

热工多变量动态过程主导因素的确定

张小桃¹, 王爱军¹, 王继东¹, 倪维斗²

(1. 华北水利水电学院 电力学院, 河南 郑州 450008; 2. 清华大学 热能系, 北京 100084)

摘 要:多元统计分析可以应用于过程监控, 主元分析方法与多变量统计计算可以确定热工多变量动态过程的主导因素。根据机组的运行机理, 确定引起主要监控变量变化的相关过程变量, 采集相关过程变量的运行数据, 建立输入数据矩阵和主元模型, 计算 T^2 统计量及其控制限, 计算在最大时对应的各过程变量对主元的贡献大小, 确定机组运行过程中引起主要监控变量变化的主导因素。主导因素的确定为热工过程动态建模和故障诊断创造了条件。

关 键 词:现场数据; 动态过程; 主元分析; 多变量统计; 主导因素

中图分类号: TK122 文献标识码: A

引 言

国内外大型机组先进的 DCS 系统中的数据采集模块可以采集锅炉、汽轮机、发电机以及电站辅助设备的大量运行数据。随着机组的运行, 日积月累, 所采集数据的数目很庞大, 但真正得到合理开发利用的并不多。虽然随着数据库技术发展起来的数据挖掘技术已经引起人们的关注, 并且在很多领域有所应用^[1~5], 但在火力发电机组的数据挖掘方面还没有进行实质性的研究和应用。

热工过程是一复杂的热力过程, 具有多变量与多回路的特点, 并且各变量之间相互交叉影响。机组运行过程中, 主要的监控变量会同时受到多个过程变量的影响。因此, 需要充分获取利用热工过程的动态信息和统计信息, 确定热工过程主导因素的新方法和新理论, 并进一步用于热工过程动态建模和故障诊断。

基于现场数据, 利用主元分析、多变量统计过程监测理论, 得到了在复杂的热工过程中对主要监控变量影响较大的主导因素的新方法, 为多变量统计分析方法在热工过程监控的应用提供了理论基础。

1 数据的获取与处理

由于主元分析的结果受数据尺度的影响, 因此在进行主元分析时, 需要将数据进行标准化, 即将每个变量的均值减掉然后除以它的标准差。假设 $X \in R^{n \times m}$ 为收集到的过程正常运行数据, 先将 X 做如下标准化:

$$X_s = [X - (1 \cdots 1)^T M] \text{diag} \left(\frac{1}{s_1}, \frac{1}{s_2}, \dots, \frac{1}{s_m} \right) \quad (1)$$

其中: $M = [m_1 \ m_2 \ \cdots \ m_m]$ 为变量 X 的均值, $s = [s_1 \ s_2 \ \cdots \ s_m]$ 为变量的标准差。

2 对输入数据进行主元分析与多变量统计过程监测

在复杂的热工过程中, 通过主元分析与多变量统计过程监测, 可以找到引起主要监控变量变化的主导因素。

文献 [6] 对主元分析方法有较详细的论述, 这里简述如下:

通过电厂的数据采集软件, 从电厂历史数据库中获取所需要的数据, 组成输入数据矩阵 $X \in R^{n \times m}$; 对输入数据进行标准化数据处理, 再进行主元分析, 得到热工过程的主元模型, $X = t_1 p_1^T + t_2 p_2^T + \cdots + t_k p_k^T + E$; 然后基于主元模型对热工多变量过程进行统计过程监测分析, 确定出引起主要监测变量或过程的主导因素。

基于主元分析热工过程主导因素的确定过程为:

$$X \in R^{n \times m} \xrightarrow{\text{主元分析}} X = t_1 p_1^T + t_2 p_2^T + \cdots + t_k p_k^T + E$$

→ 计算 T^2 统计量及其控制限
→ 计算过程变量对 T^2 统计量的贡献

收稿日期: 2006-08-21; 修订日期: 2006-12-13

基金项目: 河南省教育厅自然科学基金资助项目(2006470010); 华北水利水电学院青年科研基金资助项目(HSQJ2005001)

作者简介: 张小桃(1967-), 女, 河南焦作人, 华北水利水电学院副教授。

→得到主元得分贡献图

→确定过程的主导因素

对于第 i 时刻过程变量向量 X_i , T^2 统计量的定义为:

$$T_i^2 = t_i \lambda^{-1} t_i^T = X_i P \lambda^{-1} P^T X_i^T \quad (2)$$

其中: t_i 是 T_k 矩阵中的第 i 行, T_k 由构成主元模型的 k 个主元得分向量所组成; λ 是与前 k 个主元所对应的特征值所组成的对角矩阵。显然, T_i^2 是多个变量共同累加的标量, 因此, 它可以通过单变量控制图的形成来监控多变量工况。 T^2 是通过主元模型内部的主元向量模的波动来反映多变量变化的情况。

3 实例分析—主蒸汽温度变化过程主导因素的确定

热工过程是很复杂的热力过程, 在不同的变化过程中, 引起其变化的主导因素会随着机组实际运行状况而变化。

3.1 主蒸汽温度的运行机理

主蒸汽温度的动态特性是指引起主汽温度变化的各扰动和主汽温之间的动态关系。引起主汽温度变化的原因很多, 如蒸汽流量变化、燃烧工况变化、进入过热器的蒸汽温度变化、流经过热器的烟气的温度和流速变化等。

根据文献[7], 对于一般锅炉, 主汽温的变化具有对流特性。根据过热器的运行机理, 对流式过热器内每千克工质的焓增(kJ/kg)为:

$$\Delta i_d = \frac{B}{D} Q_d = \frac{B}{D} K \Delta H \quad (3)$$

式中: B —燃料消耗量, kJ/kg; D —锅炉负荷, kg/h; Q_d —每千克燃料传给过热器内蒸汽的对流放热量, kJ/kg; Δt —平均传热温压, °C; H —传热面积, m²; K —传热系数, kJ(m²·°C)。

当锅炉负荷 D 增加时, 燃料消耗量 B 增大, 燃烧生成的烟气量增大, 流经过热器受热面的烟气流速加快, 烟气侧传热系数增大, 同时负荷增加导致炉膛出口烟温提高, 平均传热温差随之加大。如燃料消耗量与锅炉负荷增加保持一致, 则由上式可知对流式受热面的吸热量随负荷增加而提高, 出口汽温增加。实际运行中, 当锅炉负荷发生阶跃增加时, 入炉燃料并不能立即随之增加, 此时式中的 B/D 值减小, 导致工质焓增 Δi_d 减小, 汽温下降, 引起主蒸汽温度的波动。

因此, 在机组正常运行中, 当过热器喷水流量为

零时, 影响主蒸汽温度的因素有: 锅炉负荷、给水温度、燃料性质、燃料量、送风量、燃烧器倾角等, 其中的锅炉负荷和燃料量对主蒸汽温度有比较大的影响。

3.2 基于现场数据对主蒸汽温度进行主元分析和多变量统计过程计算

3.2.1 采集数据

根据主蒸汽温度的运行机理, 选择下列变量来对主蒸汽温度做主元分析: (1) 给煤总量; (2) 总空气流量; (3) 锅炉负荷; (4) 主蒸汽压力; (5) 给水温度; (6) 燃烧器挡板倾角的变化(在数据采集期间过热器喷水流量为零)。以上各变量的变化过程曲线如图 1 所示(数据采集周期为 1 min)。其中横坐标为时间(min), 纵坐标为图 1 中所标注的各过程数据的对应单位。

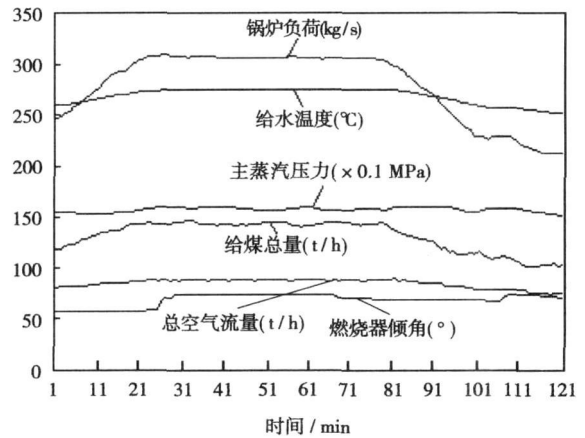


图 1 与主蒸汽温度变化有关的各过程变量变化过程曲线

采集以上对应的各变量的运行数据, 分别定义为变量 X_1, \dots, X_6 , 组成运行变量数据矩阵 $X \in R^{n \times m}$ ($n=120, m=6$), 建立主元分析的原始变量矩阵。

3.2.2 建立主元模型

对以上过程数据组成的 $X \in R^{n \times m}$ 数据矩阵进行归一化处理, 建立主元模型。其中的前两个主元模型为式(4)和式(5), 主元模型是各过程变量的线性组合:

$$P_1 = 0.4658X_1 + 0.4807X_2 + 0.4787X_3 + 0.2686X_4 + 0.4864X_5 + 0.1188X_6 \quad (4)$$

$$P_2 = -0.2233X_1 - 0.0989X_2 - 0.1563X_3 + 0.5896X_4 - 0.440X_5 + 0.7525X_6 \quad (5)$$

其中: P_1 —第一主元; P_2 —第二主元。

3.2.3 计算各主元的贡献率

主元的贡献率表示前 k 个主元所解释的数据变化占全部数据变化的比例。各主元的贡献率如图 2 所示。其中第一主元的贡献率为 70%，第二主元的贡献率为 21%，前两个主元已经能够解释 91% 整个数据变化信息。

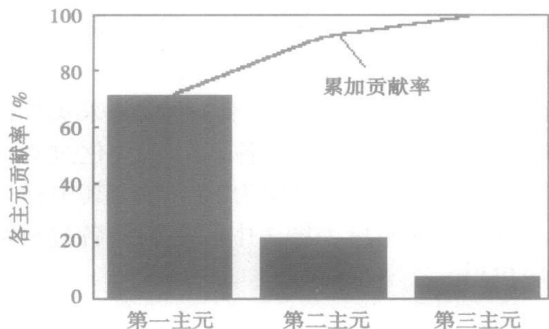


图 2 各主元的贡献率及其累加贡献率

主元分析是对数据进行维数压缩的有效工具, 从对主蒸汽温度的主元分析可以知道, 由原来影响主汽温度的 6 个变量压缩为 2 个主元。前 2 个主元可以代替原始的 6 个过程变量来反映 91% 以上整个数据的变化情况。根据所建立的主元模型可以进一步对主汽温度的变化过程进行多变量统计监测研究。

3.2.4 计算 T^2 统计量及其控制限

为了利用主元模型对生产过程进行监控, 需要由过程正常运行的数据来确定过程运行的控制限。

T^2 统计量的控制限可以利用 F 分布进行计算。

$$T_{k, m, \alpha}^2 = \frac{k(m-1)}{m-k} F_{k, m-1, \alpha} \quad (6)$$

其中: m —用来建立主元模型的样本个数; k —主元模型中保留的主元个数; α —检验水平; $F_{k, m-1, \alpha}$ —对应于检验水平为 α , 自由度为 $k, m-1$ 条件下的 F 分布临界值, 可以从统计表中查到。

通过计算得到以上过程的 T^2 统计量及其控制限, 如图 3 所示。

从图 3 可知, T^2 统计量的最大值是与主蒸汽温度的最高值相对应, 并且在 T^2 统计量最大时其值超出了其控制限。

如果所计算的 T^2 统计量超出了相应的控制限, 通过分析各过程变量的贡献图并结合过程知识, 找出过程的哪一个变量引起了 T^2 统计量的增大。

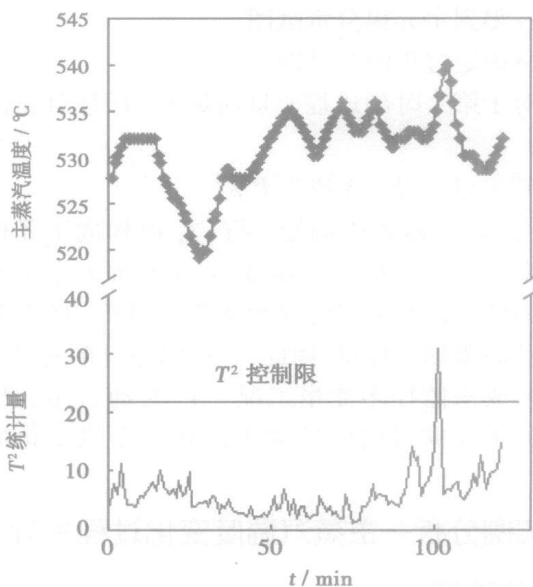


图 3 主蒸汽温度以及对应的 T^2 统计量

3.2.5 各过程变量对主元的贡献

图 4 为 T^2 统计量最大时各过程变量对第一主元的贡献, 可以借助于图 4 来分析 T^2 统计量增大的原因。每个变量对主元的贡献是由这个变量的变化程度和与其相应的主元负荷所决定的。

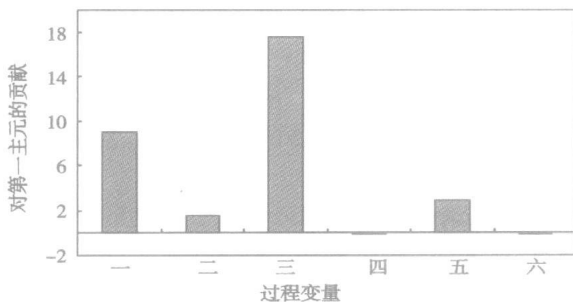


图 4 T^2 统计量最大时主元得分贡献图

计算在图中 T^2 统计量最大时对应的各过程变量对主元模型中第一主元的贡献, 如图 4 所示。由于第一主元可以解释引起主蒸汽温度变化的全部数据 70% 以上的变化特征, 计算 T^2 统计量最大时对应的各过程变量对主元模型中第一主元的贡献, 就可以确定出引起 T^2 统计量增大, 即主蒸汽温度变化的主要原因。在主汽温度最低点对应的各过程变量对其第二主元的贡献得分如图 5 所示。

从图 4 看出, 在此过程中对主蒸汽温度影响较大的过程变量由大到小依次为: 锅炉负荷、给煤总量、给水温度、总空气流量等。

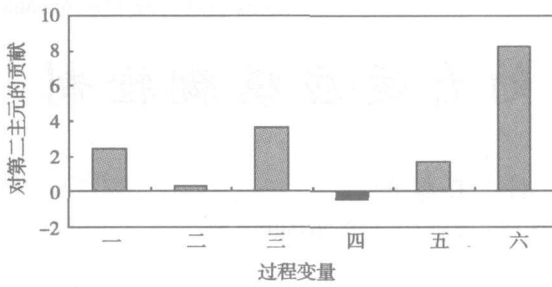


图 5 主蒸汽温度最低时主元得分贡献图

结果分析: 通过对影响主蒸汽温度运行的主要输入数据变量做主元分析, 锅炉负荷与给煤总量是影响主蒸汽温度变化的主导因素, 这与主蒸汽温度的运行机理相一致。

图 5 中的第六个过程变量为燃烧器挡板开度, 在机组运行过程中, 当过热器喷水流量为零, 给煤总量与锅炉负荷的变化比较平稳时, 燃烧器挡板倾角的变化也会引起主蒸汽温度出现一定程度的波动。

3.2.6 不同工况下主蒸汽温度主导因素的确定

基于现场数据在不同工况下确定主蒸汽温度主导因素的计算流程如图 6 所示。

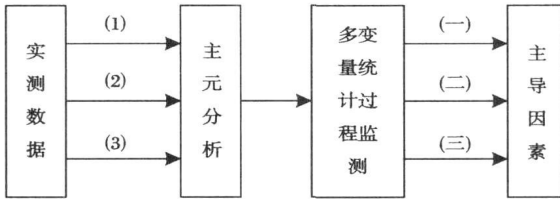


图 6 在不同工况下主蒸汽温度主导因素的确定

选择了机组运行过程中常见的主蒸汽温度都有一定程度的波动 3 种工况: (1) 过热器喷水流量较大时的工况; (2) 过热器喷水流量为零, 而机组负荷有一定程度的变化; (3) 过热器喷水流量为零, 机组负荷也运行比较平稳。对应于 3 种工况, 通过主元分析, 其主导因素分别为: (一) 过热器喷水流量; (二) 给煤总量与锅炉负荷; (三) 燃烧器倾角的变化。

4 结 论

在对热工过程大量运行数据进行主元分析和多变量统计监控的研究基础上^[8~9], 对基于现场数据确定主要热工监控变量主导因素的方法进行了探讨, 实例表明, 主元分析方法所得结果与机组运行机理相一致。

(1) 通过基于电厂运行数据的主元分析方法, 可以把具有相关性的大量输入数据变为不相关的少数几个主元, 得到反映所有输入数据特征的主元模型。

(2) 在建立主元模型的基础上, 对过程变量进行进一步的多变量统计过程分析, 可以确定在机组运行过程中对主要监控变量影响较大的主导因素。

(3) 在机组不同运行工况下, 影响主要监控变量的主导因素不同, 需要建立不同工况下的主元模型, 再进一步分析。

(4) 基于现场数据利用主元分析和多变量统计计算方法确定热工多变量动态过程主导因素的方法, 为热工过程建模和故障诊断进行深入研究创造了条件。

参考文献:

- [1] ANSREW KUSIAK. Feature transformation methods in data mining[J]. IEEE Transactions on Electronics Packaging Manufacturing, 2001, 24(3): 214-221.
- [2] CHRIS CLIFTON, BHAVANI THURASINGHAM. Emerging standard for data mining[J]. Computer Standard & Interfaces, 2001, 23: 187-193.
- [3] 夏陆岳. 化工过程建模中的数据挖掘技术[J]. 化工进展, 2003(5): 516-519.
- [4] 陈 勇, 梁 军, 陆 浩. 基于 PCA 的多变量控制系统的故障监测与诊断[J]. 工程设计学报, 2002, 9(5): 257-260.
- [5] 陈 耀, 王文海, 孙优贤. 基于动态主元分析的统计过程监视[J]. 化学学报, 2000, 51(5): 666-670.
- [6] 张 杰, 阳宪惠. 多变量统计过程控制[M]. 北京: 化学工业出版社, 2000.
- [7] 岑可法, 周 昊, 池作和. 大型电站锅炉安全及优化运行技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2003.
- [8] 张小桃, 倪维斗. 基于主元分析与现场数据的过热汽温动态建模研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(5): 131-135.
- [9] 黄孝彬, 刘吉臻. 主元分析方法在火电厂锅炉故障检测中的应用[J]. 动力工程, 2004, 24(4): 542-547.

(编辑 渠 源)

· 书 讯 ·

刚体动力学理论与应用

本书围绕刚体动力学的理论和应用主题, 选编 42 篇作者历年发表的论文, 分为 7 类: (1) 刚体动力学; (2) 陀螺力学; (3) 多体系统动力学; (4) 刚体与多体系统的分岔和混沌; (5) 充液体的刚体动力学; (6) 运动生物力学中的应用; (7) 弹性杆力学的刚体动力学比拟。

读者对象: 力学和刚体动力学学科研究人员和相关专业研究生。

2006 年 9 月出版

热工多变量动态过程主导因素的确定 = **Determination of Major Factors Influencing the Dynamic Process of Thermodynamic Multivariables**[刊, 汉]/ZHANG Xiao-tao, WANG Ai-jun, WANG Ji-dong (College of Electric Power under the North China University of Water Conservancy and Hydropower, Zhengzhou, China, Post Code: 450008), NI Wei-dou (Thermal Energy Department of the Tsinghua University, Beijing, China, Post Code: 100084)// Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(4). — 414 ~ 417

The multivariate statistical analysis can be applied to the monitoring and control of a process. The main variant analytic method and multivariable statistical calculation can be used to determine the major factors influencing the dynamic process of thermodynamic multivariables. In the light of the operating mechanism of a machine unit, the relevant process variables that cause a change of the main monitoring and control variables were determined, the operating data of the relevant process variables collected, and data input matrix and main variant model established. Moreover, T^2 statistical amount and control thresholds were calculated with the contributions of various corresponding process variables to the main variant being computed when T^2 is at its maximal value. The major factors causing a change of the main monitoring and control variables during the operation of the machine unit were determined, which has created a favorable condition for the dynamic modeling of the thermodynamic process and the conduct of fault diagnosis. **Key words:** on-site data, dynamic process, main variant analysis, multivariable statistics, major factor

中储式钢球磨制粉系统的自适应模糊控制 = **Self-adaptive Fuzzy Control of a Ball-mill-based Bin and Feeder System**[刊, 汉]/LU Jian-hong, GUO Ying, WU Ke (Power Department of the Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096), WANG Xi-ping, et al (Minhang Power Plant, Shanghai, China, Post Code: 200240)// Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(4). — 418 ~ 422

Taking account of the specific features of the ball-mill-based bin and feeder system of No. 11 boiler at Minhang Power Plant and on the basis of the multivariable control theory, fuzzy control and self-adaptive optimization theory with due consideration of characteristics of the mill system, presented were the practical control tactics based on different control theories and control sub-systems incorporating relatively independent functions. The foregoing was proposed after having taken into account the concrete peculiarities of different controlled processes. Then, through an integration of various control sub-systems, a full-load optimized control of the whole mill system was accomplished. The control method proposed by the authors has been successfully used in the control of the mill system of No. 11 boiler at Minhang Power Plant since Mar. 2003, thereby not only ensuring a long-term and reliable operation of the mill system but also enabling it to work at its optimum operating condition with notable economic benefits being attained. **Key words:** milling system, ball mill, fuzzy control, self-adaptive optimization, multivariable system

叶片转动角度对百叶窗浓缩器性能影响的研究 = **A Study of the Effect of Blade Rotating Angles on the Performance of a Louver Concentrator**[刊, 汉]/SUN Shao-zeng, WANG Zhi-qiang, JIANG Wen-long, et al (Combustion Engineering Institute under Harbin Institute of Technology, Harbin, China, Post Code: 150001)// Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(4). — 423 ~ 426

By making use of a louver concentrator test system, a study was conducted of the effect of rotating angles of blades in five stages on the performance parameters of the concentrator (dense-thin air ratio R_1 , resistance loss coefficient D and average concentration rate R_2). Through an analysis of test results of blades in various stages rotating at different angles, obtained was a change of the performance parameters caused by the variation of blade rotating angles. Regarding the rotating angles of blades in various stages, the operating condition corresponding to a maximal resistance coefficient was found to be one when all the blades in the fifth stage are rotating at 30 degrees. The operating condition featuring a maximal dense-thin air ratio was one in which the blades in the first to fourth stage are rotating at 30 degrees while the blades in the fifth stage at 20 degrees. The operating condition corresponding to a maximal concentration rate was one when all the blades in the fifth stage are rotating at 30 degrees. **Key words:** louver concentrator, dense-thin air ratio, resistance loss coefficient, average concentration rate

荷电颗粒可压缩性颗粒层模型 = **A Model for a Compressible Particle Layer of Charged Particles**[刊, 汉]/HUANG Bin, YAO Qiang, LONG Zheng-wei, et al (Education Ministry Key Laboratory on Thermal Power Engineering and