

# 基于大数据的燃气-蒸汽联合循环机组 性能分析及诊断系统

何怀昌<sup>1</sup>, 李晓东<sup>1</sup>, 罗肖<sup>1</sup>, 陈亚鹏<sup>1</sup>, 王保营<sup>1</sup>, 赖菲<sup>2</sup>, 曹旭<sup>2</sup>, 褚贵宏<sup>2</sup>,  
柴胜凯<sup>2</sup>, 吴涛<sup>2</sup>, 徐创学<sup>2</sup>, 何新<sup>2</sup>, 王智微<sup>2</sup>, 肖俊峰<sup>2</sup>, 胡孟起<sup>2</sup>

(1. 中电投珠海横琴热电有限公司, 广东 珠海 519030; 2. 西安热工研究院有限公司, 陕西 西安 710054)

**[摘要]** 本文开发了基于大数据的燃气-蒸汽联合循环机组性能分析及诊断系统, 该系统对机组历史和实时运行数据采用大数据技术进行参数整合与相关性分析, 利用数据的潜在价值, 进行机组状态监测, 并建立了燃气-蒸汽联合循环机组运行经济性实时计算分析与状态评估模型。该系统主要功能包括性能计算、性能分析与诊断、性能优化及设备状态分析等, 可指导机组优化运行, 提高机组运行经济性, 为机组状态检修提供设备状态依据。

**[关键词]** 燃气-蒸汽联合循环机组; 大数据; 性能分析与诊断; 性能优化; 设备状态

**[中图分类号]** TM621.28 **[文献标识码]** B **[DOI编号]** 10.19666/j.rld.202003104

**[引用本文格式]** 何怀昌, 李晓东, 罗肖, 等. 基于大数据的燃气-蒸汽联合循环机组性能分析及诊断系统[J]. 热力发电, 2020, 49(11): 14-19. HE Huaichang, LI Xiaodong, LUO Xiao, et al. Performance analysis and diagnosis system of gas-steam combined cycle unit based on big data[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(11): 14-19.

## Performance analysis and diagnosis system of gas-steam combined cycle unit based on big data

HE Huaichang<sup>1</sup>, LI Xiaodong<sup>1</sup>, LUO Xiao<sup>1</sup>, CHEN Yapeng<sup>1</sup>, WANG Baoying<sup>1</sup>, LAI Fei<sup>2</sup>,  
CAO Xu<sup>2</sup>, CHU Guihong<sup>2</sup>, CHAI Shengkai<sup>2</sup>, WU Tao<sup>2</sup>, XU Chuangxue<sup>2</sup>, HE Xin<sup>2</sup>,  
WANG Zhiwei<sup>2</sup>, XIAO Junfeng<sup>2</sup>, HU Mengqi<sup>2</sup>

(1. SPIC Zhuhai Hengqin Cogeneration Co., Ltd., Zhuhai 519030, China; 2. Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710054, China)

**Abstract:** The performance analysis and diagnosis system of gas-steam combined cycle unit based on big data is developed. The system uses big data technology to conduct parameter integration and correlation analysis for historical and real-time operation data of the unit. The potential value of the data is used to monitor the unit status and guide the unit to optimize operation. Moreover, a real-time economic calculation analysis and state evaluation model for gas-steam combined cycle unit operation is established. The main functions of the system include performance calculation, performance analysis and diagnosis, performance optimization and equipment status analysis, which can guide the optimal operation of the unit, improve the operation economy of the unit, and provide equipment status basis for condition-based maintenance of the unit.

**Key words:** gas-steam combined cycle unit, big data, performance analysis and diagnosis, performance optimization, device status

能源互联网给能源的生产和消费带来新的格局和挑战。由于燃气-蒸汽联合循环机组相较于燃煤机组具有更高的效率和环保性能以及更灵活的电网负荷调节能力, 所以燃气-蒸汽联合循环机组成为能源互联网发展的重要因素。

目前, 燃气-蒸汽联合循环机组性能评价<sup>[1-6]</sup>主要参考机组额定工况的设计参数或机组运行经验,

但实际运行中机组多数时间处于非额定工况, 参数偏离、设备劣化等因素对机组性能的影响将随负荷状况、运行工况、气象参数变化而变化, 目前尚缺乏有效评价联合循环机组运行水平和能量损失的定量诊断技术方法。我国燃气轮机(燃机)发电机组主要引进国外产品, 对该机组及子设备热力特性的掌握相较国内燃煤机组少, 缺乏对燃机热力系统

收稿日期: 2020-03-12

第一作者简介: 何怀昌(1976), 男, 高级工程师, 主要研究方向为电站运行优化, hehuaichang28@163.com。

的全面诊断和优化技术经验，尤其缺乏对热力系统局部变化经济性的定量分析研究。

将发电机组状态监测及优化运行与大数据技术相结合<sup>[7-13]</sup>，开展基于大数据技术的电站机组建模方法研究，充分挖掘数据本身包含的大量有价值信息，开发利用隐藏在数据背后的潜在价值，用以指导机组优化运行，完善机组状态监测，提高机组经济性降低能耗，已成为燃机发电机组的重要研究方向。

本文开发了基于大数据的燃气-蒸汽联合循环机组性能分析及诊断系统，该系统对燃气-蒸汽联合循环发电机组运行边界条件变化、主辅机设备老化情况和机组启停情况进行实时在线跟踪，通过大数据挖掘技术，尤其通过对重要运行参数之间的相关性分析，开展最佳机组运行值判定以及性能诊断分析，评价和优化机组运行的经济性和安全性。

1 系统功能

基于大数据的燃气-蒸汽联合循环机组性能分析及诊断系统需要实现的主要功能有性能计算、性能分析及诊断、性能优化、设备状态等。

1) 性能计算 主要根据来自各机组的实时运行数据，进行机组和全厂的经济性指标计算。图 1 为燃气-蒸汽联合循环机组生产流程及主要性能指标，表 1 为机组主要性能计算指标。

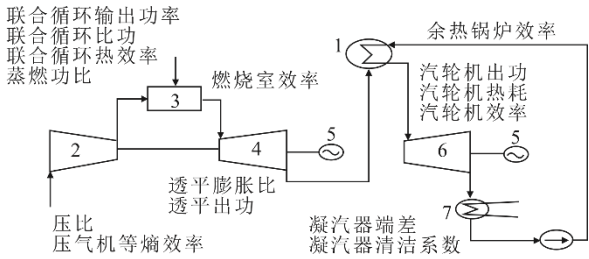


图 1 燃气-蒸汽联合循环机组生产流程及主要性能指标  
Fig.1 The production process and main performance indexes of the CCPP

机组及厂级主要综合性能指标主要包括燃机功率、汽轮机功率、机组功率、热耗率、联合循环效率、供热抽汽流量、供热功率、燃料流量、蒸燃功比、蒸功百分率、发电厂用电率、供热厂用电率、生产厂用电率、供热比、热电比、供热热效率、发电气耗、供电气耗、供热气耗、折算发电煤耗、折算供电煤耗、折算供热煤耗、燃料低位热值。

表 1 机组主要性能计算指标  
Tab.1 Main performance indexes of the unit

项目	指标				
燃机性能	压气机压比	压气机效率	燃烧室效率	燃机温比	燃机效率
	燃机热耗率	燃机电效率	燃机发电气耗率	燃机供电气耗率	折算燃机发电煤耗率
	折算燃机供电煤耗率	燃料空气比			
余热锅炉	烟气压损	热效率	热端温差	低压省煤器接近点温差	中压省煤器接近点温差
	高压省煤器接近点温差	低压省煤器节点温差	中压省煤器节点温差	高压省煤器节点温差	
汽轮机性能	高压缸效率	中压缸效率	低压缸效率	汽轮机热耗率	汽轮机电效率
	汽轮机气耗率	供热比	热电比	供热量	补水率
	发电气耗率	供电气耗率	供热气耗率	折算发电煤耗	折算供电煤耗
	折算供热煤耗				
凝汽器性能	端差	过冷度	循环水温升	热负荷	附加热负荷
	传热系数	低排压力对应饱和温度			
厂用电	厂用电率	高压泵	中压泵	循环水泵	凝结水泵
	闭式水泵	冷却塔风机	低厂变	化水变	主厂房公用变

2) 性能分析及诊断 结合实际运行数据、指标和参数对联合循环机组效能的定量影响规律进行在线计算，并通过图表方式直观显示联合循环机组效能损失分布。主要展示机组能量流程图、各项能量损失及节能潜力。机组能量流程界面如图 2 所示。

根据计算所得各项性能指标，按照机组设计说明书及性能试验报告插值计算各负荷下燃机效率、

锅炉效率、汽轮机热耗、厂用电率等参数的目标值，然后利用能损计算公式得出各负荷下燃机、锅炉、汽轮机、发电机的各项能量目标值。当机组输入一定能量时，计算出各部分能量的目标值与实际值差距及所占比例，可以直观得出各设备参数节能潜力的大小。节能潜力的计算界面如图 3 所示。

3) 性能优化 采用耗差分析及智能寻优 2 种方法进行机组的运行优化。

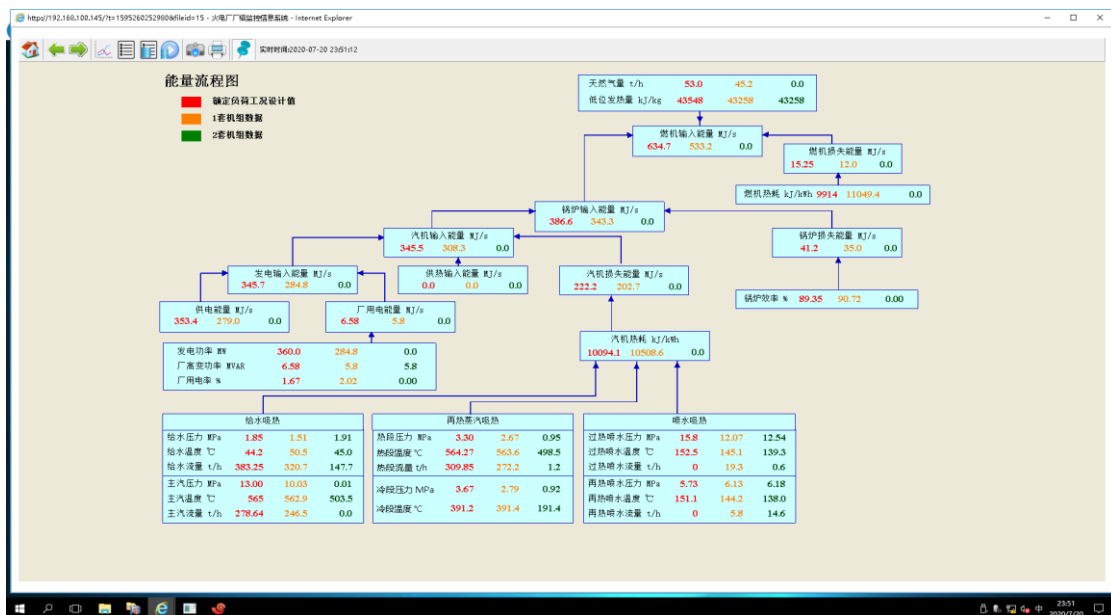


图 2 燃气-蒸汽联合循环机组能量流程界面  
Fig.2 Energy flow chart of the CCPP

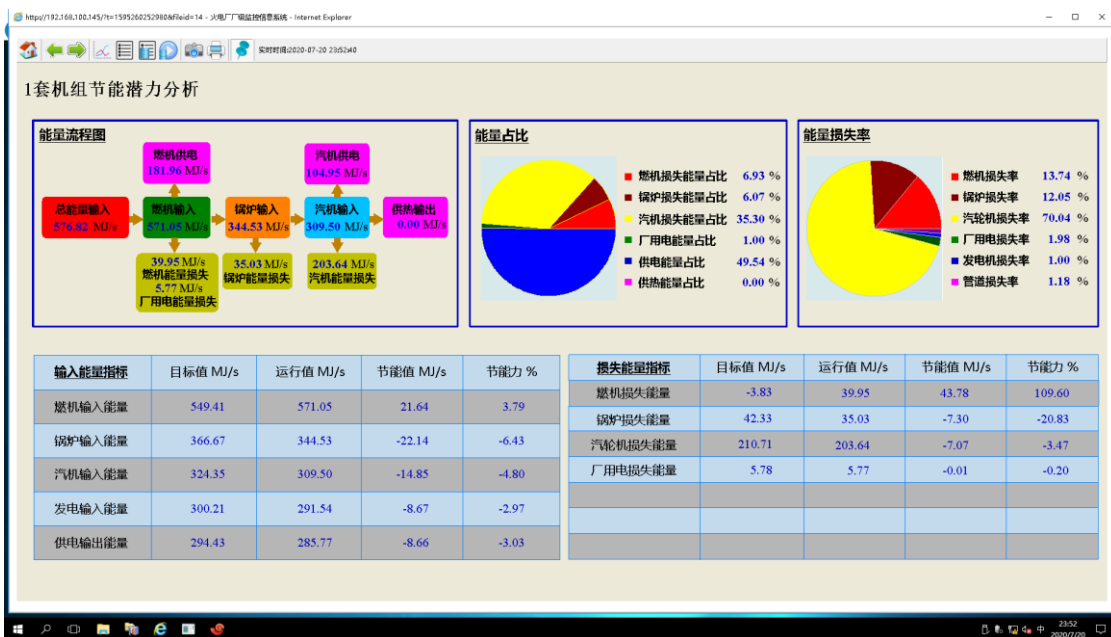


图 3 节能潜力计算界面  
Fig.3 The energy-saving potential calculation interface

耗差分析是性能优化的重要手段之一。主要说明相关耗差参数的实际值、目标值及对机组气耗的影响量,可以定量对影响机组能量的各因素进行分析调整。某汽轮机耗差分析结果见表 2。采用耗差分析法对其中一个可控参数进行优化的前提条件是假定其他参数不变,这样参数之间的复杂耦合关系易被忽略。

智能寻优是一种联合循环机组性能优化运行的方法,该方法利用热力系统仿真、运行数据相关

性分析等技术,充分考虑负荷变化、工况变化、环境变化对目标值的影响,研究获得联合循环机组整体性能指标、子系统和子部件相关性能指标和参数在不同运行边界条件下的变化规律及应达到的目标值。表 3 为联合循环机组主要优化性能指标,主要是从机组历史数据和现有工况对比参数相近的多个工况中寻找,并选出气耗最低时相对应的所有机组可控参数,以供运行人员参考,并指导机组优化运行,避免了耗差分析中难以实际操作的弊端。

表 2 某汽轮机耗差分析结果  
Tab.2 The consumption difference analysis result for a steam turbine

参数名称	目标值	实际值	修正率/%
高压蒸汽压力/MPa	11.47	10.45	-3.50
高压主蒸汽温度/℃	565.01	565.60	-0.03
再热蒸汽温度/℃	564.20	566.29	0.26
再热压损/%	10.00	4.54	1.13
低压蒸汽压力/MPa	0.33	0.24	-0.91
低压蒸汽温度/℃	290.24	300.85	-0.05
汽轮机背压/kPa	8.63	9.90	-0.34
汽轮机功率影响系数		0.97	
原/修正汽轮机功率/MW		110.56/114.49	

表 3 主要优化性能指标  
Tab.3 Main optimization parameters

测点名称	是否可控
天然气流量	目标参数
环境温度	工况对比参数
大气压力	工况对比参数
环境湿度	工况对比参数
天然气热值	工况对比参数
燃机供电负荷	工况对比参数
汽轮机供电负荷	工况对比参数
供热负荷	工况对比参数
燃烧室进口天然气温度	可控
余热锅炉高压主蒸汽温度	可控
余热锅炉中压主蒸汽温度	可控
余热锅炉再热蒸汽减温水流量	可控
余热锅炉排烟温度	可控
汽轮机高压主蒸汽温度	可控
汽轮机中压主蒸汽温度	可控

4) 设备状态 对电站生产现场和生产信息系统的多频、异源、异构数据进行大数据整合与分析,建立生产系统的报警、事件与设备缺陷、运行异常事件以及备品备件等物资消耗的横向关联及纵向发展趋势,定量分析发电设备的薄弱点和物资耗费占比大的环节及两者的关联,为制定后续的发电机组检修、维护策略和物资耗费控制策略提供参考。进入机组后,点击设备直接显示设备基本图型、相关测点及设备状态,设备状态包括设备型号、设备检修记录、设备预警指数。

结合企业资源计划(ERP)的检修记录,利用深度学习算法中的循环递归长短期记忆(LSTM)神经网络对联合循环机组设备进行状态分析<sup>[14]</sup>,将最后一个隐含层的激励函数设为 Softmax 函数,其输出值及对输出值的处理代表设备状态的健康程度及设备可能发生事故的概率。大数据下利用 LSTM 神经网络训练模型可以得到更准确的设备状态分类,减少设备状态评判的漏报率和误报率。图 4 为需要进行设备状态分析的主要机组部件。



图 4 需进行设备状态分析的主要机组部件  
Fig.4 Main unit components for equipment status analysis

图 5 为计算得到某高压给水泵的设备状态评估界面。评估高压给水泵所涉及的 5 个参数分别为高压给水泵电流、高压给水泵电机 U 绕组温度 1、高压给水泵电机 U 绕组温度 2、高压给水泵电机 V 绕组温度 1、高压给水泵电机 W 绕组温度 1 等。参数设计为可自由配置。

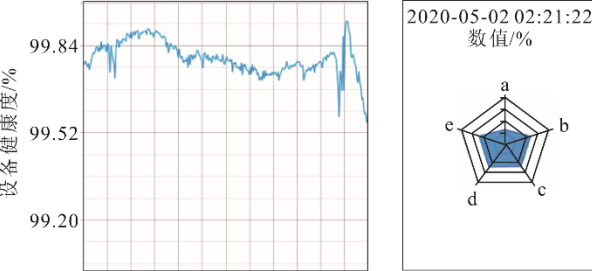


图 5 高压给水泵设备状态评估界面  
Fig.5 The status evaluation interface for high pressure feed water pump

2 系统分析

燃机作为燃气-蒸汽联合循环机组中的核心设备,其核心研制技术一直被跨国巨头公司垄断。虽然近十年我国主要发电设备制造商引进、消化吸收了部分燃机制造技术,但大部份关键技术仍然掌握在外方手里,生产供应商所能提供的燃机数据非常有限,一般只提供整机特性及少量的整体性能修正曲线,其压气机多级匹配规律、空气系统设计参数、整机气动热力匹配准则等关键技术数据均无法获得。

国内大型工业燃机投运时间较短,运行经验相对欠缺,国内燃机及其联合循环机组普遍存在缺乏有效的性能评价与诊断分析手段等问题。燃气-蒸汽联合循环机组同时涉及燃机的布雷顿(Brayton)循环和蒸汽轮机的朗肯(Rankine)循环,与燃煤机组在运行特性方面存在明显差异,机组性能指标与能效分布也各具特点。因此,需要研究联合循环机组运行特性并揭示其耦合关系,得到机组及时有效的经济性及安全可靠诊断方法。



采用基于机理模型的方法对联合循环机组运行特性进行分析,可以掌握其全工况运行特性,进而可对机组热经济性诊断分析方法进行研究。在工程应用中,联合循环机组热耗率的影响因素评价指标体系尚不完善,部分影响因素仅侧重于对燃机顶循环系统或底循环系统的定性分析,对于联合循环机组整体热经济性的定量分析及诊断的研究成果也比较少。

采用大数据技术进行燃机性能诊断,主要是结合燃机机组的特点,对各种多频、异源、异构数据进行整合、建模、存储,并在此基础上,使用大数据平台完成对燃机系统重要参数的相关性分析,基于大数据技术对于海量数据以及实时数据的处理能力,得到比以往基于时段数据或抽样数据的分析更精准的结果。

大数据技术在系统中已开发的应用包括:利用机组多年运行积累的海量历史数据,挖掘机组性能指标的真实目标值,为节能潜力提供准确的比对目标;找出历史数据中相同工况下运行经济性最好时段的可控运行参数,以指导运行人员进行机组优化运行;结构化与量化 ERP 中的设备检修记录,结合设备生产实时数据,利用大数据平台中已有的深度学习学习方法评估设备的健康状态。由于系统研发采用了开

放式平台,更深入的功能开发可以随时无缝接入。

### 3 系统架构与网络拓扑

本文大数据分析最重要的 3 个思想是:1) 尽可能选用全体数据而非抽样数据;2) 考虑最优结果的不可达性,在效率和结果的绝对精确之间寻求折中;3) 在无法得到因果关系时,可以通过事物之间的相关性来部分揭示二者之间的内在关系。

燃机机组的性能分析与诊断可以利用大数据平台提供的分布式存储及计算集群完成海量数据的存储(尤其是时序类数据),以及对数据进行分类汇总和数据挖掘等,满足大多数常见的分析需求。在这方面,根据数据的实时性要求以及是否结构化,分别需要采用适合的基于 Hadoop 平台的分布式存储技术,实时类时序数据使用表现优异的 influxdb,非实时类结构化数据使用 postgresql。同时,为保证数据处理的速度,对于热数据需要结合 Redis 进行数据缓存。大数据分析平台还可以在数据导入的基础上做一些简单的清洗和预处理工作。大数据分析平台具体系统架构如图 6 所示。

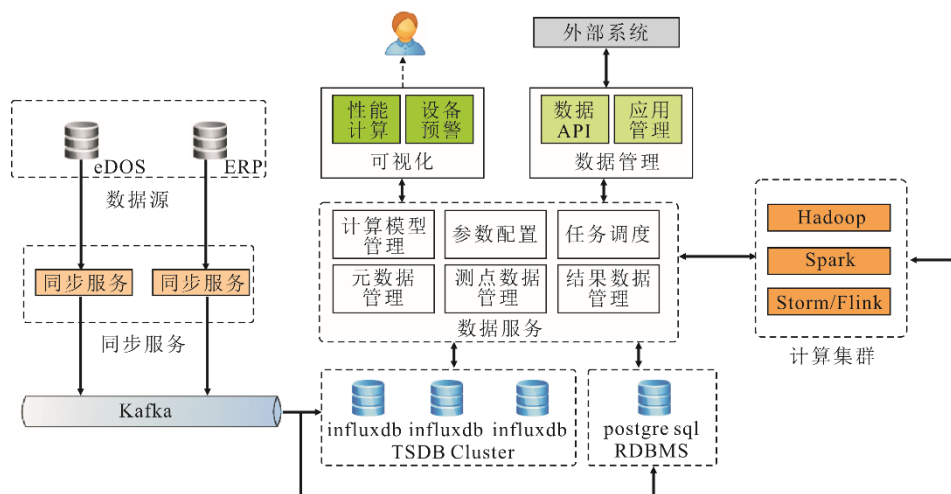


图 6 大数据分析平台系统架构

Fig.6 The system architecture of the big data analysis platform

大数据分析平台需要利用各种算法对燃机机组长期保存的历史数据进行信息挖掘。其中数据分析及挖掘算法的选择非常重要,比较典型的算法有  $k$ -means 聚类算法、用于统计学习的支持向量机 (SVM) 算法、神经网络和用于分类的 Naive Bayes。这些主流的分析算法在 Hadoop 大数据分析平台的 Spark MLlib 均已实现,可根据不同的应用场景进行选择。Spark MLlib 包括的常用算法工具如图 7 所示。

大数据分析平台还可以无缝集成目前较为流



图 7 大数据分析平台的 Spark MLlib 算法工具

Fig.7 The Spark MLlib algorithm tools for the big data analysis platform

行的人工智能深度学习算法框架及工具, 如 Tensor Flow、Caffe 及 PyTorch 等。

大数据分析平台采用分布式计算, 能把算法在大数据平台的不同结点(可以是实体服务器, 也可以是虚拟服务器, 或者多个 CPU)上进行优化分配, 使得算法效率更高、速度更快。

整个燃气-蒸汽联合循环机组性能分析及诊断系统分为数据采集、Web 系统及大数据分析平台 3 部分。数据采集完成对电站实时监控信息系统

(SIS)实时库数据及 ERP 关系库数据的采集; Web 系统主要是系统门户网站, 其中对应用进行集成及功能发布; 基于 Linux 操作系统的 Hadoop 大数据分析平台实现分布式数据存储、资源优化调度及集成流行的算法工具。系统网络拓扑图如图 8 所示。

以上 3 部分的部署既可采用物理实体服务器, 也可采用超融合架构下建立的虚拟服务器。超融合架构下建立虚拟服务器的应用模式性价比较高, 目前比较流行, 同时也是一种应用趋势。

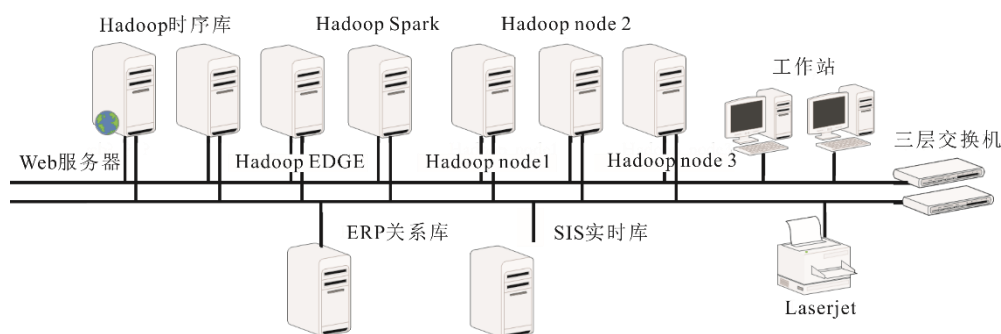


图 8 气-蒸汽联合循环机组性能分析及诊断系统网络拓扑结构

Fig.8 The network topology of the performance analysis and diagnosis system for CCPP

## 4 结 语

本文介绍了燃气-蒸汽联合循环机组在线性能分析与诊断的一整套模型及采用的大数据分析算法。通过模型与算法得到的结果, 可以及时发现机组效能下降的原因, 并采取有效手段对机组效能损失进行治理, 提高联合循环机组运行的经济性。在统一的大数据平台上建立生产系统的报警、事件与设备缺陷、运行异常事件以及备品备件等物资消耗的横向关联及纵向发展趋势, 定量分析发电设备的薄弱点和物资耗费占比大的环节及两者的关联, 为制定后续的发电机组检修、维护策略和物资耗费控制策略提供参考。

### 【参 考 文 献】

- [1] ZHANG N, CAI R X. Analytical solutions and typical characteristics of part load performances of single shaftgasturbine and its cogeneration[J]. Energy Conversion and Management, 2002, 43(9/10/11/12): 1323-1337.
- [2] VERBOVEN P, GUILLAUME P, CAUBERGHE B. Multivariable frequency-response curve fitting with application to modal parameter estimation[J]. Automatic, 2005, 41(10): 1773-1782.
- [3] YANG C, YANG Z L, CAI R X. Analytical method for evaluation of gas turbine inlet air cooling in combined cycle power plant[J]. Applied Energy, 2009, 86: 848-856.
- [4] FELIPE R, PONCE A, ELECTO E, et al. Influence of ambient temperature on combined-cycle power-plant performance[J]. Applied Energy, 2005, 80: 261-272.
- [5] 苑国庆. 燃气-蒸汽联合循环机组运行参数的优化研

究[D]. 北京: 华北电力大学, 2016: 29-35.

YUAN Guoqing. Optimization of operating parameters of gas-steam, thesis for the master degree[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2016: 29-35.

- [6] 郭凯亮. 燃气-蒸汽联合循环发电机组故障诊断方法研究及应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2013: 54-59.
- GUO Kailiang, Fault diagnosis method research and application of gas-steam combined cycle generating unit, thesis for the master degree[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013: 54-59.
- [7] VIKTOR M S, KENNETH C. Big data[M]. UK: Eamon Dolan/Mariner Books, 2014: 24-36.
- [8] BLEIHOLDER J, NAUMANN F. Data fusion[J]. ACM Computing Surveys, 2009, 41(1): 1-41.
- [9] DEAN J, GHEMAWAT S. Map reduce: simplified data processing on large clusters[J]. Communications of the ACM, 2008, 51(1): 107.
- [10] WANG P J. D-pro: dynamic data center operations with demand-responsive electricity prices in smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(4): 1743-1754.
- [11] HAN J W, KAMBER M. Data mining: concepts and techniques[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2000: 45-59.
- [12] APACHE. Apache hadoop[EB/OL]. (2012-08-26)[2020-03-11]. <http://hadoop.apache.org>.
- [13] APACHE. Apache spark[EB/OL]. (2015-04-30)[2020-03-11]. <http://spark.apache.org>.
- [14] 李晓东, 陈亚鹏, 王保营, 等. 机器学习在电站设备状态分析中的应用[J]. 热力发电, 2020, 49(1): 129-133.
- LI Xiaodong, CHEN Yapeng, WANG Baoying, et al. Application of machine learning in state analysis of power plant equipment[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(1): 129-133.

(责任编辑 杜亚勤)