

基于多源参数融合的配变台区状态估计

何兆磊¹,余恒洁¹,林聪^{1,2},孙黎敏¹,赵永辉¹

(1. 云南电网有限责任公司 计量中心,云南 昆明 650011;

2. 中国南方电网公司 电能计量重点实验室,云南 昆明 650217)

摘要:基于变压器负荷-温度和输电线-微气象的参数估计模型,利用电气量和非电气量等多信息源量测数据,通过 K-mean 聚类分析法对信息网与物理网进行归一化,采用信息物理融合思路,建立了基于信息物理融合的配变台区运行状态的估计系统,以云南地区实网数据为例进行验算。结果表明:并行云计算模式能够显著提高运算效率,缩短运行时间;采用 K-means 算法能够有效过滤计算过程中不良数据的干扰,状态估计误差较以往降低了 4.51%。该估计模型能够缩短系统的运行时间,实现了对电网运行设备的实时监测,估计结果也更接近于电网运行的实际状态,可为电力系统的调度分析提供指导。

关键词:多源参数;信息物理融合;电力大数据;状态估计

中图分类号:TM711.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2023)01-0209-06

Distribution Transformer Area State Evaluation Based on Multi-source Parameter Fusion

HE Zhaolei¹, YU Hengjie¹, LIN Cong^{1,2}, SUN Limin¹, ZHAO Yonghui¹

(1. Metering Center, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650011, China;

2. Key Laboratory of Electric Power Measurement, China Southern Power Grid, Kunming 650217, China)

Abstract: Based on transformer load - temperature and transmission line - micrometeorological parameter estimation models, electrical quantities and non-electrical quantities and other multi-information source measurement data are adopted to normalize the information network and physical network by the K-mean clustering analysis method. With the real network data in Yunnan areap as an example, the checking calculationhe idea of cyber-physical fusion is applied to establish an estimation system based on cyber-physical fusion of the operation status of the distribution transformer area. The results show that the parallel cloud computing mode can significantly improve operation efficiency and shorten running time, and the adoption of K-means algorithm can effectively filter the interference of bad data in the calculation process with the relative error being reduced by 4.51% on average. The estimation model can shorten the operation time of the system and realize the real-time monitoring of power grid operation equipment, and its estimation results are closer to the actual state of power grid operation, which can be of guidance for the dispatching analysis of power system.

Keywords: multi-source parameters; cyber-physical integration; electric power big data; state assessment

0 引言

随着科技的飞速发展和电网规模的不断扩大,对电网运行状态的安全性、可靠性的要求不断上升,电力系统由传统型逐渐向智能型转化。传统的电网模型主要基于单一参数间的物理关系,无法得到电网最真实可靠的运行状态^[1-2]。目前电网数据的量测手段已由电气量监测逐渐扩展到油质、输电线路、微气象、变压器油温等非电气量多参数物理信息融合监测,给电网评估系统建模带来更加严峻的挑战。

因此最大限度地利用物理信息融合,实现电网运行状态的实时估计成为各国学者的研究热点^[3]。黎值源等^[4-5]通过灰色神经网络算法对配网线路接地故障进行

监测,实现了线路绝缘状态的预警;陈国华等^[6]通过残差灵敏度法对电网运行参数进行修正,发现残差量计算精度对估计参数的精确度会直接影响,且需要较多量测冗余;LIU X N 等^[7]认为对电网运行状态评估时单纯研究信息网不能对其充分研究。针对当今电网电力数据传输量快、数据种类繁多、数据量极大、高质量信息利用率低等特征^[8-9],当前对电网运行状态的估计多为提高动态参数估计,但忽略了微气象、变压器油温等多信息源参数的影响。基于此,本文通过 K-mean 聚类分析法和并行传输方式,对动态参数算法进行改进,建立基于微气象-输电线与温度-变压器等多源参数信息融合的电网运行状态评估系统,以云南地区实网数据为例进行验算,实现了配电台区运行状态的实时感知,以期为电力系统的运行控制提供借鉴。

基金项目:云南电网有限责任公司科技项目(YNKJXM20191481)

第一作者简介:何兆磊(1988—),男,云南昆明人,工程师,研究方向为电能计量、智能传感。

1 数据提取与并行计算

1.1 特征数据提取方法

K-means 聚类算法隶属于分区聚类算法,能够将数据库进行分块聚类,适用于量测大数据的提取与划分^[10-12]。K-means 算法流程见图 1。其基本思路如下:1)输入微气象条件下的电纳、电抗或电阻信息,确定聚类个数 k ;2)随机选取 k 个数据作为聚类中心;3)计算每个数据到聚类中心的欧式距离,分类到最近的聚类中心;4)将聚类均值作为新的聚类中心进行更新;5)重复过程 3)和过程 4)至聚类中心不变;6)输出方差最小的类,并将聚类中心代表对应实际参数。

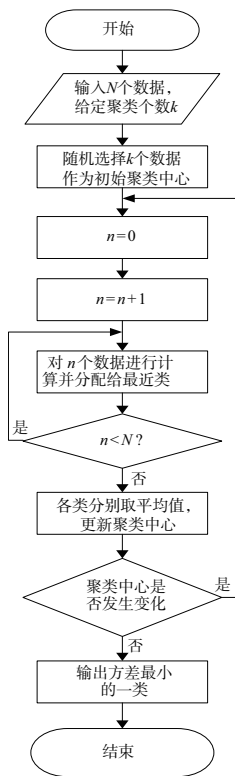


图 1 K-means 聚类算法

1.2 节点并行算法

作为新兴的数据计算模式,并行计算类属于云计算的一种^[13],可实现电力数据跨时段、跨地域的共享。并行计算是将任务分配给各种调度计算机设备,以大量低配置计算机替代高性能服务器,使得电网应用系统能够根据需要获取分析软件服务、计算力和储存空间等,实现区域电网控制到互联网控制的转变。并行计算模式包含计算节点和管理节点,管理节点负责量测数据的清洗,并下达任务至调度中心各计算节点。而计算节点通过反馈传输,实时进行数据的计算和分析,进而实现区域数据的互联与共享^[14-15]。

并行云计算模式如图 2 所示。

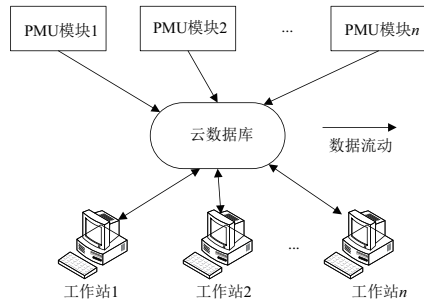


图 2 电网并行云计算模式图

2 多源参数量测的电网信息物理融合状态估计

2.1 输电线路运行状态估计模型

电网的运行往往受微气象环境、负荷变化、运行环境等因素的影响,例如雷电、冰雪、雨水、雾霾、湿度、温度等。综合环境因素建立环境的非电气量和电网的电气量等信息相融合的电网,能够准确挖掘电力系统运行潜在信息。对各线路实时气象环境进行监测,微气象变化量主要考虑线路局部湿度的变化及线路温度的突变。基于微气象信息检测系统对输电线路的电纳、电抗、电阻进行分析,能够得出参数的变化过程。

一般而言,空气湿度的变化不会影响导线材料性质,也不会引起电阻率的变化。而金属电阻率随温度的降低而减小,随温度的升高而变大。微气象温度与电阻参数的关系为

$$R_1 = R_0 [\alpha(T_1 - T_0) + 1] \quad (1)$$

式中: α 为电阻温度修正系数; R_0 和 R_1 分别为 T_0 和 T_1 下的阻值。

温度影响电抗参数的本质是影响导线的磁化率,二者的关系符合居里-外斯定律。而空气湿度对电流传输过程中的电场几乎没有影响。因此,微气象温度与电抗参数的关系为

$$x = \left(4.61 \frac{D_m}{r} g + 0.5 \times (\chi + 1) \right) \times 2\pi f \times 10^{-4} \quad (2)$$

式中: r 为导线半径; D_m 为相间距离; χ 为相对磁化率; f 为交流电的频率; g 为导线的电导。

导线单位长度的电纳计算为

$$B = 2\pi C f \quad (3)$$

电纳的形成本质为输电线路对地建立的磁场,受空气介质影响相对最大。潮湿空气的介电常数 ϵ 为

$$\begin{cases} \epsilon = \frac{p_0}{T} \left[K_1 \left(\frac{1.016}{T} \times 10^6 - 29.4 \right) \right] \times 10^{-6} + 1 \\ K_1 = 0.01 \frac{Eg}{p_0} \\ \lg E = 7.45 \frac{T-273}{T-38.3} + 0.656 \end{cases} \quad (4)$$

式中: E 为 T 温度下的饱和蒸汽压; g 为相对湿度; p_0 为标准大气压; T 为绝对温度。

2.2 变压器运行状态估计模型

变压器运行状态主要是对其温度的监测,测温装置安放在变压器绕组和变压器油上,变压器温度能够反映负荷变化情况。因此,可以通过油温与负荷之间的变化关系建立非电参数与各个电气量的对应模型^[8]:

$$\tau_i = \tau_{iN} \left(\frac{K^2 R + 1}{R + 1} \right)^x \quad (5)$$

式中: R 为空载损耗与短路之比的倒数; τ_{iN} 为顶层油最大温升值; x 为变压器油的温升指数; K 为额定负荷与实际负荷二者之比的倒数。

额定负荷条件下绕组温度的计算公式为

$$\theta_h = K^{2y} (2\tau_{avN} - 2\tau_{bN} + \tau_{gN}) + \tau_{bN} \left(\frac{K^2 R + 1}{R + 1} \right)^x + \theta_0 \quad (6)$$

式中: τ_{bN} 和 τ_{avN} 分别为额定负荷时,空气平均温升和总体温升; y 为绕组温升指数; τ_{gN} 为额定负荷时顶层油温升。

自然油循环冷却条件下绕组最热点温度为顶层油温升、空气温升和空气温度三者之和,即

$$\theta_h = K^{2y} \tau_{gN} + \tau_{bN} \left(\frac{K^2 R + 1}{R + 1} \right)^x + \theta_0 \quad (7)$$

式中: θ_0 为空气温度; θ_h 为绕组最热点温度。

2.3 电力系统信息物理融合网络模型

针对电力数据种类繁多,数据量极大以及高质量信息无法充分利用的特征,建立了非电气量和电气量等多信息源量测的信息物理网络模型,如图3所示。

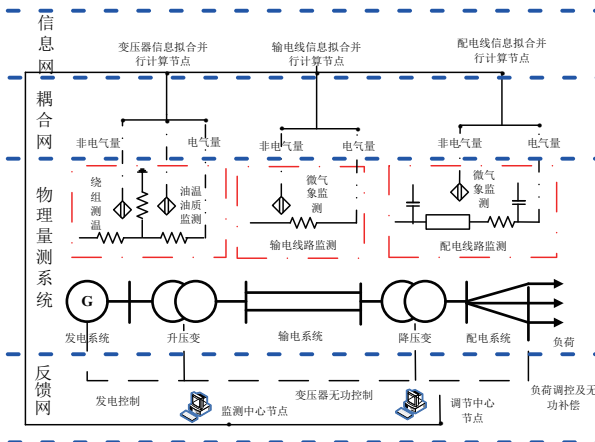


图3 电网信息物理融合模型

模型由物理网模型、信息网模型、耦合网模型和反馈网模型组成,使用分割法对电力系统子网络分别进行建模,将不同节点通过关联方程进行相连,有助于实现大规模电网的计算分析。

物理网模型中电网节点符合基尔霍夫(电路)定律,其电压方程为

$$UY = I \quad (8)$$

式中: I 和 U 分别表示节点电流和节点电压; Y 表示节点导纳矩阵。

信息网模型中信息节点间的传递权值可以表示为

$$x_j = \sum_{i=1}^n x_i a_{ij} \quad (9)$$

式中: x_i 和 x_j 分别为信息节点 i 和 j 的信息值; a_{ij} 为 i 和 j 两信息节点之间的映射。

假设输入和接收节点矩阵分别为 X_{in} 和 X_{out} ,则存在节点运算方程:

$$X_{out} = X_{in} A_{ij} \quad (10)$$

式中: A_{ij} 为权重 a_{ij} 的集合矩阵。

在耦合网中假设物理网和信息网的输入与接收节点分别为 P_{in} 和 C_{out} ,则传输方程为

$$C_{out} = P_{in} O_{ij} \quad (11)$$

式中 O_{ij} 为输入节点到接收节点的耦合矩阵。

在反馈网中假设信息网和物理网的输入与接收节点分别为 C_{in} 和 P_{out} ,则传输方程为

$$P_{out} = C_{in} F_{ij} \quad (12)$$

式中 F_{ij} 为输入节点到接收节点的反馈矩阵。

对物理-信息网络进行统一建模,其传输矩阵如下:

$$\begin{bmatrix} I \\ X_{out} \\ C_{out} \\ P_{out} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y & & & \\ & A_{ij} & & \\ & & O_{ij} & \\ & & & F_{ij} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U \\ X_{in} \\ P_{in} \\ C_{in} \end{bmatrix} \quad (13)$$

多源参数物理-信息融合模型是在电气量节点基础上,引入了微气象环境物理量测节点。利用并行计算节点进行聚类计算,通过信息网将结果传入调度中心,进而实现各个物理节点的控制及系统的闭环。模型估计流程图如图4所示。

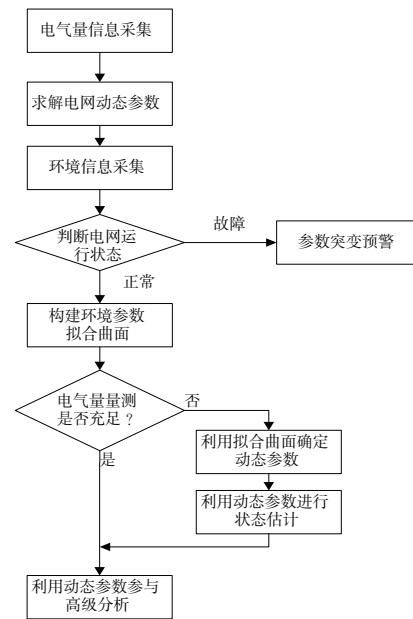


图4 多源参数量测的电网信息物理融合模型

3 算例分析

3.1 信息网并行计算效率验证

以云南电网配变台区线路历史数据为例,使用云计算平台对电网输电线路参数进行估计和拟合分析。其中,并行计算模式将计算任务进行分解,由一台计算机作为管理

节点,3台计算机作为计算节点;单机模式下通过1台处理器对量测参数进行运行计算。不同模式下系统的计算时间如图5所示。可以看出,大数据量条件下并行计算所用的时间明显低于单机模式,计算效率显著高于单机模式。随着数据量的增加(>9 000),并行模式的优越性更加明显;数据量较少时,单机计算效率与并行计算模式的差距相对较小,单机计算的优势并不明显。这是因为数据量较低时,云平台启动的时间占据较大比重,实际计算时间较短,使得单机模式计算效率相对较高。而随着数据量的逐渐增加,平台启动时间所占的比重逐渐减小,并行计算的优势逐渐显现出来,节省了大量的计算时间。

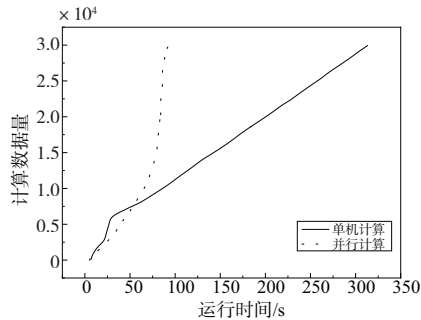


图5 不同计算模式的运行时间对比曲线

3.2 K-means 聚类算法提取大数据特征值

在并行模式下,通过K-means聚类算法对云南省某配电台区输电线路参数进行拟合分析,相对湿度为35%、温度为25℃条件下计算得到的输电线路参数,如表1所示。

表1 不同特征提取方式精确度对比

参数	静态参数	最小值	最大值	平均值	K-means 聚类值
R/Ω	4.257	3.938	4.741	4.455	4.323
X/Ω	49.038	45.232	54.846	51.117	49.863
$B \times 10^{-4}/s$	7.733	6.468	8.745	7.381	7.546

表1中可以看出,相较于输电线路的平均值、最大值和最小值,K-means聚类值更接近于静态参数值。以参数 R 为例,K-means聚类值与静态参数值的相对百分误差为0.14%,而平均值、最大值和最小值与静态参数值的相对百分误差分别为4.65%、11.37%、7.49%。利用K-means聚类算法得到的参数取值更加准确,相对百分误差较平均值降低了4.51%。对于 X 而言K-means聚类值与静态参数值的相对百分误差为0.01%,而平均值、最大值和最小值与静态参数值的相对百分误差分别为4.24%、11.84%、7.76%,相对百分误差较平均值降低了4.23%。对于 B 而言K-means聚类值与静态参数值的相对百分误差为0.04%,而平均值、最大值和最小值与静态参数值的相对百分误差分别为4.55%、13.09%、16.36%,相对误差较平均值降低了4.51%。主要是因为K-means聚类算法能够找到分布集中真实数据区域,摆脱不良数据的干扰,更贴合实际,计算方式更加合理,结果也更加准确。

3.3 双机五节点运行状态分析

基于电网多源量测数据,建立双机五节点系统模型,该系统由反馈网络、耦合网络、并行计算信息网络以及双机五节点物理网络构成。其中,物理网络包括负荷节点、两台变压器和发电机组,如图6所示。

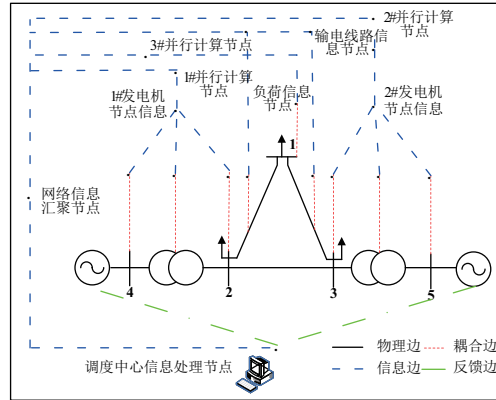


图6 双机五节点系统模型

在相对湿度为35%,温度为25℃环境下,对并行计算信息节点,通过物理-信息融合模型对量测信息和线路电纳信息、电抗信息以及电阻信息进行动态参数估计,结果如图7-图9所示。与传统的静态参数相比,由于线路老化等原因使得运行过程中电网的动态电纳、电抗及电阻等参数均发生偏离,其中,电抗和电阻的参数值均明显大于静态参数。通过环境与参数二者之间变化趋势,利用结构参数随环境变化的强惯性,在特定湿度和温度条件下推导出一个替代量测数据反推的结构参数,建立环境-参数拟合数据库,进而实现电网量测数据的高级计算与分析。其中,环境-参数拟合数据库系统推导得出的动态参数揭示了正常运行状态下电网设备参数的变化趋势,而动态参数为网络真实的结构参数,若两者不符则表明电网设备发生运行故障。

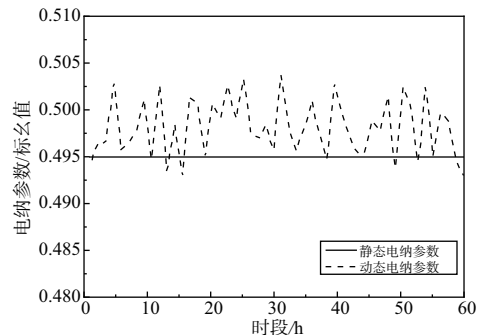


图7 输电线路动态电纳参数估计

在随机60时段内,动态参数与环境-参数拟合系统确定的参数对比曲线,结果如图10-图13所示。可以看出,参数异常情况下(30~40时段电阻突变),环境-参数拟合的计算结果与动态电阻发生了明显偏离,二者数值明显不符合,此时系统显示设备故障。电网正常运行条件下,与静态参数相比,环境-拟合系统得到参数值的变化趋势基本符合实时动态参数。

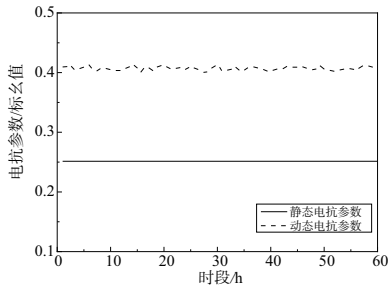


图8 输电线路动态电抗参数估计

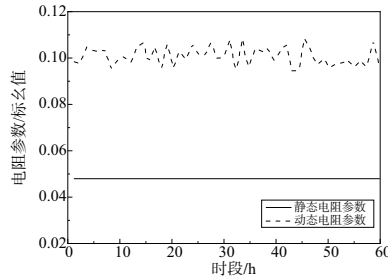


图9 输电线路动态电阻参数估计

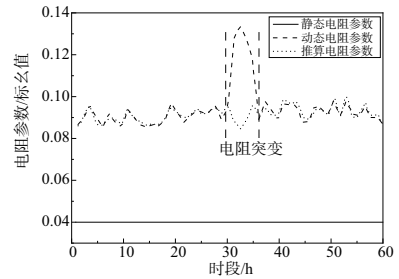


图10 电阻突变下动态电阻参数估计对比

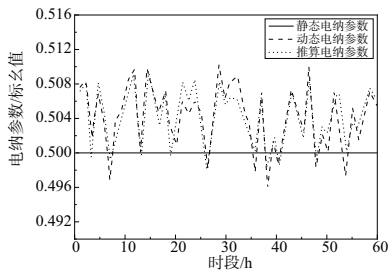


图11 稳定运行状态下动态电纳参数估计对比

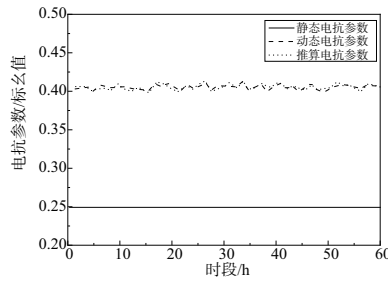


图12 稳定运行状态下动态电抗参数估计对比

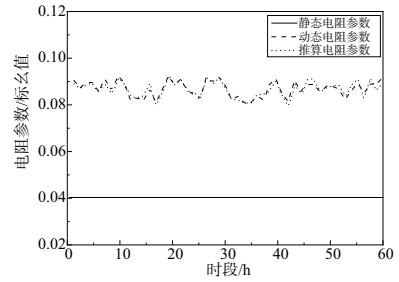


图13 稳定运行状态下动态电阻参数估计对比

电气量测充足条件下,以电压实际量测值为基准,得出的电压估计结果如图14所示。可以看出,量测电压与静态参数估计得到的电压标幺值相差较大;而动态参数的估计结果更接近于实测电压值,且预测精度在98%以上,进一步表明动态参数能够有效提升电网运行状态的评估精度。

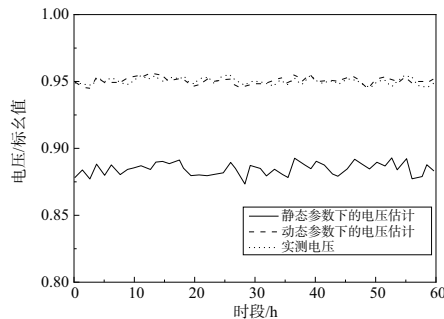


图14 不同结构参数下电网电压估计对比

在缺乏电气测量的情况下,不可能实时计算电网的动态参数。如果使用静态参数将会产生较大偏差^[13-15]。此时,通过环境-参数拟合推导数据库系统能够实时采集的环境因素进而得到电网的动态参数。环境-参数拟合推导结构参数下电网电压估计对比,如图15所示。可以看出动态参数估计结果最贴近估计实际;量测缺失时,静态参数估计结果与电网运行实际发生严重偏离;而拟合参数估计可以较为准确地反映电网的实时运行状态。而后通过并行节点将计算结果传输至处理中心节点,随后中心节点对数据结果进行分析计算并实现发电计划的动态调整和变压器寿命的估计。此时,反馈网络将控制信息传递给各电气量装置,实现系统的闭环控制。

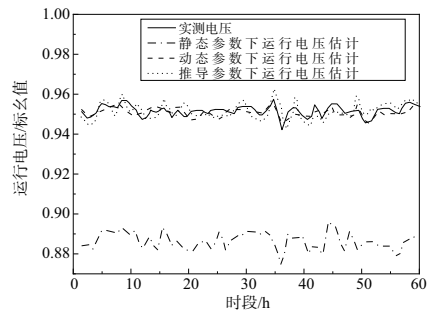


图15 拟合推导结构参数下电网电压估计对比

4 结语

针对电网量测数据种类繁多、数据量极大的现状,为有效利用电力大数据,实现贴近运行实际的电网状态评估。通过K-means和并行计算对量测大数据进行实时挖掘分析,建立了基于多源参数融合的电网运行状态评价模型,并在某配变台区中进行了仿真分析。得到以下结论:对比非聚类方式,将数据通过K-means聚类算法进行清洗及提取,减轻了处理节点的计算压力,能够找到数据的最优集中点,更加贴近运行实际;并行云计算方式,能够缩短系统的运行时间;将电力系统运行状态与微气象环境相结合,使得量测大数据得到充分量测大数据及利用,通过物理-信息融合模型,实现了电网的运行状态监测及闭环控制,对实现电网运行状态评估和电力系统的实时调度具有重要意义。而关于复杂气象条件对电网影响的研究将成为接下来的工作方向。

参考文献:

- [1] 陈宏,上官霞,郑钟,等. 基于营配数据融合的配电网运行状态评估的研究[J]. 国外电子测量技术,2019,38(4):111-115.
- [2] 刘道伟,李柏青,邵广惠,等. 基于大数据及人工智能的大电网智能调控系统框架[J]. 电力信息与通信技术,2019,17(3):14-21.
- [3] LIH, WANGX D, GAO Y J, et al. Evaluation research of the energy supply system in multi-energy complementary park based on the improved universal generating function method[J]. Energy Conversion and Management, 2018, 174:955-970.
- [4] 黎值源,林德山,祁永福. 基于电网设备运行健康状态实时监控评估技术研究[J]. 通信电源技术,2019,36(1):154-155.
- [5] AYZAZOĞLUYÜKSELÖ, FILIKÜB. Estimation methods of global solar radiation, cell temperature and solar power forecasting: areview and casestudy in eskişehir [J]. Renew able and Sustainable Energy Reviews, 2018, 91:639-653.
- [6] 陈国华,吴涛. 基于设备状态与调度运行的电网风险评估方法及应用[J]. 水电能源科学,2018,36(7):202-205,214.
- [7] LIU X N, HOU K, JIA H J, et al. The impact-increment state enumeration method based component level resilience indices of transmission system[J]. Energy Procedia, 2019, 158:4099-4103.
- [8] 陈卫东,梁朔,肖园园,等. 基于模糊最小二乘支持向量机的微电网群状态评估方法[J]. 电力系统自动化,2019,43(2):76-82.
- [9] THIMMAPURAM P R, KIMJ. Consumers' price elasticity of demand modeling with economic effects on electricity markets using an agent-based model [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(1):390-397.
- [10] 洪雯,林涛,陈宝平. 基于短路容量裕度的电网运行状态评估方法研究[J]. 电测与仪表,2018,55(14):58-62.
- [11] 姚珺玉,谢国财. 面向运维的电网运行数据分析系统开发[J]. 广东电力,2016,29(10):92-96.
- [12] 沈玉兰,张璞,李翔宇,等. 基于多源数据融合的电网抗差状态估计[J]. 广东电力,2019,32(9):146-153.
- [13] 卢建刚,温柏坚,姜彩玉,等. 基于多源数据处理的EMS实时数据优选技术及其实现[J]. 电力系统自动化,2002,26(23):73-75.
- [14] 高振兴,郭创新,俞斌,等. 基于多源信息融合的电网故障诊断方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2011,39(6):17-23.
- [15] 王少芳,刘广一,黄仁乐,等. 多采样周期混合量测环境下的主动配电网状态估计方法[J]. 电力系统自动化,2016,40(19):30-36.

收稿日期:2021-09-08

(上接第165页)

3 结果与讨论

3.1 逆向建模

逆向建模是一种新型的建模方法。其一般过程为:通过激光扫描仪采集被测物体的点云数据,并对点云进行处理,获得对应的片体模型。运用逆向建模软件对曲面模型进行拟合,获得相应的参数化模型。该方法效率高,远快于传统正向建模方法,可大幅缩短产品设计周期。该方法在文物修复和人体骨骼修复中也具有重要的推广价值。

3.2 注塑机螺杆与逆向设计

注塑机螺杆是注塑机的关键部件,其精度直接影响注塑机的精度。提高螺杆的精度对于提升注塑机的性能具有重要意义,以往的研究多是采用正向设计的方法改善螺杆的传动精度,并取得了巨大成果,然而该方法投入高、效益低、设计周期长。本文采用逆向设计的方法,可设计出高精度注塑螺杆的结构,再进行正向优化,达到事半功倍的效果。

4 结语

注塑机螺杆是一种高精度传动部件,其精度直接影响注塑机的作业性能。为了提升螺杆的精度,本文对其进行了逆向建模,获得了体误差 <0.02 mm的螺杆数字化模型。该模型满足工程需求,可用于螺杆的数字化制造,也可为优化设计提供高精度的模型支撑。这种设计方法可解决异形零件的建模及优化设计的难题,具有效率高的特点,同时降低了设计成本,缩短了创新周期。此外,该方法在文物修复和人体骨骼修复中,也具有推广价值。

参考文献:

- [1] LI Z Y, HUANG M Y, HU H J, et al. Design and manufacturing of

- complex surface impeller based on RE[J]. Advanced Materials Research, 2011, 328/329/330:619-623.
- [2] 张晨亮,潘俊兵. 复杂曲面的逆向构造及五轴数控加工试验[J]. 机械研究与应用,2019,32(4):167-169.
- [3] 张晨亮,潘俊兵. 异形曲面的逆向设计与五轴加工技术研究[J]. 机械设计与研究,2020,36(2):87-90.
- [4] NEYTON L, BOILEAU P, NOVÉ-JOSSERAND L, et al. Glenoid bone grafting with a reverse design prosthesis [J]. Journal of Shoulder and Elbow Surgery, 2007, 16(3):71-78.
- [5] YJ TSENG, YS CHEN. Closed-loop design model for sustainable manufacturing by integrating forward design and reverse design[J]. World Academy of Science, International Scholarly and Scientific Research & Innovation, 2015, 9(7):2277-2283.
- [6] ZHANG X W, ZHOU Z L, XU L Y, et al. Reverse design and finite element analysis of tractor panel based on CATIA [C]// 2011 Fourth International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation. Shenzhen, China: IEEE, 2011:162-165.
- [7] 王宝中,张富明,路春光,等. 正逆向设计在电动汽车外观曲面造型中的应用研究[J]. 机械设计与制造,2018(2):131-134.
- [8] 李卫民,唐兆丰,冯帅. 基于正/逆向技术的模型重构研究[J]. 机床与液压,2020,48(2):158-162.
- [9] 冯超超,成思源,杨雪荣,等. 基于 Geomagic Design X 的正逆向混合建模[J]. 机床与液压,2017,45(17):157-160.
- [10] 刘丹,钱应平,易国锋,等. 逆向工程中点云处理及拟合新方法的研究[J]. 机械设计与制造,2015(3):55-57.
- [11] 宋智丽,黄建斌,张永军,等. 基于逆向工程技术分析链轮磨损[J]. 煤矿机械,2014,35(11):134-135.
- [12] 刘小霞. 逆向工程在渐开线圆柱直齿锥测绘中的应用[J]. 煤矿机电,2019,40(5):67-70.
- [13] 孟强. 3D打印技术在产品逆向工程中的拓展性探究[J]. 金田,2014(7):411.
- [14] 同学文. Win3DD系列三维扫描系统单目使用手册[Z]. 北京:北京三维天下科技有限公司,2011.
- [15] 朱东丽,解洪伟. 基于点云数据的屋顶建模[J]. 地矿测绘,2019(5):123-124.

收稿日期:2021-09-13