

DOI:10.12158/j.2096-3203.2020.06.025

基于 PSO-SVM 的智能变电站二次系统故障诊断方法

袁明哲¹, 邹经鑫¹, 汪良², 李雪恺¹, 卫佳奇¹

(1. 国网四川省电力公司成都供电公司, 四川 成都 610041;

2. 西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031)

摘要:为充分利用智能变电站的站端信息,帮助运维人员更加快速准确地定位智能变电站二次系统的故障,从而保证电力系统的安全稳定运行,文中提出一种基于多分类支持向量机(SVM)的智能变电站二次系统故障诊断方法,并采用粒子群优化(PSO)算法对参数进行自动寻优,根据智能变电站长期运行的历史状态数据和检修人员处理结果构建专家数据库。智能变电站二次系统的原始信号为大量{0,1}形式的状态量,采用开关量编码形式定义数据组,并使用主成分分析法对信号进行数据降维,最终构建了基于站端信息的智能变电站二次系统故障诊断模型。对比诊断模型与专家人工判断对实际故障的诊断结果,可知文中所提出的方法具有较好的准确性与适用性。

关键词:智能变电站;二次系统;故障诊断;专家数据库;主成分分析;支持向量机

中图分类号:TM714

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2020)06-0172-05

0 引言

符合 IEC 61850 标准的智能变电站作为衔接智能电网发、输、变、配、用电和调度的重要环节,是智能电网运行和控制的关键^[1]。继电保护是保障电力设备安全和防止电力系统大面积、长时间停电的关键技术手段,为电力系统的安全稳定运行提供了重要保障^[2]。智能变电站的广泛应用促使继电保护系统也向智能化方向发展。智能变电站在常规变电站的基础上改变了信息的交互方式^[3],实现了信息数字化和通信网络平台化,对继电保护的设计、调试、运维和管理工作提出了新的要求。

目前,变电站设备的信号已通过自动化系统采集,信息量足够丰富,但未对其作进一步分析和处理。运维或检修人员需要凭借工作经验,通过逆向追溯法、网络拓扑法等进行人工分析判断,不仅效率低下,且无法保证准确率。因此,在保证系统可靠运行的前提下,需要一种新方法去寻找数据的规律,以提供更有效的决策支持。为解决上述问题,已经有一些方法被提出用于处理智能变电站各种状态数据^[4-9]:模糊理论存在需要凭借经验或专家理论来确定模糊隶属度函数和获取模糊规则的缺点;神经网络存在易陷入局部极值、收敛速度较慢、对奇异样本的判断能力较差等问题。

文中提出了一种基于专家数据库和支持向量机(support vector machine, SVM)的智能变电站二次系统故障诊断方法,结合智能变电站的长期运行经

验以及 SVM 出色的分类能力构建故障诊断模型,在此基础上,利用主成分分析(principal component analysis, PCA)法对数据进行降维处理,并且使用粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法对模型进行参数优化,提升诊断模型的性能。该模型通过分析从智能变电站采集的信号,实现故障的初步定位,准确快速定位故障,保障电网的安全运行。

1 智能变电站故障诊断

目前,国家电网公司正在大力推进智能变电站的建设和改造,智能变电站在数字化变电站的基础上加入了多种高级应用和功能,可以对变电站内的智能电气设备信息进行共享和免配置的互操作。对智能变电站内的设备及功能而言,其结构均具有分层的特点。智能变电站设备可被划分为过程层、间隔层和站控层,通信网络包含过程层网络和间隔层网络。智能变电站的信号传输过程可以简单描述为:过程层设备采集一次设备的状态量、电流电压的采样值,通过面向通用对象的变电站事件(generic object oriented substation event, GOOSE)报文或者采样测量值(sampled measured value, SMV)报文的形式发布到过程层网络。间隔层的保护测控装置从过程层订阅所需要的信息,作出相应的动作,并将保测装置各部分的状态量以制造报文规范(manufacturing message specification, MMS)的方式发布到间隔层网络^[10-11],监控计算机从间隔层网络中获取到各保测装置的状态量并呈现给运维人员。

变电站故障诊断是指故障发生后,利用从现场设备采集到的二次系统信息识别各层故障元件,同

收稿日期:2020-05-03;修回日期:2020-06-18

基金项目:四川省科技计划资助项目(19YYJC0681)

时确定故障位置和类型。将变电站故障类型和现场设备状态量的关系定义为:

$$y_i = \varphi(\mathbf{x}_i) \quad (1)$$

式中:输入信号 $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]$ 为现场采集到的设备状态量信号, m 为输入信号的维度; $\varphi(\cdot)$ 为现场设备状态量到故障类型的映射; 输出信号 $y_i \in \{y_1, y_2, \dots, y_M\}$ 为故障类型, M 为故障类型的总数。

基于 IEC 61850 的智能变电站故障诊断对象主要为智能终端、合并单元和数据链路^[12], 可将故障类型 y_i 分为智能终端装置故障、合并单元装置故障、组网链路中断以及保护直采链路中断(当保护装置采用“直采直跳”方式时适用)等。对于一个间隔而言, 所有采集到的各类信号构成属性集合, 集合中的元素来自于智能终端、合并单元、测控装置等, 例如, 智能终端装置闭锁信号、合并单元同步异常信号及测控装置闭锁信号。 \mathbf{x}_i 即为该间隔属性集合的各个元素对应值构成的向量。

2 SVM 算法和数据预处理

2.1 SVM 算法及其性能优化

SVM 是基于统计学习理论的一种新的机器学习方法, 能较好地解决小样本、非线性和局部极小等实际问题, 已成为继神经网络研究之后机器学习界的研究热点^[13-14]。SVM 实现对数据进行分类的原理是: 首先将特征向量从原始空间 \mathbf{R}^m 通过函数 $\varphi(\cdot)$ 映射到一个高维空间 \mathbf{R}^n , 然后在此高维空间中计算分割训练样本集的最优超平面, 使样本集中的点距离最优超平面尽可能远。

SVM 属于二分类器, 对于变电站这一复杂系统而言, 其故障类型较多, 因此需要构建一种多元分类器才能对变电站故障进行诊断分析。基本思想为: 构建 $k(k-1)/2$ 个分类器来解决一个 k 分类的问题, 每一个分类器都能对 2 类样本进行分类。假设 2 个训练样本分别属于第 m 类和第 n 类异常状态, 二元分类器可以转化为如下多元分类器^[15]:

$$\begin{aligned} \min_{w, b} \frac{1}{2} (\mathbf{w}^{mn})^T (\mathbf{w}^{mn}) + C \sum_{i=1}^k (\xi_i^{mn}) \quad \xi_i^{mn} \geq 0 \\ \text{if } y_i = m, (\mathbf{w}^{mn})^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b^{mn} \geq 1 - \xi_i^{mn} \\ \text{if } y_i = n, (\mathbf{w}^{mn})^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b^{mn} \geq -1 + \xi_i^{mn} \quad (2) \end{aligned}$$

其中, $\mathbf{w}^{mn} = [w_1^{mn}, w_2^{mn}, \dots, w_N^{mn}]^T$ 为分割第 m 类和第 n 类异常状态的超平面的线性权重向量; $C > 0$, 是一个正则化常数, 控制对错分样本的惩罚程度; ξ_i^{mn} 为松弛变量; $\varphi(\mathbf{x}_i) = [\varphi(x_{i1}), \varphi(x_{i2}), \dots, \varphi(x_{iN})]^T$ (x_{iN} 即为 \mathbf{x}_i 的第 N 个分量) 为将输入样本从原始样本空间映射到 N 维特征空间的非线性映

射; b^{mn} 为分割第 m 类和第 n 类异常状态的超平面阈值。核函数 $K(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \rangle$, 文中的核函数是径向基函数(radial basis function, RBF)。

$$K(x_i, x_j) = e^{-\gamma \|x_i - x_j\|^2} \quad (3)$$

其中 $\gamma > 0$, 为核参数。SVM 算法的性能受到 γ 和 C 的影响, 为提升算法性能, 采用 PSO^[16] 实现这 2 个参数的寻优。PSO 与其他寻优方法的相似之处为基于迭代思想的优化策略。在寻优过程中, 优化函数的值决定各个粒子的适应度, 各个粒子自身迄今为止寻找到的最优值以及整个粒子群共享的寻优结果都包含在这个粒子中, 并影响粒子的运动速度和方向。相比于遗传算法等其他寻优方法, PSO 不依靠交叉和变异运算, 具有更快的收敛速度和更好的鲁棒性。

2.2 PCA 法

由于现场设备采集到的数据量大并且存在大量的冗余信息, 增加了模型的训练和诊断难度, 因此文中采用 PCA 法对输入数据进行降维, 同时消除变量间的相关关系。PCA 法是一种线性维度约减方法, 能够将高维数据变换到低维空间, 同时保持数据的特征。其基本理论如下: 设有 p 个样本, 每个样本有 m 个变量, 构成一个 $p \times m$ 的样本矩阵, 当 m 较大时, 其好处是可以从多个方面描述观测样本的特征, 但却给分析带来巨大的困难。PCA 法在保留原始信息的前提下用一组维度较低的新变量代表原始变量^[17-18], 各个新变量互不相关并可由原始变量的线性组合表示。

设原始变量为 m 维向量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]$, 降维后得到 p 维变量 $\mathbf{z} = [z_1, z_2, \dots, z_p]^T$ ($p < m$)。PCA 就是将 m 维原始变量进行重新组合, 得到一个 p 维线性无关的新变量:

$$\begin{cases} z_1 = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1m}x_m \\ z_2 = a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2m}x_m \\ \vdots \\ z_p = a_{p1}x_1 + a_{p2}x_2 + \dots + a_{pm}x_m \end{cases} \quad (4)$$

上述过程简写为:

$$\mathbf{z} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (5)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{p1} & a_{p2} & \dots & a_{pm} \end{bmatrix} \quad (6)$$

\mathbf{z} 中的各个分量即为原始变量的各个主成分, 由此可见只要确定了系数矩阵 \mathbf{A} , 即可实现 PCA 的降维作用。

3 基于 SVM 的智能变电站二次系统故障诊断方法实现流程

文中提出的基于 SVM 的变电站二次系统故障诊断方法主要由 2 个阶段组成,如图 1 所示。第一阶段训练模型,以历史运行数据及对应的专家诊断结果为训练样本集,运用 SVM 算法构建二次系统故障诊断模型;第二阶段进行故障诊断能力测评,运用实际的故障数据进行诊断测试。

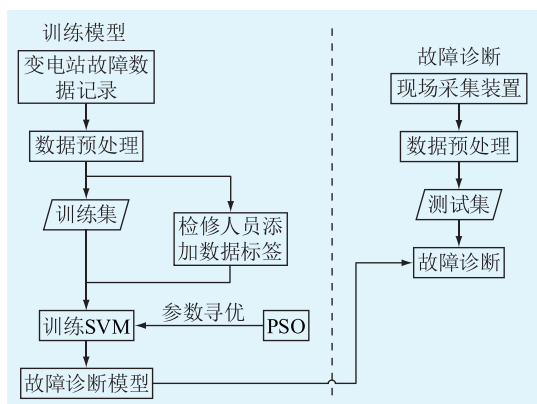


图 1 变电站二次系统故障诊断流程

Fig.1 Fault diagnosis process of secondary system insubstation

3.1 数据预处理

从 GOOSE 报文中提取的信息不能被直接用于故障诊断,因此在进行诊断前必须对信息进行预处理,其中包括信息筛选、信息编码和数据降维。首先通过信息筛选操作来排除非正常信息,比如当智能变电站遇到网络风暴采集到的信息;然后通过信息编码数据进行定义,如图 2 所示。

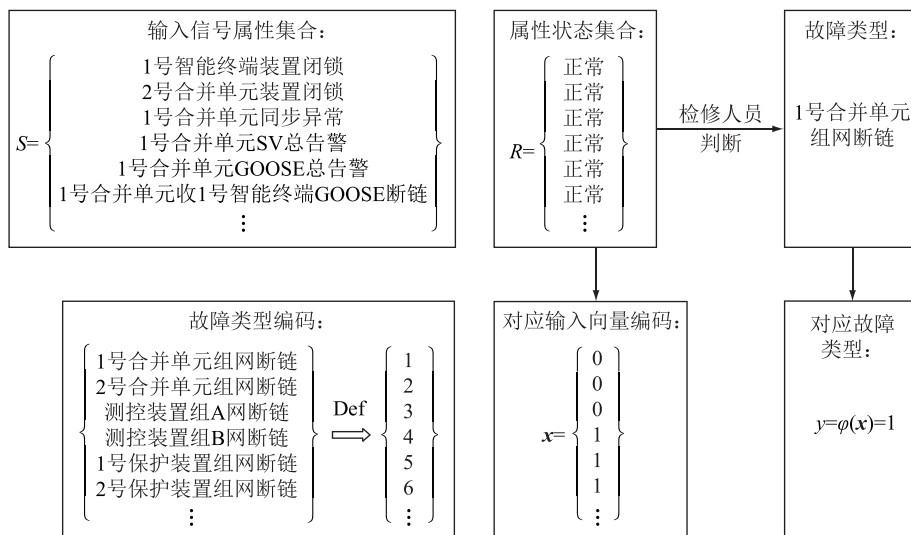


图 2 样本数据的编码与定义

Fig.2 Coding and definition of sample data

形成数据集,之后采用 PCA 对输入数据集进行降维处理。对于训练集的数据而言,还需要通过专家判断出故障类型,作为数据的标签。智能变电站长期运行积累的大量数据样本是 PSO-SVM 算法实现的数据基础。

3.2 模型训练

使用经预处理后的训练样本集数据对 SVM 模型进行训练,并使用 PSO 算法对 SVM 模型进行参数寻优,得到参数固定的故障信息处理 SVM 模型。

3.3 故障诊断

现场数据采集装置采集到的信号通过数据预处理过程后形成测试集数据,利用已经训练好的 SVM 故障诊断模型对测试集数据进行故障判别。

4 PSO-SVM 诊断结果及分析

以某 220 kV 智能变电站为例,针对变压器保护和线路保护 2 种保护二次系统进行故障诊断,验证所构建的故障诊断模型的正确性。在 220 kV 智能变电站中,保护均采用双重化配置。利用智能变电站长期运行采集的数据建立专家数据库,将数据库作为训练集用于 SVM 模型训练,实测数据用于测试模型的准确性。

4.1 线路保护二次系统故障诊断

线路保护故障分为 1/2 号保护装置组网断链、1/2 号测控装置组网断链等。输入信号有合并单元收智能终端 GOOSE 断链、线路保护收智能终端 GOOSE 断链等。使用 PSO 对 SVM 模型优化后得出最优 γ 为 1.931 5,最优 C 为 0.01。其适应度曲线如图 3 所示,优化后的故障信息处理模型对训练样本

的十折交互验证正确率达到了 100% (39/39)。

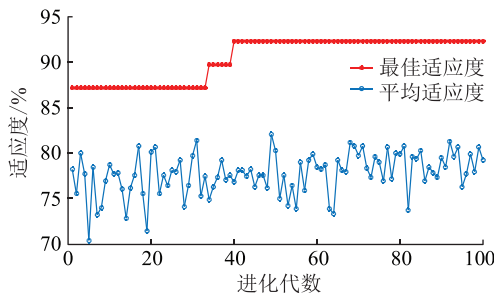


图3 线路保护中 PSO 对 SVM 寻优的适应度曲线

Fig.3 Fitness curve of PSO to SVM in line protection

使用训练好的 PSO-SVM 模型对 156 个验证样本进行诊断,以检修专家得出的判别结果作为评判标准,诊断结果如图 4 所示,诊断正确率为 96.15% (150/156)。在未使用 PSO 优化的情况下,诊断正确率为 93.58% (146/156),证明 PSO 对模型确有优化作用。

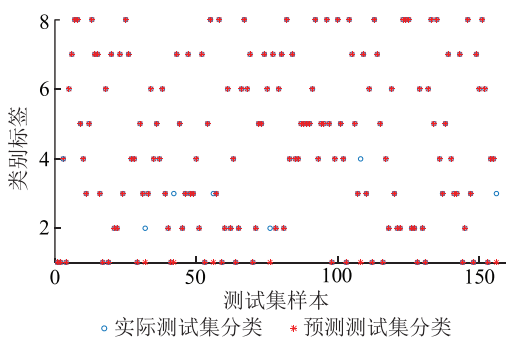


图4 PSO-SVM 对线路保护测试样本的诊断结果

Fig.4 Diagnostic results of PSO-SVM for line protection test samples

4.2 变压器保护二次系统故障诊断

变压器保护故障分为合并单元故障类、智能终端故障类等。输入信号由合并单元 SV 总告警、合并单元 GOOSE 总告警等构成。最优 γ 为 1.451 2, 最优 C 为 0.01, 该模型对训练集样本的十折交叉验证正确率达到了 100% (78/78), 其适应度曲线如图 5 所示。

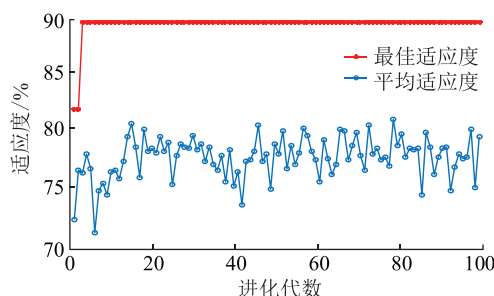


图5 变压器保护中 PSO 对 SVM 寻优的适应度曲线

Fig.5 Fitness curve of PSO for SVM optimization in transformer protection

PSO-SVM 模型对实际智能变电站二次系统故障的诊断结果见图 6, 其诊断准确率达到了 98.08% (306/312), 具有优良的正确率和适用性。

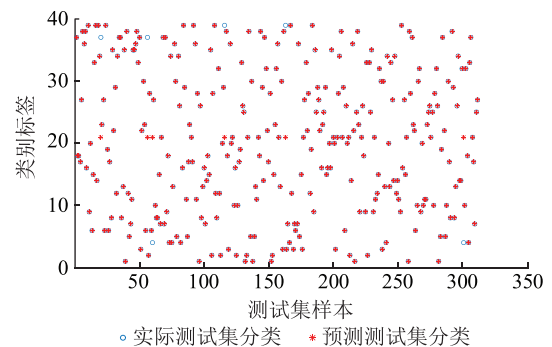


图6 PSO-SVM 对变压器保护测试样本的诊断结果

Fig.6 Diagnostic results of PSO-SVM for transformer protection test samples

5 结论

针对变电站故障只能依靠人工经验进行处理的问题,提出 PSO-SVM 智能变电站故障诊断方法,采用 {0,1} 编码的方式对现场采集状态量信号进行编码,构建了二次系统故障诊断数据集,使用 PCA 法对编码后的数据进行降维处理,构建了智能变电站故障诊断的 PSO-SVM 模型。结论如下:

(1) 通过收集具有代表性的事故案例,并对每一个变电站的故障事件对应的多状态量进行编码,形成了智能变电站二次系统故障诊断数据集,从诊断结果可知,此数据集具有优良的训练性能。

(2) 基于 SVM 算法优良的小样本回归能力,构建了智能变电站二次系统故障诊断模型。利用 PSO 算法对 SVM 参数自动寻优,避免了 SVM 参数选择不恰当的问题,优化了 SVM 故障诊断模型的性能。

(3) 结果显示,文中所提出的诊断模型针对线路和变压器保护的二次系统故障均具有较高的诊断正确率,有较广阔的应用前景。

由于文中所提出的智能变电站二次系统故障诊断方法是以变电站历史运行数据和专家经验为基础,存在样本量不足、训练集与测试集本身均具有一定误差等问题。且为了降低数据维度,使用了 PCA 法对数据进行处理,丢弃了少量数据信息。希望在今后的研究中能够通过更丰富的运行数据和更有效的数据处理方法改善诊断模型的性能。

参考文献:

[1] 樊陈,倪益民,申洪,等. 中欧智能变电站发展的对比分析 [J]. 电力系统自动化,2015,39(16):1-7,15.

FAN Chen, NI Yimin, SHEN Hong, et al. Comparative analysis of the development of intelligent substations in China and

- Europe [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39 (16):1-7,15.
- [2] 王江, 邬大为, 王盛辉. 智能变电站继电保护典型缺陷的处理及分析[J]. 电力系统及其自动化学报, 2016, 28(S1): 179-185.
WANG Jiang, WU Dawei, WANG Shenghui. Treatment and analysis of typical defects of relay protection in intelligent substation [J]. Journal of Power System and Automation, 2016, 28(S1):179-185.
- [3] 黄益庄. 智能变电站是变电站综合自动化的发展目标[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(2):45-48.
HUANG Yizhuang. Intelligent substation is the development goal of substation integrated automation [J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(2):45-48.
- [4] HUANG S J, LIU X Z. Application of artificial bee colony-based optimization for fault section estimation in power systems [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 44(1):210-218.
- [5] LIU Shi, TAN Jin, MENG Fangang, et al. Study of PSO-BP neural networks application in high-voltage circuit breakers mechanical fault diagnosis [C]//China International Conference on Electricity Distribution. IEEE, 2016.
- [6] 王家林, 夏立, 吴正国, 等. 采用遗传神经网络的电力系统暂态信号分析方法[J]. 高电压技术, 2011, 37(1):170-175.
WANG Jialin, XIA Li, WU Zhengguo, et al. Analysis of power system transient signal using genetic algorithm and neural network [J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(1):170-175.
- [7] HONG Y Y, LIAN R C. Optimal sizing of hybrid wind/PV/diesel generation in a stand-alone power system using markov-based genetic algorithm [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(2):640-647.
- [8] XU Biao, YIN Xin, YIN Xianggen, et al. Fault diagnosis of power systems based on temporal constrained fuzzy petri nets [J]. IEEE Access, 2019.
- [9] 金逸, 刘伟, 查显光, 等. 智能变电站状态监测技术及应用[J]. 电力工程技术, 2012, 31(2):12-15.
JIN Yi, LIU Wei, ZHA Xiangguang, et al. Intelligent substation condition monitoring technology and its application [J]. Electric Power Engineering Technology, 2012, 31(2):12-15.
- [10] 文继锋, 盛海华, 周强, 等. 智能变电站继电保护在线监测系统设计与应用[J]. 电力工程技术, 2015, 34(1):21-24.
WEN Jifeng, SHENG Haihua, ZHOU Qiang, et al. Design and application of on-line monitoring system for relay protection in intelligent substation [J]. Electric Power Engineering Technology, 2015, 34(1):21-24.
- [11] 徐勇, 陆玉军, 张雷. 智能变电站网络交换机在线监测设计与实现[J]. 电力工程技术, 2014, 33(2):52-55.
XU Yong, LU Yujun, ZHANG Lei. Design and implementation of on-line monitoring for network switch in intelligent substation [J]. Electric Power Engineering Technology, 2014, 33(2):52-55.
- [12] 张勇, 李丹, 文福拴, 等. 基于 IEC 61850 的智能变电站过程层故障诊断[J]. 电力建设, 2018, 39(3):42-48.
ZHANG Yong, LI Dan, WEN Fushuan, et al. Process layer fault diagnosis of intelligent substation based on IEC 61850 [J]. Power Construction, 2018, 39(3):42-48.
- [13] 吴瑞鑫. 智能变电站运行中变压器故障诊断系统研究[J]. 科技创新导报, 2016, 13(27):30-31.
WU Ruixin. Research on transformer fault diagnosis system in operation of intelligent substation [J]. Science and Technology Innovation Report, 2016, 13(27):30-31.
- [14] 贾嵘, 徐其惠, 李辉, 等. 最小二乘支持向量机多分类法的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2007, 33(6):110-113.
JIA Rong, XU Qihui, LI Hui, et al. Transformer fault diagnosis by least square support vector machine multi-classification [J]. High Voltage Technology, 2007, 33(6):110-113.
- [15] ZENG Z Q, YU H B, XU H R, et al. Fast training support vector machines using parallel sequential minimal optimization [C]//2008 3rd International Conference on Intelligent System and Knowledge Engineering. IEEE, 2008:997-1001.
- [16] 罗华峰, 陆承宇, 宣晓华, 等. 基于全景信息扫描的智能变电站远动装置遥信配置快速校核技术[J]. 浙江电力, 2018, 37(2):42-47.
LUO Huafeng, LU Chengyu, XUAN Xiaohua, et al. A quick verification technology for remote signal configuration of RTU in intelligent substation based on panoramic scanning [J]. Zhejiang Electric Power, 2018, 37(2):42-47.
- [17] ABDI H, WILLIAMS L J. Principal component analysis [J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2010, 2(4):433-459.
- [18] JOLLIFFE I T, CADIMA J. Principal component analysis: a review and recent developments [J]. Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2016, 374(2065):20150202.

作者简介:



袁明哲

袁明哲(1985),男,硕士,高级工程师,从事电力系统继电保护以及信号处理在电力系统中的应用相关工作(E-mail: zoujingxin@cqu.edu.cn);

邹经鑫(1988),男,博士,工程师,从事电力系统继电保护及电气设备状态诊断相关工作;

汪良(1994),男,硕士在读,研究方向为信号处理在电力系统中的应用。

(下转第 190 页)

Start-up control strategy of static frequency converter in stages

HUANG Dongqi, SHAN Xuebiao, HE Jiayi, LIANG Chao, JI Zhenon

(China Southern Power Grid Research Institute Co., Ltd., Guangzhou 510080, China)

Abstract: As the main starting mode of pumped storage unit, the static frequency conversion starting mode has the advantages of controllable starting current, frequent starting and wide speed regulating range. When the rotor is in low speed state, the speed calculated according to the terminal voltage is not accurate. So the output electromagnetic torque error is large with the traditional control method. Firstly, the working principle of the static frequency converter system of synchronous motor is introduced. Then an improved control method of the static frequency converter(SFC) is put forward. In the low-speed phase, the open-loop control of the trigger delay angle is adopted in the rectifier circuit, so that the SFC can continuously provide sufficient acceleration torque, and the rotor can rise according to a certain acceleration. Feedforward and feedback control are adopted in the inverter circuit to make the direct current(DC) current rise rapidly and maintain at a certain level. In the high-speed phase, the double closed-loop control rectifier circuit is used to trigger the delay angle, and the inverter circuit uses the load commutation method to realize the commutation. The parameter design method of the closed-loop controller is also given, which improves the stability of the DC loop and the dynamic performance of the static inverter system. Finally, the correctness and effectiveness of the control strategy are verified by simulation.

Keywords: static frequency converter(SFC); synchronous motor starting; rectifier control; inverter control; the reversing method

(编辑 吴楠)

(上接第 176 页)

Fault diagnosis method for secondary system of smart substation based on PSO-SVM

YUAN Mingzhe¹, ZOU Jinxin¹, WANG Gen², LI Xuekai¹, WEI Jiaqi¹

(1. State Grid Sichuan Electric Power Company Chengdu Power Supply Company, Chengdu 610041, China;

2. College of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: In order to make full use of the information of the intelligent substation, help the operation and maintenance personnel to locate the faults of the secondary system of the intelligent substation more quickly and accurately, so as to ensure the safe and stable operation of the power system, a fault diagnosis method for secondary system of intelligent substation based on multi classification support vector machine(SVM) is proposed, and particle swarm optimization(PSO) algorithm is used to optimize the parameters automatically. The expert database is built according to the historical state data of the long-term operation of the intelligent substation and the processing results of the maintenance personnel. The original signal of the secondary system of the intelligent substation is a large number of $\{0,1\}$ state variables. The data group is defined in the form of switching value coding, and the data dimension of the signal is reduced by using the principal component analysis method. Finally, the fault diagnosis model of the secondary system of the intelligent substation based on the information of the terminal is constructed. The results of the comparison between the diagnosis model and the expert manual judgment show that the method proposed has excellent accuracy and applicability.

Keywords: smart substation; secondary system; fault diagnosis; expert database; principal component analysis; support vector machine(SVM)

(编辑 钱悦)