

基于 SOM 复杂机电系统服役过程动态标记方法^{*}

谢军太^{1,2}, 吕晓喆^{1,2}, 高建民^{1,2}, 高智勇^{1,2}, 王伟^{1,2}

(1. 西安交通大学中国西部质量科学与技术研究院 西安, 710049)

(2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安, 710049)

摘要 针对流程工业复杂机电系统状态不断更迭、性能出现漂移等问题,提出了一种基于自组织特征映射网络的系统服役过程动态标记方法。首先,构建多变量间耦合关系网络,并在此基础上提取网络特征;其次,将动态标记过程分为状态主动更新过程和状态被动更新过程两个阶段,状态被动更新过程通过不断训练自组织特征映射网络来适应系统新状态出现及性能漂移等情况,状态主动更新过程可用于消除系统已消亡状态对网络模型产生的影响;最后,通过分析实际化工生产系统监测数据对所提方法进行有效性验证。实验结果表明,该方法可有效标记复杂机电系统服役过程中不断变化的多种状态,并建立符合系统动态演化过程的状态标记知识库,从而为系统状态辨识和预测提供可靠依据。

关键词 复杂机电系统; 自组织特征映射; 网络结构熵; 网络效率; 状态动态标记

中图分类号 TH17

引 言

以能源重化工系统为代表的复杂机电系统是一个由诸多大型动力机械装备、化工装备,通过能量、流体、电力、控制信号等多介质网络耦合而成的机电系统,具有耦合度高、工艺过程复杂、控制要求精细的特征^[1-3]。随着企业数据采集能力的不断提高和企业工业大数据环境的不断完善,从数据出发分析、评估和预测系统状态成为了可能^[4]。当今工业领域,数据就是资源,数据就是财富。充分利用历史数据,对工业数据价值作进一步挖掘,建立复杂机电系统状态知识库,对以数据驱动的方式研究系统状态演变规律具有重要意义。

传统分类方法往往以大量样本数据为基础进行有监督训练,需要有足够的分类类别为训练过程提供支持,最终建立符合要求的分类模型,显然分类方法无法对缺少状态分类知识库的复杂机电系统服役过程进行动态标记。聚类分析是一种可以从研究对象特征数据中发现有用规则的无监督学习方法^[5]。聚类分析在机电装备状态分析中得到了大量应用。

Li 等^[6]通过运用改进的凝聚层次聚类算法实现变压器在线状态分类及故障诊断。严英杰等^[7]通过运用 K 均值聚类方法建立电力变压器异常检测模型,实现变压器异常的快速检测。Rai 等^[8]通过运用 K-medoids 聚类方法实现轴承运行过程的状态划分,实现轴承性能退化的评估。以上方法均对机电装备状态及故障模式进行了有效聚类。但流程工业系统处于一个不断动态演化过程,其过程伴随着新状态的不断出现、旧状态的消亡以及系统性能漂移等多种情况,这对分类方法和传统聚类方法的应用产生极大的挑战。因而探索如何自适应地调整标记过程参数和标记内容,建立与系统实际状态更新过程相适应的动态标记方法是复杂机电系统状态辨识和预测的关键所在。

笔者提出以自组织特征映射(self-organizing feature mapping,简称 SOM)^[9]聚类方法为基础的复杂机电系统状态动态标记方法,通过相应的处理流程,根据系统状态变化情况不断地自主修正,实现系统服役过程动态划分和标记模型的动态调整,从而建立符合系统动态演化过程的状态标记知识库,为系统状态辨识和预测提供依据。

^{*} 国家重点研发计划资助项目(2017YFF0210500);国家质量监督检验检疫总局质量基础设施效能研究重点实验室开放研究课题基金资助项目(KF20180301)

收稿日期:2018-05-22;修回日期:2018-08-05

1 基础理论

1.1 自组织特征映射(SOM)

1981年芬兰Helsinki大学的Kohonen教授提出一种自组织特征映射网络,简称SOM网。SOM作为一种聚类方法,是一种自组织竞争型神经网络。

SOM网络结构较为简单,如图1所示,它由输入层和竞争层组成,并且没有隐藏层。输入层由 n 个神经元组成,竞争层为由 m 个神经元组成的一维或二维阵列。网络中每个输入节点同所有输出节点进行全连接。

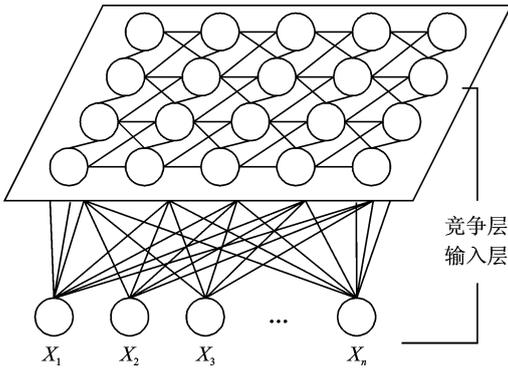


图1 SOM网络结构图

Fig. 1 SOM network structure

SOM网络竞争层中神经元将竞争对各输入样本的响应机会,获胜神经元对应的各权重朝着对其更有利的方向调整^[10]。即“以获胜神经元为圆心,对近邻的神经元表现出兴奋性侧反馈,而对远邻的神经元表现出抑制性侧反馈,近邻者相互激励,远邻者相互抑制”^[11]。

SOM训练具体流程如下:

1) 初始化权值 W_{ij} , $i=1,2,\dots,n$, $j=1,2,\dots,m$,并设置一个较大的初始邻域 $N_{j^*}(0)$ 和网络的循环次数 T ;

2) 随机选取训练样本 X_k , $X_k = \{x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk}\}$,从输入层输入SOM网络进行训练;

3) 计算样本 X_k 与所有的输出神经元的距离 d_{jk} ,并选取距 X_k 最近的神元 c 为获胜神元;

4) 按式(1)更新节点 c 及其领域内节点的连接权值

$$W_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) + \eta(t, N)(X_i - W_{ij}(t)) \quad (i=1,2,\dots,n, j \in N_{j^*}(t)) \quad (1)$$

其中: $0 < \eta(t, N) < 1$ 为增益函数,随时间递减,同时

$N_{j^*}(t)$ 随训练时间逐渐收缩;

5) 随机选取新的样本输入神经网络进行训练,并重复进行步骤3~4;

6) 令 $t=t+1$,返回步骤2,直至 $t=T$ 为止。

1.2 时间序列耦合性分析DCCA方法

用于描述两非平稳时间序列幂律相关关系的去趋势交叉分析方法(detrended cross-correlation analysis,简称DCCA)是由Podobnik等^[12]提出的。该方法基于随机游走理论,通过计算去趋势协方差最小化外部趋势探测对相关性的影响。

DCCA方法过程^[13-14]如下:

1) 对两列具有同样本长度 N 的时间序列 $\{y_i\}$ 和 $\{y'_i\}$ 计算集成序列,计算过程为

$$\begin{cases} R_k = \sum_{i=1}^k y_i \\ R'_k = \sum_{i=1}^k y'_i \end{cases} \quad (k=1,2,\dots,N) \quad (2)$$

2) 将以上集成序列 $\{R_k\}$ 和 $\{R'_k\}$ 分成 $N \sim n$ 个相互叠加的盒子,每个盒子含有 $n+1$ 个数据点,其中每个盒子内数据下标的起始值均为 i 和 $i+n$;

3) 定义局部趋势 \tilde{R}_k 和 \tilde{R}'_k ,即对所划分的每个盒子中的 $n+1$ 个数据点进行最小二乘线性拟合;

4) 定义两序列间的去趋势游走,针对每个盒子,其值为集成序列与局部趋势之间的差值,即

$$\begin{cases} |\tilde{R}_k - R_k| \\ |\tilde{R}'_k - R'_k| \end{cases} \quad (k=i, i+1, \dots, i+n) \quad (3)$$

5) 计算每个盒子内数据的协方差,即

$$f_{\text{dcca}}^2(n, i) = (N-n)^{-1} \sum_{k=i}^{i+n} (R_k - \tilde{R}_k)(R'_k - \tilde{R}'_k) \quad (4)$$

6) 对所有盒子进行去趋势协方差 $F_{\text{dcca}}^2(n)$ 计算,即

$$F_{\text{dcca}}^2(n) = (N-n)^{-1} \sum_{i=1}^{N-n} f_{\text{dcca}}^2(n, i) \quad (5)$$

重复上述过程,得到不同标度 s 对应的波动函数。序列间存在长相关性,去趋势协方差函数 $F_{\text{dcca}}^2(n)$ 满足

$$F_{\text{dcca}}(n) \sim n^h \quad (6)$$

其中: h 为DCCA标度指数。

该指数表征两时间序列间耦合关系特征,用于衡量两时间序列之间的耦合关系强度。

2 服役过程的动态标记流程

2.1 耦合关系网络构建

通过 DCCA 方法计算 DCCA 标度指数,从而定量描述两序列间的耦合强度。在实际化工系统中,往往存在多维时间序列。如果只对两个或者少数几个时间序列进行 DCCA 分析,那么对于整个系统来说,其分析结果是片面的。因而计算多变量两两间的 DCCA 标度指数可实现对化工过程整体耦合关系二维网络的构建,并以此实现对耦合关系网络中各节点相互耦合关系的描述。

耦合关系网络构建过程如下:

- 1) 选取一定长度的 n 维时间序列 $\mathbf{X}, \mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 分别计算两两变量之间的 DCCA 标度指数 $h(x_1, x_1), h(x_1, x_2), \dots, h(x_n, x_n)$;
- 2) 按照计算出的 DCCA 标度指数下标进行排列,最终形成一个形式如式(7)的 $n \times n$ 的 DCCA 标度指数对称方阵 \mathbf{D} , 矩阵中共有 $N = n^2$ 个节点, 节点值 d_{ij} 为变量 x_i 与变量 x_j 的 DCCA 标度指数

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} & \dots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & d_{23} & \dots & d_{2n} \\ d_{31} & d_{32} & d_{33} & \dots & d_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & d_{n3} & \dots & d_{nn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

2.2 网络特征提取

通过上述过程,建立起反映变量间耦合关系的网络,为了进一步揭示系统状态演变过程,这里选取网络结构熵和网络效率用于耦合网络进行特征提取。

- 1) 网络结构熵。现实中复杂网络往往具有一些特点:较少节点具有高连通度而大多数节点具有低连通度,即无标度性。熵是热力学中表征物质状态的参量之一,其物理意义是混乱程度的度量。而对于复杂系统网络来说,基于度分布的网络结构熵可以较为简洁地度量复杂网络的序状态^[15]。

通常采用复杂网络的标准结构熵^[16],其表达式为

$$H = \frac{-2 \sum_{i=1}^N P(k_i) \ln P(k_i) - \ln 4(N-1)}{2 \ln N - \ln 4(N-1)} \quad (8)$$

其中: N 为网络节点数目; k_i 为节点的强度分布; $P(k_i)$ 为节点的概率。

- 2) 网络效率。网络效率 E 用来衡量网络节点

交换信息的效率^[17]。网络通过网络各节点之间的边传递信息,因而网络效率 E 与节点间距离 d_{ij} 成反比,为了反映网络所有节点间最短距离对网络效率产生的影响,网络效率 E 定义^[18]如下

$$E = \frac{\sum_{i \neq j \in G} e_{ij}}{N(N-1)} = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j \in G} \frac{1}{d_{ij}} \quad (9)$$

其中: N 为网络节点数目; d_{ij} 为网络任意两个节点 i 和 j 之间最短路径长度。

2.3 状态被动更新过程

系统服役过程动态标记方法按照处理流程的不同阶段分为状态被动更新过程和状态主动更新过程。状态被动更新过程以系统初始状态为基础,建立复杂机电系统服役过程动态标记模型,形成系统历史状态标记知识库,同时基于输入数据的特点和所包含的状态信息判断是否创建系统新状态并重新训练修正标记模型,从而实现标记模型的动态调整,其流程如图 2 所示。

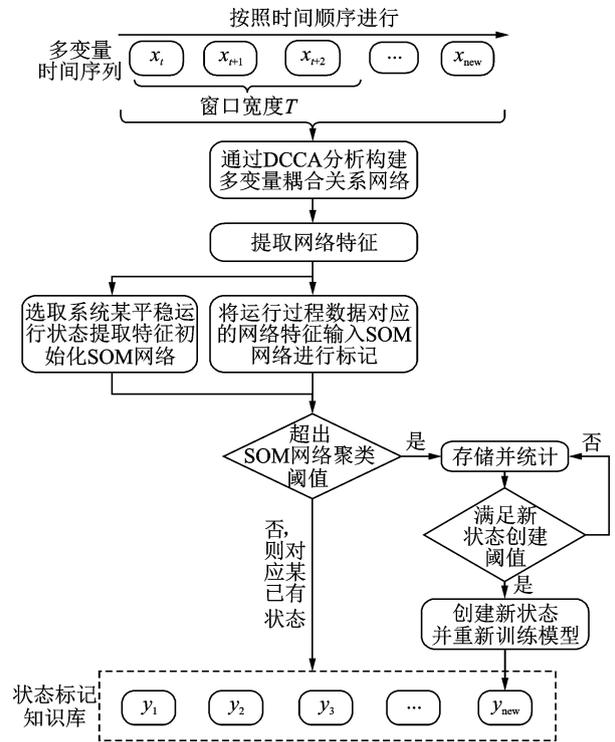


图 2 状态被动更新过程流程图

Fig. 2 States passive update process flowchart

状态被动更新过程如下:

- 1) 从系统时间序列数据 $x_t, x_{t+1}, x_{t+2}, \dots, x_{now}$ 中选取合适长度(窗口宽度) T 的多维时间序列,通过 DCCA 分析构建多变量耦合关系网络;

- 2) 对建立的耦合网络提取网络结构熵和网络效率特征;

3) 以系统某正常运行状态对应的网络特征初始化 SOM 网络, 标记作为系统状态标记知识库的初始状态;

4) 将连续工业数据对应的网络特征使用动态标记方法进行状态标记, 若符合已有 SOM 网络聚类阈值, 则对应已有状态标记, 若超出阈值, 则进一步判断;

5) 判断步骤 4 中超出阈值的数据是否满足新状态创建条件, 若满足则创建新状态并为该数据设置新的状态标签 y_{new} , 并在已有聚类中心的基础上重新训练标记模型;

6) 得出状态标记结果并保存, 并在此过程中通过不断训练, 对动态标记模型参数进行优化调整;

7) 整个流程按照时间顺序依次循环进行, 不断丰富和完善系统历史状态标记知识库。

2.4 状态主动更新过程

状态主动更新过程主要以在状态被动更新过程中形成的状态标记知识库为对象, 用于消除随着系统的不断运行, 旧有状态的消亡对标记模型造成的影响, 如图 3 所示。状态主动更新过程将使状态标记模型和状态标记知识库始终符合并及时反映复杂机电系统的运行状况和特点。

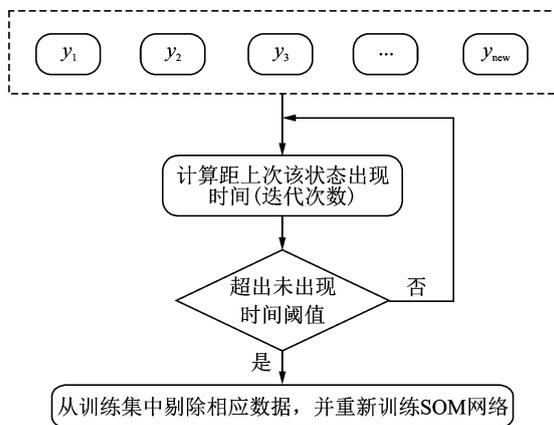


图 3 状态主动更新过程流程图

Fig. 3 States active update process flowchart

状态主动更新过程如下:

1) 针对状态标记知识库中已有的所有状态, 统计计算距其上一次出现该状态的时间(迭代次数);

2) 判断所统计时间是否超出时间(次数)阈值, 若超出时间(次数)阈值, 则将该状态标记及其所对应数据剔除并重新训练标记模型, 否则则返回步骤 1 运行;

3) 该过程与状态被动更新过程同步进行。

3 实例验证

3.1 监测时间序列变量选择

压缩机组作为化工企业的典型单元, 其运行状态是整个生产过程稳定运行的关键。本研究应用某煤化工企业压缩机组在系统故障停车前 13 天的故障监测数据, 其故障可描述为: 系统运行中先后出现多次异常工况, 第一次发生异常, 由于系统内部存在的自我调节机制, 其状态恢复正常, 然而很快出现严重故障, 经过紧急维修, 系统恢复了部分性能, 但系统总体上还处于异常状态, 最终导致系统故障停车, 进行检修。在该过程中, 选取与系统故障相关的 8 个压缩机组监测变量如表 1。

表 1 压缩机组监控变量表

Tab. 1 Compressor unit monitoring and variation scale

序号	监测点位	点位名称描述	单位
1	A_ATI7611	增压机 1 段温度	°C
2	G_AVIR_0401	轴承座振动	mm/s
3	G_AVIR_0402	轴承座振动	mm/s
4	A_RV2OUT	到 V2 实际输出	%
5	PSE7555	空压机组汽机转速	r/min
6	PSE7657	空压机组汽机转速	r/min
7	A_APRATIO_S1	增压机 1 段压比	
8	A_RSPEED	空压机组汽机转速	r/min

3.2 数据预处理

流程工业工艺流程繁多, 各子系统间相互影响, 因而 DCS 系统监测点位较多, 不同变量间耦合关系复杂。同时 DCS 系统所采集的数据具有数量级各异、含有噪声等特点, 这将会对数据驱动的系统状态分析带来影响。

1) 归一化处理。为了消除数量级相差较大对分析过程带来的影响, 首先采用如下方式对原始时间序列进行归一化处理

$$X(i) = X(i) / \text{mean}(X) \quad (i = 1, 2, \dots, 8) \quad (10)$$

2) 降噪处理。为了消除噪声对后续分析带来的影响, 此处采用小波包降噪算法对时间序列进行降噪处理。

3.3 耦合关系网络构建

由于 DCCA 算法可以对获取到的有限长的时间序列进行耦合关系分析, 因而需要选取合适的窗口宽度 T , 同时在该窗口宽度内的时间序列能够较好地包含和反映系统内在特征信息。对于周期信号

而言,窗口宽度只需要大于其周期即可满足要求。但流程工业时间序列具有明显的混沌性,而混沌序列没有明确的周期,因而可计算混沌序列的拟周期代替时间序列的变化周期。

本研究采用快速傅里叶变换算法对上述混沌序列分别进行拟周期计算 $T_i, i=1,2,\dots,8$,并以最大拟周期作为窗口宽度 T ,即 $T=\max(T_i), i=1,2,\dots,8$ 。结果见表 2。

表 2 各变量的拟周期计算

Tab. 2 The quasi-periodic calculation of each variable

序号	1	2	3	4	5	6	7	8
拟周期 T/s	238	1 667	1 667	84.8	1 667	1 667	238	1 667

对经过预处理的多维时间序列两两进行 DCCA 分析,以窗口宽度 $T=1 667$,步长 $S=30$ 进行滑动,得出一系列 DCCA 标度系数对称矩阵,完成耦合网络的构建。

3.4 网络特征提取

1) 网络结构熵 H 。从建立的耦合关系网络可以看出,网络中各节点间的耦合关系强弱不一,当耦合关系较强时, $|d_{ij}|$ 较大,耦合关系较弱时, $|d_{ij}|$ 较小。为了简化网络,同时为了使分析结果趋于稳定,提高网络的异常状态辨识能力,按照下式对已有网络进行处理

$$D(i, j) = \begin{cases} 0 & (0 \leq |h(i, j)| < 0.3) \\ 1 & (0.3 \leq |h(i, j)| < 0.7) \\ 2 & (0.7 \leq |h(i, j)| \leq 1) \end{cases} \quad (11)$$

对规则化处理之后的耦合关系网络按照式(8)进行网络结构熵的计算,获取网络结构熵序列,如图 4 所示。

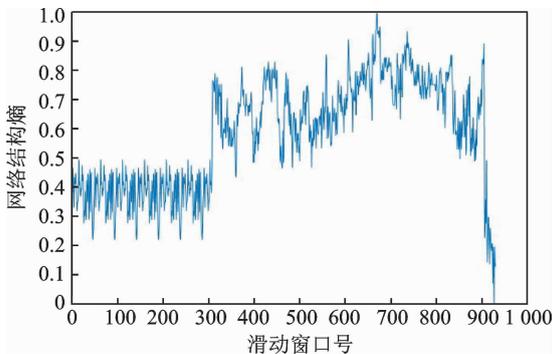


图 4 网络结构熵变化曲线

Fig. 4 The entropy of network structure changes curve

2) 网络效率 E 。对上文建立的多变量耦合关系网络分别计算其网络中各节点之间最短路径,并

按照式(9)计算出的系统网络效率,获取网络效率序列,其结果如图 5 所示。

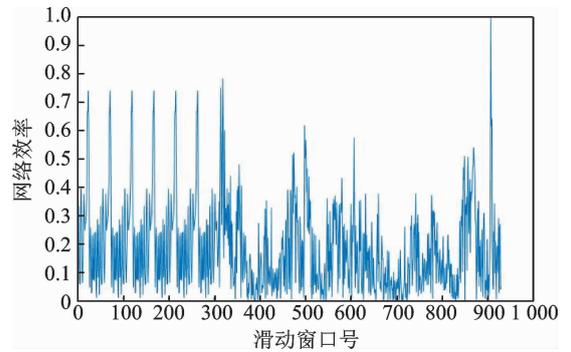


图 5 网络效率变化曲线

Fig. 5 The network efficiency changes curve

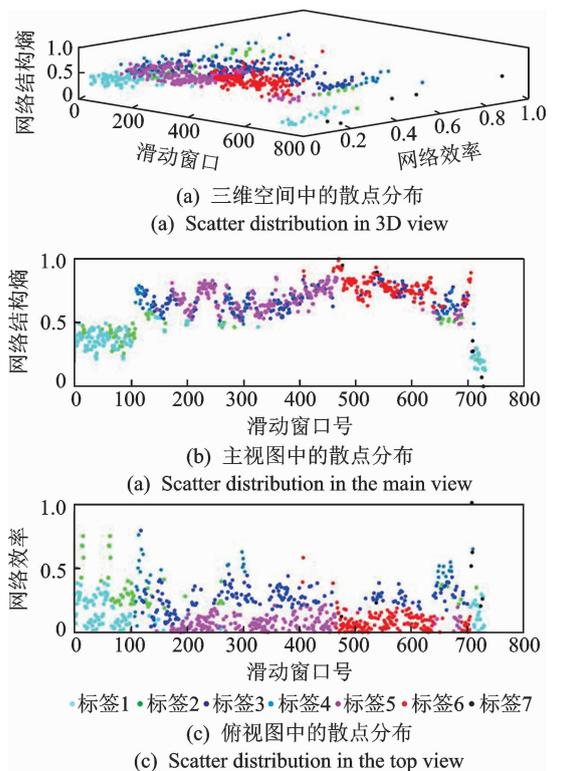


图 6 状态标记结果散点图

Fig. 6 States label result scatter plot

3.5 状态动态标记过程及结果分析

对提取的网络特征序列采用动态标记方法进行标记,其中以系统平稳运行状态的前 200 个时间窗口对应的网络特征初始化 SOM 网络,后续的 730 个时间窗口对应的网络特征进行动态标记方法的有效性验证。

图 6 为 730 个网络特征点经过动态标记后形成的状态标记结果散点图,其中(a)为散点图的三维视角,表示网络特征点随滑动窗口变化而形成的标记效果;(b)和(c)分别为(a)的正视图和俯视图,分别

表示网络结构熵和网络效率随滑动窗口变化形成的标记效果。在服役过程动态标记过程中,以样本点距离各标记对应聚类中心的空间距离作为判断系统状态类别的主要依据。连续特征点通过聚类逐渐形成了具有7个簇的聚类效果。颜色相同的特征点组成相同的簇,其数据点相似性较强,颜色不同的特征点为不同簇,其相似性较差。由此看出:在系统过程中,系统网络相似性较强特征点被标记为相同状态,相似性较弱的特征点标记为不同状态。系统运行中已有状态被识别,先前未出现的状态被逐一发现,最终整个化工过程状态被详细划分,形成包含7个状态的系统状态动态标记知识库。

图7为所选取的化工过程经过动态标记方法处理之后形成的状态变化图。可以看出,系统在开始阶段处于较为正常平稳的运行状态1,随着系统的运行,以空间距离阈值和新状态创建阈值为标准不断识别新状态,而被识别的6种新状态逐渐偏离正常状态,实现了系统从正常状态到异常状态过程的详细划分。

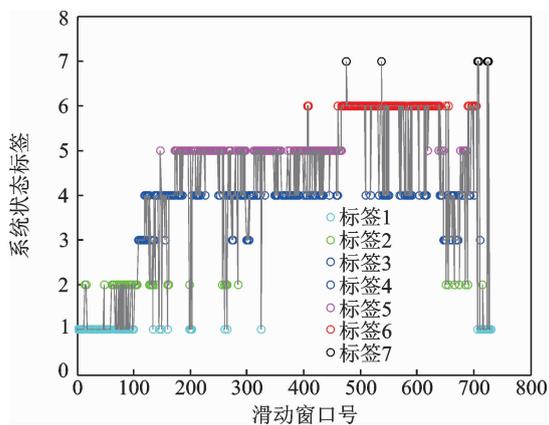


图7 化工过程状态变化图

Fig. 7 Chemical process states change diagram

图7中系统状态标记结果出现了一定的反覆,这与系统状态出现短时的反复更迭状态一致,主要得益于系统的自动控制系统,形成系统自动功能恢复机制。在系统运行的部分阶段系统状态向正常状态方向做一定程度的调整,但其总体服役性能趋于恶化的本质不变。这将为系统管理人员合理掌控系统的服役阶段、做出准确决策提供参考,同时也为系统状态精准预测提供可能。

4 结束语

针对流程工业复杂机电系统状态不断更迭、性

能出现漂移等问题,笔者提出了一种基于自组织特征映射网络的复杂机电系统服役过程动态标记方法。与分类方法和传统聚类方法的应用相比,该方法可以不断通过系统多变量耦合关系网络的构建、网络特征提取、状态标记知识库的被动更新和主动更新等过程,实现系统服役过程标记模型的动态调整,使其始终符合实际服役过程中复杂机电系统状态的演化规律。

应用某化工企业压缩机组的实际生产数据对该方法进行验证表明,本方法可以较为准确地标记出系统服役过程中出现的多种状态,对系统服役过程中状态的演变过程进行详细划分,最终建立了符合系统状态及性能动态演化过程的状态标记知识库,为后续进行复杂机电系统服役过程状态辨识和预测预警的研究提供依据。

参 考 文 献

- [1] XIE J T, GAO J M, GAO Z Y, et al. Application research of multivariate linkage fluctuation analysis on condition evaluation in process industry[J]. Science China Technological Sciences, 2018, 61(3):1-11.
- [2] WANG R X, GAO J M, GAO Z Y, et al. Complex network theory-based condition recognition of electro-mechanical system in process industry[J]. Science China Technological Sciences, 2016, 59(4): 604-617.
- [3] 高智勇, 霍伟汉, 高建民, 等. 化工系统海量数据的扩散映射和异常辨识[J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(12):3091-3096.
GAO Zhiyong, HUO Weihang, GAO Jianmin, et al. Diffusion mapping and abnormal recognition algorithm for mass data of chemical system[J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2014, 20(12): 3091-3096. (in Chinese)
- [4] XIE J T, GAO J M, GAO Z Y, et al. Modeling and analysis of linkage fluctuation for industrial process based on complex network theory[C]// Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS). Tucson, AZ, USA: IEEE, 2016:1-7.
- [5] HAN J, KAMBER M. Data mining: concepts and techniques[J]. Data Mining Concepts Models Methods & Algorithms Second Edition, 2011, 5(4):1-18.
- [6] LI M, CHEN G, SHEN D, et al. Research on fault diagnosis of transformer winding and core based on the improved agglomerative hierarchical clustering algo-

- rithm[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(1):236-242.
- [7] 严英杰, 盛戈噪, 刘亚东, 等. 基于滑动窗口和聚类算法的变压器状态异常检测[J]. 高电压技术, 2016, 42(12):4020-4025.
YAN Yingjie, SHENG Gehao, LIU Yadong, et al. Anomalous state detection of power transformer based on algorithm sliding windows and clustering[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(12):4020-4025. (in Chinese)
- [8] RAI A, UPADHYAY S H. Bearing performance degradation assessment based on a combination of empirical mode decomposition and k-medoids clustering[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017, 93:16-29.
- [9] ABDELSAMEA M M, GNECCO G, GABER M M. A SOM-based Chan-Vese model for unsupervised image segmentation[J]. Soft Computing, 2017, 21(8):1-21.
- [10] CHEN Z Y, KUO R J. Combining SOM and evolutionary computation algorithms for RBF neural network training[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2017(2):1-18.
- [11] YEN C L, LU M Y, CHEN J L. Applying the self-organization feature map (SOM) algorithm to AE-based tool wear monitoring in micro-cutting[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2013, 34(1-2):353-366.
- [12] PODOBNIK B, STANLEY H E. Detrended cross-correlation analysis: a new method for analyzing two non-stationary time series[J]. Physical Review Letters, 2008, 100(8):084102.
- [13] KRISTOUFEK L. Testing power-law cross-correlations: Rescaled covariance test[J]. European Physical Journal B, 2013, 86(10):418.
- [14] 赵晓军. 时间序列的相关性及复杂性研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2015.
- [15] CAI M, DU H F, REN Y K. A new network structure entropy based node difference and edge difference [J]. Acta Physica Sinica, 2011, 60(11):110513-1386.
- [16] WU J, TAN Y J, DENG H Z, et al. A new measure of heterogeneity of complex networks based on degree sequence[M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010:66-73.
- [17] TULADHAR A M, VAN UDEN I W, RUTTEN-JACOBS L C, et al. Structural network efficiency predicts conversion to dementia[J]. Neurology, 2016, 86(12):1112-1119.
- [18] LATORA V, MARCHIORI M. How the science of complex networks can help developing strategies against terrorism[J]. Chaos Solitons & Fractals, 2004, 20(1):69-75.



第一作者简介: 谢军太,男,1984年5月生,博士后、助理研究员。主要研究方向为复杂工业装备服役安全状态评估与预测、系统可靠性与运维决策、制造质量基础设施体系等。

E-mail: xiejuntai@mail.xjtu.edu.cn

通信作者简介: 高智勇,1973年5月生,副教授、博士生导师。主要研究方向为智能制造与智能质量、工业大数据、装备服役安全与运维技术等。

E-mail: zhygao@mail.xjtu.edu.cn

