

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200733

基于多重生成对抗网络的智能开关设备状态感知与诊断研究

袁培¹, 王舶仲², 毛文奇³, 蒋毅舟³, 李鹏², 王立德², 易进², 段浩然⁴

(1. 国网湖南省电力有限公司电力科学研究院, 湖南 长沙 410007; 2. 国网湖南省电力有限公司检修公司, 湖南 长沙 410004; 3. 国网湖南省电力有限公司, 湖南 长沙 410004; 4. 湖南大学能源互联网智能信息分析与综合优化湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410082)

摘要: 随着电力物联网数据驱动技术的不断发展, 传感器采集的设备量测数据规模爆发式增长, 海量异构的多源监测数据给智能开关设备的实时状态感知和诊断带来了新的挑战。针对上述问题, 提出一种基于多重生成对抗网络和 DS 证据理论的开关设备状态感知方法。首先基于 DS 证据理论构造融合视频、温度、压力、姿态传感器等多源数据的基本信任分配, 获取表征开关设备状态的特征信息。根据特征信息和状态类别, 建立包含样本生成、数据分类和特征识别的多重生成对抗网络。采用比较、关联、聚类算法, 结合随机梯度下降法更新网络层间参数, 最终实现对开关设备运行状态的判别和诊断。以某区域电网的开关设备为例, 算例分析结果表明该方法能准确地感知设备的实时状态并对异常信息提出告警。

关键词: 智能开关设备; 状态感知; 异常诊断; 多传感器; 多重生成对抗网络

Research on state perception and diagnosis of intelligent switches based on triple generative adversarial networks

YUAN Pei¹, WANG Bozhong², MAO Wenqi³, JIANG Yizhou³, LI Peng², WANG Lide², YI Jin², DUAN Haoran⁴

(1. State Grid Hunan Electric Power Corporation Research Institute, Changsha 410007, China; 2. State Grid Hunan Electric Power Corporation Maintenance Company, Changsha 410004, China; 3. State Grid Hunan Electric Power Company Limited, Changsha 410004, China; 4. Hunan Key Laboratory of Intelligent Information Analysis and Integrated Optimization for Energy Internet Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: With the continuous development of data driving technology in the power Internet of Things, the scale of device measurement data collected by sensors has grown enormously. Massive and heterogeneous multi-source monitoring data has brought new challenges to real-time state perception and diagnosis of intelligent switches. To tackle these challenges, a switches state perception method based on a Triple Generative Adversarial Network (TGAN) and DS evidence theory is proposed. First, based on DS evidence theory, basic belief assignment that combines multi-source data such as video, temperature, pressure, and attitude sensors are constructed to obtain characteristic information that shows the state of switches. Based on this characteristic information and state classification, a TGAN that includes sample generation, data classification, and feature recognition is established. Comparison, association, clustering and other algorithms are combined with stochastic gradient descent to update layer parameters. Finally, the state perception and diagnosis of switches are achieved. Switches of a certain regional power grid are taken as an example. Analytical results show that the method can accurately perceive the real-time status of switches and raise an alarm for abnormal information.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51877072) and the Science and Technology Project of the Headquarters of State Grid Corporation of China (No. 5216A0180002).

Key words: intelligent switches; state perception; abnormality diagnosis; multi-sensor; triple generative adversarial network

0 引言

近年来, 智能电网的建设打通了工业生产运行

和企业经营管理的各环节, 促进了系统内的万物互联^[1], 同时也使得电网的运检工作大幅增加。日常运检工作存在复杂、繁琐、效率低下等问题, 屡屡导致人身和电网事故的发生, 使得安全形势愈发严峻。因此, 采用“一键顺控操作”是解决上述问题的有效措施^[2]。然而“一键顺控”关联了大量开关

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51877072); 国家电网有限公司总部科技项目资助(5216A0180002)

设备,传统的设备状态感知方法单一,无法提供可靠依据。随着电力系统信息化建设的不断推进,传感器技术广泛应用于电气设备的在线监测和状态感知^[3-5]。实际生产中,受传感器自身测量精度和外界环境的影响,非同源传感器或监测装置给出的状态参数存在偏差和矛盾,难以准确感知开关设备当前状态^[6]。因此,充分有效地利用多源传感器的监测信息,对大量开关设备的状态进行快速“二次确认”^[7],已成为推进国家电网“一键顺控”操作广泛应用、减少变电站设备误操作风险、缩短因人工操作所造成的停电时间、提高变电站供电可靠性的迫切需求。

目前,有多种传感器监测技术应用于智能开关和电力设备的状态感知^[8]。如:视频采集装置^[9-10]、光学感应技术^[11]、压力传感器^[12]、姿态传感器^[13]、温度传感器^[14-15]等。文献^[16]综合考虑了隔离开关触头压紧弹簧处的压力传感器和触头的红外温度传感器两个判据,实现开关状态的判别。文献^[17]采用小波分解和模糊 Petri 网提取多信息源中的设备故障信息,通过改进的 DS 证据理论融合多个证据体得到判别结果,实现故障诊断。文献^[18]首先通过视频跟踪技术得到断路器动触头的速度参数,然后采用粗糙集理论融合断路器的振动、声波和速度信息来获得高维故障特征,再结合支持向量机进行状态识别。文献^[19]构建基于云端大数据的智能设备状态的开放、实时的感知体系,融合多源异构数据,通过聚类和比较挖掘深层数据特征,实现设备状态感知和诊断。文献^[20]首先分析了设备运行中常见的故障和异常状态,基于人工智能技术,采用专家系统综合考虑继电保护信息和传感器信息实现对设备异常状态的闭环监测。文献^[21]设计了采用温度传感器、断路器状态在线监测技术和状态视频监视技术的高压开关综合自动监控系统,有效提高了配电网的可靠性。然而,上述研究主要集中于少量传感器数据和单一的诊断策略,在面对多维的数据信息时缺乏高效的实时处理能力,难以在数据流中精确快速地捕捉异常信息。因此采用深度学习模型,从无序、海量的多源异构数据发现其背后的规律性^[22],结合关键信息准确感知开关设备状态,提供可靠的二次判据,解决设备位置“双确认”难题,促进一键顺控技术的推广应用。

针对上述问题,本文基于多重生成对抗网络(Triple Generative Adversarial Network, TGAN)^[23]和 DS 证据理论^[24],提出一种智能开关设备状态感知和诊断方法。该方法首先通过 DS 证据理论建立传感器数据融合模型,将视频、温度、压力、姿态传

感器等多源数据作为独立证据体并确定每个证据体的基本信任分配,根据信任度融合多个证据体获得开关状态的特征信息;然后在传统生成对抗网络的基础上添加分类器,构建基于样本生成、数据分类和特征识别的多重生成对抗网络,采用聚类、比较、关联等分析学习传感器特征信息和设备状态之间的映射关系,结合随机梯度下降法更新和优化网络参数,最后利用分类器实现开关设备运行状态的感知和诊断。以某区域电网的智能开关为例验证本文所提方法的可行性。

1 智能开关设备多维状态感知与诊断

1.1 多源数据融合与状态感知

为了提高智能开关设备状态感知的可靠性和准确性,往往采用多种传感器或技术进行监测,提供多源数据信息和判据^[25]。包括:1) 视频信息,通过计算机视觉、模式识别等技术,获得开关设备区域图像特征;2) 温度信息,通过温度传感器、红外等设备或技术,测量开关触头温度;3) 压力信息,通过开关触点弹簧处的压力传感器,获得设备分合过程的压力变化;4) 姿态信息,通过开关动触臂上的姿态传感器,或者分合位置的微动开关,计算传感器载体的旋转角度和行程情况;5) 其他信息,辅助触点信息、激光感应信号、光声光谱^[26]等。

由于气象条件与环境状况的不确定性,单一传感器易给出存在偏差甚至是错误的开关设备状态信息,从而导致不同传感器可能给出相互矛盾的信号。因此,综合采用多传感器信息融合技术,基于一定的合成规则,降低错误、冗余信息的影响,有助于提高开关设备的智能化和自动化水平,增强网络安全运行的稳定性。

1.2 高压开关设备的异常状态诊断

受极端自然现象和外力破坏的影响,高压断路器、隔离开关等是实际运行中容易出现故障的高压开关设备^[20]。分合闸线圈损坏、机械和传动装置异常、弹簧储能故障、刀闸温度异常等均会对设备的正常运行产生影响^[27],当高压开关设备动触臂的旋转角度未达到给定阈值时,会造成分合闸位置接口输出信号冲突,导致设备状态异常。图 1 给出了根据分合闸输出信号得到的高压开关设备状态的类别。基于 DS-TGAN 感知开关设备的运行状态,对存在异常状态的设备自动预警,给出故障设备的参数并自动生成预警巡视信息提示巡检人员检查,并结合多传感器获得的信息,进一步研究造成设备异常的原因。

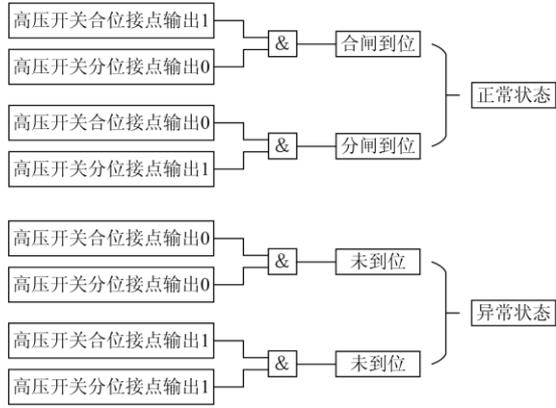


图1 高压开关设备状态分类

Fig. 1 High-voltage switches status classification

2 基于多重生成对抗网络的状态感知方法

本文结合多重生成对抗网络和 DS 证据理论, 实现智能开关设备的状态感知和故障诊断。DS 可对多源实时传感器信息进行数据融合^[28], 降低单一传感器数据源包含的噪声干扰, 提取有效特征信息。多重生成对抗网络用来学习特征信息与设备状态之间的映射关系, 实现对开关设备的状态感知和诊断, 该方法流程如图 2 所示, 多源传感器数据融合流程如图 3 所示。

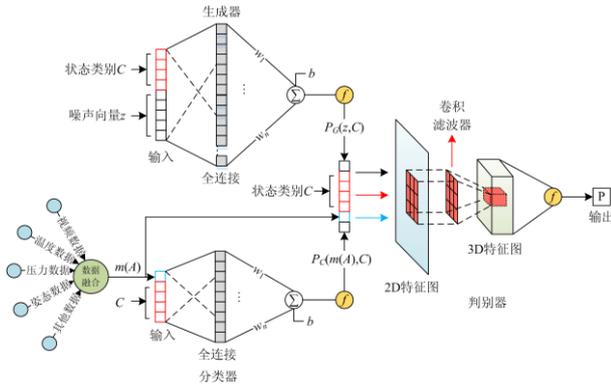


图2 基于多重生成对抗网络的状态感知方法

Fig. 2 State perception method based on triple generation adversarial networks

2.1 DS 证据理论

DS 证据理论^[29]是由 Dempster 和 Shafer 提出和发展的一种不精确推理理论, 在面对多源不确定信息时具有很强的决策能力。根据图 1, 全域 X 设定为 $X = \{\text{合闸到位, 分闸到位, 异常}\}$, 则对于 X , 共有 8 种假设构成识别框架 U 。

$$U = \left\{ A_j | \emptyset, \text{合}, \text{分}, \text{异常}, \text{合+分}, \right. \\ \left. \text{合+异常}, \text{分+异常}, \text{合+分+异常} \right\} \quad (1)$$

式中, $A_j (1 \leq j \leq 8)$ 表示识别框架的所有假设。

将每个传感器或监测装置获得的状态信息作为一个证据体, 并确定每个证据体对于识别框架中每个假设的基本信任分配 $m_i(A_j)$ 。之后按照式(2)进行融合^[30], 得到总的基本可信度为

$$m(A) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} [\prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_j)]}{1 - \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = \emptyset} [\prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_j)]} \quad (2)$$

式中: $m(A)$ 为融合后总的基本可信度; $m_i(A_j)$ 为不同传感器证据分别对于不同假设的基本信任分配; A_j 表示式(1)中的所有假设; n 为证据体的数量。

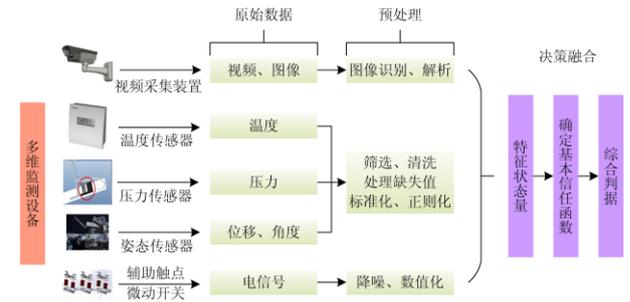


图3 多源数据融合

Fig. 3 Multi-source data fusion

2.2 多重生成对抗网络

本文在传统生成对抗网络的基础上, 根据多传感器融合的综合特征信息和设备运行状态分类, 添加分类器, 构建含有生成器、分类器和判别器的多重生成对抗网络^[31]。新增的分类器专用于状态感知。

2.2.1 生成器

生成器的目标是预测未标记数据的分类标签, 同时生成大量具有多样性的虚拟样本^[32-33], 构造一个隐函数作为“数据-类标签”的联合分布。如图 4 所示, 分别输入随机噪声 z 和开关设备状态 $C = \{C_1, C_2, C_3, C_4\}$, 输出随机噪声和类标签的联合分布 $P_G(z, C) = P(z|C)$ 。生成器可以提供充足的虚拟样本, 这些虚拟样本在原有训练集的基础上起到数据增强的作用, 可提高分类器预测类标签的性能。生成器的计算梯度如式(3)所示。

$$\nabla_{\theta_g} \left[(1 - \alpha) E_{(x,y) \sim P_G(z,C)} \log [1 - D(G(y,z), y)] \right] \quad (3)$$

式中: θ_g 表示生成器中需要更新的参数; $P_G(z, C)$ 表示生成器的联合分布; $(x, y) \sim P_G(z, C)$ 表示来自生成器的样本; $D(G(y, z), y)$ 表示样本经判别器后的输出; z 表示噪声; α 为调节参数且 $\alpha \in (0, 1)$; E 为求期望; \log 表示自然对数函数。

2.2.2 分类器

TGAN 中的分类器负责从生成器给出的联合分布和真实分布中学习“数据-类标签”的配对信息,挖掘信息背后的隐藏规律,专用于感知开关设备的状态信息。分类器的结构与生成器类似,在网络输入和输出上略有不同。输入“真实数据-类标签”集合 $(m(A), C)$ 和生成器的联合分布 $P_G(z, C) = P(z|C)$, 输出表征开关状态特征参数和类标签的联合分布 $P_C(m(A), C) = P(C|m(A))$ 。分类器可以根据数据融合的特征信息感知设备的正常或异常状态,其计算梯度如式(4)所示。

$$\nabla_{\theta_c} [\alpha E_{(x,y) \sim P_C(m(A), C)} \log[1 - D(x, y)]] \quad (4)$$

式中: θ_c 表示分类器中需要更新的参数; $(x, y) \sim P_C(m(A), C)$ 表示来自分类器的联合分布; $D(x, y)$ 表示样本经判别器后的输出。

2.2.3 判别器

在对抗模型中,判别器的目标是鉴别输入的“数据-类标签对”的来源。如图 5 所示,分别将来自生成器、分类器和真实数据集的三种“数据-类标签对”输入判别器。经逐层计算,结合损失函数构建最小化识别误差率的目标函数,得到输入数据来自真实数据分布的概率。

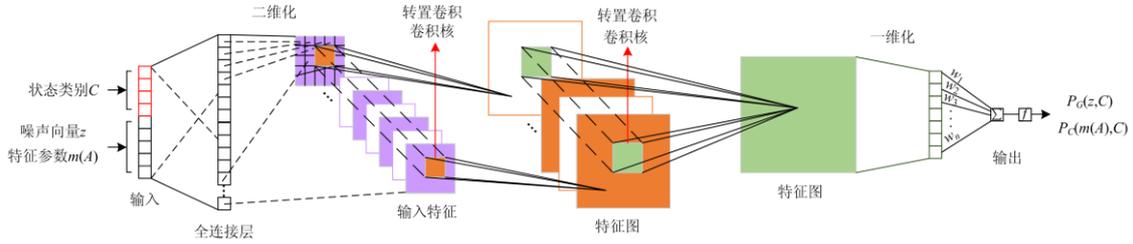


图 4 生成器(分类器)结构

Fig. 4 Structure of generator (classifier)

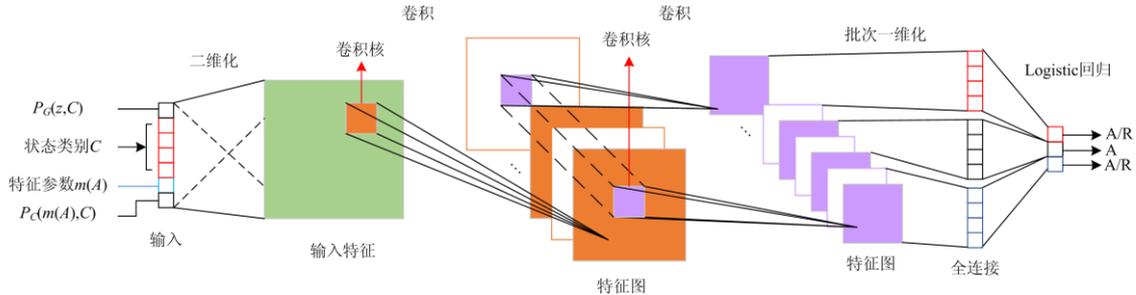


图 5 判别器结构

Fig. 5 Structure of discriminator

$$\min_{C, G} \max_D V(C, G, D) = E_{(x,y) \sim P(m(A), C)} \log[D(x, y)] + \alpha E_{(x,y) \sim P_C(m(A), C)} \log[1 - D(x, y)] + (1 - \alpha) E_{(x,y) \sim P_G(z, C)} \log[1 - D(G(y, z), y)] \quad (5)$$

式中, $(x, y) \sim P(m(A), C)$ 表示来自真实数据的样本。

选取历史数据作为训练集,结合式(5)构建的最小化识别误差率的目标函数,采用随机梯度下降法将误差逆序遍历整个网络并交替更新 3 个网络的参数。根据式(3)、式(4),可得判别器的计算梯度。

$$\nabla_{\theta_d} \left[\begin{array}{l} E_{(x,y) \sim P(m(A), C)} \log[D(x, y)] + \\ \alpha E_{(x,y) \sim P_C(m(A), C)} \log[1 - D(x, y)] + \\ (1 - \alpha) E_{(x,y) \sim P_G(z, C)} \log[1 - D(G(y, z), y)] \end{array} \right] \quad (6)$$

式中, θ_d 表示判别器中需要更新的参数。

2.3 方法实现

本文基于 DS 证据理论和多重生成对抗网络。首先从高压开关设备关联的视频采集装置、温度传感器、压力传感器、姿态传感器和微动开关等多个监测装置,采集包括图像、温度、压力、位移(角度)和电信号的多源异构数据,然后通过图 3 所示的数据预处理方法,得到若干组传感器数据的特征值。将每组特征值作为一个证据体,确定每个证据体对于识别框架中每个假设的基本信任分配 $m_i(A_j)$ 。结合 DS 证据理论,运用式(2)对所有的 $m_i(A_j)$ 进行融合获得总的基本可信度 $m(A)$ 。然后建立多重生成对抗网络,输入 $m(A)$ 和开关设备状态 $C = \{C_1, C_2,$

C_3, C_4 进行网络前向计算, 以式(5)的最小化识别误差为优化目标, 结合式(3)、式(4)、式(6)采用随机梯度下降法更新生成器、分类器和判别器的参数, 模型通过海量训练数据进行聚类、关联和比较分析, 深度挖掘设备多源监测参数和设备差异性状态之间的映射关系及规律。训练完成后提取分类器, 输入测试数据, 实现具有多传感器的智能开关设备的状态感知和诊断, 该方法具体实现流程如图 6 所示。

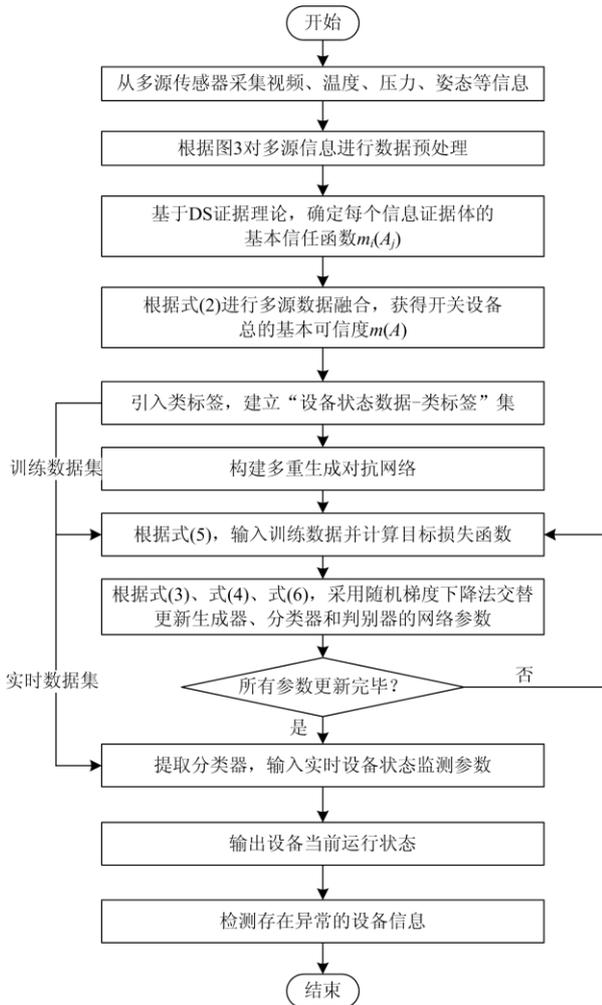


图 6 方法实现流程图

Fig. 6 Flow chart of method implementation

3 仿真分析

3.1 测试系统简介

图 7 给出了某地区局部电网接线图。其中, QF1—QF16 为高压断路器; Q1—Q34 为高压隔离开关; T1—T4 为变压器(部分开关设备未体现在图中)。系统自动提取该区域内断路器和隔离开关的多源传感器监测数据。本文中 n 的值为 5, $m_1—m_5$ 分别对应于视频采集装置、温度传感器、压力传感器、姿态

传感器和微动开关的基本信任分配; 调节参数 α 设定为 0.5。

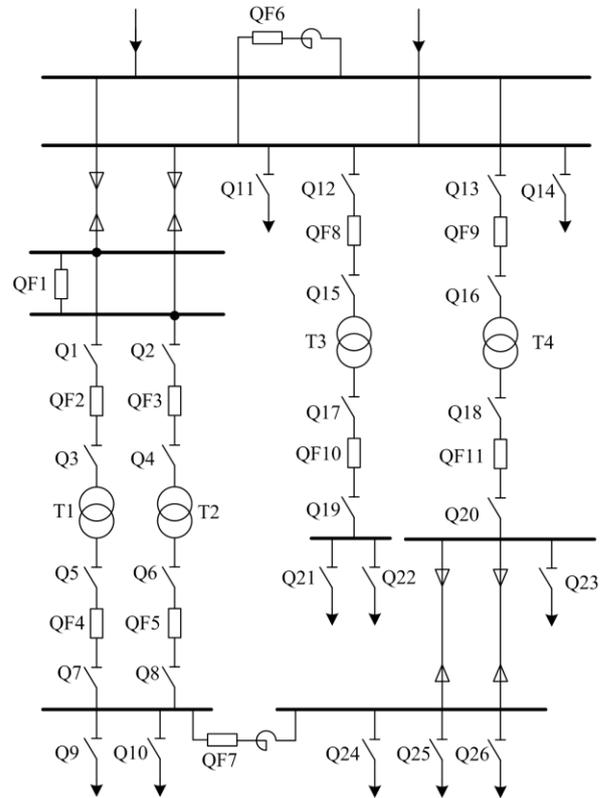


图 7 某地区局部电网接线图

Fig. 7 Wiring diagram of a regional power grid

3.2 测试结果分析

从多维传感器采集隔离开关状态信息的原始数据, 根据图 3, 对采集的多源监测数据进行识别、清洗、降噪、数值化、归一化等预处理操作, 之后基于 DS 证据理论, 获得每个证据体的基本信任分配。图 8 和表 1 给出了图 7 中高压断路器 QF1 的基本信任分配。运用式(2)给出的融合规则, 得到 QF1 的基本可信度, 如表 2 所示。

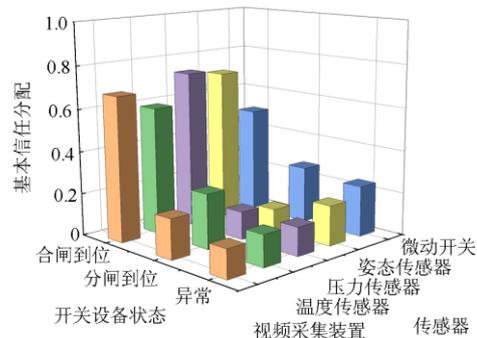


图 8 QF1 的基本信任分配

Fig. 8 Basic belief assignment of QF1

表 1 QF1 的基本信任分配
Table 1 Basic belief assignment of QF1

状态	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5
合闸到位	0.678 5	0.596 0	0.735 1	0.712 3	0.498 2
分闸到位	0.187 4	0.256 3	0.130 7	0.100 3	0.264 5
异常	0.134 1	0.147 7	0.134 2	0.187 4	0.237 3

表 2 QF1 的基本可信度
Table 2 Basic belief of QF1

状态	$m(A)$
合闸到位	0.997 3
分闸到位	0.001 6
异常	0.001 1

根据表 1 中的结果, 证据体对 QF1 的状态判别较为统一, 没有出现相互矛盾的情况, 且判别结果符合 QF1 合闸到位这一事实。从表 2 中可得, 对表 1 结果进行数据融合后得到的基本可信度验证了 QF1 的合闸状态。类似地, 图 9 和表 3 给出了图 7 中高压隔离开关 Q11 的基本信任分配。表 4 给出了数据融合后 Q11 的基本可信度。

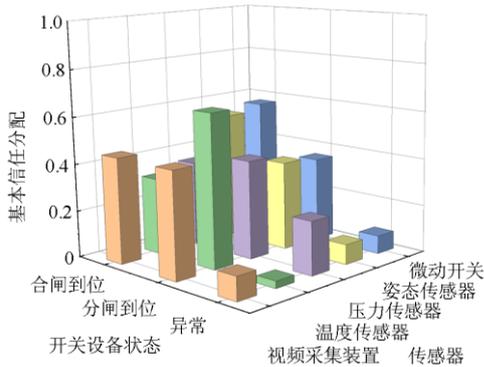


图 9 Q11 的基本信任分配
Fig. 9 Basic belief assignment of Q11

表 3 Q11 的基本信任分配
Table 3 Basic belief assignment of Q11

状态	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5
合闸到位	0.450 0	0.323 5	0.358 5	0.541 2	0.567 4
分闸到位	0.450 0	0.646 1	0.416 7	0.374 9	0.356 2
异常	0.100 0	0.030 4	0.224 8	0.083 9	0.076 4

表 4 Q11 的基本可信度
Table 4 Basic belief of Q11

状态	$m(A)$
合闸到位	0.497 6
分闸到位	0.502 3
异常	0.000 1

从表 3、表 4 中可得, 证据体对 Q11 的状态判别存在相互矛盾的情况, 难以准确判断 Q11 的实际状态。因此, 采用 TGAN 的分类器继续进行开关设备状态感知与判别。图 10 给出了分类器迭代训练过程相对误差的变化情况。

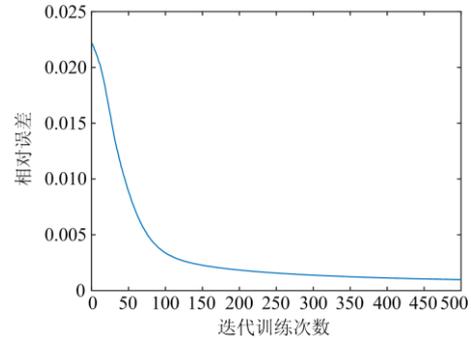


图 10 分类器相对误差
Fig. 10 Relative error of the classifier

1) DS-TGAN 与单传感器非融合算法

对图 7 中的开关设备进行实时状态感知和异常监测。表 5 列出了基于 DS-TGAN 和基于单传感器非融合的感知结果。

表 5 DS-TGAN 与单传感器非融合算法感知结果

感知方法	合闸/个	分闸/个	异常/个	准确率
视频采集装置	27	16	7	88%
温度传感器	25	20	5	84%
压力传感器	30	15	5	92%
姿态传感器	30	17	3	94%
微动开关	29	21	0	90%
DS-TGAN	33	16	1	100%
实际	33	16	1	100%

由表 5 可以看出, 多传感器数据融合的准确率达到了 100%, 与单传感器的基本可信度相比, 增加了实际的基本可信度, 同时降低了系统的不确定性。充分说明基于 DS-TGAN 的开关状态感知方法能有效地利用不同传感器的数据, 提高对开关状态的识别能力。

2) DS-TGAN 与常规神经网络数据融合算法

系统提取相同规模的历史数据作为本文方法和常规神经网络算法的训练集。常规神经网络选择经典 BP 网络作为主体。表 6 和表 7 分别给出了两种方法的感知结果及感知所用时间。

表 6 DS-TGAN 与 BP 神经网络测试结果

感知方法	合闸/个	分闸/个	异常/个	准确率
DS-TGAN	33	16	1	100%
BP 神经网络	36	14	0	94%

表 7 DS-TGAN 与 BP 神经网络测试所用时间

Table 7 Test time of DS-TGAN and BP neural network

感知方法	所用时间/s
DS-TGAN	8.562
BP 神经网络	10.498

由表 6 可以看出, 本文方法和基于 BP 神经网络数据融合感知方法均能提高智能开关设备状态感知能力, 其准确率分别达到了 100% 和 94%, 但常规 BP 神经网络未能检测出存在异常状态的设备; 由表 7 可以看出, 数据规模相同的条件下, 两种方法所用时间相差不大, 前者略少于后者。

为了验证本文所提方法在融合大规模开关设备数据时的性能, 测试过程中逐渐扩大样本数量。测试结果如图 11 和图 12 所示。由图 11 可以看出, 随着样本数量的增加, 基于 BP 神经网络感知方法的准确率逐渐降低, 基于 DS-TGAN 感知方法仍然具有较高的准确率; 由图 12 可以看出, 相同数据规模下, 本文方法测试所用时间更少, 且测试时间的差别随着数据样本规模的增大而增大。

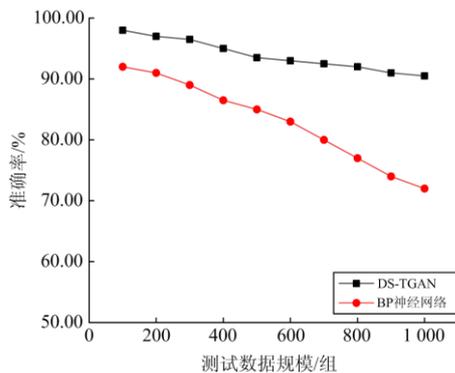


图 11 DS-TGAN 和 BP 神经网络的测试结果

Fig. 11 Test results of DS-TGAN and BP neural network

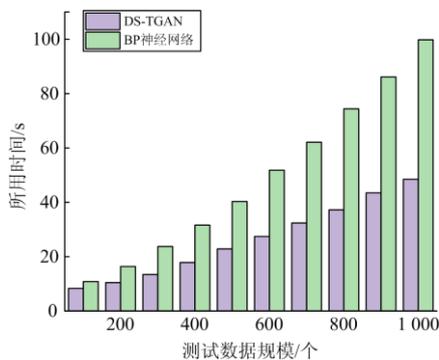


图 12 DS-TGAN 和 BP 神经网络测试所用时间

Fig. 12 Test time of DS-TGAN and BP neural network

本文基于 DS 证据理论和 TGAN 深度学习模型, 实现开关设备状态感知与诊断。与单传感器非融合感知方法相比, 准确率平均提高了 12.70%, 说明本文方法比单一传感器感知方法有着更高的可靠性; 与 BP 神经网络融合方法相比, 测试样本数量为 50 时准确率提高了 6.38%, 所用时间减少了 18.44%, 测试样本数量为 1 000 时准确率提高了 29.20%, 所用时间减少了 49.50%。说明本文方法可以快速、准确地感知大规模开关设备的实时运行状态, 足以满足安规对设备状态“双确认”的要求, 为“一键顺控”操作提供安全可靠保障。

4 结论

针对智能电网中高压开关状态监测传感器存在识别准确率不高的问题, 提出一种基于 DS-TGAN 的多传感器数据融合方法, 实现高压开关设备状态感知和诊断研究, 并以某地区电网为例测试。结果表明, 本文提出的开关状态感知方法具有较高的识别精度和速度, 提高了仅依靠单传感器的状态感知准确率, 优于常规 BP 神经网络的感知方法, 实现大规模高压开关设备状态的智能、自动、精准感知和监测, 为“双确认”提供可靠的辅助判据, 有力推动顺控倒闸操作的广泛应用, 最大限度地提升运维效率和效益, 有力支撑电网安全优质运行。下一步将在网络结构的简化和训练时间的缩短等方面继续开展研究。

参考文献

- [1] 何奉禄, 陈佳琦, 李钦豪, 等. 智能电网中的物联网技术应用与发展[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(3): 58-69.
- [2] HE Fenglu, CHEN Jiaqi, LI Qin hao, et al. Application and development of internet of things in smart grid[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(3): 58-69.
- [3] 吴任博, 熊文, 石磊, 等. 基于物联网的智能变电站一键式顺控操作系统[J]. 电子设计工程, 2020, 28(8): 165-169.
- [4] WU Renbo, XIONG Wen, SHI Lei, et al. One-touch sequence control operating system of intelligent substation based on internet of things[J]. Electronic Design Engineering, 2020, 28(8): 165-169.
- [5] 郭锐, 刘文林. 110 kV 变电站一次设备运维状态智能感知与态势感知技术[J]. 电声技术, 2019, 43(3): 71-73.
- [6] GUO Rui, LIU Wenlin. Intelligent sensing and situational awareness technology for operation and maintenance of primary equipment in 110 kV substation[J]. Audio

- Engineering, 2019, 43(3): 71-73.
- [4] OELKERS D. High-voltage power line multi-sensor system[J]. NASA Tech Briefs, 2019, 43(2): 41-41.
- [5] 徐乔笙, 谢维成, 江山, 等. 一种监测母线槽温升信号的无线传感器动态采样策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(8): 106-112.
- XU Qiaosheng, XIE Weicheng, JIANG Shan, et al. A wireless sensor dynamic sampling strategy for monitoring temperature rise signals of busway[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(8): 106-112.
- [6] 吴路明, 薛明军, 陈琦, 等. 多源信息融合技术在继电保护中的应用[J]. 供用电, 2019, 36(2): 29-34, 66.
- WU Luming, XUE Mingjun, CHEN Qi, et al. Application of the multi-source information fusion technology in relay protection[J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(2): 29-34, 66.
- [7] 陈富国, 蔡敏, 赵营, 等. 隔离开关分合闸位置“双确认”技术研究及设计[J]. 自动化技术与应用, 2020, 39(3): 134-139.
- CHEN Fuguo, CAI Min, ZHAO Ying, et al. Research and design on the "double confirmation" technology of isolation switchgear opening and closing position[J]. Techniques of Automation and Applications, 2020, 39(3): 134-139.
- [8] 司至倡. 中高压开关设备在线监测系统设计[D]. 大连: 大连工业大学, 2018.
- SI Zhichang. Design of on-line monitoring system for high voltage switch equipment[D]. Dalian: Dalian Polytechnic University, 2018.
- [9] HU Zhuangli, HE Tong, ZENG Yihui, et al. Fast image recognition of transmission tower based on big data[J]. Protection & Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 149-158. DOI: 10.1186/s41601-018-0088-y.
- [10] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, et al. Image net: large scale visual recognition challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 115(3): 211-252.
- [11] YAN Jinghua, ZHENG Tao. Application of vertical reflective optical fiber temperature sensing technology in high voltage switch cabinet[J]. Optical Communication Technology, 2014, 38(6): 22-23.
- [12] 王益博, 杨乐, 孟忠, 等. 一种用于高压隔离开关夹紧力检测的 PLC 控制方法[J]. 新技术新工艺, 2017(12): 55-57.
- WANG Yibo, YANG Le, MENG Zhong, et al. A PLC control method for detecting clamping force of HV switch disconnecter[J]. New Technology & New Process, 2017(12): 55-57.
- [13] 杜非, 王广真, 张贺军, 等. 用于隔离开关位置“双确认”技术的姿态传感器系统检测平台[J]. 中国电力, 2019, 52(11): 153-158.
- DU Fei, WANG Guangzhen, ZHANG Hejun, et al. A detection platform of attitude sensor system used for double reconfirmation technology of disconnecting switch's opening and closing position[J]. Electric Power, 2019, 52(11): 153-158.
- [14] JIANG J, WAN J, ZHENG X, et al. A novel weather information-based optimization algorithm for thermal sensor placement in smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(2): 911-922.
- [15] 周小艺, ANDLE J, 王啸峰, 等. 声表面波(SAW)传感器断路器触臂安装方式可行性研究[J]. 高压电器, 2019, 55(1): 72-79.
- ZHOU Xiaoyi, ANDLE J, WANG Xiaofeng, et al. Feasibility study on installation method of surface acoustic wave (SAW) sensor circuit breaker contact arm[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(1): 72-79.
- [16] 汪洋, 刘帆, 汪涛, 等. 可识别接触状态的隔离开关分合位置判别方法研究及应用[J]. 湖北电力, 2017, 41(8): 1-4.
- WANG Yang, LIU Fan, WANG Tao, et al. Research on method of breaking-closing position discrimination with contact condition recognition of disconnecter and its application[J]. Hubei Electric Power, 2017, 41(8): 1-4.
- [17] 郭创新, 彭明伟, 刘毅. 多数据源信息融合的电网故障诊断新方法[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(31): 1-7.
- GUO Chuangxin, PENG Mingwei, LIU Yi. Novel approach for fault diagnosis of the power grid with information fusion of multi-data resources[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(31): 1-7.
- [18] 陈尚. 基于多信息融合的断路器故障识别研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2015.
- CHEN Shang. Research on circuit breaker fault recognition based on multi information fusion[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015.
- [19] 黄红, 熊卓, 王宇, 等. 基于大数据的变电设备状态多维感知及智能诊断系统的研究[J]. 电力大数据, 2019, 22(10): 51-57.
- HUANG Hong, XIONG Zhuo, WANG Yu, et al. Research on multi-dimensional sensing and intelligent diagnosis system of substation equipment based on big data[J]. Power Systems and Big Data, 2019, 22(10): 51-57.
- [20] 李鹏, 洪梅子, 李君, 等. 电网运行异常状态诊断分析专家系统的应用研究[J]. 湖北电力, 2019, 43(1): 44-49.
- LI Peng, HONG Meizi, LI Jun, et al. Application research of expert system for diagnostic analysis on abnormal state of power grid operation[J]. Hubei Electric Power,

- 2019, 43(1): 44-49.
- [21] 郝佳, 赵隆, 纪超, 等. 10 kV 高压开关设备综合自动化监控系统研制[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(7): 142-147.
HAO Jia, ZHAO Long, JI Chao, et al. Development of 10 kV high voltage switchgear integrated automatic supervisory control system[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(7): 142-147.
- [22] 王燕, 蒋逸雯, 李黎, 等. 多源异构数据融合的避雷器运行状态评价方法[J]. 电测与仪表, 2020, 57(19): 132-139.
WANG Yan, JIANG Yiwen, LI Li, et al. Operating condition assessment method of arresters based on multi-source heterogeneous data fusion[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(19): 132-139.
- [23] WANG Kun, ZHAO Qinghua, LIU Yaqui, et al. Improved triple generative adversarial nets[J]. International Journal of Computer Applications in Technology, 2019, 59(2): 114-122.
- [24] LIU Jiawei, LI Qi, CHEN Weirong, et al. A fast fault diagnosis method of the PEMFC system based on extreme learning machine and Dempster-Shafer evidence theory[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2019, 5(1): 271-284.
- [25] 毛文奇, 王舶仲, 蒋毅舟, 等. 高压隔离开关分合闸位置监测技术的研究综述及展望[J]. 智慧电力, 2019, 47(8): 112-119.
MAO Wenqi, WANG Bozhong, JIANG Yizhou, et al. Summary and prospect of breaking-closing position monitoring method for high voltage disconnecter[J]. Smart Power, 2019, 47(8): 112-119.
- [26] 温泉, 周录波, 王栋, 等. 基于光声光谱法的变压器在线监测技术研究[J]. 电测与仪表, 2020, 57(13): 23-27, 125.
WEN Quan, ZHOU Lubo, WANG Dong, et al. Online monitoring technology of transformer based on photoacoustic spectroscopy[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(13): 23-27, 125.
- [27] 李邦彦, 齐伟强, 杨兆静, 等. 基于多特征选择方法的高压断路器故障诊断[J]. 高压电器, 2020, 56(6): 218-224.
LI Bangyan, QI Weiqiang, YANG Zhaojing, et al. Fault diagnosis of high-voltage circuit breaker based on multi-feature selection approaches[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(6): 218-224.
- [28] 王红霞, 王波, 陈红坤, 等. 电力数据融合:基本概念、抽象化结构、关键技术和应用场景[J]. 供用电, 2020, 37(4): 24-32.
WANG Hongxia, WANG Bo, CHEN Hongkun, et al. Power data fusion: basic concepts, abstract structures, key technologies and application scenarios[J]. Distribution & Utilization, 2020, 37(4): 24-32.
- [29] 陈照, 王尧, 牛峰, 等. 基于神经网络和 D-S 证据理论的故障电弧检测[J]. 高压电器, 2019, 55(3): 29-36.
CHEN Zhao, WANG Yao, NIU Feng, et al. Fault arc detection based on neural network and D-S evidence theory[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(3): 29-36.
- [30] 邱进, 田野, 李冠华, 等. 基于现场实录波形的小电流接地故障暂态选线研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(6): 186-193.
QIU Jin, TIAN Ye, LI Guanhua, et al. Study on transient line selection of small current grounding fault based on field recorded waveform[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(6): 186-193.
- [31] WANG Xue, TAN Kun, DU Qian, et al. Caps-TripleGAN: GAN-assisted CapsNet for Hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 99: 1-14.
- [32] 高强, 姜忠昊. 基于 GAN 等效模型的小样本库扩增研究[J]. 电测与仪表, 2019, 56(6): 76-81.
GAO Qiang, JIANG Zhonghao. Amplification of small sample library based on GAN equivalent model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(6): 76-81.
- [33] 张宇帆, 艾芊, 李昭昱, 等. 基于生成对抗网络的负荷序列随机场景生成方法[J]. 供用电, 2019, 36(1): 29-33, 92.
ZHANG Yufan, AI Qian, LI Zhaoyu, et al. A stochastic scenario generation method of load series based on generative adversarial network[J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(1): 29-33, 92.

收稿日期: 2020-06-27; 修回日期: 2020-09-29

作者简介:

袁培(1987—), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为过电压与绝缘技术以及特高压直流技术。

(编辑 许威)