

大数据挖掘助力全面提升电网监控水平

吴晓芸,李 刚,高小芊,杨 熙,尹 晗,高 镇

(国网武汉供电公司,湖北 武汉 430000)

摘 要:SCADA 系统是支撑电网调度运行的基础,监控人员主要通过此系统获取电网运行状态的一系列海量信息。随着电网规模的不断增大,监控信息海量增长。电网监控工作缺乏有效分析手段,监控人员压力大、疲于应付,不利于事故和异常信号的处理。本文采用大数据分析工具,利用 SCADA 系统现有的海量电网运行信息,深入探究了主变油温和负载率的关系,给出主变油温和负载率之间的变化函数,并得到重过载边界主变油温阈值;构建 10 kV 配电线路负荷快变预警模型,结合 10 kV 线路的 15 分钟负荷数据变化特点,快速判断配网线路运行状态,及时给出预警;融合外部天气等数据,建立主变重过载趋势预警模型,为电网运行潜在风险的分析识别及指导电网的科学规划建设奠定了坚实的基础。

关键词:大数据挖掘;电网运行;监控信息;状态评估;风险评判;自动预警

文章编号:2096-4633(2019)11-0077-09 **中图分类号:**C39 **文献标志码:**B

近年来,随着“复兴大武汉”和国务院“十三五”规划支持武汉建设国家中心城市的战略实施推进,对武汉电网的智能运行水平和发展规模提出了更高要求,这也对调控人员处置电网事故和异常提出了更高要求^[1-3]。然而,在现有的监控模式和运行环境下,存在以下问题:一是监控报文海量增长,二是电网监控工作被动,三是缺乏有效分析手段。

1 研究目标与思路

1.1 研究目标

为利用好 SCADA 系统现有的海量电网运行信息,深度挖掘出设备的潜在隐患,提高电网的安全运行水平,将监控员从海量数据中解放出来,我们使用大数据分析工具,挖掘出电网的运行特征及潜在运行安全隐患,实现对电网设备进行主动监控研判,为武汉电网的安全运行保驾护航。

1.2 研究思路

本成果是在实时监控的基础上继续创新,开展电网运行风险研判,首先通过相关性分析深入探究了主变油温和负载率的关系,给出主变油温和负载率之间的变化函数,得到重过载边界主变油温阈值;然后通过构建 10 kV 配电线路负荷快变研判模型,结合 10 kV 线路的 15 分钟负荷数据变化特点,判断出该线路的运行状态,若存在运行方式变更、馈线跳闸、支路跳闸等情况,及时给出研判;最后融合外部

天气等数据,建立主变重过载趋势研判模型,为提升电网监控研判水平打好基础。

1.3 研究创新点

- (1)海量数据特征值处理,化繁为简。
- (2)内外部数据融合,监测全方位。
- (3)多类算法融合,挖掘更智能。
- (4)变被动接受信息为主动研判,增强预见性。

2 做法与结论

2.1 数据来源

经过深入理解和分析^[4-5],基于电网运行信息的主动监控研判及应用所需的数据分为内外两部分,如表 1 所示。

2.2 数据预处理

本成果所分析的数据系统来源包括:SCADA 系统、PMS 系统、国家气象局网站及国家假日办网站等。下面针对系统中的数据进行清洗、归类、变换、降维、关联等大量的数据准备工作^[6-7],形成电网主动监控研判及应用大数据分析数据宽表。

2.2.1 提取特征值

电网的主动监控研判及应用主要是基于现有 SCADA 系统,对海量报文进行实时的特征值提取,通过建立设备运维检修试验周期标准及告警值与特征值的关联^[8-9],实现对设备的运行特征值获取及主动研判功能。

表 1 基于电网运行信息的主动监控研判及应用数据来源

Tab. 1 Data sources for active monitoring,evaluation and application based on grid operation information

系统来源	指标数据	是否内部数据
SCADA 系统	变压器额定容量	是
SCADA 系统	主变温度	是
PMS 系统	所属区域	是
PMS 系统	所在片区	是
PMS 系统	电压等级	是
PMS 系统	投运日期	是
SCADA 系统	电流值	是
SCADA 系统	电压值	是
国家气象局网站	最高温度	否
国家气象局网站	最低温度	否
国家假日办网站	是否节假日	否

2. 2. 2 数据映射

表 2 日期数据映射关系

Tab. 2 Relationship between date and mapping value

日期类型	映射值
工作日	0
假日	1

日期类型数据映射:日期类型可以分为两种情况,包括:工作日及假日,本成果采用手工编码的方

式达到数据的映射功能,映射关系如表 2 所示。
投运年限数据映射:从 PMS 系统中抽取可以得到武汉所有主变投运日期数据,该数据可通过数据映射得到主变投运年限数据,映射关系如下:
 $投运年限 = 系统当前时间 - 主变投运日期$

2. 2. 3 数据宽表

经过特征值数据提取、汇总及数据映射等操作,最终形成的数据宽表如表 3 所示。

表 3 基于电网运行信息的主动监控研判及应用数据宽表

Tab. 3 Data wide table for active monitoring,evaluation and application based on grid operation information

系统来源	原始字段名	映射字段名
SCADA 系统	变压器额定容量	
SCADA 系统	电流值	负载率
SCADA 系统	电压值	
SCADA 系统	主变温度	主变温度
PMS 系统	所属区域	所属区域
PMS 系统	所在片区	所在片区
PMS 系统	电压等级	电压等级
PMS 系统	投运日期	投运年限
国家气象局网站	最高温度	最高温度
国家气象局网站	最低温度	最低温度
国家假日办网站	是否节假日	日期类型

2.3 方案设计

2.3.1 主变油温与负载率关系研究

SCADA 系统记录了主变的有功和温度等数据,经过海量监测报文特征值提取,获得主变油温和负载率数据,定性定量相结合开展分析,首先利用相关性分析给出主变油温和负载率的皮尔逊相关系数^[10-11],然后利用多项式拟合的方式给出两者之间的函数关系,最后结合重过载的业务定义和函数关系给出主变重载阈值油温和过载阈值油温^[12-13],帮助业务人员更精准的判断主变运行状态,另外还可以根据函数关系给出主变油温变化 1℃ 主变负载率的变化情况。根据本成果研究结论,事先设定告警判断条件及阈值,超过阈值后告警,提醒业务上采取相应措施。

2.3.2 配电线路运行状态研判

首先利用 SCADA 系统的配电线路某主变历史日负荷曲线数据进行聚类分析^[14],由于视觉聚类算法能够直接给出最优聚类个数,得到历史负荷聚类结果,如正常运行曲线类、变更运行方式曲线类、馈线跳闸曲线类、支路跳闸类等,然后设定时间窗口,该时间窗口至少要包含每类曲线负荷变化的完整周期,如按照日时间窗口或者 45 分钟三个点依次提取每类负荷曲线时间窗口内的特征,由于傅里叶变换剔除了时间的因素,相当于对各类负荷特征区域做了特征对齐,所以尽可能的将每类曲线变化的特征情况进行了汇总表征,然后结合 SCADA 系统中配电线路实时负荷数据,在设定的时间窗口内,匹配每类运行状态傅里叶变换特征值,匹配算法采用余弦相似度算法,计算特征向量和实时曲线频域特征的向量夹角,按照最小原则匹配结果,智能化研判出当前配电线路的运行状态。研判方案如图 1 所示。

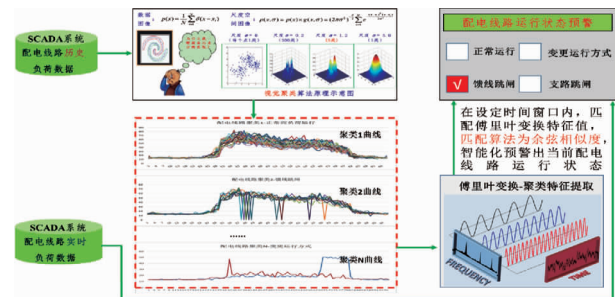


图 1 配电线路运行状态研判方案

Fig. 1 Research and judgment scheme for operation state of distribution line

2.3.3 主变重过载趋势研判

构建主变重过载研判模型的过程如下:①获取研判模型因素的历史数据,包括重过载历史值、天气因素历史值、假日因素历史值、昨日最高负荷历史值及主变油温。其中重过载历史值取历史每天主变是否重过载的标志数据,天气因素历史值取历史日度最高温度、最低温度等数据,假日因素取日期类型数据,分为工作日和假日两类^[15-16]。②为了分析影响主变的主要因素,本成果开展了重过载影响因素方差分析,为重过载建模分析奠定基础^[17]。③获取方差分析后的影响因素数据,把数据分为训练集和测试集,对训练集进行 C4.5 决策树模型^[18]的构建,由于该算法产生的分类规则易于理解,且准确率较高,故可建立主变重过载研判模型。④获取研判模型的情报数据,如天气因素数据可从中国天气网获取,目前中国天气网提供未来 40 天的天气预报数据。假日因素情报数据可从国家假日办网站上获取,昨日最高负荷可直接获取。⑤利用主变重过载趋势研判模型和因素情报数据,得到未来日的主变重过载研判结果,对提升主网精益化管理水平具有一定的参考价值,降低主网运行风险。具体实现过程如图 2 所示。

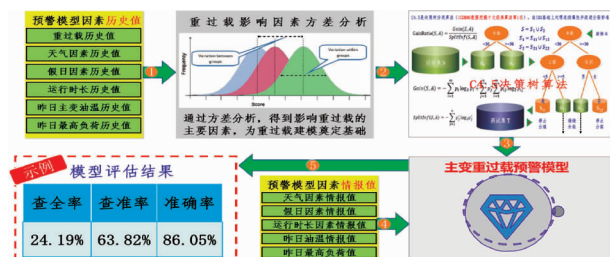


图 2 重过载趋势研判方案框架图

Fig. 2 Framework diagram of research and evaluation scheme for heavy overload trend

2.4 分析工具

本成果运用到的分析工具有: Eviews、Tableau、SPSS Modeler 和 R 语言。

2.5 研究成果

2.5.1 主变油温与负载率关系研究

本成果抽取了武汉电网所有 110 kV 及以上变电站所有主变数据开展分析,数据跨度为 2015 年 1 月 1 日到 2017 年 11 月 7 日,共计变电站数量 195 个,主变数量 411 个。考虑到主变的个体差异,以下分别选择郭徐岭 1 号主变和锅顶山 8 号主变为例进行说明。

(1)郭徐岭 1 号主变分析结果。郭徐岭 1 号主变油温与负载率曲线图如图 3 所示。

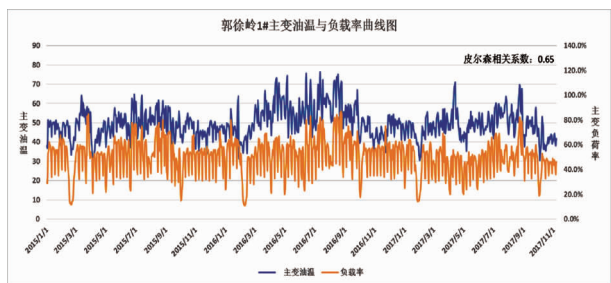


图 3 郭徐岭 1 号主变油温与负载率曲线图

Fig. 3 Curve diagram of oil temperature and load rate of Guoxuling No. 1 main transformer

两者之间相关性较为显著,皮尔逊相关系数为 0.65。为了进一步分析两者之间的内在规律,绘制散点图如图 4 所示。

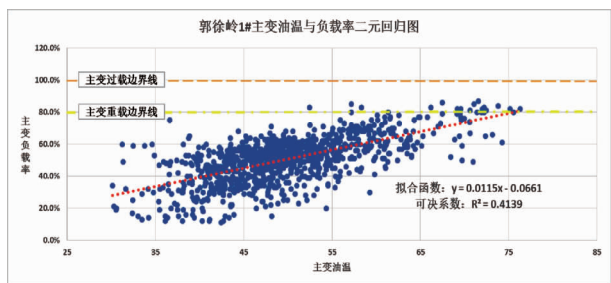


图 4 郭徐岭 1 号主变油温与负载率二元回归图

Fig. 4 Bivariate regression chart of oil temperature and load rate of Guoxuling No. 1 main transformer

从郭徐岭 1 号主变油温与负载率二元回归模型拟合结果来看,拟合函数如下:

$$Y = 0.0115X - 0.0661 \quad (1)$$

可决系数为 $R^2 = 0.4139$,表明拟合效果较好,模型具备推广性。

(2)锅顶山 8 号主变分析结果。锅顶山 8 号主变油温与负载率曲线图如图 5 所示。

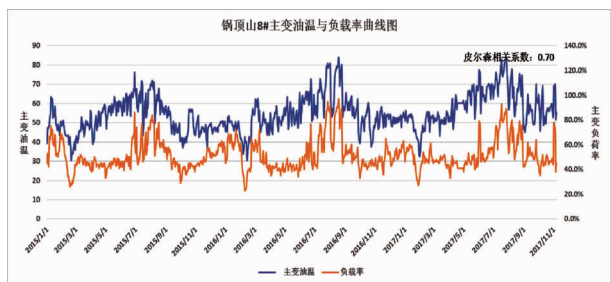


图 5 锅顶山 8 号主变油温与负载率曲线

Fig. 5 Oil temperature and load rate curve of No. 8 main transformer in Guodingshan

两者之间相关性较为显著,皮尔逊相关系数为

0.70。为了进一步分析两者之间的内在规律,,绘制散点图如图 6 所示。

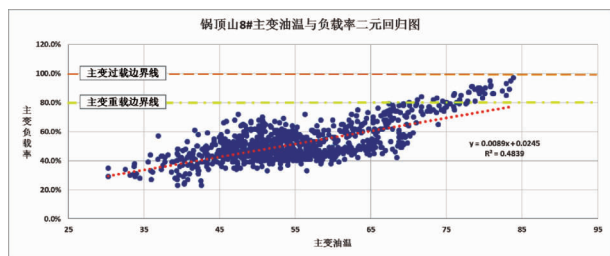


图 6 锅顶山 8 号主变油温与负载率二元回归模型

Fig. 6 Bivariate regression chart of oil temperature and load rate of Guodingshan No. 8 main transformer

从锅顶山 8 号主变油温与负载率二元回归模型拟合结果来看,拟合函数如下:

$$Y = 0.0089X - 0.0245 \quad (2)$$

可决系数为 $R^2 = 0.4839$,表明拟合效果较好,模型具备推广性。

(3)小结。通过相关性分析和二元回归分析技术,本报告在充分考虑主变个性差异的情况下,分析了每台主变油温和主变负载率的变化关系,并且利用主变油温与负载率的函数关系,还可以得到主变油温每升高 1℃对应的主变负载率变化值。

2.5.2 配电线路运行状态研判分析

由于各个配电线路的个体差异,本成果以澳门路变电站澳浙线澳 80 开关数据为例进行说明,数据范围:2017 年 1 月 1 日到 2017 年 10 月 31 日每天 15 分钟频次的负荷曲线数据,共计 304 条日负荷曲线。

2.5.2.1 负荷曲线聚类

首先利用 2017 年 1 月 1 日到 2017 年 6 月 30 号的历史负荷曲线进行聚类分析,共计 181 条负荷曲线,聚类输入为每天的负荷曲线,聚类算法选择视觉聚类算法,聚类结果如图 7~图 13 所示。

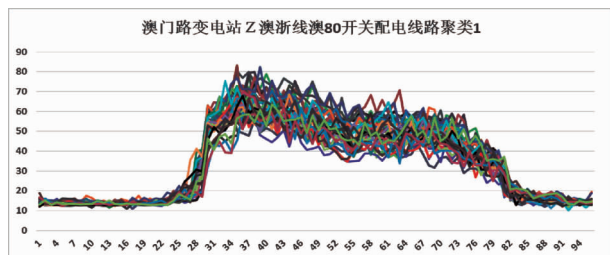


图 7 澳门路变电站 Z 澳浙线澳 80 开关配电线路聚类 1

Fig. 7 Distribution line clustering No. 1 of Aomenlu transformer substation Z Aozhe line Ao 80 switch

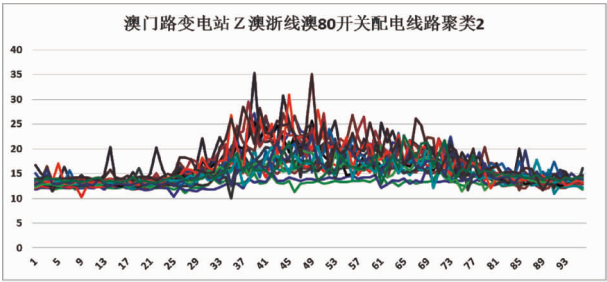


图 8 澳门路变电站 Z 澳浙线澳 80 开关配电线路聚类 2
Fig. 8 Distribution line clustering No. 2 of
Aomenlu transformer substation Z Aozhe
line Ao 80 switch

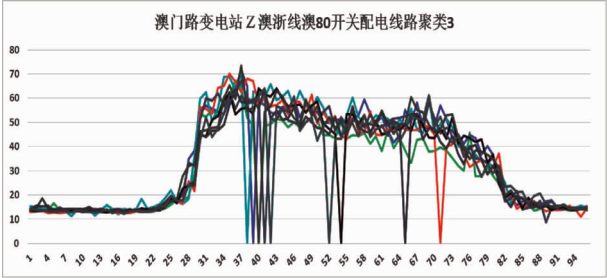


图 9 澳门路变电站 Z 澳浙线澳 80 开关配电线路聚类 3
Fig. 9 Distribution line clustering No. 3 of
Aomenlu transformer substation Z Aozhe
line Ao 80 switch

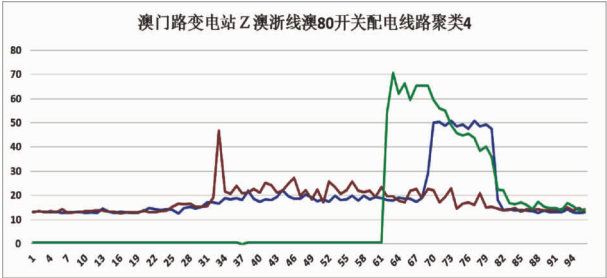


图 10 澳门路变电站 Z 澳浙线澳 80 开关配电线路聚类 4
Fig. 10 Distribution line clustering No. 4 of
Aomenlu transformer substation Z Aozhe
line Ao 80 switch



图 11 澳门路变电站 Z 澳浙线澳 80 开关配电线路聚类 5
Fig. 11 Distribution line clustering No. 5 of
Aomenlu transformer substation Z Aozhe
line Ao 80 switch

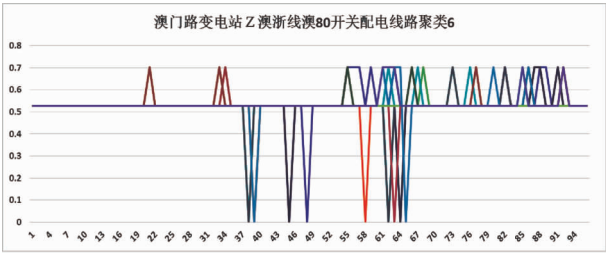


图 12 澳门路变电站 Z 澳浙线澳 80 开关配电线路聚类 6
Fig. 12 Distribution line clustering No. 6 of Aomenlu
transformer substation Z Aozhe line Ao 80 switch

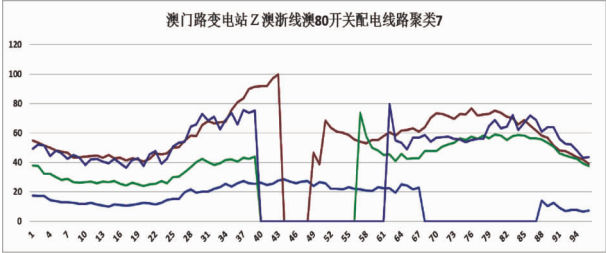


图 13 澳门路变电站 Z 澳浙线澳 80 开关配电线路聚类 7
Fig. 13 Distribution line clustering No. 7 of
Aomenlu transformer substation Z Aozhe
line Ao 80 switch

从以上聚类结果可得到配电线路 7 类运行状态。

- (1) 聚类 1 为正常运行时的曲线。
- (2) 聚类 2 为低负荷正常运行时的曲线。
- (3) 聚类 3 为采集异常。
- (4) 聚类 4 为状态方式变更。
- (5) 聚类 5 为支路跳闸状态。
- (6) 聚类 6 为停电状态。
- (7) 聚类 7 为馈线跳闸状态。

2.5.2.2 负荷曲线频域特征提取与匹配

针对以上视觉聚类的结果,频域特征提取结果如图画 14 所示。

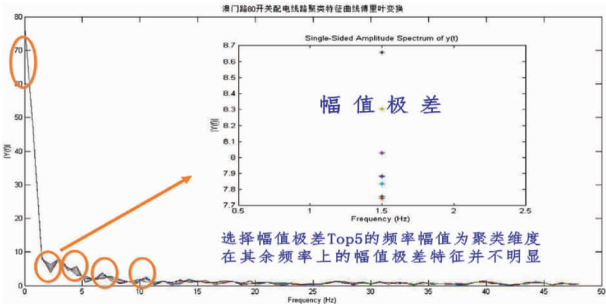


图 14 澳门路变电站 Z 澳浙线澳 80 开关线路
聚类特征傅里叶变换

Fig. 14 Fourier transform of clustering characteristics of
Aomenlu transformer substation Z Aozhe
line Ao 80 switch

以 2017 年 7 月 - 10 月的负荷运行数据作为测试集,共计 123 条负荷曲线,利用 R 编程实现匹配算法,得到结果汇总如表 4。

可知在 2017 年 7 月 - 10 月的负荷运行状态包括

低负荷正常运行、变更运行方式、正常运行、采集器故障四种,分类准确率分别为 80.00%、77.78%、96.55%、69.23%,综合分类准确率为 86.18%,准确性较高,说明该算法具备一定的实用价值。

表 4 配电线路运行状态研判模型结果汇总

Tab. 4 Summary of the results of the model for evaluating the operation status of distribution lines

实际类型	预测正确数量	预测错误数量	共计	准确率/%
低负荷正常运行	20	5	25	80.00
变更运行方式	21	6	27	77.78
正常运行	56	2	58	96.55
采集器故障	9	4	13	69.23
汇 总	106	17	123	86.18

2.5.3 主变重过载趋势研判分析

本成果抽取了武汉电网所有变电站每台主变数据开展分析,数据跨度为 2015 年 1 月 1 日到 2017 年 11 月 7 日。下面以郭徐岭 1 号主变为例进行模型结果说明。

2.5.3.1 主变重过载影响因素方差分析

*单元格内容:均值,标准差,标准误差,计数					
字段	不是重过载*	重过载*	F 检验	df	重要性 ▾
昨日主变油温	49.509	64.741	90.912	1, 1034	1.000 重要
	7.415	7.322			
	0.233	1.561			
	1014	22			
昨日最高负荷	236.134	340.807	58.375	1, 1034	1.000 重要
	63.456	68.980			
	1.993	14.707			
	1014	22			
最高温度	21.974	31.136	23.256	1, 1034	1.000 重要
	8.828	8.219			
	0.277	1.752			
	1014	22			
最低温度	13.584	22.591	22.212	1, 1034	1.000 重要
	8.876	8.495			
	0.279	1.811			
	1014	22			
日期类型	0.339	0.000	11.274	1, 1034	0.999 重要
	0.474	0.000			
	0.015	0.000			
	1014	22			
投运年限	20.945	20.909	0.043	1, 1034	0.163 不重要
	0.808	0.526			
	0.025	0.112			
	1014	22			

图 15 重过载影响因素方差分析结果

Fig. 15 Variance analysis on the influence factors of heavy overload

利用 SPSS Modeler 开展关键因素方差分析,分析结果如图 15 所示。

从因素方差分析结果来看,因素重要性排行分别是昨日主变油温、昨日最高负荷、最高温度、最低温度、日期类型、投运年限,考虑到郭徐岭 1 号主变的投运年限标准差较小,故在后续建模中,该变量应该从建模数据中剔除。

2.5.3.2 主变重过载建模结果

利用 2015 年 1 月 1 日至 2016 年 8 月 14 日的数据进行建模,利用 2016 年 8 月 15 日至 2017 年 11 月 7 日的 450 条数据做测试集对模型结果进行测试,模型在测试集下的符合矩阵如表 5 所示。

表 5 主变重过载趋势研判符合矩阵

Tab. 5 Coincidence matrix for judging heavy overload trend of main transformer

	不是重过载	是重过载
不是重过载	438	3
重过载	2	7

根据符合矩阵数据可见:

$$\text{模型查全率} = \frac{7}{(7 + 2)} \times 100\% = 77.8\%$$

(3)

$$\text{模型查准率} = \frac{7}{(7 + 3)} \times 100\% = 70\%$$

(4)

$$\text{模型准确率} = \frac{(438 + 7)}{(438 + 3 + 2 + 7)} \times 100\% = 98.8\%$$

(5)

模型的准确率较高,为 98.8%。更进一步的,绘制出模型的 ROC 曲线如 16 所示。

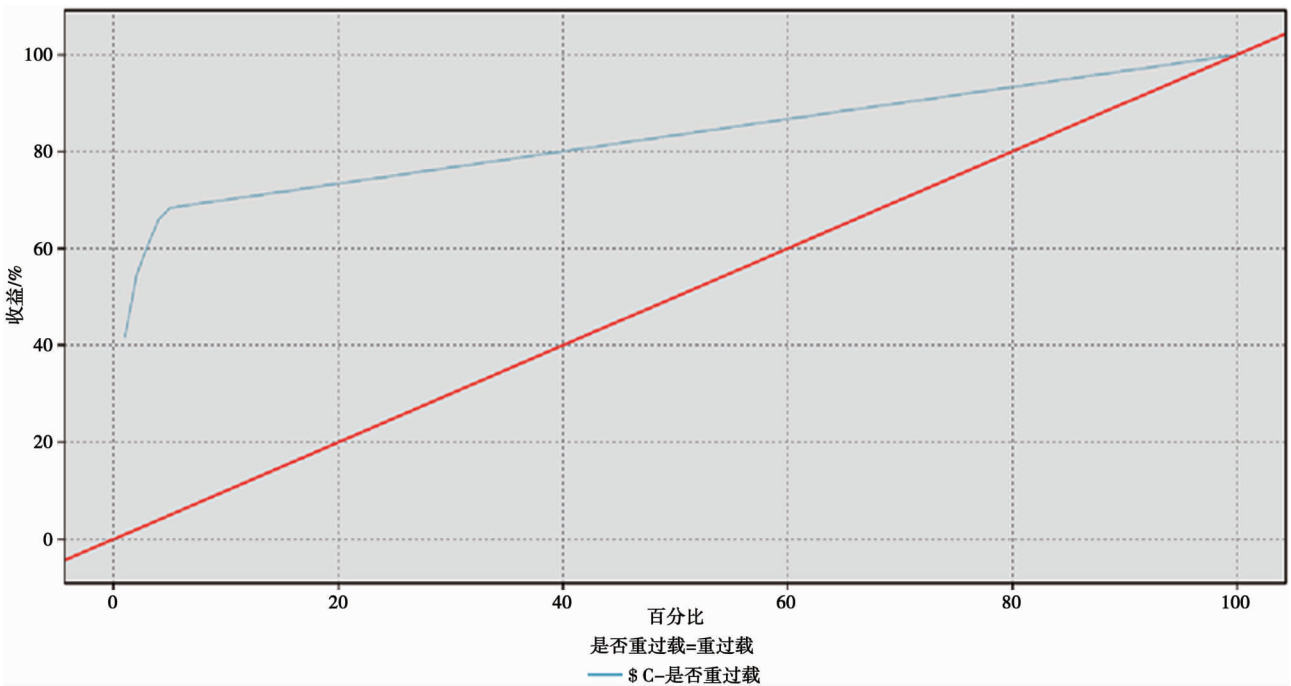


图 16 主变重过载模型 ROC 曲线

Fig. 16 ROC curve of heavy overload model of main transformer

从结果来看,本报告提出的重过载模型相比较于随机选择模型效果好很多,也印证了模型方案的可行性高,效果好,具备很强的推广价值。

2.7 结论及下一步计划

本成果深度挖掘了电网运行信息的诸多数据,包括主变油温与负载率关系研究、配电线路运行状态研判及主变重过载趋势研判三大模块,整体提升电网监控水平。

下一步计划在本报告的基础上继续创新,丰富风险防御模块:①在主变油温和负载率关系研究中考虑主变温升、主变型号、生产厂家等因素,提升模型的普遍性。②在配电线路运行状态研判分析模型中,增加联络线路的负荷变化数据,实现更加精准的状态研判。③主变重过载趋势研判增加考虑电网运行方式变更的影响,提升重过载趋势研判的精准性。

3 预期成效

3.1 社会效益

开展电网监控信息的大数据分析应用,一是有效降低了电网设备故障率,减少了故障修复时间;二是有效的降低了用户投诉率;三是为电网建设和电网改造提供了方向,为地区经济发展提供坚强的电

力保障。

3.2 经济效益

以武汉公司 2017 年同期电网设备故障检修次数等数据与 2016 年对比发现,采用大数据挖掘研判应用后的电网在设备故障次数和检修次数方面大约下降 17% 和 15% 左右,故障处理时间缩短了 23%,每年减少设备故障更换费用约 90 万元,有效节约设备材料费用以及抢修车辆费、人工费大约 60 万元,减少用户损失以及电量损失约 90 万元,节约费用约 150 万元。2017 年公司有效节约成本约 400 万元。

3.3 推广价值

本成果分析方法具备可推广性,分析过程以数据挖掘 CRISP-DM 标准流程为依托,形成了一整套科学、严谨的监控研判模型,不仅着眼于电网运行数据的实时监控,更着重于主动识别电网运行风险,提升了工作的主动性和精准性,且能够通过固化模型,开放数据接口等措施,结合自主研发的大数据挖掘平台,实现湖北乃至国网系统内其他供电公司电网运行的精准监控研判,共同推进国网运行监控工作效能提升。

参考文献:

[1] 张嵩,刘洋,许芳,等. 配电网中大数据的挖掘应用[J]. 电力大数据,2018,21(02):8-12.

- ZHANG Song, LIU Yang, XU Fang, et al. Application of big data mining in power distribution network[J]. Power systems and big data, 2018, 21(02): 8-12.
- [2] 张东霞, 苗新, 刘丽平, 等. 智能电网大数据技术发展研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(01): 2-12.
- ZHANG Dongxia, MIAO Xin, LIU Liping, et al. Research on development strategy for smart grid big data[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(01): 2-12.
- [3] 杜小勇, 卢卫, 张峰. 大数据管理系统的历史、现状与未来[J]. 软件学报, 2019, 30(01): 127-141.
- DU Xiaoyong, LU Wei, ZHANG Feng. History, present and future of big data management systems[J]. Journal of Software, 2019, 30(01): 127-141.
- [4] 卢建昌, 樊围国. 大数据时代下数据挖掘技术在电力企业中的应用[J]. 广东电力, 2014, 27(09): 88-94.
- LU Jianchang, FAN Weiguo. Application of data mining technology in electric power enterprises in era of big data[J]. Guangdong Electric Power, 2014, 27(09): 88-94.
- [5] 张凌云, 肖惠仁, 吴俊豪, 等. 电力系统负荷预测综述[J]. 电力大数据, 2018, 21(01): 52-56.
- ZHANG Lingyun, XIAO Huiren, WU Junhao, et al. Review of power system load forecasting[J]. Power systems and big data, 2018, 21(01): 52-56.
- [6] 顾卓远. 基于响应的电力系统暂态稳定控制技术研究[D]. 北京: 中国电力科学研究院, 2014.
- [7] 李红, 牛成英, 孙秋碧, 等. 大数据时代数据融合质量的评价模型[J]. 统计与决策, 2018, 34(21): 10-14.
- LI Hong, NIU Chengying, SUN Qiubi, et al. Evaluation model of data fusion quality in big data era[J]. Statistics & Decision, 2018, 34(21): 10-14.
- [8] 李佳, 徐胜超. 基于云计算的智能电网大数据处理平台[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(10): 3073-3079.
- LI Jia, XU Shengchao. Smart power system big data processing platform in cloud environments[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(10): 3073-3079.
- [9] 宋鑫, 赵家庆, 丁宏恩, 等. 智能电网调度控制系统的省地一体化架构设计[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(12): 118-124.
- SONG Xin, ZHAO Jiaqing, DING Hongen, et al. Design of province-prefecture integrated architecture for smart grid dispatching and control system[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(12): 118-124.
- [10] 王德文, 刘晓萌. 基于虚拟机动态迁移的电力仿真云计算平台资源调度策略[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(12): 97-105.
- WANG Dewen, LIU Xiaomeng. A resource scheduling strategy for cloud computing platform of power system simulation based on dynamic migration of virtual machine[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(12): 97-105.
- [11] WEN Long, LI Xinyu, GAO Liang, et al. A new convolutional neural networkbased data-driven fault diagnosis method[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(07): 5990-5998.
- [12] WONG PC, SHEN HW, JOHNSON CR, et al. The top 10 challenges in extreme-scale visual analytics[J]. IEEE computer graphics and applications, 2012, 32(04): 63-67.
- [13] 邱小耕, 董向瑜, 张鹏. 基于大数据的配变重过载预警分析[J]. 电力大数据, 2018, 21(10): 38-42.
- QIU Xiaogeng, DONG Xiangyu, ZHANG Peng. Early warning analysis of heavy overload for power distribution transformer based on large data[J]. Power systems and big data, 2018, 21(10): 38-42.
- [14] 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(01): 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(01): 265-271.
- [15] 袁兴德, 张亚, 王传辉, 等. 电力气象服务系统的设计与实现[J]. 计算机系统应用, 2017, 26(04): 256-259.
- YUAN Xingde, ZHANG Ya, WANG Chuanhui, et al. Design and implementation of the meteorological service system for electricity industry[J]. Computer Systems & Applications, 2017, 26(04): 256-259.
- [16] 张炀, 汪洋, 祝宇翔, 等. 基于 PAM 和 ELM 的电力短期负荷预测相似日选取算法[J]. 电力大数据, 2017, 20(12): 84-87.
- ZHANG Yang, WANG Yang, ZHU Yuxiang, et al. Similarity day selection algorithm for power short-term load forecasting[J]. Power systems and big data, 2017, 20(12): 84-87.
- [17] 张素香, 赵丙镇, 王风雨, 等. 海量数据下的电力负荷短期预测[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(01): 37-42.
- ZHANG Suxiang, ZHAO Bingzhen, WANG Fengyu, et al. Short-term power load forecasting based on big data[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(01): 37-42.
- [18] SANG JEEN HONG, WOO YUP LIM, TAESU CHEONG. Fault detection and classification in plasma etch equipment for semiconductor manufacturing e-diagnostics[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2012, 25(01): 83-93.

收稿日期: 2019-01-28

作者简介:



吴晓芸(1987), 女, 硕士, 工程师, 主要从事线路运维及电网调控工作。

(本文责任编辑: 范斌)

Big data mining helps to improve power grid monitoring level

WU Xiaoyun,LI Gang,GAO Xiaoqian,YANG Xi,YIN Han,GAO Zhen

(Wuhan Power Supply Company of State Grid,Wuhan 430000 Hubei,China)

Abstract:SCADA is the foundation of the power dispatching. Monitoring stuffs primarily obtain status information from this system ,such as grid running state. With the increasing of the scale of the power grid,the amount of status information increases. For lacking of effective analysis methods ,the monitoring stuffs are under pressure and exhausted,This paper makes use of large data analysis tool and the existing large amount of power grid operation information of SCADA system,deeply explores the relationship between the main oil temperature and the load rate,and gives the function of the change between the main oil temperature and the load rate. The main oil temperature threshold of heavy overload boundary is obtained. The load fast change warning model of the 10 kV distribution line is constructed,and combined with the 15-minute load data of the 10 kV line,the operating status of the distribution line is quickly judged, and the early warning is given in a timely manner. Combining external weather and other data,the model of main variable overload trend warning has been established,which has laid a solid foundation for analyzing and identifying potential risks in power grid operation and guiding the scientific planning and construction of power grid.

Key words:big data mining;grid operation;monitoring information;status assessment;risk assessment;automatic warning