

基于分层分块状态相关独立成分分析的火力发电过程运行状态评价

郑伟¹, 姚远¹, 刘炎^{2†}, 高军³, 褚菲⁴, 卜齐杰²

(1. 国网辽宁省电力有限公司 电力科学研究院, 沈阳 110006; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004; 3. 东软集团股份有限公司, 沈阳 110179; 4. 中国矿业大学 信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221000)

摘要: 火力发电承担着我国电能供应的重要任务, 实时掌握火力发电过程运行状态, 对于提高煤炭资源利用率, 实现综合经济效益的提升具有重要意义. 针对火力发电过程, 提出一种新的基于分层分块状态相关独立成分分析的运行状态评价方法. 该方法将火力发电全流程进行纵向和横向的层次结构划分. 在利用分层分块状态相关独立成分分析建立评价模型时, 不仅能够有效提取子系统内部与过程运行状态密切相关的特征信息, 还能够提取不同子系统之间的相关关系和相互作用对全流程运行状态的影响. 所提出方法能够降低评价模型的复杂度, 改善评价结果的可解释性. 当过程运行状态非优时, 根据子系统的评价结果和变量贡献率精准定位非优原因. 最后, 以某火力发电过程为背景验证所提出方法的有效性.

关键词: 火力发电; 流程工业; 非高斯; 状态相关独立成分分析; 运行状态评价; 层次结构划分

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1602

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 郑伟, 姚远, 刘炎, 等. 基于分层分块状态相关独立成分分析的火力发电过程运行状态评价[J]. 控制与决策, 2022, 37(4): 1081-1088.

Operation performance assessment of thermal power generation process based on HMPRICA

ZHENG Wei¹, YAO Yuan¹, LIU Yan^{2†}, GAO Jun³, CHU Fei⁴, BU Qi-jie²

(1. State Grid Liaoning Electric Power Research Institute, Shenyang 110006, China; 2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 3. Neusoft Corporation, Shenyang 110179, China; 4. College of Information & Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221000, China)

Abstract: Thermal power generation process undertakes the important task of power supply. Grasping the operating performance of thermal power generation process has great significance for improving the utilization rate of coal resources and the comprehensive economic benefits. A new assessment method based on hierarchical multiblock performance-relevant independent component analysis (HMPRICA) is proposed in this study. The whole process is divided into multilayer and multiblock in the horizontal and vertical directions. The assessment models based on HMPRICA can not only effectively extract the variation information closely related to the process operating performance, but also extract the influence of the interaction among different subsystems. The proposed method can reduce the complexity of each assessment model and improve the interpretability of the assessment results. When the process is nonoptimal, the responsible causes can be accurately located according to the subsystem assessment results and variable contribution rate. Finally, an actual thermal power generation process is taken as the background to verify the effectiveness of the proposed method.

Keywords: thermal power generation process; plant-wide industry; non-Gaussian; PRICA; operating performance assessment; division of hierarchical structure

收稿日期: 2020-11-19; 录用日期: 2021-02-10.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFB0902100); 国家自然科学基金面上项目(62073060, 61973304); 辽宁省自然科学基金面上项目(2019-MS-115).

责任编辑: 张海涛.

†通讯作者. E-mail: liuyan@ise.neu.edu.cn.

0 引言

我国燃煤发电企业正在由高耗能、高排放、低效率的粗放型发展方式向低耗能、低排放、高效率的绿色发展方式转变,使得火力发电厂的节能经济运行日益受到重视.然而,由于部分企业生产设备老化、管理技术落后、操作人员经验不足等因素,导致火电厂热效率偏低,供电煤耗率和厂用电率偏高,火力发电过程经常偏离最优的运行水平,严重影响发电企业的综合经济指标.因此,开展火力发电过程运行状态评价研究对我国燃煤发电企业健康持续发展具有重要意义.

火力发电过程是典型的流程工业过程.不同子系统之间又相互影响、相互制约,相关关系复杂,如果不加以区分地直接利用全部过程变量建立一个统一的全流程评价模型,则不仅增大了问题求解的规模,还会降低评价模型的可解释性,不利于精准定位非优原因.另外,火电厂生产环境嘈杂,传感器采集的实时生产数据因受外部环境干扰而呈现出较强的非高斯分布特性,因此,在评价火力发电过程运行状态时,须针对其工艺特点和数据分布特性建立有针对性的在线评价策略.

近年来,面向复杂工业生产过程的运行状态评价受到越来越多的关注^[1].Liu等^[2-3]针对过程变量间呈线性相关的工业生产过程,提出了基于全潜结构投影模型的评价方法,并将该方法推广到非线性过程.Zou等^[4]针对定性和定量信息共存的问题,提出了基于改进动态因果图的评价方法.针对过程数据中存在噪声和离群点的问题,Chu等^[5]研究了基于改进鲁棒全核偏M回归的过程运行状态评价方法.然而,上述评价方法的潜在假设均为过程生产数据服从或近似服从高斯分布,难以从非高斯分布的过程数据中准确地提取与过程运行状态密切相关的特征信息,从而影响评价结果的准确性和可靠性.针对该问题,Liu等^[6]提出了基于状态相关独立成分分析的非高斯过程运行状态评价方法.

对于流程工业过程,Westerhuis等^[7]提出了依据某些规则将一个长流程分解成若干层和若干个子块进行分析的思想^[7],形成了多种分层分块算法.这类算法的基本思想是将过程变量集合划分为若干个互不交叠的过程变量子集合,进而从数据中同时获得关于流程工业过程的局部和全局信息.此后,相关学者利用这种思想解决了关于变量选择^[8]、过程监测^[9]、优化^[10]等问题.Liu等^[11]和Zou等^[12]将其应用于流程工业过程的运行状态评价研究.然而,现有的流程

工业过程运行状态评价方法都只能处理过程数据呈高斯分布的情形,而实际工业生产数据大多呈非高斯分布,这就为解决非高斯流程工业过程的运行状态评价问题提出了挑战.

本文针对具有非高斯、流程工业特性的火力发电过程,提出一种基于分层分块状态相关独立成分分析(hierarchical multiblock performance-relevant independent component analysis, HMPRICA)的过程运行状态评价方法.首先,根据生产过程的工艺机理及专家经验,对火力发电过程进行层次结构的合理划分;然后,利用HMPRICA分别建立各个子系统及全流程评价模型;基于相同运行状态具有相似的状态相关特征信息的特点,构造合适的评价指标,实现对火力发电过程的在线评价;对于非优运行状态,利用基于变量贡献率的原因追溯方法,精准定位非优原因;最后,以某火力发电过程为背景验证本文所提出方法的有效性.

1 状态相关独立成分分析(PRICA)

针对非高斯过程的运行状态评价,Liu等^[6]提出了状态相关独立成分分析方法(PRICA).PRICA在传统独立成分分析方法^[13]的基础上,引入反映过程运行状态优劣的综合经济指标以指导特征提取,通过建立基于协方差和负熵加权的目标函数,确保所提取的独立成分在具有较大的非高斯性的同时,与过程运行状态的相关性尽可能的大.

将过程数据和综合经济指标分别记为 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N] \in R^{d \times N}$ 和 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$. 其中: d 是变量数, N 是样本数. PRICA假设过程数据 $\mathbf{x}_n = [x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nd}]^T$ 可以表示成 m ($m \leq d$) 个未知的独立成分 $\mathbf{s}_n = [s_{n1}, s_{n2}, \dots, s_{nm}]^T$ 的线性组合,则PRICA模型表示为 $\mathbf{x}_n = \mathbf{A}\mathbf{s}_n$. 其中: \mathbf{A} 是未知的混合矩阵; \mathbf{s}_n 具有单位方差,即 $E(\mathbf{s}_n \mathbf{s}_n^T) = \mathbf{I}$. 进一步,引入解混矩阵 \mathbf{W} , 并将独立成分记为 $\hat{\mathbf{s}}_n = \mathbf{W}\mathbf{x}_n$. 在执行PRICA之前,需要对 \mathbf{x}_n 进行白化处理,得到 $\mathbf{z}_n = \Lambda^{-1/2} \mathbf{U}^T \mathbf{x}_n = \mathbf{Q}\mathbf{x}_n$, 其中 Λ 和 \mathbf{U} 是对协方差矩阵 $E(\mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^T) = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^T$ 的特征向量矩阵和特征值对角矩阵. 因此, \mathbf{z}_n 可以表示为 $\mathbf{z}_n = \mathbf{Q}\mathbf{x}_n = \mathbf{Q}\mathbf{A}\mathbf{s}_n = \mathbf{B}\mathbf{s}_n$. 进一步,可得到独立成分 \mathbf{s}_n 的估计值为 $\hat{\mathbf{s}}_n = \mathbf{B}^T \mathbf{z}_n = \mathbf{B}^T \mathbf{Q}\mathbf{x}_n$. 由于 $E(\mathbf{z}_n \mathbf{z}_n^T) = \mathbf{B}E(\mathbf{s}_n \mathbf{s}_n^T)\mathbf{B}^T = \mathbf{B}\mathbf{B}^T = \mathbf{I}$, 即 \mathbf{B} 是一个正交矩阵,求解混合矩阵 \mathbf{A} 的问题可以简化为求取正交矩阵 \mathbf{B} 的问题.

PRICA的目标函数如下:

$$\max J_w(\mathbf{b}) = w_1 \text{cov}^2(\mathbf{b}^T \mathbf{z}_n, y_n) +$$

$$w_2[E\{G(\mathbf{b}^T \mathbf{z}_n)\} - E\{G(v)\}]^2;$$

$$\text{s.t. } \mathbf{b}^T \mathbf{b} = 1. \quad (1)$$

其中: G 是一个非二次函数; \mathbf{b} 为正交矩阵 \mathbf{B} 的某一行; $[E\{G(\mathbf{b}^T \mathbf{z}_n)\} - E\{G(v)\}]^2$ 是独立成分 $\hat{s} = \mathbf{b}^T \mathbf{z}_n$ 的负熵的近似值, 用于最大化独立成分的非高斯性; $\text{cov}^2(\mathbf{b}^T \mathbf{z}_n, y_n)$ 是独立成分与综合经济指标之间的协方差, 用于衡量独立成分与过程运行状态之间的相关性; $w_t = \alpha_t / \text{sf}_t (t = 1, 2)$ 是权重, α_t 是偏好系数, 表示每个目标的相对重要性, 且满足 $0 \leq \alpha_t \leq 1, \alpha_1 + \alpha_2 = 1$; sf_t 为自适应比例因子, 用于实时调节各个目标的收敛速度。

为求解式 (1), 文献 [6] 提出了 PR-FastICA 算法. 利用拉格朗日乘数法将带约束的极值问题转化为无约束极值问题, 得到向量 \mathbf{b}_i 的迭代更新公式为

$$\mathbf{b}_i \leftarrow \mathbf{b}_i - \rho [J_F(\mathbf{b}_i)]^{-1} \nabla F_{\mathbf{b}}. \quad (2)$$

其中: $\nabla F_{\mathbf{b}}$ 为拉格朗日函数对 \mathbf{b} 的一阶偏导数, $J_F(\mathbf{b}_i)$ 是 $\nabla F_{\mathbf{b}}$ 的雅各比矩阵, $0 < \rho < 1$ 表示步长. 若前后两次计算之间的点积约等于 1 时, 则表示它们的方向几乎相同, PR-FastICA 算法收敛。

为了突出过程数据中主要特征信息的作用, 降低模型的复杂度, PRICA 定义了状态相关性指数和累计百分比状态相关性, 分别用于对独立成分的排序以及确定最终保留的独立成分个数。

状态相关性指数 PRI_i 定义为

$$\text{PRI}_i = \frac{\text{cor}^2(\tilde{\mathbf{s}}_i, \mathbf{y})}{\sum_{i=1}^m \text{cor}^2(\tilde{\mathbf{s}}_i, \mathbf{y})}, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (3)$$

其中: $\tilde{\mathbf{s}}_i = \mathbf{X}^T \mathbf{Q}^T \mathbf{b}_i \in R^N$, $\text{cor}(\tilde{\mathbf{s}}_i, \mathbf{y})$ 表示 $\tilde{\mathbf{s}}_i$ 与 \mathbf{y} 的相关系数. 根据 PRI 的大小对独立成分降序排列, 并将重新排序后的 PRI 记为 $\text{PRI}_{(1)}, \text{PRI}_{(2)}, \dots, \text{PRI}_{(m)}$.

独立成分的 PRI 值越大, 表明其与综合经济指标的相关性越强, 应保留. 定义前 $k (k \leq m)$ 个独立成分的 CPPR 如下:

$$\text{CPPR}_k = \frac{\sum_{i=1}^k \text{PRI}_{(i)}}{\sum_{i=1}^m \text{PRI}_{(i)}}. \quad (4)$$

为 CPPR 选择一个合适的阈值 η . 当 CPPR_k 大于阈值 η 时, 保留前 k 个独立成分, 称为状态相关独立成分. 最终的状态相关独立成分为

$$\hat{\mathbf{S}} = \tilde{\mathbf{B}}^T \mathbf{Q} \mathbf{X} = \tilde{\mathbf{W}} \mathbf{X}, \quad (5)$$

其中 $\tilde{\mathbf{W}} = \tilde{\mathbf{B}}^T \mathbf{Q}$ 为解混矩阵.

2 基于 HMPRICA 的火力发电过程运行状态评价

2.1 火力发电过程层次结构划分

火力发电过程由燃烧系统、汽水系统和电气系统构成. 首先, 煤粉在热空气的输送下进入锅炉燃烧室燃烧. 燃烧过程中将一部分热量传递给燃烧室四周的水冷壁, 而高温烟气流经过热器、再热器、省煤器和空气预热器等受热面, 将热量传递给蒸汽、水和空气. 水在水冷壁中经过吸热转变为饱和蒸汽, 然后进入过热器, 继续吸收热量变为过热蒸汽, 最后送入汽轮机高压缸做功. 高压缸出口蒸汽回到锅炉再热器中吸收热量, 再进入汽轮机继续做功, 推动汽轮机转子旋转并带动发电机产生电能. 汽轮机的排气进入凝汽器放热凝结为水, 凝结水由凝结泵经低压加热器加热后送入除氧器, 除氧后的水送往高压加热器进一步加热进入锅炉. 周而复始, 不断产生电能。

火力发电过程是由多个系统有机连接构成的整体. 由于同一个子系统内的过程变量之间相关关系较强, 而不同子系统之间的相关关系较弱, 若不加区分地直接对火力发电全流程进行评价建模, 则不仅难以准确提取各个子系统内与过程运行状态密切相关的潜在特征信息, 而且还会增加全流程评价模型的计算复杂度, 降低模型的可解释性, 因此, 本文提出一种基于 HMPRICA 的火力发电过程运行状态评价方法. 该方法旨在根据火力发电过程工艺设计和机理, 对其进行合理的层次结构划分, 分别建立局部和全局评价模型, 以达到简化模型结构、降低计算复杂度、提高模型可解释性、便于精准定位非优原因的目的. 根据火力发电全流程的工艺特点, 可将全流程纵向划分为两个层次, 即全流程层和系统层. 在此基础上, 将系统层进一步横向分割为 3 个子系统块, 即燃烧系统、汽水系统和电气系统. 针对每个子系统进行单独分析, 为过程运行状态不佳时的原因定位提供依据. 全流程层不仅包含每个子系统内的特征信息对全流程运行状态的影响, 而且还涵盖了不同子系统之间的相关关系和协同作用对全流程运行状态的影响。

2.2 基于 HMPRICA 的评价模型的建立

在火力发电全流程层次结构划分的基础上, 利用 PRICA 分别建立系统层和全流程层评价模型. 首先, 根据专家经验从历史数据中选取供电煤耗率较低的过程数据作为优等级的生产数据, 并选取与过程运行状态密切相关的 J 个过程变量, 将它们划分为 3 个数据集, 即 \mathbf{X}_1 、 \mathbf{X}_2 、 \mathbf{X}_3 , 依次为燃烧系统、汽水系统和电气系统的建模数据. $\mathbf{X}_q = [\mathbf{x}_1^q, \mathbf{x}_2^q, \dots, \mathbf{x}_N^q] \in$

$R^{J_q \times N}, q = 1, 2, 3, J_q$ 表示第 q 个子系统的过程变量数且满足 $\sum_{q=1}^3 J_q = J, \mathbf{x}_n^q$ 为 \mathbf{X}_q 中的第 n 个样本. 分别对各个子系统的过程数据 \mathbf{X}_q 以及全流程综合经济指标 \mathbf{y} 进行标准化处理, 使得处理后的数据具有零均值和单位方差. 将 CPPR_k 的阈值设定为 90%, 利用 PRICA 建立第 q 个子系统的评价模型为

$$\hat{\mathbf{S}}_q = \tilde{\mathbf{W}}_q \mathbf{X}_q. \tag{6}$$

其中: $\hat{\mathbf{S}}_q \in R^{k_q \times N}, \tilde{\mathbf{W}}_q \in R^{k_q \times J_q}$ 和 k_q 分别是第 q 个子系统的状态相关独立成分矩阵、解混矩阵以及保留的状态相关独立成分个数. 第 n 个样本 \mathbf{x}_n^q 的状态相关独立成分为

$$\hat{\mathbf{s}}_n^q = \tilde{\mathbf{W}}_q \mathbf{x}_n^q. \tag{7}$$

矩阵 $\hat{\mathbf{S}}_q$ 中包含了第 q 个子系统过程数据中的状态相关特征信息, 与 $\tilde{\mathbf{W}}_q$ 共同构成第 q 个子系统的评价模型参数, 用于过程运行状态在线评价.

进一步, 将全流程输入记为 $\tilde{\mathbf{X}} = [\hat{\mathbf{S}}_1^T, \hat{\mathbf{S}}_2^T, \hat{\mathbf{S}}_3^T]^T \in R^{\tilde{J} \times N}, \tilde{J} = \sum_{q=1}^3 k_q$, 综合经济指标仍为 \mathbf{y} , 全流程评价模型为

$$\hat{\mathbf{S}} = \tilde{\mathbf{W}} \tilde{\mathbf{X}}, \tag{8}$$

其中 $\hat{\mathbf{S}} \in R^{k \times N}, \tilde{\mathbf{W}} \in R^{k \times \tilde{J}}$ 和 k 分别是全流程的状态相关独立成分矩阵、解混矩阵以及保留的状态相关独立成分个数. 第 n 个样本 $\tilde{\mathbf{x}}_n = [\hat{\mathbf{s}}_n^{1T}, \hat{\mathbf{s}}_n^{2T}, \hat{\mathbf{s}}_n^{3T}]^T$ 的状态相关独立成分计算如下:

$$\hat{\mathbf{s}}_n = \tilde{\mathbf{W}} \tilde{\mathbf{x}}_n. \tag{9}$$

矩阵 $\hat{\mathbf{S}}$ 与 $\tilde{\mathbf{W}}$ 共同构成全流程评价模型参数, 用于过程运行状态在线评价.

2.3 基于 HMPRICA 的运行状态在线评价

将新样本记为 $\mathbf{x}_{\text{new}} = [\mathbf{x}_{\text{new}}^{1T}, \mathbf{x}_{\text{new}}^{2T}, \mathbf{x}_{\text{new}}^{3T}]^T$, 其中 $\mathbf{x}_{\text{new}}^q \in R^{J_q}$ 是属于第 q 个子系统的过程数据. $\mathbf{x}_{\text{new}}^q$ 的状态相关独立成分可通过如下方式计算:

$$\hat{\mathbf{s}}_{\text{new}}^q = \tilde{\mathbf{W}}_q \mathbf{x}_{\text{new}}^q. \tag{10}$$

构造全流程输入数据 $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{new}} = [\hat{\mathbf{s}}_{\text{new}}^{1T}, \hat{\mathbf{s}}_{\text{new}}^{2T}, \hat{\mathbf{s}}_{\text{new}}^{3T}]^T$, 并从 $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{new}}$ 中提取全流程的状态相关独立成分

$$\hat{\mathbf{s}}_{\text{new}} = \tilde{\mathbf{W}} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{new}}. \tag{11}$$

过程运行状态在线评价中, 当在线数据中的状态相关信息与评价模型中的状态相关信息非常相似时, 即可认为当前过程的运行状态是优的. 因此, 采用经典的欧氏距离, 分别定义系统层和全流程层中离线和在线状态相关信息之间的相似性如下:

$$d_q = \|\hat{\mathbf{s}}_{\text{new}}^q - \bar{\mathbf{s}}_q\|^2, \tag{12}$$

$$d = \|\hat{\mathbf{s}}_{\text{new}} - \bar{\mathbf{s}}\|^2. \tag{13}$$

其中: $\bar{\mathbf{s}}_q = \sum_{n=1}^N \hat{\mathbf{s}}_n^q / N, \bar{\mathbf{s}} = \sum_{n=1}^N \hat{\mathbf{s}}_n / N$. 由于离线建模数据的状态相关独立成分的均值为零, 即 $\bar{\mathbf{s}}_q = 0, \bar{\mathbf{s}} = 0$, 式(12)和(13)可进一步简化为

$$d_q = \|\hat{\mathbf{s}}_{\text{new}}^q\|^2, \tag{14}$$

$$d = \|\hat{\mathbf{s}}_{\text{new}}\|^2. \tag{15}$$

利用相似性指标 d_q 和 d , 定义在线数据相对于各个子系统和全流程的评价指标为

$$\gamma_q = \exp(-\beta_q d_q), q = 1, 2, 3; \tag{16}$$

$$\gamma = \exp(-\beta d). \tag{17}$$

其中: γ_q 和 $\gamma \in (0, 1]$ 分别表示系统层和全流程层的运行状态评价指标, β 和 $\beta_q (q = 1, 2, 3)$ 是由专家经验确定的可调参数.

为了严格区分当前过程运行状态的优劣, 引入一个评价指标阈值 $\theta (0.5 < \theta < 1)$. 当 $\gamma \geq \theta$ 时, 表明全流程运行状态为优, 否则, 全流程运行状态非优; 当全流程运行状态非优时, 进一步比较各个子系统评价指标 γ_q 与阈值 θ 的大小, 确定非优的子系统.

2.4 非优原因追溯

当过程运行状态非优时, 及时追溯原因对于生产过程的操作调整和性能改进具有指导意义. 本文采用基本变量贡献率的非优原因追溯方法, 分别计算每个过程变量对评价指标的贡献率, 并将具有较大贡献率的过程变量确定为导致过程运行状态非优的原因变量.

根据式(14)的定义, 将 d_q 进一步分解为

$$d_q = \|\hat{\mathbf{s}}_{\text{new}}^q\|^2 = \|\tilde{\mathbf{W}}_q \mathbf{x}_{\text{new}}^q\|^2 = \left\| \sum_{j=1}^{J_q} \tilde{\mathbf{w}}_j^q x_{\text{new},j}^q \right\|^2. \tag{18}$$

其中: $x_{\text{new},j}^q$ 是 $\mathbf{x}_{\text{new}}^q$ 中的第 j 个过程变量, $\tilde{\mathbf{w}}_j^q$ 为 $\tilde{\mathbf{W}}_q$ 的第 j 列. 考虑到优等级下不同过程变量对同一个评价指标的贡献也并不相等, 利用变量贡献率识别导致运行状态非优的原因变量则更为合理. 定义变量贡献率为

$$\text{cr}_j^q = c_j^q / \bar{c}_j^q. \tag{19}$$

其中: $c_j^q = \|\tilde{\mathbf{w}}_j^q x_{\text{new},j}^q\|^2; \bar{c}_j^q = \sum_{n=1}^N \|\tilde{\mathbf{w}}_j^q x_{n,j}^q\|^2 / N$, 为第 q 个子系统离线建模数据中第 j 个变量贡献的均值; $x_{n,j}^q$ 为 x_n^q 的第 j 个变量.

由式(19)可知, 当变量 j 的取值 $x_{\text{new},j}^q$ 增大时, 其

贡献率 cr_j^q 和相似性指标 d_q 也随之增大, 进而导致评价指标 γ_q 减小, 过程运行状态被评价为非优. 因此, 可以合理地将具有较大贡献率的过程变量定义为导致过程运行状态非优的原因变量.

3 火力发电过程中的仿真验证

本文以辽宁省某火力发电厂 2×350 MW 机组为研究背景, 验证本文所提出方法的有效性. 以供电煤耗率作为综合经济指标, 选取能够反映供电煤耗率高低的过程变量作为评价依据, 并列于表1中.

表1 火力发电过程变量表

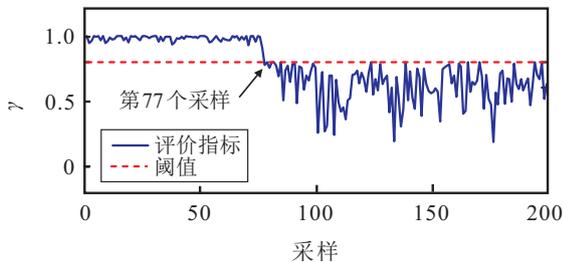
序号	工序	变量名称	单位
1	燃烧系统	锅炉主蒸汽压力	MPa
2		锅炉主蒸汽温度	°C
3		锅炉再热蒸汽压力	MPa
4		锅炉再热蒸汽温度	°C
5		过热器减温水流量	t/h
6		再热器减温水流量	t/h
7		锅炉给水温度	°C
8		送风温度	°C
9		排烟温度	°C
10		烟气含氧量	%
11		空预器进口烟气含氧量	%
12		空预器出口烟气含氧量	%
13		磨煤机运行电流	A
14		磨煤机运行电压	kV
15		风机运行电流	A
16		风机运行电压	kV
17	汽水系统	主蒸汽压力	MPa
18		主蒸汽温度	°C
19		再热蒸汽压力	MPa
20		再热蒸汽温度	°C
21		给水流量	t/h
22		给水温度	°C
23		冷凝水泵运行电流	A
24		冷凝水泵运行电压	kV
25		真空泵运行电流	A
26		真空泵运行电压	kV
27		循环水泵运行电流	A
28		循环水泵运行电压	kV
29		排气压力	MPa
30		冷却水流量	t/h
31		凝汽器真空	kPa
32		凝汽器端差	°C
33		循环水温升	°C
34		凝结水过冷度	°C
35	电气系统	A相电流	A
36		B相电流	A
37		C相电流	A
38		AB端电压	kV
39		BC端电压	kV
40		CA端电压	kV
41		频率	Hz

根据供电煤耗率的高低并结合专家经验, 从历史生产数据中选取运行状态为优的1000个样本构成离线建模数据集. 根据过程知识和专家经验, 离线建模中所涉及的相关参数设置如下: $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5, \rho = 1, \eta = 0.9$. 首先, 根据火力发电全流程层次结构划分方式, 将离线建模数据进一步分割为3个子数据集, 利用PRICA算法分别建立各个子系统的评价模型及火力发电全流程评价模型. 作为比较, 基于上述离线建模数据, 分别建立基于ICA、PRICA和分层分块ICA (hierarchical multiblock ICA, HMICA) 的评价模型, 用于在线评价. 其中: 基于ICA和PRICA的评价方法是针对所有过程变量构成的数据集建立一个全流程评价模型; HMICA则是在层次结构划分的基础上, 先利用ICA方法建立各个子系统的评价模型, 再以子系统中提取的独立成分为基础, 采用ICA方法建立全流程评价模型.

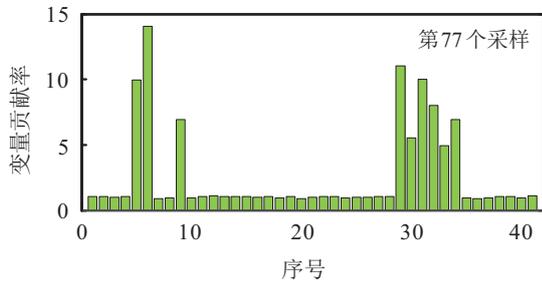
为了测试本文方法的有效性, 选取一组包含200个样本的测试数据, 前60个采样时刻的过程运行状态为优, 从第61个采样时刻开始, 由于冷却水流量减小, 汽水系统中的凝汽器真空降低, 过程运行状态从优转化为非优. 过程运行状态在线评价指标阈值设为 $\theta = 0.8$.

图1~图4分别展示了4种不同评价方法的在线评价和非优原因追溯结果. 从图1(a)中可以看出, 过程运行状态从第77个采样开始由优转化为非优. 因此, 基于ICA方法的评价结果相比于实际情况存在一定的滞后. 这主要是由于ICA方法在进行特征提取时只追求特征信息的非高斯性最大化, 并不关注其与综合经济指标之间的相关性, 使得所提取的特征信息中既包含状态相关信息也包含状态无关信息, 而状态无关信息在一定程度上削弱了ICA评价模型对于状态相关信息改变的敏感性, 导致基于ICA的在线评价方法因不能及时地跟踪过程运行状态的变化而使得评价结果出现滞后. 进一步, 图1(b)给出了基于ICA的非优原因追溯结果, 可以看出, 除了凝汽器真空(变量31)、排气压力(变量29)和冷却水流量(变量30)的变量贡献率较大之外, 过热器减温水流量(变量5)、再热器减温水流量(变量6)、排烟温度(变量9)、凝汽器端差(变量32)、循环水温升(变量33)和凝结水过冷度(变量34)等变量的贡献率同样较大, 容易混淆操作人员对于非优原因的判断. 这是因为虽然基于ICA的评价方法在第77个采样时刻才判断出过程运行状态的改变, 但过程的实际运行状态早在第61个采样

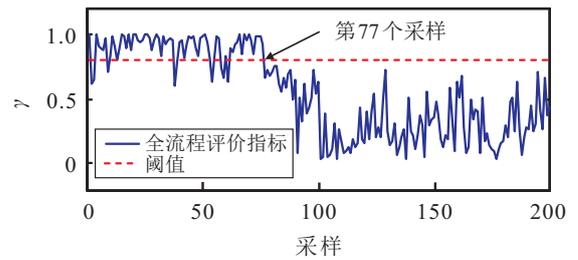
时刻就已经转变为非优,第77个采样时刻的样本中非优原因变量的不良影响已经发生了蔓延.另外,利用全部过程变量建立一个全流程评价模型,没有提前区分物理上属于不同生产环节的过程变量,造成基于ICA的评价方法无法对非优运行状态的成因提供更精准的追溯结果.



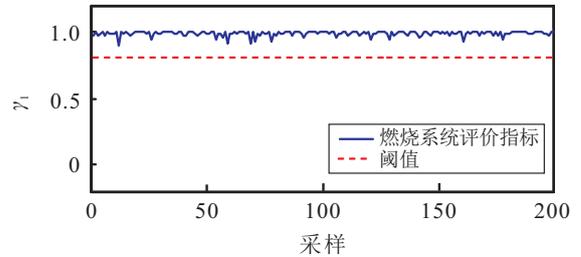
(a) 全流程评价结果



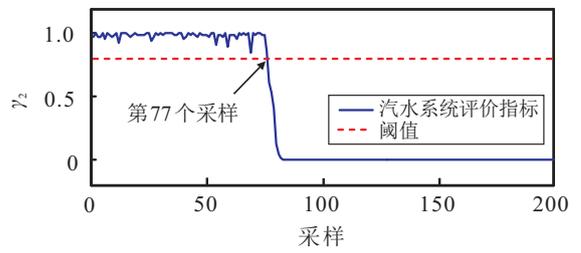
(b) 非优原因追溯结果



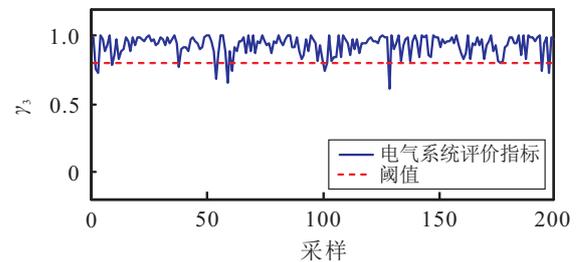
(a) 全流程评价结果



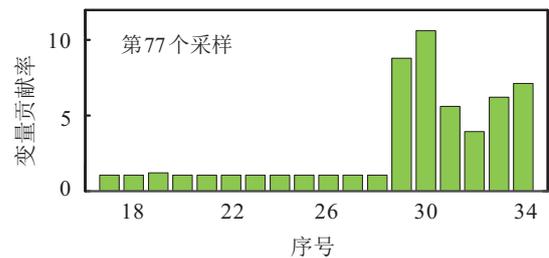
(b) 燃烧系统评价结果



(c) 汽水系统评价结果



(d) 电气系统评价结果



(e) 非优原因追溯结果

图1 基于ICA的在线评价和非优原因追溯结果

图2是基于HMICA的在线评价和非优原因追溯结果.首先,从图2(a)的全流程评价结果可知,基于分层ICA的评价方法同样在第77个采样时刻识别到过程运行状态的改变.进一步,由3个子系统的在线评价结果图2(b)~2(d)可以看出,非优运行状态发生在汽水系统,这与实际情况相符,而评价结果滞后于实际情况的原因仍然可以归结为ICA方法在特征提取时没有关注独立成分与综合经济指标之间的相关性所致.图2(e)中显示,虽然基于分层ICA的评价方法可以追溯出凝汽器真空、排气压力和冷却水流量这些与过程运行状态非优的直接相关变量,但同样认为凝汽器端差(变量32)、循环水温升(变量33)和凝结水过冷度(变量34)也是非优原因变量,为操作人员分析真正的非优原因造成干扰.造成这一结果的主要原因是分层ICA评价方法不能及时判断过程运行状态的改变,评价结果滞后以及不良影响发生蔓延.

基于PRICA的在线评价和非优原因追溯结果如图3所示.图3(a)的全流程在线评价结果显示,过程运行状态从第61个采样时刻开始由优转化为非优.相比基于ICA和HMICA的评价方法,基于PRICA的评价方法能够更加及时地识别出过程运行状态的

图2 基于HMICA的在线评价和非优原因追溯结果

改变.这是因为PRICA方法在特征提取时除了要求独立成分的非高斯性最强,还要求其非高斯性与综合经济指标之间的相关性最大,因此,所提取的特征信息能够更加充分地反映非高斯过程的状态相关性,从而获得更加准确的评价结果.基于PRICA的非优原因追溯结果如图3(b)所示,虽然凝汽器真空、排气压力和冷却水流量的变量贡献率较大,但是另外一些与此次非优

运行状态无关的过程变量,如过热器减温水流量(变量5)、锅炉给水温度(变量7)和空预器进口烟气含氧量(变量11)等的变量贡献率同样较大,为分析非优原因增加了不小的难度。

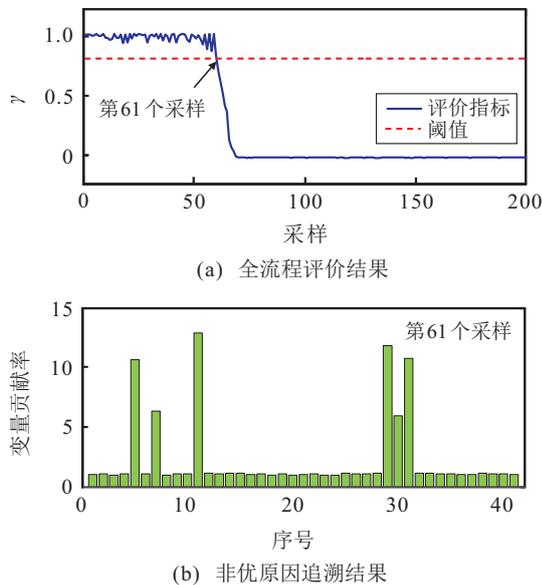


图3 基于PRICA的在线评价和非优原因追溯结果

基于本文提出的HMPRICA的评价方法得到的在线评价和非优原因追溯结果如图4所示。图4(a)~4(d)分别是全流程和3个子系统的过程运行状态在线评价结果,其中全流程和汽水系统的评价指标均在第61个采样时刻评价出过程运行状态由优转化为非优,而燃烧系统和电气系统的评价结果始终为优,说明是汽水系统的非优运行状态导致全流程运行状态非优,只需在汽水系统中进一步分析非优原因即可。图4(e)是基于HMPRICA的非优原因追溯结果,其中凝汽器真空、排气压力和冷却水流量的变量贡献率明显高于其他变量,表明当前过程的非优状态与这三个变量的异常变化相关。由于冷却水流量是可操作变量且它的变化会进一步影响凝汽器真空,而凝汽器真空决定了排气压力,可以确定冷却水流量为导致过程运行状态非优的原因变量,追溯结果与实际相符。结合过程知识和专家经验,需要以增开冷却水泵等方式合理调整循环冷却水流量,以实现进一步操作调整,使得生产过程尽快恢复到较好的运行状态。

4 结论

本文针对火力发电过程,提出了一种新的基于HMPRICA的过程运行状态在线评价方法。相比于其他评价方法,本文所提的方法能够大大降低过程分析的难度,提高在线评价结果的准确性,增强评价结果的可解释性,有助于精准定位非优原因。

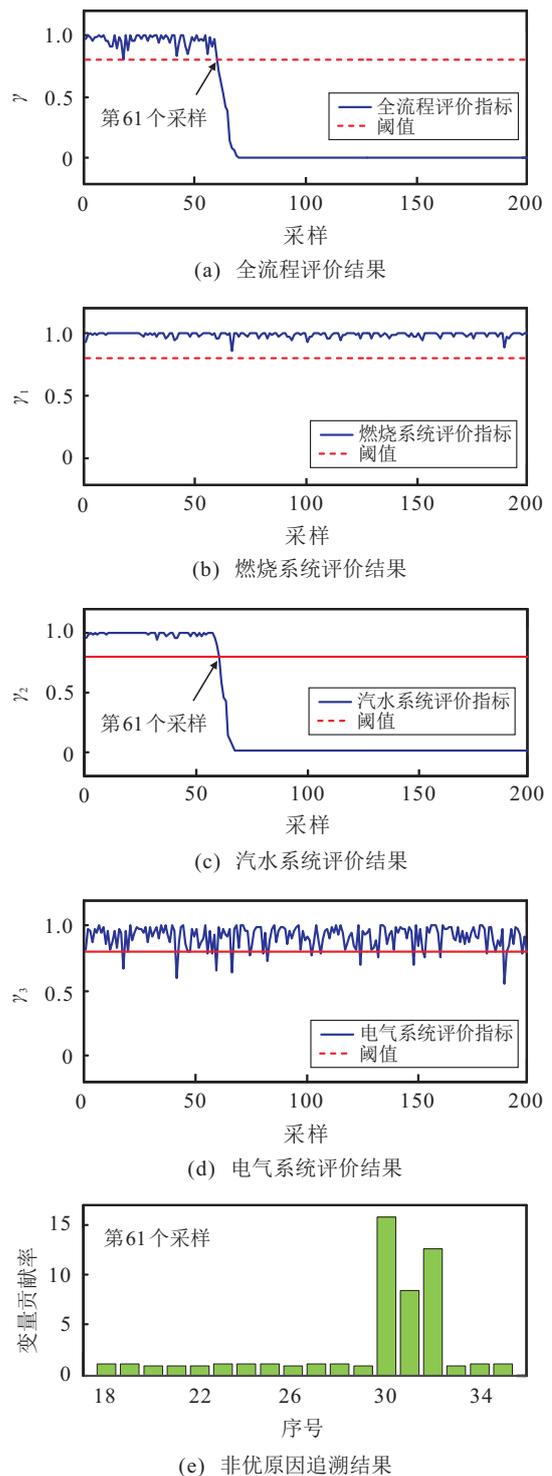


图4 基于HMPRICA的在线评价和非优原因追溯结果

参考文献(References)

[1] Ye L B, Liu Y M, Fei Z S, et al. Online probabilistic assessment of operating performance based on safety and optimality indices for multimode industrial processes[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2009, 48(24): 10912-10923.

[2] Liu Y, Chang Y Q, Wang F L. Online process operating performance assessment and nonoptimal cause identification for industrial processes[J]. Journal of Process Control, 2014, 24(10): 1548-1555.

- [3] Liu Y, Chang Y Q, Wang F L, et al. Complex process operating optimality assessment and nonoptimal cause identification using modified total kernel PLS[C]. The 26th Chinese Control and Decision Conference (2014 CCDC). Changsha, 2014: 1221-1227.
- [4] Zou X Y, Wang F L, Chang Y Q, et al. Process operation performance optimality assessment and cause identification based on PCA-DCD[C]. 2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Yinchuan, 2016: 43-48.
- [5] Chu F, Dai W, Shen J, et al. Online complex nonlinear industrial process operating optimality assessment using modified robust total kernel partial M-regression[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2018, 26(4): 775-785.
- [6] Liu Y, Wang F L, Chang Y Q, et al. Performance-relevant kernel independent component analysis based operating performance assessment for nonlinear and non-Gaussian industrial processes[J]. Chemical Engineering Science, 2019, 209: 115167.
- [7] Westerhuis J A, Kourti T, MacGregor J F. Analysis of multiblock and hierarchical PCA and PLS models[J]. Journal of Chemometrics, 1998, 12(5): 301-321.
- [8] Wold S, Kettaneh N, Tjessem K. Hierarchical multiblock PLS and PC models for easier model interpretation and as an alternative to variable selection[J]. Journal of Chemometrics, 1996, 10(5/6): 463-482.
- [9] Qin S J, Valle S, Piovoso M J. On unifying multiblock analysis with application to decentralized process monitoring[J]. Journal of Chemometrics, 2001, 15(9): 715-742.
- [10] He D K, Yuan Q Y, Wang F L, et al. Plant-wide hierarchical optimization based on a minimum consumption model[J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2016, 94(6): 1158-1166.
- [11] Liu Y, Wang F L, Gao F R, et al. Hierarchical multiblock T-PLS based operating performance assessment for plant-wide processes[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2018, 57(43): 14617-14627.
- [12] Zou X Y, Wang F L, Chang Y Q, et al. Two-level multi-block operating performance optimality assessment for plant-wide processes[J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2018, 96(11): 2395-2407.
- [13] Hyvärinen A, Oja E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis[J]. Neural Computation, 1997, 9(7): 1483-1492.

作者简介

郑伟(1973—), 男, 高级工程师, 硕士, 从事火电机组先进控制技术研究, E-mail: dky_zw@126.com;

姚远(1979—), 男, 高级工程师, 硕士, 从事火电机组先进控制技术研究, E-mail: rzs_yy@126.com;

刘炎(1984—), 女, 副教授, 博士, 从事复杂工业过程运行状态评价、过程监测等研究, E-mail: liuyan@ise.neu.edu.cn;

高军(1971—), 男, 工程师, 从事电气自动化技术的研究, E-mail: gaojun@neusoft.com;

褚菲(1984—), 男, 副教授, 博士生导师, 从事复杂工业过程运行状态评价、过程监测等研究, E-mail: chufeizhufei@sina.com;

卜齐杰(1996—), 男, 硕士生, 从事复杂工业过程运行状态智能评价、故障诊断的研究, E-mail: qijiebu@126.com.

(责任编辑: 李君玲)

下 期 要 目

- 基于学习优化的智能电网能量管理研究综述 郭方洪, 等
- 面向元启发式算法的多无人机路径规划现状与展望 赵 畅, 等
- 基于固定时间滑模干扰观测器的AUVs事件触发编队控制 苏 博, 等
- 高速列车数据驱动无模型自适应容错控制 王 海, 等
- 约束非线性系统输入到状态稳定经济型模型预测控制 王青松, 等
- 基于两相幂次趋近律的航天器姿态控制 陈 强, 等
- 基于生物启发模型的欠驱动水平TORA系统的有界输入镇定控制 潘昌忠, 等
- 基于干扰观测器的水下机器人预定性能控制 华长春, 等
- 平稳切换LPV系统的 H_∞ 控制器设计 黄金杰, 等
- 求解多目标不相关并行机调度问题的多群体人工蜂群算法 雷德明, 等
- 基于指标和自适应边界选择的高维多目标优化算法 李二超, 等