

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2024.02.023

基于测量阻抗动态轨迹的大型调相机失磁保护

陈晓强¹, 康纪良¹, 刘超^{2,3}, 曹明宣¹, 肖仕武³

(1. 广东粤电惠州 LNG 电厂, 广东 惠州 516003; 2. 国网山东省电力公司济宁供电公司, 山东 济宁 272000; 3. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要:大型调相机失磁故障严重影响设备本体安全以及电网稳定, 现有基于静态阈值的低电压与无功反向判据可靠性与选择性不足。文中提出一种可反映调相机运行状态的机端测量阻抗全局动态轨迹智能识别的失磁保护原理, 从运动学角度建立能够准确反映失磁与其他工况下测量阻抗轨迹的特征量时间序列, 基于统计学提取解释性强的特征量。利用自适应权重的全局与局部核函数组合训练多核支持向量机 (multiple kernel learning support vector machine, MKL-SVM), 在保证模型学习能力的同时增强其泛化能力; 提出基于分类核空间距离的两阶段识别策略, 可在保证可靠性的前提下提高保护速动性。基于 PSCAD 仿真平台搭建调相机接入电网模型进行验证, 结果表明所提失磁保护方案无须采集转子侧电气量, 识别准确, 面对新能源接入和未知扰动时仍具有优良的适用性。

关键词:调相机; 失磁保护; 测量阻抗轨迹; 多核支持向量机 (MKL-SVM); 两阶段识别; 泛化能力

中图分类号: TM772

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2024)02-0218-11

0 引言

特高压直流输电技术已成为解决新能源大规模输送问题的重要手段^[1], 但要求电网能够提供足够的动态无功和惯量支撑, 以保证系统在面对复杂多变的运行环境时仍具有稳定性^[2-3]。相对于静止无功补偿装置和静止同步补偿器等电力电子设备, 大型同步调相机不仅能够通过快速励磁灵活地实现大容量无功的发出和吸收, 还能够提高系统的短路比和惯量, 因此在特高压直流输电送端、受端被广泛应用^[4-5]。

调相机励磁系统故障会直接恶化工作性能, 并危及本体安全和电力系统稳定。由于调相机的运行方式与发电机差异较大, 前者失磁之后不会异步运行, 失磁故障特征与低励运行相似, 现有的调相机失磁保护无法应用传统的定子阻抗判据, 只能依靠低电压与无功反向判据来设计动作逻辑。文献[6]根据失磁故障后励磁电源输出的测量励磁电流与实际励磁磁动势对应的实际励磁电流值存在明显差异的特征, 引入差异指标并结合系统电压水平来设计失磁保护判据。文献[7]利用系统电压结合定子内电势及励磁电压, 分别构造了定子侧平面及转子侧平面, 在此基础上提出双曲线函数的动作特性曲线和相速率检测器, 消除了部分系统高电压情况下的死区, 但低门槛定值的整定仍存在模糊性。文献[8]深入分析正常运行与各种具体失磁故障下

励磁电压瞬时值的变化规律, 提出新的励磁电压计算指标以构成失磁保护判据, 方案提高了一定的速动性和准确性, 但是否能够适应故障形式的多样化还有待进一步探讨。以上研究方案针对一些具体的场景取得了良好的效果, 但方案均须采集转子侧和定子侧电气量, 且这种通过静态阈值判据的方案仍不能可靠区分深度进相与全失磁故障, 并且在系统高电压情况下发生部分失磁时可能拒动^[7], 测试场景和手段扩展性较低, 面对系统复杂的运行工况是否仍具有良好的适用性值得进一步验证。因此, 调相机失磁保护方案有待进一步调整和优化。

考虑到电力系统实际运行过程中面临的不确定性, 许多学者引入数据驱动技术应用在电力系统控制与保护中, 并且取得了良好的应用效果^[9-12]。尤其人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术在面对机理型模型难以精确构建和应用的问题时, 能够从数据角度总结出规律, 生成经验模型, 并且能够随着数据的变动对模型进行调整优化, 显著增强了保护的适用性^[13-14]。国外的一些研究已经将数学理论基础深厚、解释性强的传统机器学习引入同步发电机失磁保护中, 文献[9]基于测量阻抗动态轨迹中利用支持向量机 (support vector machine, SVM) 对失磁故障进行识别; 文献[10]简要说明了所提基于 SVM 的发电机失磁保护方案仍适用于同步调相机; 文献[11-12]提出基于轨迹识别的同步发电机失磁保护方案, 且文献[12]构建兼顾全局和局部信息的多核支持向量机 (multiple kernel learning support vector machine, MKL-SVM) 保护判别模型, 保护性能

收稿日期: 2023-09-10; 修回日期: 2023-11-27

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (2021YFB1600200)

具有很大的优越性,同时具有很好的泛化能力,然而保护是否适用于调相机还有待进一步检验。以上基于 AI 的保护方案虽未能应用到实际工程中,但为提升调相机失磁保护的性能提供了新的思路。

现有调相机失磁保护依据静态阈值物理量区分失磁故障与其他工况,只关注失磁造成的结果而忽略失磁后的动态过程,而测量阻抗轨迹恰恰能够反映出系统的功率输送情况,表明系统的运行状态^[15-16]。因此,分析测量阻抗轨迹的运动规律,在此基础上构建基于机器学习算法的调相机失磁保护方案是一种可行的手段。文中提出一种基于 MKL-SVM 的调相机测量阻抗动态轨迹识别的失磁保护方案。首先分析了现有失磁保护存在的问题,指出定子阻抗判据不适用于调相机的原因;其次,从模值、方向和速度等运动学角度提取典型的扰动振荡、电压突降、正常调节与失磁测量阻抗轨迹的时域特征,进一步利用统计学指标构造出特征空间;然后,以可变权重的核函数组合训练 MKL-SVM 模型,并结合基于分类函数距离的两阶段识别策略以提升可靠性;最后,基于 PSCAD 仿真平台搭建调相机接入直流送端电网进行验证,结果表明,基于 MKL-SVM 的小样本失磁保护方案仅须采集定子侧电气量,能够兼顾动态与静态信息,保护性能优越,且不受系统参数的影响,具有优良的泛化能力。

1 传统失磁保护定子阻抗判据应用于调相机的问题

同步发电机失磁保护广泛采用定子阻抗判据,然而调相机的运行方式与发电机差异较大,无功进相能力强且失磁后不会进入异步运行,因此定子阻抗判据是否能应用于调相机有待具体分析。以单机-无穷大系统为例,同步调相机吸收的有功功率 P 在失磁前后基本为一负常数,得到调相机的机端测量阻抗^[17-18]为:

$$Z = \frac{\dot{U}_f}{\dot{i}} = \frac{U_s^2}{P - jQ} + jX_s = \frac{U_s^2}{2P} + jX_s - \frac{U_s^2}{2P}(-e^{j\varphi}) \quad (1)$$

式中: $\varphi = 2\arctan(Q/P)$; P 、 Q 分别为调相机输出有功、无功; \dot{U}_f 、 U_s 、 \dot{i} 分别为机端电压、系统电压和调相机输出电流; X_s 为系统电抗。

由式(1)可知,同步调相机在失磁前后的机端测量阻抗的变化轨迹为圆,半径与 P 呈反比,轨迹从第 II 象限沿着轨迹圆过渡到第 III 象限,理论上稳定于一点,但是否能够进入阻抗圆动作区须根据初

始运行点和失磁类型具体分析。典型的失磁故障包括励磁绕组短路、灭磁开关跳闸而转子线圈经灭磁电阻短接、整流器的交流测故障(触发脉冲丢失或励磁调节器故障)等,从故障的表现形式可以分为全失磁(开路和短路失磁)和部分失磁,励磁等效回路及故障设置见文献[3]。因调相机不会失步,由式(1)可知,在 P 保持一定的前提下,调相机连续的无功功率则对应测量阻抗平面上连续的点。当发生部分失磁时,调相机稳态运行点可能会大大远离虚轴,如图 1 中的 A 点所示,此时传统定子阻抗判据无法动作;由于调相机进相能力强,在进相满载时的励磁电压接近于 0,所以此时的运行状态表现在测量阻抗平面上与全失磁十分接近,如图 1 中的 B、C 点所示,此时阻抗判据将会误动。综上,阻抗判据无法应用的本质原因是调相机的失磁故障类似正常运行的欠励,调相机发生失磁故障的结果与正常进相运行状态在阻抗平面上的表现一致或十分相近,基于静态阈值动作区的阻抗判据无法区分。

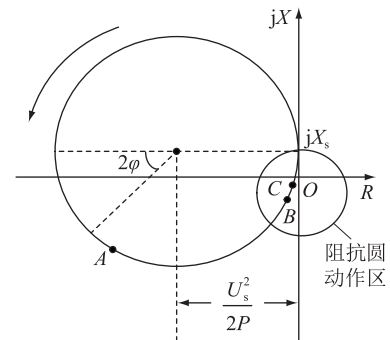


图 1 调相机失磁测量阻抗轨迹

Fig.1 Loss of excitation measurement impedance trajectory of condenser

鉴于定子阻抗判据不再适用,目前的调相机失磁保护都是引入转子侧电压,由低电压及无功反向判据构成。由于调相机的进相能力远强于同步发电机,当系统高电压时调相机运行于深度进相工况,其励磁电压可低至现有失磁保护励磁低电压阈值以下,无功反向也会接近整定值,极易误动;对于部分失磁,转子低电压判据无法确定是否动作,存在拒动问题;另外若励磁电压整定值过低,当发生全失磁故障时,由于励磁电压测量误差的存在,保护也可能拒动^[6-7]。事实上,转子侧电压易受干扰也会造成实际保护应用效果有所折扣。

总结现有失磁保护的应用情况,相应判据建立在一定机理分析的基础之上,但仅靠转子电压、定子无功的静态阈值无法精确反映调相机的运行情况,故障与正常运行工况形成的结果存在混叠。因此可以从调相机失磁与其他工况的动态过程出发,

寻找能够准确区分二者的电气或物理量,而一些系统状态量则可以作为辅助判据用以提升适用性及可靠性。考虑到机端测量阻抗的全程变化轨迹蕴含着大量的运行信息,其间接地表明了有功、无功的变化情况,借助此动态过程可进一步区分出正常运行状态和各种扰动。

2 调相机机端测量阻抗变化规律

2.1 测量阻抗平面轨迹

除失磁故障这类扰动外,电力系统运行过程中常见的扰动有发电机、变压器和线路等元件故障的发生和切除以及大负荷的投切等,而任何扰动造成的最明显的外在表现即为功率的变化。由于机端测量阻抗间接反映了功率的输出情况,因此引入测量阻抗轨迹就要将失磁扰动与稳态、短路以及其他各种形式的扰动振荡(文中所述扰动振荡均表示非失磁扰动振荡)区分开。由于同步调相机不会进入异步运行,所以这里不必考虑非同期振荡。

为了探究各种典型工况下的机端测量阻抗轨迹演变规律,在单台调相机经升压主变接于无穷大系统上对各种工况下的测量阻抗轨迹进行仿真。大型调相机和系统参数见文献[3]和文献[6],调相机在失磁、短路和其他工况发生前稳定运行在迟相和进相状态。图2为全失磁与部分失磁故障下的测量阻抗轨迹变化情况。分析可知,全部失磁与部分失磁的轨迹几何层面上只存在长短的差别,其运动路径方向一致,仿真结果与理论分析相符。

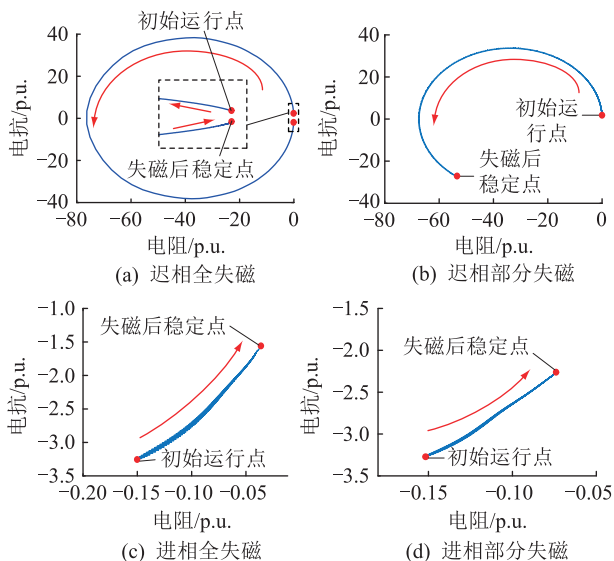


图2 全失磁以及部分失磁下的测量阻抗轨迹

Fig.2 Measurement impedance trajectory under total loss of excitation and partial loss of excitation

对于电力系统大扰动,以定子主变高压侧三相

金属性短路为例,设短路时间为0.05 s,随后故障消失,系统继而会产生振荡,调相机过励与欠励运行方式下的测量阻抗变化轨迹如图3所示。

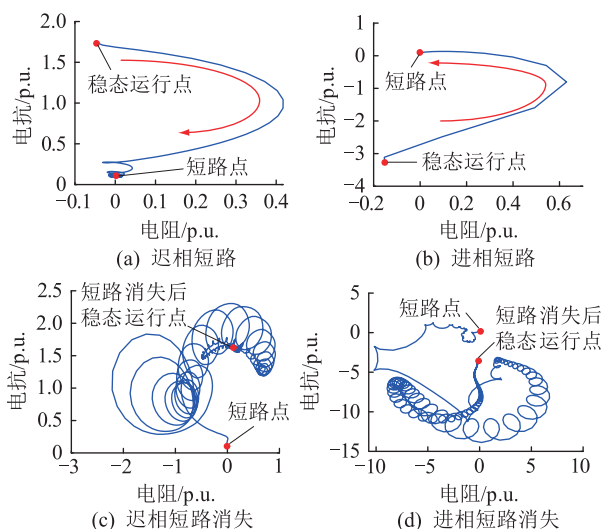


图3 短路扰动下的测量阻抗轨迹

Fig.3 Measurement impedance trajectory under short-circuit disturbance

此外,当电压突升或突降时,励磁系统会发挥强励作用从而迅速改变无功;至于调相机稳态调节,包括正常过励及欠励,也会以一定速度改变无功。以上工况的测量阻抗轨迹如图4所示,可以看到,测量阻抗轨迹路径与失磁相似,需要从动态时序的角度进行分析。

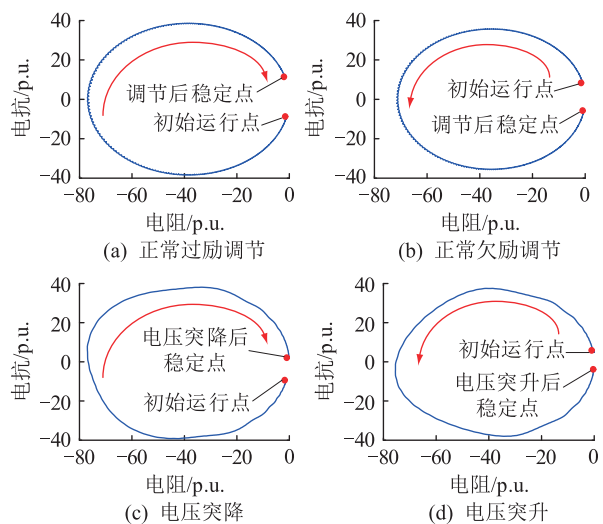


图4 励磁系统在不同工况时的测量阻抗轨迹

Fig.4 Measurement impedance trajectory of excitation system during different operating conditions

2.2 轨迹运动时序特点

对于二维平面上的静态测量阻抗轨迹,为了分析其动态特点,必须寻找能够准确刻画其运动规律的时间序列。一般来说,通过位移、运动方向角、速

度、加速度等属性可实现对轨迹的动态分析,从而在准确还原轨迹时空信息的基础上发现其演变规律^[19]。

阻抗模值与方向时间序列能够准确还原轨迹的路径,是描述轨迹最基本的时序特征。在固定的时窗长内,采用全波傅里叶算法获得机端工频电压 \dot{U}_k 和电流 \dot{I}_k ,从而得到时间间隔 Δt 的测量阻抗序列 $Z = \{Z_k\}, k = 1, 2, \dots, n$, 则阻抗模值的计算公式为:

$$z_k = |Z_k| = |\dot{U}_k / \dot{I}_k| \quad (2)$$

选取测量阻抗运动方位角特征序列 α_k 来描述轨迹方向的变化情况,其表明了轨迹在每个位置相对于理论轨迹圆心的方向转变情况,计算公式为:

$$\alpha_k = \begin{cases} \beta_k & \beta_k \geq 0 \\ \beta_k + 2\pi & \beta_k < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\beta_k = \arg(Z_k - Z_{cen}) \quad (4)$$

式中: Z_{cen} 为根据同步调相机的输出有功 P 和额定电压估计的轨迹圆心测量阻抗相量,为了便于计算,可设 $Z_{cen} \approx 1/(2P)$ 。此外当轨迹较短时方位角的变化可能会不明显,于是定义运动方向角 ρ_k 为轨迹序列点相对于初始运行点 Z_1 的角度变化,其计算方式同 α_k 。

运动方位角和运动方向角特征虽能表明轨迹路径方向的变化情况,但是调相机正常欠励调节时与失磁故障的轨迹是相似的。然而根据实际工程可知,调相机进行稳态调节时的速度和发生失磁故障的无功变化速度分别为秒级和毫秒级^[7],因此通过阻抗轨迹变化速度可以区分正常调节以及强扰动,即速度可以表明系统受各种扰动影响的深度。正常调节下,无功变化速度相对平缓,若发生强扰动(包括失磁故障和其他扰动),系统会经历暂态过程,此时测量阻抗轨迹初始速度会很大。测量阻抗序列的速度序列计算公式为:

$$v_k = \frac{1}{\Delta t} |Z_{k+1} - Z_k| \quad (5)$$

不同扰动及正常调节(以最快调节速度 8 Mvar/s 为例)过程中的特征时间序列变化如图 5 所示。

综合理论与仿真结果可得到以下结论:

(1) 振荡的特征时间序列具有周期性,而失磁故障的特征时间序列具有单调性。

(2) 失磁故障的方位角和方向角时间序列变化趋势与欠励调节相同,与过励调节相反。

(3) 无论是正常调节还是失磁故障,测量阻抗轨迹初始速度均与阻抗模值呈正相关,无功在零值

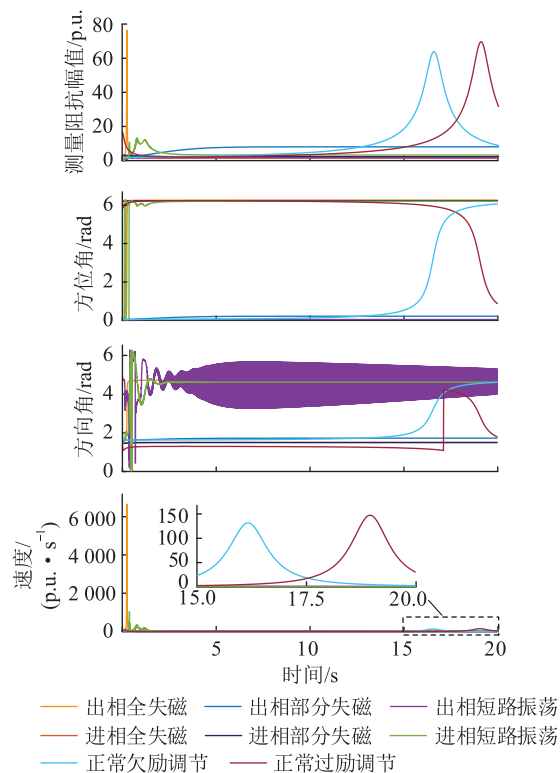


图 5 测量阻抗轨迹时序特征量

Fig.5 Time series characteristic quantity of measurement impedance trajectory

附近或过零时的轨迹速度都很大,但在相同初始运行点下的正常调节的测量阻抗轨迹速度仍远小于失磁故障。

综上,为了弥补现有失磁保护只关注局部阈值信息的缺陷,在静态信息的基础上,增加失磁故障测量阻抗轨迹演变规律是可行的。

3 基于 MKL-SVM 的调相机失磁保护

3.1 轨迹特征提取

首先考虑非失磁扰动造成的功率波动情况,当设置的时窗长度包含一个振荡周期以上时,因振荡存在周期性,其振荡方位角将往复运动,而失磁故障发生时其测量阻抗轨迹将单调变化,并且运动轨迹基本上位于测量阻抗轨迹圆上或是其一部分。由此根据得到的测量阻抗幅值求取其与其轨迹圆中心点的距离值,进而求取方差 $S_{\Delta z}^2$ 来描述数据序列的动态波动性。距离计算公式为:

$$\Delta z_k = |Z_k - Z_{cen}| \quad (6)$$

显然,失磁故障下得到的测量阻抗幅值方差将小于振荡。为了区分出特殊情况下的等幅振荡,引入方位角导数的最小值 $D_{\alpha, \min}$, 计算表达式为:

$$D_{\alpha, \min} = \min_{k \in [1, n-1]} \left\{ \frac{\alpha_{k+1} - \alpha_k}{\Delta t} \right\} \quad (7)$$

对于失磁故障,其测量阻抗运动方位角将单调递增,因此 $D_{\alpha,\min}$ 始终会大于 0;而此时振荡由于周期性,其运动方位角导数最小值必定小于 0。根据以上 2 个特征能有效区分非失磁扰动振荡。

因失磁故障与过励调节的轨迹运动方向相反,所以运动方位角序列大小变化趋势呈相反的特点,即运动方位角的导数的正负性是相反的,可取时窗内运动方位角导数的均值 $D_{\alpha,\text{av}}$ 作为特征量,计算公式如下:

$$D_{\alpha,\text{av}} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^{n-1} \frac{\alpha_{k+1} - \alpha_k}{\Delta t} \quad (8)$$

事实上,当发生系统电压突降时,机端测量阻抗轨迹与过励调节的轨迹运动方向是相类似的。考虑轨迹靠近 $R-X$ 平面的 X 轴且长度相对较短的情况,方位角的变化虽不明显,但失磁后方向角始终位于第 I 或 II 象限,而发生过的励或系统电压突降时,轨迹方位角始终位于第 III、IV 象限,所以可直接将方向角的均值 μ_ρ 作为特征量。因此通过 $D_{\alpha,\text{av}}$ 和 μ_ρ 可以躲开过励调节和系统电压突降的工况。

在调相机相同初始运行点下发生失磁的速度均远大于正常调节的速度,所以可通过求取速度序列,进一步得到速度的最大值作为特征量,以此来区分正常欠励调节。速度最大值的计算表达式为:

$$v_{\max} = \max_{k \in [1, n]} \{v_k\} \quad (9)$$

当采取速度最大值作为躲开正常欠励调节的特征量时,须考虑以下 2 种情况。低负载下正常欠励调节在所截取的时窗内的 v_{\max} 仍可能大于高负载时较轻的部分失磁,尤其是进相运行时发生失磁故障和高负载率下正常欠励调节时轨迹均较短,速度最大值较为接近。针对以上情形,根据 2.2 节结论(3),首先可用轨迹初始模值 z_1 来表示初始运行点信息;此外,对于轨迹过短的情况,可在速度序列的分布上从统计学角度进行考虑。因正常调节为一种稳态调节,过程较为平缓,而失磁属于一种电力系统扰动,扰动发生时具有暂态特性,所以从在固定时窗内的测量阻抗速度大小分布来说,失磁时速度较大值分布稀疏,较小值分布密集,而正常调节则相反。因此引入速度偏度来表征这种速度分布差异,偏度^[20]的计算公式为:

$$\eta_v = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^{n-1} \left(\frac{v_k - \mu_v}{\sigma_v} \right)^3 \quad (10)$$

式中: μ_v 、 σ_v 分别为速度序列的均值和标准差。

将通过测量阻抗轨迹分析而提取的 $S_{\Delta z}^2$ 、 $D_{\alpha,\min}$ 、 $D_{\alpha,\text{av}}$ 、 μ_ρ 、 v_{\max} 、 z_1 、 η_v 共 7 个特征量作为识别失磁与其他扰动振荡以及正常调节的输入信息,

每个特征量所起的作用如图 6 所示。对于失磁识别模型,构造出单个样本的失磁识别模型的输入特征向量为:

$$\mathbf{x} = [S_{\Delta z}^2 \ D_{\alpha,\min} \ D_{\alpha,\text{av}} \ \mu_\rho \ v_{\max} \ z_1 \ \eta_v]^T \quad (11)$$

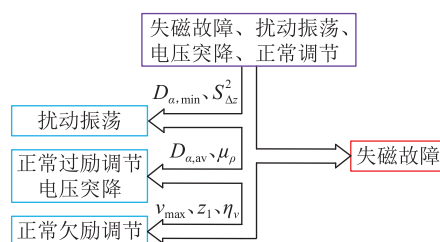


图 6 各输入特征的作用

Fig.6 Role of input features

3.2 基于 MKL-SVM 的两阶段识别策略

设含 m 个训练样本的集合 $\{(\mathbf{x}_i, y_i) \in \mathbf{R}^7 \times \{1, -1\}, i = 1, 2, \dots, m\}$, \mathbf{x}_i 为样本; y_i 为样本标签; $\{1, -1\}$ 中 1 为失磁标签, -1 为非失磁标签。非线性 SVM 通过非线性映射 $\{\mathbf{x} \in \mathbf{R}^7 \rightarrow \Phi(\mathbf{x}) \in \mathbf{F}\}$ 寻找最优分类超平面 $\omega^T \Phi(\mathbf{x}) + b = 0$ 实现分类 (\mathbf{F} 为映射后的特征向量空间)^[21], 得到的 MKL-SVM 模型表达式为:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\omega^T \Phi(\mathbf{x}) + b) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^m \lambda_i y_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \right) \quad (12)$$

式中: $\lambda_i \in [0, C_\lambda]$ 、 b 分别为在模型训练过程中确定的拉格朗日乘子和偏置系数,其中 C_λ 为惩罚系数; $f(\mathbf{x}) \in \{-1, 1\}$ 为输出的模型识别结果; $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 为核函数; ω 为法向量; $\Phi(\mathbf{x})$ 为将 \mathbf{x} 映射后的特征向量。

核函数的选择与构造决定模型的学习能力和泛化能力。为了能够兼顾全局与局部核函数的优势,以核函数的加权组合作为多核函数^[12,22], 设 $\varepsilon \in [0, 1]$ 为多核函数权重系数,则多核函数表示为:

$$K_m(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varepsilon K_R(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + (1 - \varepsilon) K_P(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (13)$$

式中: $K_R(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 为径向基 (radial basis function, RBF) 核函数; $K_P(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 为 Poly 核函数。

由式(12)得到在特征核空间中的分类距离为:

$$L(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m \lambda_i y_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (14)$$

由 3.1 节分析可知,接近满载下正常调节以及进相失磁故障的测量阻抗轨迹长度均较短,二者特征差异可能不明显。设置样本点到分类函数边界的对称距离区间 $[-l_{\text{dist}}, l_{\text{dist}}]$, 其中 l_{dist} 为不大于 1 的正数。当 $L(\mathbf{x}) \in [-l_{\text{dist}}, l_{\text{dist}}]$ 时,即当样本点落入分

类边界区间内时,延长时窗进行第二次识别。即分别截取长短时窗提取样本轨迹特征并训练 2 个 MKL-SVM 识别模型,这样在短时窗内便可将轨迹长度较长的失磁故障准确识别出来,而前述轨迹较短的 2 种情况则可在长时窗内被识别出来。对于前述轨迹较短的情况,失磁保护的速动性要求也较低,尤其当系统处于高电压状态,调相机发生失磁故障时,短时间内不仅不会对系统造成危害,还有利于系统的电压稳定^[3]。因此所提两阶段识别策略不仅可以提高保护可靠性,还可以保证在保持调相机和系统安全稳定的前提下最大程度地发挥调相机的无功平衡功能。

在训练 MKL-SVM 的过程中,须确定的参数有 Poly 核函数参数 d 、惩罚系数 C_λ 、多核函数权重系数 ε 以及 RBF 参数 $\gamma=1/(2\sigma^2)$,其中 d 取经验值 2,其他参数须通过优化算法来确定。文献[23]通过理论与实例说明了所提出的海洋捕食者算法(marine predators algorithm, MPA)在元启发式群智能优化算法领域中性能优势明显,为了进一步有效提升优化算法的性能,文中采用改进海洋捕食者算法(improved marine predators algorithm, IMPA),具体改进策略参考文献[24]。

3.3 失磁保护的实现框架

保护中断程序分为启动程序、闭锁程序和判别程序,只有启动程序满足,判别程序才会执行,闭锁程序不满足时,保护才能动作。

3.3.1 保护判别程序的执行条件

当调相机运行在稳态状态时,其测量阻抗的速度将远远小于扰动发生的初始速度,由此可设定判别程序开放执行条件为:

$$\frac{1}{\Delta t} |Z_t - Z_{t,\Delta t}| > v_{\text{set}} \quad (15)$$

式中: Z_t 、 $Z_{t,\Delta t}$ 分别为该时刻、时间间隔 Δt 的上一时刻的实时测量阻抗; v_{set} 为速度定值。速度定值按照调相机最大容量运行时可能发生的最轻的失磁故障整定,这一步可以从一定程度上避开电力系统小扰动对保护的影响。

3.3.2 保护判别程序出口的闭锁条件

当系统电压突升时,调相机若进入强减励状态,则测量阻抗轨迹将可能与失磁故障相同,所以为了避开此种情况,并考虑瞬时的电压波动,可设定判别程序的闭锁条件为:

$$\frac{U_t - U_{t,\Delta T}}{U_t} > \Delta U_{\text{up,set}} \quad (16)$$

式中: ΔT 为所截取的时窗长度; U_t 、 $U_{t,\Delta T}$ 分别为判

别开放程序满足时刻、以 ΔT 为时间间隔之前时刻量测到的电压大小; $\Delta U_{\text{up,set}}$ 为电压变化定值百分数且大于 0。

设置此闭锁程序后,电压突升以及正常过励调节导致电压上升时,判别程序的出口均可靠闭锁,闭锁条件不满足时经短时窗可靠返回。当正常过励调节过程中系统电压仍继续降低或不变时,判别程序才会完成识别后出口动作。

3.3.3 保护判别程序

当启动程序满足时,执行保护判别程序,利用固定时窗内所存储的采样值计算特征量并输入式(13)、式(14),即可输出识别结果并判断是否位于对称距离区间内,决定是否进行下一步识别,在出口未被闭锁的情况下继而发出相应指令。

3.3.4 保护动作逻辑

对于经短时窗识别出的失磁故障,保护出口应为断开断路器,对于经长时窗识别出的失磁故障,往往为部分失磁或者深度进相失磁,对系统危害较小,保护出口可设置为告警。据此,包含离线训练和在线识别 2 个环节的调相机失磁保护的实现框架如图 7 所示。

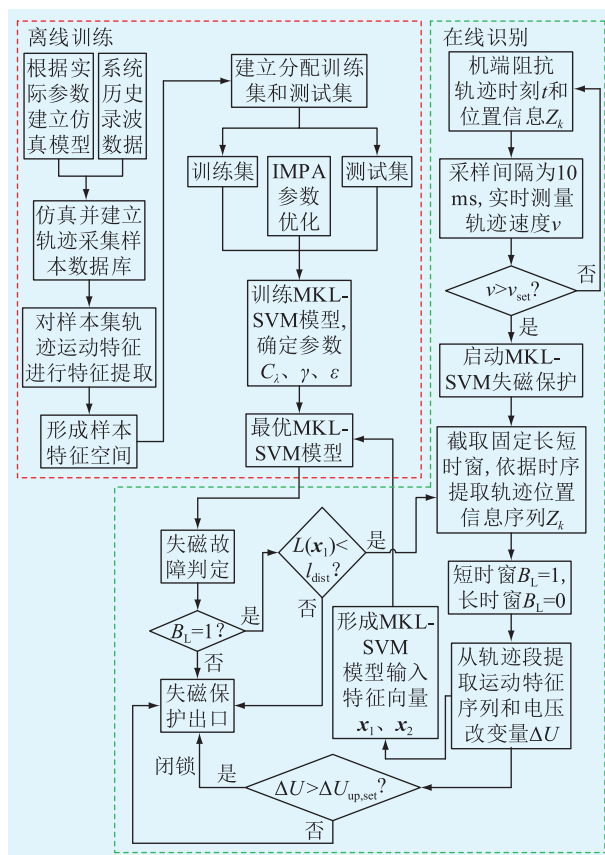


图 7 基于 MKL-SVM 的失磁识别模型训练与测试流程
Fig.7 Training and testing process of loss of excitation identification model based on MKL-SVM

值得说明的是,对于时窗 ΔT 的选择,考虑到转子失磁衰减时间常数介于定子短路时转子绕组的时间常数 T'_d 和定子开路时转子绕组的时间常数 T_d 之间^[17],在满足保护速动性的同时又能提取到较完整的失磁阻抗轨迹,建议设置的时窗下限应不小于 T'_d ,一般调相机的 T'_d 约为 1~2 s,而时窗的上限值应根据系统及调相机本体的安全要求灵活确定。序列时间间隔则考虑可能发生的最小振荡周期为 T_{ps0} ,即 $\Delta t < T_{ps0}/2$ 。识别模型经线下训练后仅保留 2 个确定的函数(式(12)与式(14)),因此只要将函数表达式添加到保护装置中便可实现在线识别,无须增设额外的保护装置^[25-26]。此外,通过设置布尔值 B_L 来区分短时窗和长时窗识别流程。

4 算例分析

为了验证所提失磁保护方案的有效性,采用 PSCAD/EMTDC 搭建了大型调相机接入直流换流站仿真模型,模型参数及结构见文献[3],其中送端系统等效为 1 kA 电流源。

4.1 算例介绍

根据调相机的运行特点,将低负载率区间 $[-0.1, 0.1]$ 以 0.01 p.u. 的间隔设置仿真工况,高负载率区间 $[-0.5, -0.2] \cup [0.2, 1.0]$ 以 0.1 p.u. 的间隔设置仿真工况。在以上各种负载下设置失磁故障与非失磁工况,输入的工况种类如表 1 所示。

表 1 输入工况的设定

Table 1 Setting of input working conditions

工况类型	工况设定	样本数
失磁	开路失磁;经不同电阻短路失磁; 部分失磁:励磁电压分别为 0.1 p.u.、0.3 p.u.、0.6 p.u. (以失磁前的励磁电压为基准值)	34×9=306
短路振荡	机端三相短路:0.05 s、0.10 s、0.15 s	34×3=102
正常调节	过励调节、欠励调节: 速度 6~8 Mvar/s	348
电压突降	分别在 0.5 s、1 s 的时限内 突降幅度 1%、5%、10%	34×6=204

其中,失磁故障中最轻的故障程度为稳态励磁电压大小的 60%;设置三相短路作为引起电力系统振荡的大扰动,短路经历不同的时间随后消除;正常调节分别从出相满载持续欠励调节至进相满载和从进相满载持续过励调节至出相满载,其调节速度均取实际调节速度的最大值 6~8 Mvar/s,对正常调节的低负载率区间和高负载率区间分别以 0.1 s 和 0.5 s 的时间间隔设置样本初始运行点;另外由于设置了电压突升闭锁程序,只设置在短时限内的电

压突降工况,电压突升工况不在样本考虑范围之内。值得注意的是,在欠励满载下因励磁电压几乎接近于零值,所以不设置部分失磁故障。

在上述的条件下,共计产生 960 组仿真样本。将全部样本按照 5:1 的比例随机划分训练集与测试集,设置特征计算时窗的范围为 1~3 s,时窗间隔为 0.5 s,并对其进行归一化处理,将求得的特征矩阵输入 MKL-SVM 进行训练,模型参数 C 、 γ 的设定范围分别为 $[0, 100]$ 、 $[0, 1\ 000]$,在此基础上利用 IMPA 对 MKL-SVM 进行参数寻优。在模型的训练过程中,采用 5 折随机交叉验证的方法确定最优参数,训练过程如图 8 所示。

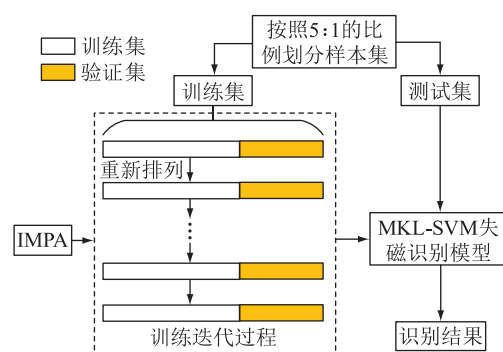


图 8 MKL-SVM 失磁识别模型训练与测试过程
Fig.8 Training and testing process of MKL-SVM loss of excitation recognition model

IMPA 的种群数设为 20,最大迭代次数为 150,适应度函数则为交叉验证的平均准确率。此外,设置 IMPA 的初始化参数与 MPA 一致,给出 1 s 和 2.5 s 时窗下的 IMPA 与 MPA 的优化收敛过程,如图 9 所示,可知 IMPA 的初始种群质量和收敛情况均优于 MPA。

4.2 算例测试

为了更好地评估训练模型的性能,除准确率 λ_{acc} 外选择查准率 λ_{pre} 、查全率 λ_{rec} 以及 F_1 值作为评估指标,其计算公式见文献[10]。查准率 λ_{pre} 侧重于表现保护误动的概率;查全率 λ_{rec} 侧重于表现保护拒动的概率; F_1 指标为针对失磁样本查准率和查全率的调和平均值,能够综合考虑保护性能。

不同时窗下的训练准确率 $\lambda_{acc,v}$ 以及测试集测试相应评估指标如表 2 所示,同时输出 1 s 与 2.5 s 时窗下测试样本的距离值 L ,如图 10 所示,其中 L_{dist} 设为 1。分析可知,短时窗下位于分类边界区间内的或者被误分类的均为轨迹较短的深度进相失磁故障与正常欠励调节,含有 160 个样本的测试集在较短时窗下的识别结果中均有一个进相欠励调节样本被误判为失磁故障,即此时保护不会拒动,有可能误动,但因其位于分类边界区间内,根据所提

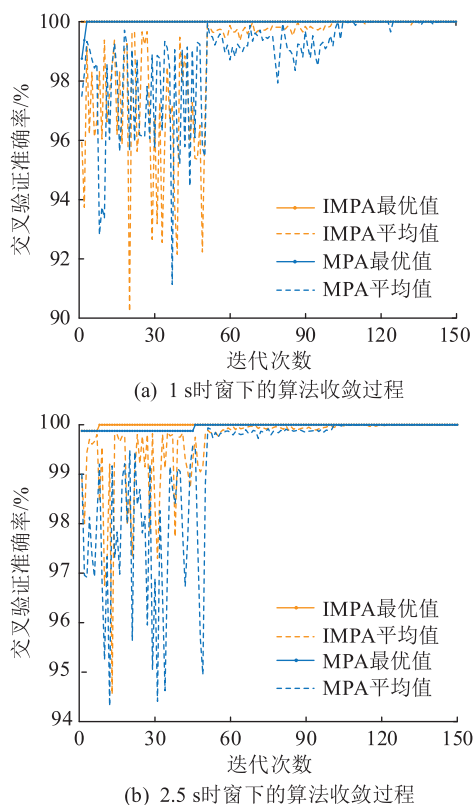


图9 1 s与2.5 s时窗下IMPA与MPA的优化收敛过程

Fig.9 Optimal convergence process of IMPA and MPA under windows for 1 s and 2.5 s

双时窗识别方案会在长时窗下进行第二次识别。随着时窗的增加,二者测量阻抗轨迹速度分布差异增大,|L|增大,模型验证集准确率均值 $\lambda_{acc,v}$ 以及测试集准确率 $\lambda_{acc,t}$ 均最终达到100%,第一次的错误识别结果得到修正。

表2 失磁识别模型训练及测试结果
Table 2 Training and test results of loss of excitation recognition model

时窗/s	$\lambda_{acc,v}/\%$	$\lambda_{acc,t}/\%$	$\lambda_{pre}/\%$	$\lambda_{rec}/\%$	F_1
1.0	99.88	99.38	98	100	98.99
1.5	99.88	99.38	98	100	98.99
2.0	99.88	99.38	98	100	98.99
2.5	100	100	100	100	100
3.0	100	100	100	100	100

为了更好地说明所选特征的作用,依据图3 输出2.5 s时窗下失磁区分其他非失磁工况的归一化前的关键特征空间,如图11所示。由此可见,在相应的特征空间内失磁故障与扰动振荡、电压突降、正常过励调节工况位置差异明显,至于深度进相下的失磁故障与正常欠励调节工况,限于篇幅,特征之一测量阻抗初始模值未展现,另外2个特征差异相对较小,但仍然可以被正确分类。事实上,文中

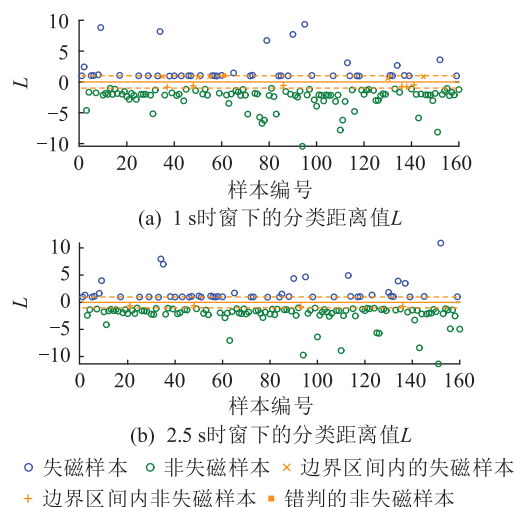


图10 1 s与2.5 s时窗下测试集核空间分类距离值
Fig.10 Classification distance value of kernel space of test set under windows for 1 s and 2.5 s

所取的正常调节样本均取实际工程中最快的调节速度,对于这种在工程实际运行中基本无法正确识别的深度进相失磁故障,文中提出的模型依然能够正确识别,证明所提方案性能优于传统失磁保护。

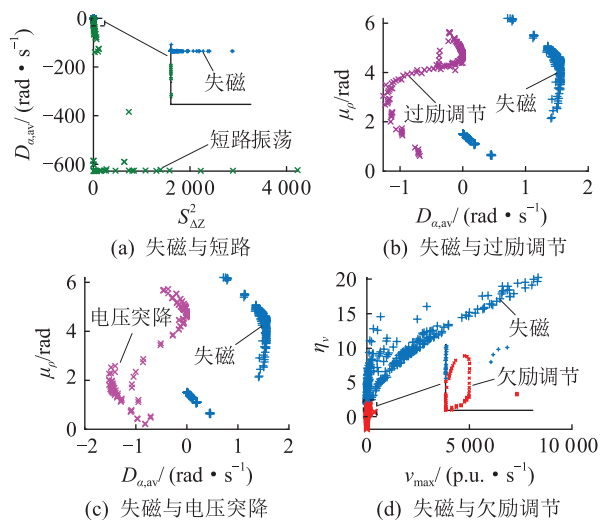


图11 2.5 s时窗下测试集特征分布
Fig.11 Feature distribution of test sets under windows for 2.5 s

4.3 泛化能力分析

模型训练过程须采用一定量的样本,为了避免训练的繁琐性,增强方案的实用性,须测试模型的泛化能力,即通过改变系统参数、结构以及运行扰动工况评估其应对电网运行环境变化时的适用性。

(1) 系统参数及结构改变。实际运行中,系统参数和结构可能发生一定的变化,因此利用仿真平台对系统的参数和结构进行更改,具体包括:① 改变线路参数;② 改变系统容量;③ 改变直流侧电压为 ± 800 kV;④ 接入100 MW的风电系统。

(2) 扰动类型设置及改变。设置其他电力系统扰动类型,包括:① 经过渡电阻短路,短路过渡电阻为 50 Ω;② 断线故障;③ 电力元件投切,投切经升压变压器的交流系统。

通过设置上述 7 种场景得到泛化测试集,共形成仿真样本 192 组。分别设置 MKL-SVM 的核函数权重为 0 和 1,即 MKL-SVM 转化为单核 SVM 进行训练,训练过程只须优化 C_A 、 γ 。泛化测试集在时窗 2.5 s 下提取特征,并根据训练集特征上下限值归一化后分别输入先前训练好的 MKL-SVM 和单核 SVM,最终得到的 MKL-SVM 以及单核 SVM 的泛化能力测试结果如表 3 所示,输出泛化测试集样本在各个识别模型下的特征空间距分界函数的距离值,如图 12 所示。由此可知,采用多核函数构成的 MKL-SVM 能够兼顾全局信息以及局部信息,对未知的场景能够有更好的适应性,泛化测试集准确率均能达到 100%。

表 3 不同识别模型的泛化能力测试结果
Table 3 Test results of generalization ability of different recognition models

识别模型	$\lambda_{acc}/\%$	$\lambda_{pre}/\%$	$\lambda_{rec}/\%$	F_1
MKL-SVM	100	100	100	100
RBF-SVM	97.92	93.75	93.75	93.75
Poly-SVM	70.31	35.96	100	52.89

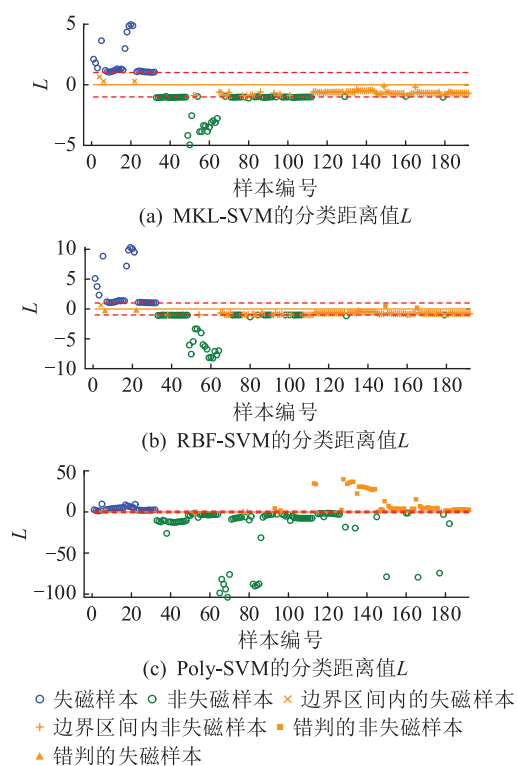


图 12 不同识别模型下的核空间分类距离值
Fig.12 Classification distance value of kernel space of different recognition models

综上所述可知,对于电力系统的其他强扰动,其本质上均会引发系统振荡,所提取的特征与短路引发的系统振荡工况所提取的特征表现相似,而失磁故障独有的测量阻抗轨迹特征则基本不受系统参数的影响。

5 结论

在特高压直流输电送受端系统中,调相机安全运行对于维持系统无功平衡和稳定具有重要意义,而常见的失磁故障具有不可忽视的危害性。文中为了弥补传统失磁保护仅利用静态阈值信息的缺陷,提出了基于测量阻抗动态轨迹的新型失磁保护方案,为构建人工智能型失磁保护提供了借鉴。

(1) 从运动学的角度分析了调相机失磁与非失磁工况的测量阻抗轨迹序列,引入统计学指标进一步提取可解释性强的特征量。

(2) 构建的兼顾全局与局部信息的 MKL-SVM 失磁保护模型结合两阶段识别策略能够极大地提升保护的可靠性。

(3) 所提失磁保护方案仅须采集定子侧电气量,不受系统参数改变的影响,最快能在 1 s 内准确识别出失磁故障,并且在面对未知扰动的情况下仍具有较强的适用性。

参考文献:

[1] 王少雄,潘学萍,颜君凯,等. 大容量调相机参与下特高压交直流电力系统稳态电压协同控制[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(24):120-127.
WANG Shaoxiong, PAN Xueping, YAN Junkai, et al. Coordinated control of steady-state voltage for UHVDC/AC power systems with large-scale synchronous condenser integration [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(24): 120-127.

[2] 郑涛,余青蔚,詹荣荣,等. 调相机接入对发电机失磁保护的影响[J]. 电力系统保护与控制,2018,46(4):50-56.
ZHENG Tao, YU Qingwei, ZHAN Rongrong, et al. Impact of synchronous condenser access on generator loss of excitation protection [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(4): 50-56.

[3] 郭智琳,郝亮亮,陈争光,等. 调相机失磁特性及其对直流系统的影响分析[J]. 电力系统自动化,2019,43(20):130-137.
GUO Zhilin, HAO Liangliang, CHEN Zhengguang, et al. Analysis on excitation loss characteristics of synchronous condenser and its influence on direct current system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(20): 130-137.

[4] 金一丁,于钊,李明节,等. 新一代调相机与电力电子无功补偿装置在特高压交直流电网中应用的比较[J]. 电网技术,2018,42(7):2095-2102.
JIN Yiding, YU Zhao, LI Mingjie, et al. Comparison of new generation synchronous condenser and power electronic reactive-

- power compensation devices in application in UHV DC/AC grid [J]. *Power System Technology*, 2018, 42(7):2095-2102.
- [5] 沙江波,杨硕,郭春义,等. 同步调相机对分层接入特高压直流输电系统的换相失败抑制作用研究[J]. *电网技术*, 2019, 43(10):3552-3561.
- SHA Jiangbo, YANG Shuo, GUO Chunyi, et al. Study on suppression effect of synchronous condenser on commutation failure of UHVDC system under hierarchical connection mode [J]. *Power System Technology*, 2019, 43(10):3552-3561.
- [6] 郭智琳,郝亮亮,曹虹,等. 基于励磁电流差异的调相机失磁保护方案[J]. *电力自动化设备*, 2021, 41(12):178-186.
- GUO Zhilin, HAO Liangliang, CAO Hong, et al. Excitation loss protection scheme based on excitation current difference for synchronous condenser [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(12):178-186.
- [7] 曹虹,周泽昕,柳焕章,等. 基于进相速率的调相机失磁保护研究[J]. *电网技术*, 2020, 44(10):4011-4019.
- CAO Hong, ZHOU Zhexin, LIU Huanzhang, et al. New field loss protection for synchronous condenser based on advancing velocity [J]. *Power System Technology*, 2020, 44(10):4011-4019.
- [8] 郑作伟,郑玉平,潘书燕,等. 调相机失磁保护励磁电压判据性能分析与改进[J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(10):174-179.
- ZHENG Zuowei, ZHENG Yuping, PAN Shuyan, et al. Performance analysis and improvement of excitation voltage criterion for loss of excitation protection of condenser [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(10):174-179.
- [9] PAJUELO E, GOKARAJU R, SACHDEV M S. Identification of generator loss-of-excitation from power-swing conditions using a fast pattern classification method [J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2013, 7(1):24-36.
- [10] RASOULPOUR M, AMRAEE T, SEDIGH A K. Loss of field protection in synchronous generators based on data mining technique [C]//2019 Smart Grid Conference (SGC). Tehran, Iran. IEEE, 2020:1-6.
- [11] 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[J]. *电机与控制应用*, 2021, 48(10):84-90, 102.
- XIAO Shiwu, GU Wenbo. Loss of field protection in generator based on intelligent identification of measured impedance change trajectory [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2021, 48(10):84-90, 102.
- [12] 刘超,肖仕武. 基于测量阻抗变化轨迹智能识别的水轮发电机失磁保护[J]. *电工技术学报*, 2023, 38(7):1808-1825.
- LIU Chao, XIAO Shiwu. Loss of excitation protection of hydro generator based on intelligent identification of measured impedance change trajectory [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2023, 38(7):1808-1825.
- [13] 李峰,王琦,胡健雄,等. 数据与知识联合驱动方法研究进展及其在电力系统中应用展望[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(13):4377-4390.
- LI Feng, WANG Qi, HU Jianxiong, et al. Combined data-driven and knowledge-driven methodology research advances and its applied prospect in power systems [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(13):4377-4390.
- [14] 汤涌,姚伟,王宏志,等. 电网仿真分析与决策的人工智能方法[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(15):5384-5406.
- TANG Yong, YAO Wei, WANG Hongzhi, et al. Artificial intelligence techniques for power grid simulation analysis and decision making [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(15):5384-5406.
- [15] 吴雪莲,刘福锁,李兆伟,等. 基于联络线功率轨迹特征的暂态功角稳定性分析[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(11):3194-3201.
- WU Xuelian, LIU Fusuo, LI Zhaowei, et al. Analysis of transient power angle stability based on the characteristics of power trajectory [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(11):3194-3201.
- [16] 王长江,姜涛,刘福锁,等. 基于轨迹灵敏度的暂态过电压两阶段优化控制[J]. *电工技术学报*, 2021, 36(9):1888-1900, 1913.
- WANG Changjiang, JIANG Tao, LIU Fusuo, et al. Two-stage optimization control of transient overvoltage based on trajectory sensitivity [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2021, 36(9):1888-1900, 1913.
- [17] 姚晴林. 同步发电机失磁及其保护[M]. 北京:机械工业出版社, 1981.
- YAO Qinglin. Loss of excitation of synchronous generator and its protection [M]. Beijing:China Machine Press, 1981.
- [18] 余青蔚. 大容量调相机失磁保护及其接入对交直流系统保护影响研究[D]. 北京:华北电力大学, 2020.
- YU Qingwei. Research on large capacity synchronous condenser loss-of-excitation protection and its impact on AC/DC system protection [D]. Beijing:North China Electric Power University, 2020.
- [19] 周慧君,罗世佳,蒋和平,等. 顾及地理语义的运动轨迹相似性度量模型[J]. *测绘通报*, 2023(3):67-73, 149.
- ZHOU Huijun, LUO Shijia, JIANG Heping, et al. Trajectory similarity measurement model considering geographic semantics [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2023(3):67-73, 149.
- [20] 安建业,罗蕴玲,李乃华. 概率统计及其应用[M]. 2版. 北京:高等教育出版社, 2019:121-140.
- AN Jianye, LUO Yunling, LI Naihua. Probability statistics and its application [M]. 2nd ed. Beijing:Higher Education Press, 2019:121-140.
- [21] 袁明哲,邹经鑫,汪良,等. 基于 PSO-SVM 的智能变电站二次系统故障诊断方法[J]. *电力工程技术*, 2020, 39(6):172-176, 190.
- YUAN Mingzhe, ZOU Jingxin, WANG Gen, et al. Fault diagnosis method for secondary system of smart substation based on PSO-SVM [J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2020, 39(6):172-176, 190.
- [22] 李阳,常佳乐,王宇阳. 基于群体智能优化的 MKL-SVM 算

- 法及肺结节识别[J]. 工程科学学报, 2021, 43(9): 1157-1165.
- LI Yang, CHANG Jiayue, WANG Yuyang. MKL-SVM algorithm for pulmonary nodule recognition based on swarm intelligence optimization[J]. Chinese Journal of Engineering, 2021, 43(9): 1157-1165.
- [23] FARAMARZI A, HEIDARINEJAD M, MIRJALILI S, et al. Marine predators algorithm: a nature-inspired metaheuristic [J]. Expert Systems With Applications, 2020, 152: 113377.
- [24] 马驰, 曾国辉, 黄勃, 等. 融合混沌对立和分组学习的海洋捕食者算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(22): 271-283.
- MA Chi, ZENG Guohui, HUANG Bo, et al. Marine predator algorithm based on chaotic opposition learning and group learning [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(22): 271-283.
- [25] 汪光远, 杨德先, 林湘宁, 等. 基于深度置信网络的柔性直流配电网高灵敏故障辨识策略[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(17): 180-188.
- WANG Guangyuan, YANG Dexian, LIN Xiangning, et al. High-sensitivity fault identification strategy for flexible DC distribution network based on deep belief networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(17): 180-188.
- [26] 陈子璇, 席燕辉, 沈银. 基于卡尔曼滤波和深度置信网络的复合电能质量扰动分类[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(7): 81-90.
- CHEN Zixuan, XI Yanhui, SHEN Yin. Recognition of multiple power quality disturbances based on a Kalman filter and deep belief network [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(7): 81-90.

作者简介:



陈晓强

陈晓强(1972),男,学士,高级工程师,从事燃气发电生产技术与安全管理工作(E-mail: chenxq@geg.com.cn);

康纪良(1974),男,学士,高级工程师,从事电力系统继电保护及自动控制相关工作;

刘超(1999),男,硕士,工程师,从事电力系统继电保护相关工作。

Loss of excitation protection for large condenser based on measured impedance dynamic trajectory

CHEN Xiaoqiang¹, KANG Jiliang¹, LIU Chao^{2,3}, CAO Mingxuan¹, XIAO Shiwu³

(1. Guangdong Yuedian Huizhou LNG Power Plant, Huizhou 516003, China; 2. State Grid Jining Power Supply Company of Shandong Electric Power Company, Jining 272000, China; 3. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: The loss of excitation fault of large condenser seriously affects the safety and stability of equipment and system. The reliability and selectivity of existing low-voltage and reactive power reverse criteria based on local static threshold are insufficient. In this paper, a loss of excitation protection principle based on intelligent identification of the global dynamic trajectory of the measured impedance is proposed, which can reflect the operating state of the condenser. From the point of view of kinematics, characteristic quantity time series that can accurately restore the measured impedance trajectory under loss of excitation and other conditions is formed, and statistics is further introduced to extract the highly explanatory features. Multiple kernel learning support vector machine (MKL-SVM) is trained by using the combination of global and local kernel functions of adaptive weights to ensure the learning ability of the classification model while enhancing its generalization ability. A two-stage recognition strategy based on the space distance of the classification core is proposed, which can improve the protection reliability while ensuring the system security. The model of condenser connected to power grid is built based on PSCAD simulation platform for verification, and simulation results show that the proposed method does not need to collect the electrical quantities at the rotor side with high identification accuracy, and it still has excellent applicability in the face of new energy access and unknown disturbances.

Keywords: condenser; loss of excitation protection; measured impedance trajectory; multiple kernel learning support vector machine (MKL-SVM); two-stage recognition; generalization ability

(编辑 钱悦)