

基于 Fisher 判别分析的过程运行状态在线评价

刘 炎^a, 常玉清^{a,b}, 王福利^{a,b}

(东北大学 a. 信息科学与工程学院, b. 流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110004)

摘要: 为了实时掌握生产过程运行状态, 提出一种基于 Fisher 判别分析(FDA)的过程运行状态在线评价方法. 提出离线数据分类与识别算法, 以识别不同稳定运行状态的建模数据及其对应的状态等级; 利用 FDA 提取各个稳定运行状态的特征属性, 建立评价模型; 在线评价时, 通过“时间窗口”数据特征与各个状态等级的相似度, 实时评价过程运行状态. 将所提出的方法应用于某湿法冶金过程的仿真结果验证了该方法的有效性.

关键词: Fisher 判别分析; 运行状态; 在线评价; 湿法冶金

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Online assessment of process operating performance based on Fisher discriminant analysis

LIU Yan^a, CHANG Yu-qing^{a,b}, WANG Fu-li^{a,b}

(a. College of Information Science and Engineering, b. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: CHANG Yu-qing, E-mail: changyuqing@mail.neu.edu.cn)

Abstract: In order to grasp the process operating performance in real time, an online assessment method for process operating performance based on Fisher discriminant analysis(FDA) is proposed. The modeling data corresponding to different operating performances is separated and identified by the algorithm of offline modeling data classification and identification. The approach extracts the characteristics contained in different operating performances by FDA and establishes the assessment models. In online assessment, the process operating performance can be evaluated by the similarities between the characteristics of sampling window and each performance grade. The proposed method is used to evaluate the process operating performance of a hydrometallurgical process, and the simulation results show its effectiveness.

Key words: Fisher discriminant analysis; operating performance; online assessment; hydrometallurgical

0 引言

复杂工业过程运行状态会随着过程参数漂移和环境扰动等因素的变化而变化, 导致偏离最优工作点. 因此, 及时、准确地掌握过程运行状态, 对于提高企业生产效率和经济效益, 便于生产调整具有重要的实际意义.

目前, 相关学者已经针对过程监测进行了大量研究^[1-3]. 过程监测的目的是区分生产过程运行是“正常”还是“故障”. 然而, 为获得优质产品以及更高的经济效益, 只区分“正常”和“故障”远远不够, 应在过程运行正常的情况下, 尽可能确保过程运行于最优状态. 过程运行状态评价是指在过程运行正常的基础

上, 对过程运行状态的优劣情况做进一步的区分, 以便调整生产操作, 使过程在较好的生产条件下运行.

目前, 受到人们广泛关注的主要有控制器性能评价^[4]、产品质量评价^[5]以及设备运行状态评价^[6]等, 并相应地涌现出许多评价方法, 如模糊方法^[7]、灰色关联分析方法^[8]、主成分分析方法^[9]、Fisher 判别分析方法^[10]以及神经网络方法^[11]等. 模糊评价方法对专家知识依赖较强, 且评价指标之间的相关性会导致信息冗余, 影响评价结果的准确性和可靠性. 基于灰色关联分析的评价方法^[8], 在应用时同样存在信息冗余问题. 基于神经网络的状态评价通过神经网络来学习被评价对象特征信息与评价结果之间的非线性关系,

收稿日期: 2013-03-30; 修回日期: 2013-07-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61374146, 61174130); 国家863计划项目(2011AA060204); 流程工业综合自动化国家重点实验室基础科研业务费项目(2013ZCX0204); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(N120404020).

作者简介: 刘炎(1984—), 女, 博士生, 从事基于多元统计技术的过程监测、故障诊断和过程运行状态评价的研究; 王福利(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业过程建模与优化、过程监测等研究.

通过预测评价结果实现状态评价. 近年来, 以主成分分析为代表的多元统计方法已逐步应用于控制器性能评价、产品质量评价以及设备性能评价等领域. 这类方法能够消除评价指标之间的相关性, 避免信息冗余. 然而, 从前期工作的总结看, 虽然已经存在大量的评价方法, 但针对复杂工业生产过程运行状态的评价却鲜有报道.

为了实时掌握过程运行状态的发展趋势, 本文提出一种基于 Fisher 判别分析的过程运行状态在线评价方法. 首先, 针对不同运行状态的建模数据混合在海量历史生产数据中的情况, 提出一种运行状态离线建模数据分类与识别算法. 在此基础上, 利用 FDA 剔除变量间冗余信息并提取各个稳定运行状态数据特征, 建立过程运行状态评价模型, 为在线评价提供参考标准. 在线评价时, 通过“时间窗口”数据特征与各个状态等级的相似度, 实现过程运行状态的在线评价. 该方法不仅能够准确评价过程所属的状态等级, 即优、良等, 还能及时地判断过程运行状态的渐变趋势, 即从优到良的渐变运行状态等. 相比于一个生产周期结束后利用生产指标(通常难以实时获取)对过程运行状态进行事后评价, 本文方法的评价结果更具有时效性, 为生产管理者和现场操作工人及时采取适当的生产调整策略提供了重要的参考信息. 最后, 通过将所提出的方法应用于某湿法冶金过程, 验证了该方法的有效性.

1 评价模型的建立

1.1 离线建模数据的分类与识别

由于减聚类算法根据数据密度原理能够有效反映数据分布状况, 而且可以自动确定聚类数目和聚类中心^[12-13], 本文首先采用该算法对离线建模数据进行初步划分. 划分后的每类中, 绝大多数为具有相似过程特性的稳定运行状态数据, 同时也包含了部分渐变运行状态数据和离群点. 渐变运行状态是生产过程从一种稳定运行状态向另一种稳定运行状态逐渐变化的过程. 对于渐变运行状态, 因为过程数据呈现动态性和非线性等特点, 难以描述, 且其过程特性与前后两个稳定运行状态过程特性密切相关, 所以可以利用相邻稳定运行状态过程特性来描述该渐变过程, 而不需要对其建模. 为了确保稳定运行状态评价模型的准确性和可靠性, 需进一步将每类中的渐变数据剔除. 因为稳定运行状态数据量大, 集中分布于每一类的中心区域, 而渐变数据则主要分布于每一类的边缘, 所以可利用一个迭代剔除过程逐步将每一类中心区域的数据保留, 将其他数据剔除, 最终实现离线建模数

据的分类与识别.

记离线建模数据矩阵为

$$X \in R^{N \times m}.$$

其中: N 为样本总数, m 为过程变量数. 离线建模数据的分类与识别流程如图 1 所示, 具体步骤如下.

1) 对离线建模数据进行减聚类分析, 获得 C 个初始聚类中心, 记为 $x_1^*, x_2^*, \dots, x_C^*$.

2) 根据最小欧氏距离准则

$$d_{c,i} = \|x_i - x_c^*\|, \quad i = 1, 2, \dots, N, c = 1, 2, \dots, C,$$

将 N 个样本点划分到 C 个类中, 记为 s_1, s_2, \dots, s_C . x_{c,i_c} 为 s_c 中第 i_c 个样本点, $i_c = 1, 2, \dots, N_c, N_c$ 为 s_c 的样本总数.

3) 记初始迭代中心为 $x_c^*(1) = x_c^*$, 在数据类 s_c 中, 计算每个样本点与中心的距离.

4) 保留距 $x_c^*(t)$ 最近的 \tilde{N}_c 个样本点, 记为 $x_{c,1}^{(t)}, x_{c,2}^{(t)}, \dots, x_{c,\tilde{N}_c}^{(t)}$. 其中: t 为迭代次数, $x_c^*(t)$ 表示第 t 次迭代后的聚类中心, $\tilde{N}_c = \lfloor a \cdot N_c \rfloor, a \in (0, 1)$. 实际应用中, a 的选取应根据剩余样本数能否充分描述稳定运行状态特征为前提.

5) 更新聚类中心, 即

$$x_c^*(t+1) = \frac{1}{\tilde{N}_c} \sum_{i_c=1}^{\tilde{N}_c} x_{c,i_c}^{(t)}. \quad (1)$$

6) 重复上述迭代过程, 直到满足如下收敛条件:

$$\|x_c^*(t+1) - x_c^*(t)\| < \delta, \quad (2)$$

其中 δ 是一个很小的正数. 式 (2) 表明, 前后两次迭代

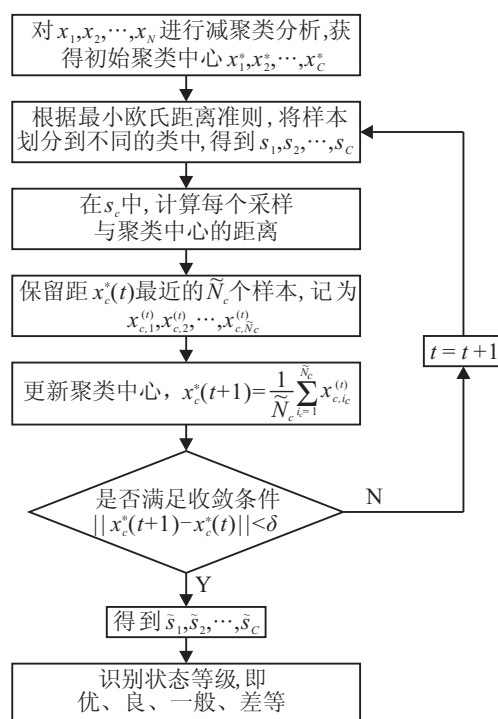


图 1 离线建模数据分类与识别流程

的聚类中心距离很近时停止迭代, 样本 $x_{c,1}^{(t)}, x_{c,2}^{(t)}, \dots, x_{c,\tilde{N}_c}^{(t)}$ 构成一个稳定运行状态的建模数据. 将剔除渐变数据和离群点后的 C 个数据类记为 $\tilde{s}_1, \tilde{s}_2, \dots, \tilde{s}_C$.

7) 通过对过程数据的综合分析并结合一定的过程知识, 识别各个稳定运行状态的状态等级, 即优、良、一般和差等.

1.2 基于 FDA 的评价模型的建立

FDA 在特征提取的同时兼顾类别之间的差异性信息^[4], 从而使不同稳定运行状态特性得到最大程度的分离, 有助于提高评模型的可靠性.

为叙述方便, 每个稳定运行状态所属等级仍用 $\tilde{s}_1, \tilde{s}_2, \dots, \tilde{s}_C$ 表示. 所有稳定运行状态数据构成建模数据

$$\tilde{X} = [\tilde{X}_1^T, \tilde{X}_2^T, \dots, \tilde{X}_C^T]^T \in R^{\tilde{N} \times m},$$

其中 $\tilde{N} = \sum_{c=1}^C \tilde{N}_c, \tilde{X}_c \in R^{\tilde{N}_c \times m}$. 基于 FDA 的评价模型建模步骤如下.

1) 计算全体建模样本及数据类 \tilde{s}_c 的均值向量

$$\bar{x} = \frac{1}{\tilde{N}} \sum_{c=1}^C \sum_{x \in \tilde{s}_c} x, \quad (3)$$

$$\bar{x}_c = \frac{1}{\tilde{N}_c} \sum_{x \in \tilde{s}_c} x. \quad (4)$$

2) 计算类内离散度矩阵 S_w 和类间离散度矩阵 S_b 如下:

$$S_w = \sum_{c=1}^C \sum_{x \in \tilde{s}_c} (x - \bar{x}_c)(x - \bar{x}_c)^T, \quad (5)$$

$$S_b = \sum_{c=1}^C \tilde{N}_c (\bar{x}_c - \bar{x})(\bar{x}_c - \bar{x})^T. \quad (6)$$

3) 求取最优判别向量 w , 即解如下方程:

$$S_w^{-1} S_b w_k = \lambda_k w_k, \quad (7)$$

其中 λ_k 和 w_k 分别为 $S_w^{-1} S_b$ 的第 k 个非零特征值和对应的特征向量. 如果 S_w 是奇异矩阵, 则判别向量求取方法可参见文献 [15]. 因为 S_b 的秩小于 C , 所以最多有 $C - 1$ 个最优判别向量.

4) 计算判别得分

$$t_k = w_k^T x, \quad k = 1, 2, \dots, C - 1, \quad (8)$$

其中 x 表示一个观测样本. 前 A 个判别得分的累计贡献率 CCr_A 为

$$CCr_A = \frac{\sum_{k=1}^A \lambda_k}{\sum_{k=1}^{C-1} \lambda_k}. \quad (9)$$

当 $CCr_A > 0.85$ 时, 可获得比较满意的判别结果, 因

此, 利用累积贡献率确定线性变换后的低维空间维数 A , 可得到判别矩阵

$$W = [w_1, w_2, \dots, w_A] \in R^{m \times A}.$$

5) 计算各个稳定运行状态的平均判别得分向量如下:

$$\bar{t}_c = W^T \bar{x}_c, \quad c = 1, 2, \dots, C. \quad (10)$$

对于一个新样本 x_{new} , 其与每个稳定运行状态的相似度 μ_c 可由下式计算:

$$\mu_c = \frac{1/d_c}{\sum_{p=1}^C 1/d_p}. \quad (11)$$

其中

$$d_c = \|t_{new} - \bar{t}_c\|, \quad t_{new} = W^T x_{new},$$

$$\sum_{c=1}^C \mu_c = 1, \quad 0 \leq \mu_c \leq 1.$$

μ_c 越接近于 1, 表明 x_{new} 与 \tilde{s}_c 的相似性越大; μ_c 越接近于 0, 相似性越小.

2 过程运行状态的在线评价

在线评价时, 通过计算在线数据信息与各个状态等级的相似性来识别当前生产过程所属的运行状态(某个状态等级或不同等级之间的渐变). 为增强在线评价结果的稳定性和可靠性, 利用滑动窗口技术, 通过不断更新窗口数据实现在线评价. 在线评价步骤如图 2 所示, 具体如下.

1) 设定窗口宽度为 H , 在时刻 q 时, 以从时刻 $q - H + 1$ 到时刻 q 构成的“时间窗口”矩阵 X_q 作为在线评价的基本单元, 计算 X_q 的平均得分向量

$$\bar{t}_{on,q} = W^T \bar{x}_{on,q}, \quad (12)$$

其中 $\bar{x}_{on,q}$ 为 X_q 的样本均值向量.

2) 计算 $\bar{t}_{on,q}$ 与各个状态等级平均得分向量的欧

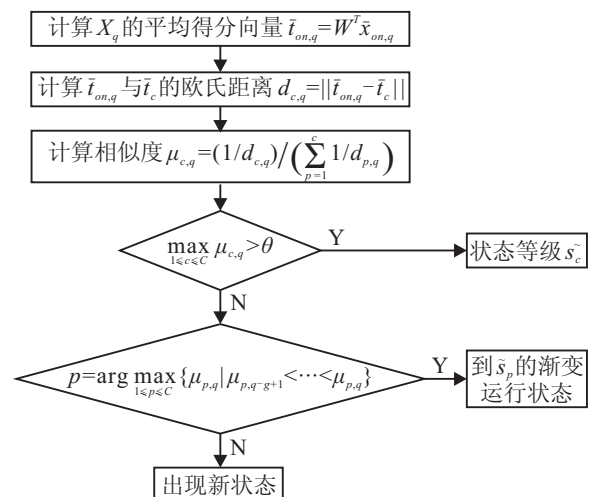


图 2 过程运行状态在线评价流程

氏距离

$$d_{c,q} = \|\bar{t}_{on,q} - \bar{t}_c\| \quad (13)$$

3) 计算窗口数据与各个状态等级的相似度

$$\mu_{c,q} = \frac{1/d_{c,q}}{\sum_{p=1}^C 1/d_{p,q}} \quad (14)$$

4) 为区分状态等级与等级之间的渐变运行状态, 定义如下评价准则:

评价准则 1 若窗口数据与状态等级 \tilde{s}_c 的相似度满足

$$\max_{1 \leq c \leq C} (\mu_{c,q}) > \theta, \quad 0.5 < \theta < 1,$$

则表示当前过程运行于状态等级 \tilde{s}_c ;

评价准则 2 若窗口数据与所有的状态等级相似度 $\mu_{c,q} (c = 1, 2, \dots, C)$ 均小于 θ , 但满足

$$p = \arg \max_{1 \leq p \leq C} \{\mu_{p,q} | \mu_{p,q-g+1} < \dots < \mu_{p,q}\},$$

则生产过程正处于从一个状态等级向下一个状态等级 \tilde{s}_p 的渐变运行状态;

评价准则 3 若评价准则 1 和评价准则 2 均不满足, 则表明出现了新的运行状态.

3 应用仿真分析

3.1 工艺介绍

黄金湿法冶金全流程包括磨矿、浮选、氰化浸出、压滤洗涤、锌粉置换以及精炼等主要工序^[16]. 由于黄金的经济价值极高, 不理想的过程运行状态将严重影响企业经济效益, 在线评价湿法冶金生产过程运行状态更具有实际意义. 本文以某黄金湿法冶金过程为研究背景, 对其中氰化浸出、压滤洗涤和锌粉置换 3 个主要工序的生产运行状态进行评价. 黄金湿法冶金主要工序流程如图 3 所示.

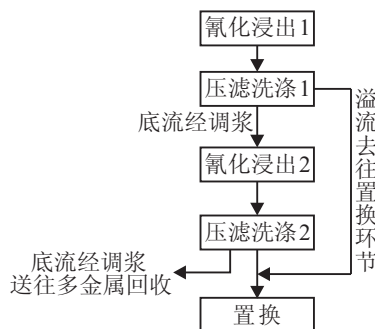


图 3 湿法冶金主要工序流程

首先, 将浮选后的矿浆送往氰化浸出工序, 同时向每个浸出槽内添加氰化钠并充入空气, 使金与其充分反应. 为防止氰化钠发生水解, 向矿浆中添加氧化钙, 将 pH 值调节到 11 左右. 压滤洗涤工序的主要任务是将含金贵液从矿浆中分离出来, 所用设备为具有固液分离功能的立式压滤机. 该工序以追求最大固液

分离效率为目标, 而压滤机的进料压力、挤压压力和液压压力则是影响固液分离效率的关键参数. 分离出来的贵液被送往锌粉置换工序. 向脱氧后的贵液中添加适量锌粉, 用于置换贵液中的金. 最后, 通过板框挤压将贫液排出, 金留在滤饼中. 达到一定重量的滤饼被送往精炼工序.

通过对黄金湿法冶金过程的生产工艺和机理的深入分析, 选取 39 个过程变量用于过程运行状态的在线评价, 并列于表 1 中.

表 1 黄金湿法冶金过程变量

序号	工序	过程变量
1		pH 值
2		第 1 浸出槽氰化氢气体浓度 / (mg/L)
3		第 1 浸出槽空气流量 / (m ³ /h)
4		第 2 浸出槽空气流量 / (m ³ /h)
5		第 3 浸出槽空气流量 / (m ³ /h)
6		第 4 浸出槽空气流量 / (m ³ /h)
7	氰化浸出 1	第 1 浸出槽溶解氧浓度 / (mg/L)
8		第 1 浸出槽矿浆浓度 / %
9		第 1 浸出槽氰根离子浓度 / (mg/L)
10		第 4 浸出槽氰根离子浓度 / (mg/L)
11		第 1 浸出槽氰化钠流量 / (m ³ /h)
12		第 2 浸出槽氰化钠流量 / (m ³ /h)
13		第 4 浸出槽氰化钠流量 / (m ³ /h)
14		立式压滤机给料压力 / MPa
15	压滤洗涤 1	立式压滤机挤压压力 / MPa
16		立式压滤机液压压力 / MPa
17		滤液浊度 / NTU
18		pH 值
19		第 1 浸出槽氰化氢气体浓度 / (mg/L)
20		第 1 浸出槽空气流量 / (m ³ /h)
21		第 2 浸出槽空气流量 / (m ³ /h)
22		第 3 浸出槽空气流量 / (m ³ /h)
23		第 4 浸出槽空气流量 / (m ³ /h)
24	氰化浸出 2	第 1 浸出槽溶解氧浓度 / (mg/L)
25		第 1 浸出槽矿浆浓度 / %
26		第 1 浸出槽氰根离子浓度 / (mg/L)
27		第 4 浸出槽氰根离子浓度 / (mg/L)
28		第 1 浸出槽氰化钠流量 / (m ³ /h)
29		第 2 浸出槽氰化钠流量 / (m ³ /h)
30		第 4 浸出槽氰化钠流量 / (m ³ /h)
31		立式压滤机给料压力 / MPa
32	压滤洗涤 2	立式压滤机挤压压力 / MPa
33		立式压滤机液压压力 / MPa
34		滤液浊度 / NTU
35		锌粉添加量 / (kg/h)
36		贵液金氰络合物浓度 / (mg/L)
37	锌粉置换	贫液金氰络合物浓度 / (mg/L)
38		脱氧塔压力 / kPa
39		板框压滤机液压压力 / MPa

3.2 状态分类、识别及评价模型的建立

从某湿法冶金正常生产过程中采集包含 4 种状态等级以及不同等级之间的渐变运行状态数据, 共 11 258 个样本, 用于运行状态的分类、识别及建模. 首先利用减聚类算法对建模数据进行初始划分, 共得到

4个初始类别,如图4(a)所示.

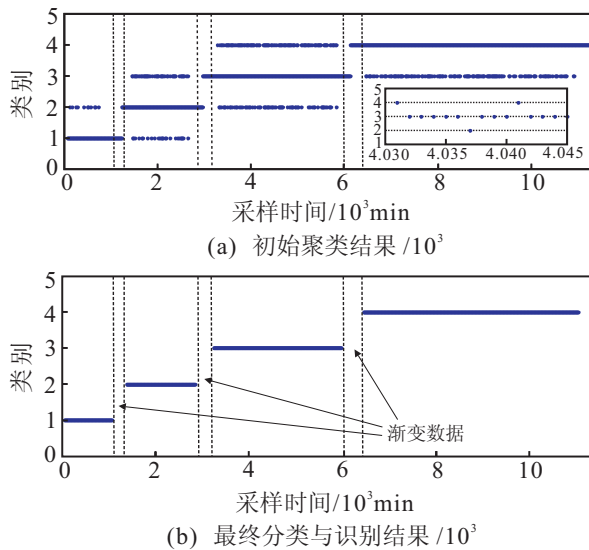


图4 离线建模数据分类与识别结果

针对每个初始类别,采用1.1节中的迭代剔除法,设参数 $a = 0.6$,将渐变数据和离群点剔除,获得4个稳定运行状态数据类 $\tilde{s}_1, \tilde{s}_2, \tilde{s}_3, \tilde{s}_4$,如图4(b)所示.根据专家知识以及生产过程相关质量指标的统计结果,将4种稳定运行状态对应的状态等级依次定义为差、一般、良、优.各个状态等级的具体含义可参见表2.离线状态分类和识别结果与实际情况相符,识别后的数据可用于评价建模.

表2 状态等级的含义

等级	含义
差	按此状态运行,将导致经济效益低下,需要及时查找原因并进行操作调整
一般	经济效益较低,但有很大的提升空间,希望做进一步的调整
良	经济效益较高,是一种比较理想的运行状态
优	经济效益达到或超过历史同期最高水平,是一种理想的运行状态,希望能够长期保持

3.3 在线评价

从实际生产过程中另外采集1900组测试数据,用于运行状态的在线评价.测试数据包含差、一般、良和优4个等级以及3种渐变运行状态数据.每个等级和渐变运行状态分别包含400和100个样本.生产过程按时间依次经历差、一般、良和优.设定滑动窗口宽度为50,滑动步长为6,相似度阈值为0.93,相似度连续递增数为5,在线评价结果如图5所示.

图5(a)~图5(d)分别表示在线“时间窗口”数据与各个状态等级的相似度变化趋势.在第1~第415个采样时刻之间,在线数据与状态“差”的相似度大于相似度阈值0.93,由在线评价准则1可知,生产过程在此期间的运行状态为“差”.另外,在时刻536~

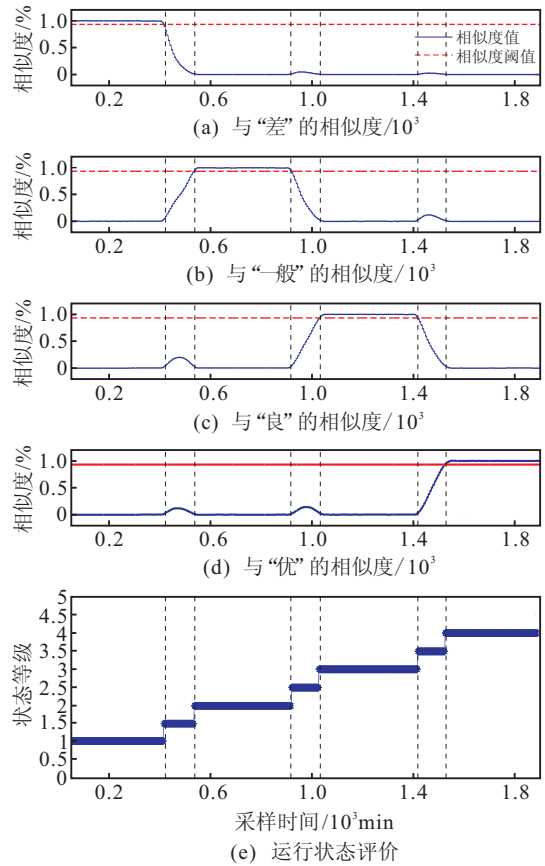


图5 相似度及运行状态在线评价结果

1919, 1034~1417, 1532~1900之间,在线数据分别与状态等级一般、良、优的相似度大于相似度阈值,表明在上述生产时期内,生产过程的运行状态分别为一般、良和优,在线评价结果如图5(e)所示.在图5(e)中,纵坐标1、2、3、4分别对应4种状态等级:差、一般、良和优.

除稳定运行状态外,其余时间生产过程均处于两个状态等级的渐变区域.例如,在采样时刻416~535之间,在线数据与每个等级的相似度均小于阈值,且从第416个采样时刻开始,与“一般”的相似度逐渐递增,即满足

$$2 = \arg \max_{1 \leq p \leq 5} \{\mu_{2,416} | \mu_{2,412} < \mu_{2,413} < \dots < \mu_{2,416}\}.$$

由在线评价准则2可知,生产过程从第416个采样时刻开始,从“差”向“一般”渐变,直至第535个采样时刻为止.其他渐变运行状态的分析结果与上述结果类似,不再赘述.在图5(e)中,纵坐标1.5、2.5和3.5分别对应于3种渐变运行状态,即从“差”到“一般”,“一般”到“良”和从“良”到“优”的渐变.总之,评价结果与实际情况相符.由于采用滑动窗口作为在线分析单元,评价结果中出现了时延现象,但延迟时间很短,在实际生产过程可接受的范围内.

4 结论

针对复杂工业生产过程运行状态评价问题,提出了一种基于FDA的过程运行状态在线评价方法.所

提出的方法充分利用历史运行数据中不同状态等级数据信息, 不仅能够在线实时评价过程的状态等级, 而且能够及时准确识别出不同等级之间的渐变运行状态. 将该方法应用于某湿法冶金过程, 在线评价结果与实际情况相符. 针对出现新状态的情况, 如何快速补充评价模型值得进一步深入探讨.

参考文献(References)

- [1] Qin S J. Statistical process monitoring: Basics and beyond[J]. *J of Chemometrics*, 2003, 17(8): 480-502.
- [2] Wang H, Song Z, Li P. Fault detection behavior and performance analysis of principal component analysis based process monitoring methods[J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2002, 41(10): 2455-2464.
- [3] MacGregor J F, Yu H, Garcia Munoz S, et al. Data-based latent variable methods for process analysis, monitoring and control[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2005, 29(6): 1217-1223.
- [4] Yu J, Qin S J. Statistical MIMO controller performance monitoring. Part I: Data-driven covariance benchmark[J]. *J of Process Control*, 2008, 18(3): 277-296.
- [5] O'farrell M, Lewis E, Flanagan C, et al. Combining principal component analysis with an artificial neural network to perform online quality assessment of food as it cooks in a large-scale industrial oven[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2005, 107(1): 104-112.
- [6] Wei B, Wang S L, Li L. Fuzzy comprehensive evaluation of district heating systems[J]. *Energy Policy*, 2010, 38(10): 5947-5955.
- [7] 廖瑞金, 王谦, 骆思佳, 等. 基于模糊综合评判的电力变压器运行状态评估模型[J]. *电力系统自动化*, 2008, 32(3): 70-75.
(Liao R J, Wang Q, Luo S J, et al. Condition Assessment model for power transformer in service based on fuzzy synthetic evaluation[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2008, 32(3): 70-75.)
- [8] Xu G, Yang Y, Lu S, et al. Comprehensive evaluation of coal-fired power plants based on grey relational analysis and analytic hierarchy process[J]. *Energy Policy*, 2011, 39(5): 2343-2351.
- [9] 付忠广, 王丽平, 戈志华, 等. 采用主成分分析法综合评价电站机组的运行状态[J]. *动力工程*, 2008, 28(4): 548-551.
(Fu Z G, Wang L P, Ge Z H, et al. Principal component analysis for comprehensive evaluation on information of power plant unit[J]. *J of Power Engineering*, 2008, 28(4): 548-551.)
- [10] 史秀志, 周健. 用 Fisher 判别法评价矿井通风系统安全可靠性的[J]. *采矿与安全工程学报*, 2011, 27(4): 562-567.
(Shi X Z, Zhou J. Reliability assessment for mine ventilation system safety using Fisher discriminant analysis[J]. *J of Mining and Safety Engineering*, 2011, 27(4): 562-567.)
- [11] Guo L, Gao J, Yang J, et al. Criticality evaluation of petrochemical equipment based on fuzzy comprehensive evaluation and a BP neural network[J]. *J of Loss Prevention in the Process Industries*, 2009, 22(4): 469-476.
- [12] Chiu S L. Fuzzy model identification based on cluster estimation[J]. *J of Intelligent and Fuzzy Systems*, 1994, 1(1): 267-278.
- [13] 李洪波. 基于减法聚类和快速紧密性函数的 SF-FCM[J]. *控制与决策*, 2011, 26(7): 1074-1078.
(Li H B. SF-FCM based on fast close function and subtractive clustering[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(7): 1074-1078.)
- [14] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. *控制与决策*, 2011, 26(1):1-9.
(Li H, Xiao D Y. Survey on data driven fault diagnosis method[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(1): 1-9.)
- [15] Xu Y, Yang J Y, Jin Z. A novel method for Fisher discriminant analysis[J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(2): 381-384.
- [16] 陈刚, 路殿坤. 黄金冶金原理与工艺[M]. 沈阳: 东北大学出版社, 1999: 98-105.
(Chen G, Lu D K. Gold metallurgy principle and technology[M]. Shenyang: Northeastern University Press, 1999: 98-105.)

(责任编辑: 曹洪武)