Trajectory*

XIAO Shiwu¹, GU Wenbo²

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources,
North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. Ningxia Electric Power Research Institution of SGCC, Yinchuan 750000, China)

Abstract: In order to improve the selectivity and quick action of generator loss of field (LOF) protection, a method for LOF protection based on support vector machine (SVM) for intelligent identification of trajectory is proposed. The measured impedance trajectory of the generator contains lots of generator operation information, and the motion characteristics can reflect the generator's operating state. First, the global and local features of the measured impedance trajectory of the generator are extracted, and the extracted motion feature sequence is calculated separately for statistical parameters to form 24-dimensional features. Then through principal component analysis of the feature space to reduce the dimensionality, the corresponding training input feature space is formed, and genetic simulated annealing algorithm is used for the SVM to optimize the parameters support. Finally, sample simulation verifies that this method can accurately identify the LOF. Compared with the traditional LOF protection, the proposed method improves the selectivity and quickness of the protection.

Key words: generator; loss of field; impedance trajectory; feature extraction; genetic algorithm; support vector machine (SVM)

收稿日期: 2021-06-15; 收到修改稿日期: 2021-09-01

* 基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFB0900503)

作者简介: 肖仕武(1974—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统继电保护。

顾文波(1993—), 男, 硕士, 研究方向为电力系统继电保护。

0 引言

发电机失磁是常见的故障形式,在发电机各类故障中占较大比例,严重影响机组的安全运行。现有的失磁保护一般是将各种主辅判据通过一定的逻辑关系组合起来,最大程度地实现优势互补,提高失磁保护的选择性^[1]。但无论如何优化组合,为了防止失磁保护误动均需要采用异步圆作为阻抗元件,为了区分失磁和有励磁振荡需要采用固定延时躲过振荡,从而导致失磁保护延时较长,不利于快速识别并排除故障。随着我国电力系统的发展,电网结构日益紧密,振荡周期变长,更加恶化了失磁保护的速动性,并且由于单机容量不断增长,失磁故障成为影响电网安全运行的重大隐患。

鉴于现有保护判据的不足,国内外学者进行了诸多研究与创新。国内研究基本上是以现有的保护框架为基础,增加判据或者修改判据的阈值来优化保护性能,且近年鲜有新的相关研究。国外研究大致分为2类。第一类研究通过对发电机各种工况下的电气量进行深入分析寻求新的失磁判据^[2-4],在一定程度上提升了失磁保护的速动性,但能否与其他异常状态区分还有待进一步研究。第二类研究则是通过对发电机电气量进行特征提取形成人工智能(AI)保护模型^[5-6]。这类方法大多采用电流、电压、相位、功角和功率等电气量,或者将这些电气量进行分解处理后得到频域、能量层面上的信息作为AI分类与回归的输入特征量,这些输入特征可能要通过一系列复杂的数学变换来获得,而且往往容易造成输入特征维度过大导致学习效果差,但是将AI引入到失磁保护为进一步优化失磁保护提供了新的思路。AI的优势在于其致力于研究如何通过计算手段和数据关系来完善系统自身的性能。利用AI挖掘数据关联关系就是从数据角度揭示物理特性^[7]。凭借高效、智能的优势,AI在继电保护中的应用已经成为了热门研究内容,其中AI的重要组成部分——支持向量机(SVM),凭借较强的理论基础和泛化能力,广泛应用到电力系统领域^[8-11]。

机端测量阻抗获取的是发电机机端电压与电流之比,其不同工况下的变化均有独特规律,而且阻抗变化轨迹是发电机各电气量综合作用的结

果,蕴含了大量发电机运行信息,可有效反映发电机的运行状态。通过对阻抗轨迹的信息挖掘,可在运动学、统计学层面形成简单而又具有区分价值的新特征。对轨迹信息的挖掘和应用在电力系统领域也已有诸多研究^[12-14]。

因此,本文将轨迹识别引入到发电机失磁保护中,提出一种基于机端测量阻抗变化轨迹识别的失磁保护方法。该方法通过提取阻抗轨迹时域运动特征,经统计学分析形成新的特征空间,从运动学与统计学角度揭示发电机测量阻抗轨迹运动规律;利用遗传模拟退火算法(GSAA)优化后的SVM模型进行轨迹分类,从而实现失磁故障识别。该方法从一个新角度提高了失磁保护的选择性和速动性,并通过仿真得到了验证。

1 失磁保护分析及思路

失磁后机端测量阻抗的变化一般都是从阻抗坐标平面的第一象限进入第四象限,然后进入异步圆。当发电机发生有励磁振荡并且振荡中心在发电机内部时,机端测量阻抗轨迹也会进入异步圆中;机端或高压侧发生短路故障时也存在测量阻抗轨迹进入异步圆中的潜在可能性。为防止失磁保护误动作,传统失磁保护主判据一般采用异步阻抗圆,辅助判据采用电压、无功功率等,并且在满足失磁判据之后需要增加躲过振荡周期的延时,这就使得保护的速动性受到严重影响。

在不同工况下,机端测量阻抗轨迹初始阶段就包含了大量的对应信息,如图1所示。传统失磁保护无法充分利用测量阻抗轨迹信息,阻抗轨迹到达最终阈值的局部位置才完成失磁判据的判定,这必然会导致失磁保护动作速动性差。不同的测量阻抗的变化模式均代表发电机对应的运行状态,对阻抗轨迹进行信息挖掘,提取出相关特征,训练SVM智能识别模型,便可通过对各类阻抗轨迹的识别获知发电机运行状态。在失磁发生

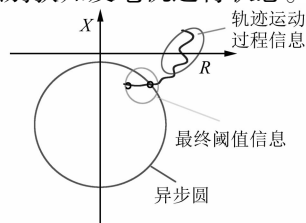


图1 失磁阻抗轨迹

的初始阶段准确识别失磁故障,就能使失磁保护同时满足速动性和选择性。从该构想出发,建立基于测量阻抗变化轨迹智能识别的失磁保护实现整体流程,如图 2 所示。

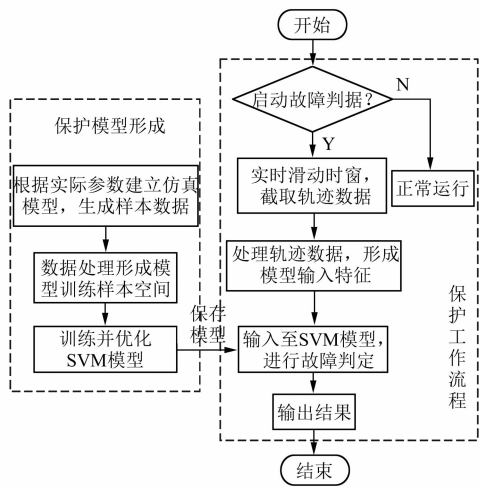


图 2 失磁保护实现整体流程

2 基于运动特征的轨迹特征提取与选择

机端阻抗轨迹特征提取流程如图 3 所示。本文旨在利用发电机机端测量阻抗轨迹实现失磁故障识别,用于对 SVM 进行训练的样本集所能提供的信息反映的是数据的内在特征,信息选择的好

坏,直接影响分类器的预测精度,故需构建合理的信息特征空间。特征提取主要包含 3 个步骤:(1)数据获取,即通过仿真获取时间窗长 1.5 s 的机端测量阻抗轨迹;(2)特征提取;(3)特征评价及选择。

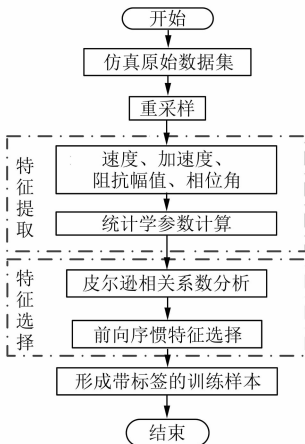


图 3 机端阻抗轨迹特征提取流程

2.1 常见故障下机端阻抗抗轨迹

基于 PSCAD 建立了三机系统仿真模型。图 4(a)~图 4(e)分别为仿真模型发生失磁故障、振荡以及短路故障的典型发电机机端测量阻抗轨迹。值得注意的是,因为系统阻抗远小于发电机电阻,所以发生失步振荡时,振荡中心在发电机内部,其机端测量阻抗轨迹主要分布在第三、四象限。

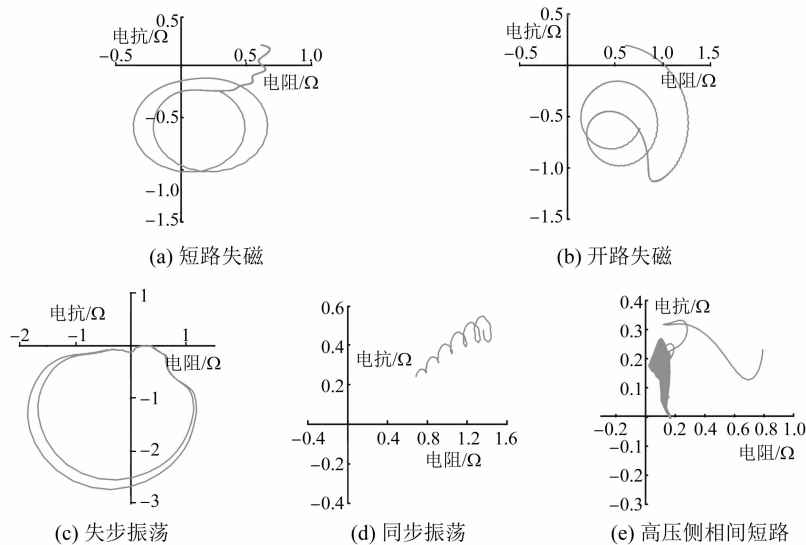


图 4 发生失磁、振荡和短路故障后的机端阻抗抗轨迹

2.2 阻抗轨迹运动特征分析

轨迹特征提取的关键在于特征能否反映轨迹

本身的特性。常用的轨迹分类方法中,其运动特征包括速度、加速度、位移、方向和转角等。通过

这些特征可以揭示轨迹运动的性质,因此这些特征常被用来区分不同移动对象的运动方式^[15]。

速度和加速度是描述运动轨迹的最基本特征。在用以描述机端阻抗轨迹时,速度表示阻抗轨迹位置的变化率,反映不同异常对发电机运行影响的深度以及各项电气参数变化规律,而电气参数的变化综合体现在阻抗轨迹运动速度的变化中;故障原因的不同使发电机以及系统惯性作用下的电气参数变化速率和变化规律有很大区别,集中体现在轨迹加速度的变化上。不同工况下机端阻抗轨迹运动速度和加速度如图5所示。从图5可以看出速度、加速度序列整体上大小顺序为失步振荡、同步振荡、短路故障、失磁故障、正常运行。其原因在于:失步振荡存在滑极现象,电气量变化幅度大、速度快;同步振荡功角波动不超过 $\pi/2$,各电气参数周期性、小幅度变化,其变化幅度和速度均小于失步振荡;发生短路故障时,机端测量阻抗发生突变,接着在发电机失稳前小范围内变化。而发电机发生失磁故障后,在其开始阶段功角缓慢增加,有功功率保持基本不变,失磁轨迹在初期的速度、加速度、位移都保持在相对较低的水平。

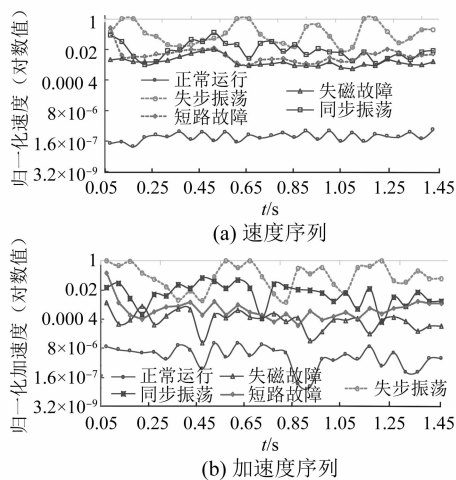


图5 阻抗轨迹基本运动特征

失磁发生等有功过程的轨迹公式为

$$Z_r = \frac{U_s^2}{2P} + jX_s + \frac{U_s^2}{2P} e^{j2\varphi} \quad (1)$$

式中: U_s 为无穷大系统的相电压; P 为发电机有功功率; X_s 为发电机与无穷大系统间的阻抗; φ 为功率因数角。

此时机端测量阻抗随 φ 变化,其轨迹为以 $Z_c = \frac{U_s^2}{2P} + jX_s$ 端点为圆心、 $Z_r = \frac{U_s^2}{2P}$ 为半径的圆,

受功角变化影响,失磁初始阶段 φ 变化较慢,故失磁轨迹在初期的速度、加速度、位移都保持在相对较低的水平。除正常运行外,其他3种工况的轨迹基本特征序列存在局部交叉重叠现象。

综上所述,提取机端测量阻抗轨迹的速度和加速度能从本质上揭示发电机运行受到不同扰动后的实际情况。由于速度和加速度在一定程度上反映着阻抗轨迹位移的变化,则无需引入位移特征量。

在本文研究的各种故障过程中,阻抗轨迹运动方向与位置的变化可以明确区分。在此类情况下,一般通过对轨迹运动方向和转角的变化来描述方向的变化,但进行统计学参数计算时需要引入方向统计学知识,计算过程比较复杂且特征物理意义不够明确。对于机端测量阻抗,其轨迹所处的方向可通过相位角来表示,因此可以通过轨迹提取相位角来表示轨迹的方向变化规律。不同工况对应的幅值和相位角序列如图6、图7所示。

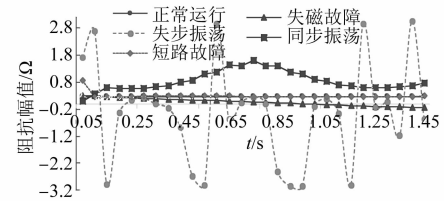


图6 测量阻抗幅值序列

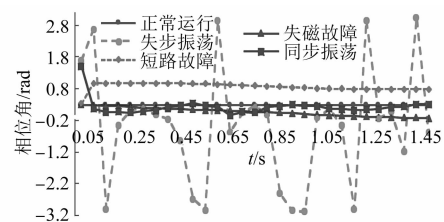


图7 相位角序列

在各类故障过程中,机端测量阻抗幅值变化规律也有很大区别,尤其是失磁故障,在失磁初始阶段中具有独特的等有功现象,与其他异常有明显区别。因此,通过分析阻抗幅值的变化便可建立起具有强区分力的特征。

这样,从轨迹中提取相位角序列和阻抗幅值

序列作为特征量,不仅物理意义明确,而且能准确表示各种工况下的轨迹方位变化规律。

2.3 轨迹运动特征提取及选择

2.3.1 轨迹运动特征提取

对轨迹进行分类时,利用测量阻抗轨迹的运行特征揭示发电机运行本质。首先从完整运动轨迹中分别提取速度、加速度、相位角、阻抗幅值共4个基本轨迹运动特征。轨迹可表示为一个点序列 $P_i \in \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, 每个点 P_i 包含位置信息和时间信息, 即 $P_i = (x_i, y_i, t_i)$ 。用 d_i 表示轨迹位移, 即:

$$d_i = \text{dist}(P_i, P_{i+1}) \quad (2)$$

则速度 v_i 、加速度 a_i 、阻抗幅值 Z_i 及相位角 φ_i 的计算式为

$$v_i = d_i / (t_{i+1} - t_i) \quad (3)$$

$$a_i = (v_{i+1} - v_i) / (t_{i+1} - t_i) \quad (4)$$

$$Z_i = \text{abs}(x_i + jy_i) \quad (5)$$

$$\varphi_i = \text{Arg}(x_i + jy_i) \quad (6)$$

为了量化各类工况机端测量阻抗运动的轨迹规律以及分布特征,对各项运动特征序列进行统计学参数分析。分别计算这4个基本特征序列的均值、中值、标准差、变异系数、偏度系数和峰度系数共6个统计学特征,构成24维特征。这些统计量可揭示不同工况下测量阻抗轨迹的运动特征。

2.3.2 特征评价及选择

24维输入统计学特征可能存在过度冗余以及特征空间维度过大的问题,会对模型训练造成不利,因此需要对这些特征进行筛选,剔除对训练作用不大的特征以提升训练模型效率。

皮尔逊相关系数可用来衡量2个变量的相关程度,实现对特征的有效性评价。针对本文样本特征空间,应用如下皮尔逊系数公式:

$$c = \frac{\sum_{i=1}^n (X_{pi} - E(X_p))(X_{qi} - E(X_q))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_{pi} - E(X_p))^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_{qi} - E(X_q))^2}} \quad (7)$$

式中: X_{pi} 和 X_{qi} 分别为第 i 个样本特征 X 在发电机故障类型 p 和 q 下的具体值。

相关系数值 $|c|$ 越大表明不同运行状态下的特征量间关联性越强;相关系数值越小,特征用于分

类的性能越好。对于多种类别的情况,可使用综合相关系数进行分析,即求所有故障类型下的两两类别间的各项特征的相关系数 $|c|$ 的均值^[16]。

完成特征评价后,通过前向序贯选择法对特征进行选择。前向序贯是由底往上处理的过程,从空集开始挑选一个最优特征作为第一个特征,随后每一步骤的下一特征从剩下的特征中挑选,依次顺延,直到满足模型训练测试的精度要求,停止特征增加,最终确定模型输入所需的特征。特征选择流程如图8所示。

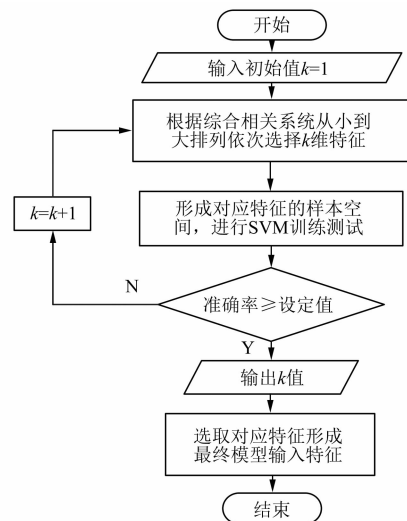


图8 机端阻抗轨迹特征选择流程

3 SVM 参数优化

对于 SVM 基本原理,文献[17]已经做了详细介绍,其中 SVM 惩罚参数 C 表示对错误样本的惩罚程度。本文选择最常用的高斯核函数作为高维映射变换函数,高斯核函数参数 γ 和惩罚参数 C 影响 SVM 分类性能,需要寻优。遗传算法(GA)与模拟退火算法(SA)各有优缺点^[18],将 GA 与 SA 算法混合形成 GSAA 算法可结合两者优点,使其寻优速度和优化效果皆优于单一算法。本文所采用的 GSAA 算法在 GA 的变异环节加入 SA 的核心算法——随机接受准则,通过该准则有限度地接受 GA 变异后的恶化解,进而优化算法的性能。

4 仿真实验

4.1 仿真数据集分析

基于建立的 PSCAD 仿真模型,仿真了发电机

各种运行工况下的阻抗轨迹样本,包括正常运行 38 组、失磁故障 76 组、失步振荡 38 组、同步振荡 38 组、机端两相经过渡电阻短路 114 组、主变高压侧相间经过渡电阻短路 114 组、主变高压侧单相经过渡电阻短路 114 组,形成共 4 个类别 7 种工况 532 组样本。样本分别涵盖了发电机 $30\% P_{GN} \sim 100\% P_{GN}$ (P_{GN} 为发电机额定有功功率) 的负荷工况。

图 9 为综合相关系数分析结果。图 9 中 A~X 依次分别为速度、加速度、阻抗幅值、相位角序列对应的 24 项统计学参数在不同故障下的综合相关系数,按照从小到大的排列顺序为 R-V-D-E-K-Q-L-J-C-O-I-P-U-G-A-F-B-W-H-T-S-X-M-N, 表征了特征分类性能优劣的排列。

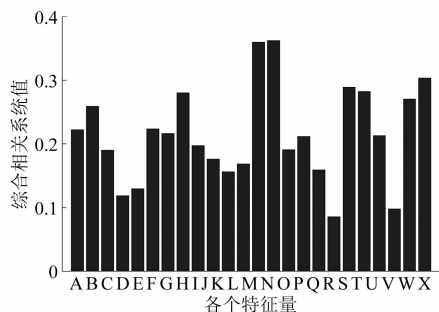


图 9 相关系数分析结果

根据前向序贯搜索法,依次代入对应的样本特征空间对模型进行训练测试。图 10 展示了不同特征数的样本对应的模型测试准确率。从图 10 可以看出,模型分类准确率随着特征维数的增加而提高,当特征增加到 6 维时,准确率可达到 100%。这 6 维特征分别为 R、V、D、E、K 和 Q,具体为阻抗幅值序列峰度系数、相位角序列变异系数、速度序列变异系数、速度序列偏度系数、加速度序列偏度系数和阻抗幅值序列偏度系数。

4.2 失磁保护工作流程

发电机正常运行时,阻抗轨迹速度为零,与正常运行工况存在明显分界。据此本文构建了基于测量阻抗轨迹运动速度的失磁保护启动判据:

$$v > v_{\text{set}} \quad (8)$$

式中: v 为测量阻抗轨迹实时速度; v_{set} 为启动判据阈值。发电机正常运行时,故障判据不启动。

本文方法用于失磁保护的工作流程已在图 2 给出。具体描述如下:

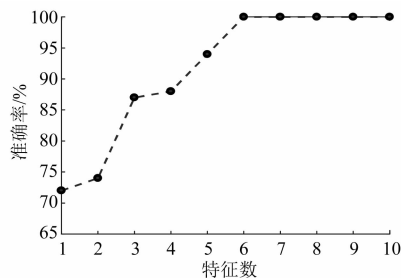


图 10 分类准确率与特征数的关系

(1) 实时计算出机端测量阻抗轨迹速度,速度大于阈值时,启动轨迹识别判据。

(2) 滑动时窗实时计算出窗长为 1.5 s 的轨迹序列的 4 项基本运动特征序列。

(3) 计算出上述基本特征对应的模型输入所需的 6 维统计特征,输入至 SVM 模型。

(4) 由模型进行轨迹分类,判断是否发生失磁故障。

4.3 模型优化及训练过程

选取上节选定的 6 维特征形成样本空间,对仿真数据集随机抽取 400 组数据作为训练集,其余 132 组数据作为测试集,进行 GSAA 优化 SVM 参数的模型训练以及模型分类性能的测试。参数优化过程如图 11 所示。从图 11 可以看出,本文所使用的优化算法在进化至第 34 代时最优个体参数的适应度就达到了 100%,表明 GSAA 优化 SVM 参数的算法优化速度快、性能突出。

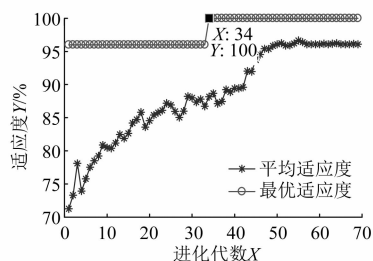


图 11 适应度和迭代次数的关系曲线

将仿真测试数据集代入优化后的模型进行验证,预测结果如图 12 所示,其中样本类别 1、2、3、4 分别为正常运行、短路故障、振荡、失磁故障。由图 12 可见,样本预测分类准确率达到 100%,证明了模型的准确性。

4.4 保护速动性

本文基于时间窗长为 1.5 s 的初始机端测量

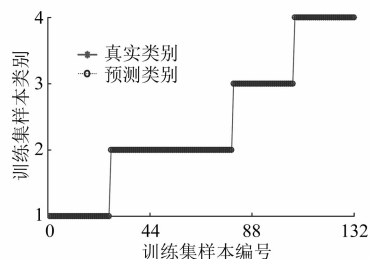


图 12 测试样本实际类别与预测分类对比

阻抗轨迹的运动特征,利用 SVM 模型将失磁从发生到识别仅需 1.5 s 的延时。在发电机不同负荷时,与传统失磁保护判据相比,其速动性表现出明显优势,具体对比如图 13 所示。由图 13 可以看出,在任何负荷下,本文方法在保证可靠识别失磁故障的前提下表现出快速识别的优势,尤其在低负荷时,失磁故障识别速度优势更加突出。

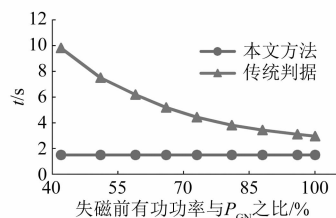


图 13 失磁保护动作延时对比

5 结 语

本文将轨迹识别引入发电机继电保护领域。通过利用 SVM 对发电机机端测量阻抗轨迹的识别,形成了新的失磁保护方案。

该方法提取了发电机机端测量阻抗轨迹的运动特征。将提取的速度、加速度、阻抗幅值和相位角运动参数,利用均值、中值、标准差、变异系数、偏度系数和峰度系数等统计学参数获得了有区分力的运动特征,并通过相关系数分析和前向序贯算法进行了特征选择。通过 GSAA 对 SVM 的参数进行优化,利用优化模型在机端测量阻抗轨迹特征上完成同步发电机失磁故障识别,准确率达到 100%。

该方法在保证可靠识别失磁故障的前提下可有效提升失磁保护动作的速动性,在失磁特征弱的低负荷工况下速动性优势尤其突出。

本文方法避免了传统电气量判据形成的保护

繁琐、可靠性差的缺点,有效提高了发电机失磁保护的准确性和速动性。将该方法用于失磁保护方案时,还能准确识别振荡和短路故障。未来将应用实际故障数据进一步验证算法的有效性。

【参考文献】

- [1] 解兵,徐珂,刘建坤,等.励磁调节器低励限制整定原则和整定方法研究[J].电力系统保护与控制,2018,46(8):142.
- [2] NOROOZI N, ALINEJAD-BEROMI Y, YAGHOBI H. Fast approach to detect generator loss of excitation based on reactive power variation [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2019, 13(4): 453.
- [3] ABEDINI M, SANAYE-PASAND M, DAVARPANAH M, et al. A loss-of-field detection relay based on rotor signals estimation [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2018, 33(2): 779.
- [4] HASANI A, HAGHJOO F. Fast and secure detection technique for loss of field occurrence in synchronous generators [J]. IET Electric Power Applications, 2017, 11(4): 567.
- [5] RASOULPOUR M, AMRAEE T, SEDIGH A K. A relay logic for total and partial loss of excitation protection in synchronous generators [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2020, 35(3): 1432.
- [6] RASOULPOUR M, AMRAEE T, SEDIGH A K. Loss of field protection in synchronous generators based on data mining technique [C] // IEEE Smart Grid Conference, 2019.
- [7] 汤奕,崔晗,李峰,等.人工智能在电力系统暂态问题中的应用综述[J].中国电机工程学报,2019,39(1): 2.
- [8] 张玉良,马宏忠,蒋梦瑶,等.基于 SSI-MSVM 的调相机轴承故障诊断方法[J].电机与控制应用,2021,48(3): 87.
- [9] 陈勇,李鹏,张忠军,等.基于 PCA-GA-LSSVM 的输电线路覆冰负荷在线预测模型[J].电力系统保护与控制,2019,47(10): 110.
- [10] 鲍颜红,冯长有,任先成,等.基于支持向量机的在线暂态稳定故障筛选[J].电力系统自动化,2019,43(22): 52.
- [11] 陶涛,马小燕,花良浩.改进型 SVM 在轴向磁轴承转子位移自检测中的应用[J].电机与控制应用,2018,45(10): 106.

(下转第 102 页)

(1) 膜电容器热仿真结果与台架测试结果一致性较好,实际产品开发过程中可以采用有限元热仿真的手段去研究碳化硅控制器用膜电容器的温度分布,并为膜电容器高效散热设计提供参考依据。

(2) 碳化硅控制器用膜电容器因为工作频率较高,纹波电流较大,电容整体发热比较严重,设计时需要为膜电容器增加独立水冷措施,同时膜电容器还需要设计铝底板进行导热,必要的时候可以考采用全铝壳电容,这样可以有效地降低膜电容器温度。

【参考文献】

- [1] 张舟云,贡俊.电动汽车电机技术与应用[M].上海:上海科学技术出版社,2013.
- [2] 朱军.新能源汽车动力系统控制原理及应用[M].上海:上海科学技术出版社,2013: 96-99.
- [3] 罗荣海.薄膜电容替代电解电容在 DC-Link 电容中的运用分析[J].电子世界,2013(13): 71.
- [4] 陈才明.金属化薄膜电容器的最新发展动态[J].电力电容器与无功补偿,2011,32(4): 1.
- [5] 徐静江.薄膜电容器的特性研究[J].浙江大学学报,1992(1): 7.
- [6] 洪雅婷.浅谈车用薄膜电容热仿真[J].电子世界,2020,5(2): 22.
- [7] 李强,莫春立,康秀红,等.模拟界面换热系数和密度对热溶质对流影响[J].材料科学与工艺,2005,13(1): 94.
- [8] 张栋,范涛,温旭辉,等.电动汽车用高功率密度碳化硅电机控制器研究[J].中国电机工程学报,2019,39(19): 5624.
- [9] 陈登峰,梅友忠,温小伟,等.电动汽车用碳化硅控制器开发与测试[J].电机与控制应用,2020,47(7): 62.
- [10] 马俊林,徐延东,许晨昊,等.电动汽车 DC-link 电容器热仿真和试验研究[J].电力电子技术,2018,52(1): 47.
- [12] 杨少波,刘道伟,安军,等.基于长短期记忆网络的电网动态轨迹趋势预测方法[J].中国电机工程学报,2020,40(9): 2854.
- [13] 戎子睿,林湘宁,金能,等.基于相空间轨迹识别和多判据融合的变压器保护新策略[J].中国电机工程学报,2020,40(6): 1924.
- [14] 朱利鹏,陆超,黄河,等.基于时序轨迹特征学习的暂态电压稳定评估[J].电网技术,2019, 43(6): 1922.
- [15] LAUBE P, DENNIS T, FORER P, et al. Movement beyond the snapshot: dynamic analysis of geospatial lifelines [J]. Computers, Environment and Urban Systems,2007,31(5): 481.
- [16] 吴宇奇,汪光远,马啸林,等.基于集成学习的柔性直流配电线路单端量高灵敏保护方案[J].中国电机工程学报,2021. doi: 10. 13334/j. 0258-8013. pcsee. 202437.
- [17] 平源.基于支持向量机的聚类及文本分类研究[D].北京:北京邮电大学,2012.
- [18] 万兴玉.基于排队论及遗传模拟退火算法的充电站站址优化[J].电子测量技术,2019,42(23): 61.

(上接第 90 页)

(上接第 97 页)

- [20] 邓王博,王海云,常喜强,等.大规模双馈风电场次同步振荡的成因分析[J].高压电器,2019,55(9): 215.
- [21] YALLA M V V S. Design of a high-speed motor bus transfer system [J]. IEEE Transactions on Industry Applications,2010,46(2): 612.
- [22] 金光哲.大功率同步电动机自控变频式软启动技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2014.
- [23] 赵涛.三相异步电动机软启动与调压节能技术的研究[D].天津:天津理工大学,2017.