

基于MI-PSO-BP算法的配电设备状态实时评估方法

杨志淳^{1,2}, 靖晓平³, 乐健⁴, 沈煜^{1,2}, 张好⁴, 杨帆^{1,2}

(1. 国网湖北省电力有限公司 电力科学研究院, 湖北 武汉 430077;

2. 国家电网公司高压电气设备现场试验技术重点实验室, 湖北 武汉 430077;

3. 湖北华中科技电力开发有限公司, 湖北 武汉 430077;

4. 武汉大学 电气与自动化学院, 湖北 武汉 430072)

摘要:为了提高配电设备故障预测水平,提出了一种常规综合评估方法与实时评估方法相结合的配电设备运行状态实时评估方法。给出了两阶段综合状态评估方法的框架体系,通过互信息理论(MI)量化设备各属性与状态的相关关系,消除冗余属性。利用粒子群优化(PSO)算法对BP神经网络权值与阈值进行优化,以提高评估质量。利用该MI-PSO-BP模型对某地区配电变压器实时状态进行评估,评估结果及发展趋势与实际情况相吻合,验证了该评估方法的正确性和有效性。

关键词:配电设备;实时评估;互信息理论;粒子群优化算法;BP神经网络

中图分类号:TM 732

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.201911008

0 引言

长期以来,相较于高电压等级的发输电设备,配电设备故障由于影响范围不大,停电损失较小,受到的关注程度不高^[1-2]。但随着配电设备数量的持续增多、智能电网的不断发展以及用户对供电可靠性要求的提高,配电设备运行状态评估逐渐得到了研究者的重视^[3]。

配电网在线监测系统的广泛应用使得运维人员能够利用海量运行数据进行配电设备状态评估,但目前主要采用预防性试验和定期式巡检等方式,基于配电设备运行信息的实时状态评估尚处在研究阶段^[4-5]。

配电设备状态评估实质属于预测问题,常用方法可分为定性分析法、定量分析法2类^[6]。定性分析法通常基于设备运行信息及专家经验建立评分模型。文献[7-8]提出基于设备实时健康指数的配电设备风险量化评估方法,将配电设备状态信息转换为反映设备运行状况的健康指数,可实时计算配电设备整体运行风险,为配电设备实时评估提供了基础。文献[9]在浙江省内配电变压器已基本实现电气量采集全覆盖的背景下,从评价指标选取、评价模型和权重合成3个方面研究了基于实时运行信息的配电变压器健康状态评价方法,基于实际运行数据

进行了验证,具有较好的参考价值。文献[10]利用专家经验确定了配电保护设备各状态量对不同状态的隶属度参数,提高了评估结果的可信度。但定性分析法通常计算量较大,且易受人为主观因素的影响。

定量分析法常运用数据统计及挖掘方法建立评估预测模型。文献[11]通过多变量灰色预测模型和改进证据理论融合多时段状态信息,建立了配电变压器状态评估模型。文献[12]以配电设备数据流为基础挖掘不同因素间的相关性关系,通过关联规则量化值实时反映设备的运行状态。文献[13]结合神经网络和支持向量机聚类构建了一种基于信息融合的多证据体配电变压器内部状态诊断模型。以上研究表明,在历史统计样本充足的情况下,定量分析法更加客观且容易实现。但一个共同的不足之处在于:若没有设备评估方法,就无法形成充足的样本,而若已有了可信的设备状态评估方法,则无需再研究新的预测模型。

本文结合定性分析的综合评估及定量分析的实时评估,提出了一种基于互信息理论-粒子群优化-BP神经网络(MI-PSO-BP)算法的配电设备状态评估方法。该方法以综合评估数据为基础,采用互信息理论分析不同属性与状态评估结果的相关关系,以消除冗余变量。采用PSO算法优化BP神经网络阈值与权值,建立了PSO-BP配电设备状态实时评估模型。通过算例验证了本文所提出的配电设备实时评估方法的有效性。

1 配电设备状态评估总体框架

本文提出的基于MI-PSO-BP的配电设备状态评估方法主要由两部分组成,如图1所示。

第一阶段为离线综合评估,即根据巡检结果、监测数据、试验报告等信息对配电设备进行综合评分;

收稿日期:2019-03-19;修回日期:2019-09-16

基金项目:国家电网公司总部科技指南项目(521532180007);
国网湖北省电力有限公司电力科学研究院重点科技研发项目(52153217000T)

Projected supported by the Headquarters Science and Technology Guide Project of SGCC(521532180007) and the Key Technology Research and Development Projects of Electric Power Research Institute of State Grid Hubei Electric Power Co.,Ltd.(52153217000T)

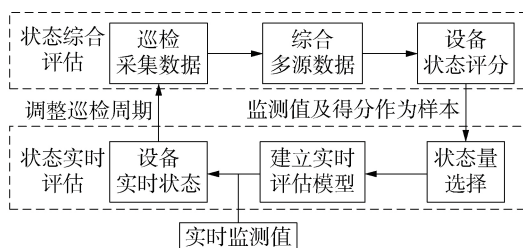


图 1 所提评估方法总体框架

Fig.1 General framework of proposed assessment method

第二阶段为在线实时评估,即利用历史综合评估数据建立基于 MI-PSO-BP 算法的状态评估模型,将实时采集到的设备监测值输入模型,在线评估设备的运行状态,并根据结果调整巡检计划。

实时状态评估周期由设备监测值的采集周期决定,每次更新监测值即可进行一次状态评估。综合状态评估与巡检周期一致,其大小由实时评估结果决定,若设备实时状态评分较低,巡检周期也将缩短。

2 配电设备状态综合评估方法

2.1 状态评估数据分析

配电技术的完善及配电网数据监控、采集、传输和管理系统配置的成熟,为配电设备运行和管理提供了海量丰富的数据源^[14]。根据状态信息更新频率的不同,目前可用于配电设备状态评估的数据可分为三大类,即静态数据、动态数据、准动态数据^[15]。静态数据主要为设备投运后固定的数据;动态数据为快速更新的数据,是反映设备实时状态变化的关键数据;准动态数据为按月或年定期或不定期更新的数据,蕴含不易实时监测的配电设备潜在风险信息。各类型数据对应的具体内容见附录中的表 A1。

配电设备状态综合评估即综合利用以上各类数据对配电设备运行状态进行分析。由于数据量大,不同类型数据更新周期差异较大,本文取巡检周期为综合状态评估的周期。

2.2 设备状态综合评估方法

本文采用配电设备健康指数 H_c 来综合反映设备运行状态。 H_c 的取值范围为 0~100,且与设备状态正相关,即 H_c 越高代表设备运行状态越好,发生故障的概率越小。设备状态可分为以下 4 种:

$$\text{设备状态} = \begin{cases} \text{正常状态} & 85 \leq H_c \leq 100 \\ \text{注意状态} & 75 \leq H_c < 85 \\ \text{异常状态} & 65 \leq H_c < 75 \\ \text{严重状态} & H_c < 65 \end{cases} \quad (1)$$

以配电变压器为例,其健康指数由绕组及套管、分接开关、冷却系统、油箱、非电量保护、接地、绝缘油等部件的健康状况决定。具体评分方法参考国家电网公司颁布的 Q/GDW 645—2011《配电网设备状态

评价导则》中的评价要求和评分标准,可通过综合评估节点采集的信息及历史数据来获得配电设备各部件的状态量,设备某部件的健康指数可由式(2)确定。

$$\begin{cases} M_p = m_p K_f K_T \\ K_T = \frac{100 - T_p \alpha}{100} \end{cases} \quad (2)$$

其中, M_p 为部件 p 的健康指数; m_p 为部件 p 的基础状态得分; K_f 为元件缺陷系数,若元件无缺陷则 $K_f = 1$, 否则 $K_f = 0.95$; K_T 为寿命系数; T_p 为部件 p 的服役时间; α 为役龄折算因子,取值范围为 0~1。

含 n 个部件的配电设备整体运行状态评估数学模型为:

$$H_c = \begin{cases} \min M_p & \exists M_p \leq 85 \\ \sum_{p=1}^n K_p M_p & \forall M_p > 85 \end{cases} \quad (3)$$

其中, K_p 为部件 p 的权重系数。

由以上分析可知,配电设备状态综合评估可准确反映 1 个巡检周期内的设备整体运行状态,但其需要的数据量大、效率低,且无法反映周期内设备的实时状态。

3 配电设备状态实时评估方法

配电设备动态数据反映了其当前的状态,具有很强的时效性。为充分运用在线监测数据对配电设备运行状态进行实时评估,预警其潜在故障风险,本文提出了基于 MI-BP-PSO 算法的两阶段状态实时评估方法,评估模型如图 2 所示。第一阶段对设备状态量进行筛选,消除冗余变量对评估的影响;第二阶段利用历史数据建立改进的神经网络模型,根据当前监测数据对实时状态进行评估。

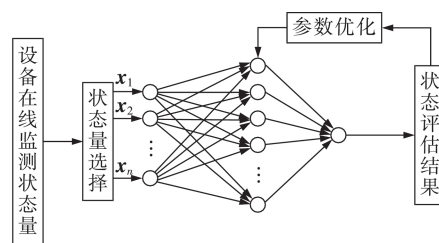


图 2 状态实时评估模型

Fig.2 Assessment model of real-time condition

3.1 基于互信息理论的状态量选择

状态量的选取对评估速度及精度有很大影响,为避免人工经验选取输入变量的不足,本文采用互信息度量各状态量和健康指数间的相关性,选出对评估结果影响较大的输入变量集合。

作为信息熵理论的推广,互信息表征多个随机变量之间互相包含信息的大小,是相关系数在高维非线性情况下的扩展,具有较强的识别能力^[16]。随机变量 (X, Y) 的信息熵 $H(X)$ 、 $H(Y)$ 及其联合熵 $H(XY)$ 定义见式(4)。

$$\begin{cases} H(X) = -\sum_{i=1}^n p(X_i) \log_2 p(X_i) \\ H(Y) = -\sum_{j=1}^m p(Y_j) \log_2 p(Y_j) \\ H(XY) = -\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(X_i, Y_j) \log_2 p(X_i, Y_j) \end{cases} \quad (4)$$

其中, $p(X_i)$ 为变量 X 在 n 等分区间上的概率分布; $p(Y_j)$ 为变量 Y 在 m 等分区间上的概率分布; $p(X_i, Y_j)$ 为其联合概率分布。

互信息 $I(X; Y)$ 表示变量 X, Y 共享信息量的大小。

$$I(X; Y) = H(X) + H(Y) - H(XY) \quad (5)$$

为了便于比较互信息的大小, 采用文献[17]提出的归一化互信息的熵相关系数, 即:

$$I_{XY} = I(X; Y) / \sqrt{H(X)H(Y)} \quad (6)$$

将配电设备的某种状态量的历史监测值向量 A 及与其对应的综合状态评分向量 B 代入式(6), 即可求得表征其相关性大小的熵相关系数。

由以上分析可知, 当状态量 A 与评分 B 完全相关时, $I_{AB}=1$; 当状态量 A 与评分 B 完全独立时, $I_{AB}=0$; I_{AB} 越接近 1 表示此状态量与评分的相关性越大。因此, 可选择合适的阈值 $\beta \in (0, 1)$, 当 I_{AB} 小于此阈值时, 筛选此状态量 A 。此方法可有效去除冗余变量及噪声信号, 提高数据分析处理速度和精度。

为分析熵相关系数的相关性评估能力, 以变量 $X=[1, 2, 3, \dots, 50]$ 为例, 针对线性、非线性、无关 3 类关系, 采用一系列 $y=f(x)$ 构造变量 Y 。分别采用不同的关联度指标^[18], 得到表 1 所示的评估结果。

表 1 相关系数对比

Table 1 Comparison of correlation coefficient

函数关系	函数关系式	线性相关系数	秩相关系数	熵相关系数
线性	$y = -x$	-1.00	-1.00	1.00
	$y = x + 5$	1.00	1.00	1.00
非线性	$y = x^3 + 1$	0.97	1.00	0.82
	$y = \cos x + 1$	0.31	0.30	0.66
	$y = x^3 \cos x + 100$	0.20	0.19	0.64
无关	$y = 1$	0	0	0
	$y = \text{rand}()$	-0.15	-0.09	0.11

由表 1 可知, 相对于线性相关系数与秩相关系数, 熵相关系数能够更好地评估以上 3 类变量关系, 适用范围更广。

3.2 基于 PSO-BP 模型的实时状态评估

人工神经网络具有良好的非线性逼近能力, 在诸如风电功率预测等领域应用较为广泛。配电设备状态评估本质上也为预测问题, 因此本文选用人工神经网络来实现实时状态评估。

BP 算法是应用最广泛的一种神经网络算法, 但其容易陷入局部极小, 影响全局优化^[19], 故需对算法参数进行优化。常用的优化方法包括遗传算法及 PSO 算法, 两者均为基于迭代的优化方法, 但后者具

有更快的收敛速度和精度。采用 PSO 算法优化神经网络包括优化神经网络权值与阈值和优化神经网络结构 2 个方面内容^[20]。

本文的 BP 神经网络包括输入层、隐含层和输出层。输入层训练样本为筛选后的 m 组历史状态监测值, 输出层为历史健康指数, 利用 PSO 算法对网络各层之间的连接权值及阈值进行优化。本文采用改进的 PSO 算法来优化权值, 以提高算法搜索能力。在标准 PSO 算法进化公式的基础上, 其在第 k 次迭代中的惯性权重 w 及加速因子 c_1, c_2 由式(7)确定。

$$\begin{cases} w = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min})k/T \\ c_1 = c_{\max} - (c_{\max} - c_{\min})k/T \\ c_2 = c_{\min} + (c_{\max} - c_{\min})k/T \end{cases} \quad (7)$$

其中, $w_{\min}, w_{\max}$ 和 $c_{\min}, c_{\max}$ 分别为惯性权重和加速因子的预设最小值、最大值; T 为总迭代次数。PSO 算法具体步骤不再赘述, 本文选取的适应度函数为:

$$F_{\text{fitness}} = \sum_{i=1}^m (P_i - B_i)^2 / m \quad (8)$$

其中, P_i 和 B_i 分别为第 i 次综合状态评估设备健康指数的模型预测值和实际值。每次进行配电设备综合评估后即由已获得的数据来建立评估模型, 在下次综合评估前由此模型及设备状态实时监测值得到设备的实时健康指数。基于此改进 PSO-BP 算法建立的评估模型具有较高的精度, 在状态量已筛选的情况下也可满足实时评估速度的要求。

对配电设备进行实时状态评估后, 以评估结果为参考将设备划为 4 个状态等级, 以此来调整运维策略, 划分规则见附录中的表 A2。

4 算例分析

利用本文提出的配电设备状态实时评估方法, 以某地区 S11-100/10 典型配电变压器为对象进行分析, 此类型配电变压器的参数见附录中的表 A3。由于单台设备数据样本较少, 选取此地区多台同类型的配电变压器构建对象集合, 选取 100 组试验及巡检数据为源数据。

与配电变压器相关的可获取的外部因素主要包括天气情况、环境温度、湿度、风力等。根据故障统计结果, 由外力单独造成的突发性故障例如雷击等, 往往直接造成供电中断, 而在故障发生前健康指数得分均较无异常, 状态评估难以预警, 因此, 本文在状态评分中只考虑了温度、湿度等重要外部因素。本文考虑的配电变压器在线监测数据来源于配电变压器监测终端(TTU)监测到的低压侧电压电流以及负载率, 热检测器监测到的配电变压器出线端接头温度、油顶层温度, 温湿度传感器监测到的环境温度与湿度, 以及油位传感器监测到的油位。配电变压器可获得的实时状态信息及其符号如表 2 所示。

4.1 方法有效性验证

某台配电变压器于 2017 年 6 月 1 日巡检时发现

表 2 配电变压器实时状态信息
Table 2 Real-time state information of distribution transformer

运行信息	状态量标号
低压侧三相电压 U_A, U_B, U_C	X_1, X_2, X_3
低压侧三相电流 I_A, I_B, I_C	X_4, X_5, X_6
负载率 β	X_7
油顶层温度 K	X_8
温升 t_1 、湿度 R_H	X_9, X_{10}
接头温度 t_2, t_3, t_4	X_{11}, X_{12}, X_{13}
油位	X_{14}
电压不平衡度 ε_1 、电流不平衡度 ε_2	X_{15}, X_{16}

故障,故障现象为密封圈破裂喷油,经分析确定原因为此台配电变压器运行时间长,且遭遇雷暴大风,造成变压器桩头密封圈破裂从而导致漏油,采用此设备故障点前 10 组监测数据测试实时评估方法。

实时状态评估主要步骤如下。

(1)首先根据互信息理论对输入状态量进行选择,计算得到各状态量与健康指数的熵相关系数 $I_{X,Y}$ 如表 3 所示。

表 3 状态量熵相关系数
Table 3 Entropy correlation coefficient of state variables

状态量	$I_{X,Y}$	状态量	$I_{X,Y}$
X_1	0.1345	X_9	0.6112
X_2	0.1416	X_{10}	0.1794
X_3	0.1444	X_{11}	0.4074
X_4	0.5945	X_{12}	0.4101
X_5	0.5953	X_{13}	0.4088
X_6	0.5922	X_{14}	0.6167
X_7	0.5953	X_{15}	0.1654
X_8	0.2616	X_{16}	0.3982

由表 3 可知,各监测量与设备状态的熵相关系数均在 0.1~0.7 范围内,即监测量与状态之间的关系大小不一。其中,配变电压、环境湿度等因素与设备状态相关性较小,而配变负载率、温度、油位、电流不平衡等与状态有较强相关性。选取阈值 $\beta=0.3$ 对变量进行筛选,即选取 $X_4-X_7, X_9, X_{11}-X_{14}, X_{16}$ 为评估网络的输入。

(2)以筛选后的数据为输入样本,建立 PSO-BP 预测模型,训练的结果如图 3 所示。

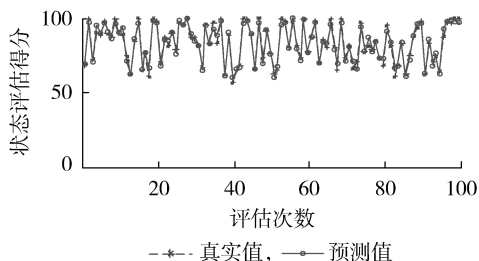


图 3 模型有效性验证

Fig.3 Effectiveness verification of model

图 3 中真实值为每次评估的实际得分,预测值为将监测数据输入至评估模型后所得的预测评分。由图 3 可知,模型实现了对 100 组数据的有效拟合。计算得真实值与预测值的拟合系数 $R^2=0.961$,证明了本文建立评估模型的有效性。

(3)将设备故障前 10 组监测数据输入到已建立的评估模型中,得到的设备健康指数如图 4 所示。

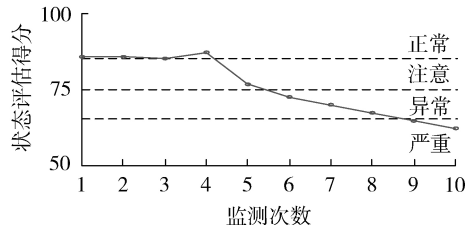


图 4 实时评估结果

Fig.4 Results of real-time assessment

由图 4 可知,该配电变压器的健康指数在第 4 次实时巡检周期内开始下降,随后状态越来越差,但分数下降速度减缓,此变化趋势符合该配电变压器的实际情况,即外因造成的漏油。

为了进一步分析本文评估模型对配电变压器不同故障的预警效果,图 5 给出了此类型配电变压器在不同故障类型(内因、外力、内因+外力)下的故障记录的前 10 次实时评估结果。

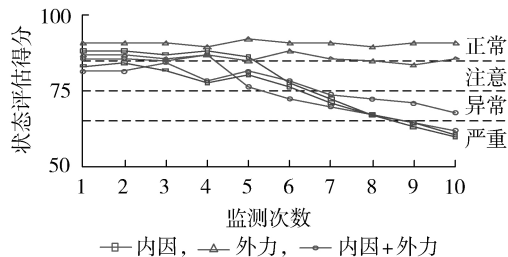


图 5 不同故障下的评估结果

Fig.5 Results of real-time assessment under different faults

由图 5 可知,对于仅由外力造成的突发性配电变压器故障,故障前状态评分未有异常,采用本文所提方法难以预警,此类故障往往会直接造成供电中断,进行故障定位后可立即发现位置并及时抢修。而对于由内部原因及外力与内因共同引发的潜伏性故障,在检修人员发现故障前其状态评分均有较大变化,但仅通过状态评分难以进行故障识别,需尽快安排检修人员全面检查设备,规避风险。

由以上分析可知,本文所提的基于 MI-PSO-BP 算法的实时状态评估方法可有效融合已有的设备数据,并以此为基础对配电设备状态进行实时评估,为及时调整运维策略提供了有效决策依据。

4.2 模型性能分析

为分析本文所提算法的精度和收敛速度,选取 80 组数据为训练数据,另外 20 组数据为检验数据,

并加入若干冗余的状态监测量。

采用本文模型、传统BP模型和PSO-BP模型对20组检验数据分别进行10次评估,评估结果由拟合系数 R^2 表示,结果如图6所示。

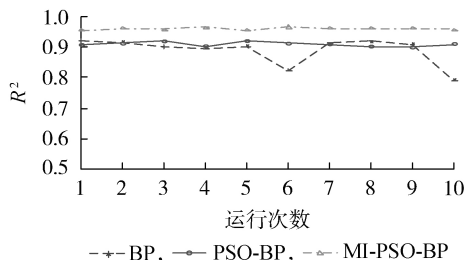


图6 不同方法的精度对比

Fig.6 Comparison of accuracy among different methods

图6表明,采用PSO算法对BP神经网络进行参数优化后评估结果更加平稳,精度均有所提高。本文进一步采用互信息算法进行变量筛选后,平均拟合系数由PSO-BP模型的0.91提高为0.96。上述结果表明本文所提基于互信息理论的变量筛选方法可在一定程度上提高评估的精度。

图7给出了PSO-BP算法与MI-PSO-BP算法进行3次评估的收敛曲线。

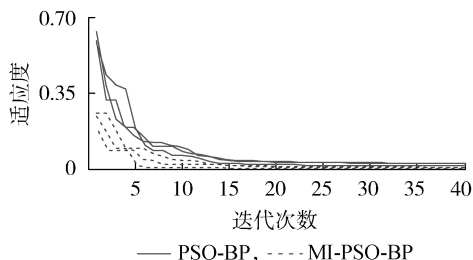


图7 不同方法收敛速度对比

Fig.7 Convergence speed of different methods

图7表明,采用互信息算法筛选变量后,平均收敛迭代次数由20次减小到了12次,证明了本文所提方法可有效提高实时评估的速度,且随着配电设备数据量的增大,本文算法在实时性方面的优势将更加明显。

5 结论

本文提出了基于MI-PSO-BP算法的配电设备状态实时评估方法,利用历史综合评估数据建立实时状态评估模型,并根据在线评估结果调整巡检运维计划。所得主要结论如下:

(1)本文所提出的配电设备状态评估方法可有效反映设备的实际运行情况,为故障预警与运维计划调整提供了依据;

(2)基于互信息理论的相关性分析方法可准确反映各属性与状态之间的相关关系,利用其进行特

征选择可有效提高人工智能评估模型的精度及速度,为后续基于大数据的配电设备状态评估提供了良好基础。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 孙鹏,耿苏杰,王秀丽. 基于时效评分函数和贝叶斯概率的电力变压器状态实时评估[J]. 高电压技术,2018,44(4):1069-1067.
SUN Peng, GENG Sujie, WANG Xiuli. Real-time condition assessment of power transformers based on time-effect score function and Bayesian probability[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4):1069-1067.
- [2] TIMPERLEY J E, VALLEJO J M. Condition assessment of electrical apparatus with EMI diagnostics[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(1):693-699.
- [3] 赵会茹,李娜娜,郭森,等. 配电网设备故障停电风险实时评估[J]. 电力自动化设备,2014,34(11):89-94.
ZHAO Huiru, LI Nana, GUO Sen, et al. Real-time risk assessment on equipment failure outage of distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(11):89-94.
- [4] 刘科研,吴心忠,石琛,等. 基于数据挖掘的配电网故障风险预警[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):155-160.
LIU Keyan, WU Xinzong, SHI Chen, et al. Fault risk early warning of distribution network based on data mining[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5):155-160.
- [5] 胡丽娟,刁赢龙,刘科研,等. 基于大数据技术的配电网运行可靠性分析[J]. 电网技术,2017,41(1):265-271.
HU Lijuan, DIAO Yinglong, LIU Keyan, et al. Operational reliability analysis of distribution network based on big data technology[J]. Power System Technology, 2017, 41(1):265-271.
- [6] 曹海欧,张沛超,高翔. 基于模糊支持向量机的继电保护状态在线评价[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(20):70-74.
CAO Haiou, ZHANG Peichao, GAO Xiang. Online condition evaluation of relay protection based on fuzzy support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(20):70-74.
- [7] 史常凯,宁昕,孙智涛,等. 基于设备实时健康指数的配电网风险量化评估[J]. 高电压技术,2018,44(2):534-540.
SHI Changkai, NING Xin, SUN Zhitao, et al. Quantitative risk assessment of distribution network based on real-time health index of equipment[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(2):534-540.
- [8] 黄翌,汪泓,谭阳红,等. 基于健康度和重要度的配电网运行风险评估方法[J]. 电力自动化设备,2016,36(6):136-141.
HUANG Zhao, WANG Feng, TAN Yanghong, et al. Operational risk assessment based on health and importance indexes for distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(6):136-141.
- [9] 谢成,曹张洁,温典,等. 基于实时运行数据挖掘的配电变压器状态评估[J]. 浙江电力,2017,36(8):1-6.
XIE Cheng, CAO Zhangjie, WEN Dian, et al. State evaluation of distribution transformers based on real-time operation data mining[J]. Zhejiang Electric Power, 2017, 36(8):1-6.
- [10] 龚方亮,牟龙华,郭文明,等. 基于D-S证据理论的配电终端状态诊断[J]. 电力系统保护与控制,2018,46(1):30-36.
GONG Fangliang, MU Longhua, GUO Wenming, et al. D-S evidence theory based condition diagnosis for distribution terminal units[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(1):30-36.
- [11] 孙莹,高贺,李可军,等. 基于多时段信息融合的配电变压器运

- 行状态评估模型[J]. 高电压技术, 2016, 42(7): 2054-2062.
- SUN Ying, GAO He, LI Kejun, et al. Condition assessment model of distribution transformer based on multi-period information fusion[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(7): 2054-2062.
- [12] 张友强, 寇凌峰, 盛万兴, 等. 配电变压器运行状态评估的大数据分析方法[J]. 电网技术, 2016, 40(3): 768-773.
- ZHANG Youqiang, KOU Lingfeng, SHENG Wanxing, et al. Big data analytical method for operating state assessment of distribution transformer[J]. Power System Technology, 2016, 40(3): 768-773.
- [13] 陈伟根, 刘娟, 曹敏. 基于信息融合的变压器内部故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2015, 41(11): 3797-3803.
- CHEN Weigen, LIU Juan, CAO Min. Diagnosis method of internal fault for transformers based on information fusion[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(11): 3797-3803.
- [14] 费思源. 大数据技术在配电网中的应用综述[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(1): 85-96.
- FEI Siyuan. Overview of application of big data technology in power distribution system[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(1): 85-96.
- [15] 江秀臣, 盛戈峰. 电力设备状态大数据分析的研究和应用[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1041-1050.
- JIANG Xiuchen, SHENG Gehao. Research and application of big data analysis of power equipment condition[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1041-1050.
- [16] 史坤鹏, 乔颖, 赵伟, 等. 计及历史数据熵关联信息挖掘的短期风电功率预测[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(3): 13-18.
- SHI Kunpeng, QIAO Ying, ZHAO Wei, et al. Short-term wind power prediction based on entropy association information mining of historical data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(3): 13-18.
- [17] MAES F, COLLIGNON A, VANDERMEULEN D, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(2): 187-198.
- [18] 梁吉业, 冯晨娇, 宋鹏. 大数据相关分析综述[J]. 计算机学报, 2016, 39(1): 1-18.
- LIANG Jiye, FENG Chenjiao, SONG Peng. A survey on correlation analysis of big data[J]. Chinese Journal of Computers, 2016, 39(1): 1-18.
- [19] 马修元, 段钰峰, 刘猛, 等. 基于PSO-BP神经网络的水焦浆管道压降预测[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(5): 54-60.
- MA Xiuyuan, DUAN Yufeng, LIU Meng, et al. Prediction of pressure drop of coke water slurry flowing in pipeline by PSO-BP neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(5): 54-60.
- [20] 沈学利, 张红岩, 张纪锁. 改进粒子群算法对BP神经网络的优化[J]. 计算机系统应用, 2010, 19(2): 57-61.
- SHEN Xueli, ZHANG Hongyan, ZHANG Jisuo. Improved particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Systems & Applications, 2010, 19(2): 57-61.

作者简介:



杨志淳

杨志淳(1987—),男,山西运城人,高级工程师,博士,主要从事配电网及配电自动化运行控制、运维检修、状态管控、仿真研究、试验检测等方面的研究工作(E-mail: yangzhichun3600@163.com);

靖晓平(1963—),男,湖北武汉人,高级工程师,硕士,主要研究方向为配电网运维检修管理(E-mail: 664016566@qq.com);

乐健(1975—),男,湖北黄冈人,副教授,博士,主要研究方向为智能电网运行与控制技术(E-mail: lej01@tsinghua.org.cn);

沈煜(1983—),男,湖北武汉人,高级工程师,硕士研究生,主要研究方向为配电网运维管理及技术监督(E-mail: totoshenyu@163.com);

张好(1995—),男,湖北荆门人,硕士研究生,通信作者,研究方向为智能电网运行与控制技术(E-mail: whugoodz@163.com);

杨帆(1982—),男,湖北武汉人,高级工程师,博士,主要研究方向为配电网运维管理及状态管控技术(E-mail: yangf_82@163.com)。

(编辑 任思思)

Real-time condition assessment method based on MI-PSO-BP algorithm for distribution equipment

YANG Zhichun^{1,2}, JING Xiaoping³, LE Jian⁴, SHEN Yu^{1,2}, ZHANG Hao⁴, YANG Fan^{1,2}

(1. Electric Power Research Institute, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Wuhan 430077, China;

2. Key Laboratory of High-voltage Field-test Technique of SGCC, Wuhan 430077, China;

3. Hubei Huazhong Technology Power Development Co., Ltd., Wuhan 430077, China;

4. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: In order to raise the fault prediction level of distribution equipment, a novel real-time condition assessment method is proposed for distribution equipment, which combines conventional comprehensive assessment method with real-time assessment method. The framework of the two-stage comprehensive assessment method is given. In order to eliminate redundant attributes, the relationship between the attributes and the condition of the equipment is quantified by MI (Mutual Information) theory. The weights and thresholds of BP neural network are optimized by PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm to improve the quality of assessment. The real-time condition of the actual distribution transformer is evaluated with the propose MI-PSO-BP assessment model, and the evaluation result and trend are coincident with the fault report, which verifies the correctness and effectiveness of the proposed assessment method.

Key words: distribution equipment; real-time assessment; mutual information; particle swarm optimization algorithm; BP neural network

附录

表 A1 配电设备数据分类
Table A1 Classification of distribution equipment data

类型	具体内容
静态数据	台账、参数、投运前试验信息等
动态数据	运行状态监测、环境监测信息等
准动态数据	巡检试验数据、缺陷/故障/隐患记录等

表 A2 配电设备运维策略
TableA2 Maintenance strategy of distribution equipment

实时健康指数	状态等级	状态	运维策略
85~100	1	正常	延期或计划
75~85	2	注意	优先巡检
65~75	3	异常	尽快巡检
0~65	4	严重	立即检修

表 A3 S11-100/10 配电变压器参数
TableA3 Parameters of S11-100/10 distribution transformer

参数	参数值
额定容量/（kV·A）	100
额定变比	10 kV /0.4 kV
空载损耗/kW	0.2
负载损耗/kW	1.5
短路阻抗/%	4.0
空载电流/%	1.0