

# 多变量因果驱动的系统服役安全状态评估方法\*

谢军太<sup>1,2</sup>, 王伟<sup>1,2</sup>, 高智勇<sup>1,2</sup>, 高建民<sup>1,2</sup>, 蒋家东<sup>3</sup>

(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)

(3. 国家市场监督管理总局质量基础效能研究重点实验室 北京, 100028)

**摘要** 针对传统状态评估侧重于关键生产单元,未考虑监测变量间的因果关系对状态评估精度的影响等问题,提出一种基于多变量因果驱动的复杂机电系统服役安全状态评估方法。从频域角度将广义偏定向相干分析法用于系统变量之间的因果测度分析,建立反映系统实时运行状态的因果网络模型。基于该模型,从多维统计的角度利用网络平均路径长度、聚类系数和网络结构熵提取系统的关键运行特征,并通过融合形成反映系统服役状态的综合指数。选取某化工企业实际运行过程中典型机组的故障数据进行验证,结果表明,相对于单一维度的状态评估指标,融合后形成的综合指数能够更加全面、准确地反映系统服役状态演化。

**关键词** 因果网络模型; 状态评估; 服役安全; 复杂机电系统

**中图分类号** TH17

## 引言

流程工业生产过程复杂,各生产单元之间高度关联耦合,是一类典型的复杂机电系统<sup>[1]</sup>。为了保证系统的正常运行,通常会在系统中安装大量传感器来对系统的运行状态进行实时监测和控制。这些监测数据蕴含了系统丰富的状态演化信息,可用于系统服役状态评估。但是复杂机电系统规模庞大,以系统单一监测指标为主的状态评估方法无法从全局的角度对系统的服役状态进行有效的表征,导致对系统的运行状态把握不准确,容易形成过调度或调度不及时,造成系统的生产效率下降或停车等事故,进而给企业带来严重的经济损失<sup>[2]</sup>。

流程工业复杂机电系统服役状态的演化通常体现为多变量耦合状态的变化<sup>[3-5]</sup>。当系统正常运行时,监测变量之间耦合关系处于相对稳定的状态;当系统发生异常或故障时,监测变量之间的耦合关系会发生变化,而且异常或故障往往会按照某种模式进行定向传递<sup>[6]</sup>。传统状态评估方法因其未能充分考虑故障传播的因果效应,影响其建模和评估精度。

为了准确反映系统服役过程中的故障因果传播效应,需要对多维监测变量之间的因果测度进行分

析,通过量化系统异常发生前后因果网络拓扑结构的变化实现系统服役状态的准确评估。目前,基于数据的因果关系分析方法主要有:格兰杰因果分析法<sup>[7-8]</sup>、贝叶斯网络方法<sup>[9]</sup>和偏定向相干性方法(partial directed coherence,简称PDC)<sup>[10]</sup>等。贝叶斯网络方法在计算变量间因果关系时依赖于大量先验知识,在实际的生产系统中难以获得,故利用贝叶斯网络方法难以实现系统变量的因果测度分析。基于时域的格兰杰因果关系分析方法和基于频域的PDC方法虽然可以对经济<sup>[11]</sup>、医学<sup>[10]</sup>领域多变量间的因果关系进行分析,但当系统存在多变量之间互为因果时,格兰杰因果关系分析方法仅从两两变量的因果关系角度进行检验,忽略了其他变量之间的影响,可能产生间接因果的判定<sup>[12]</sup>;PDC方法抗噪性较差,无法直接应用于具有强噪声特点的复杂机电系统监测变量因果网络建模。广义偏定向相干性分析(generalized partial directed coherence,简称GPDC)方法<sup>[13]</sup>基于PDC方法提出,通过对时间序列方差进行归一化,增强PDC方法的抗噪声性能,故可将其应用于复杂机电系统的因果网络建模。

笔者针对现有状态评估方法未考虑监测变量间的因果关系,进而导致复杂机电系统服役状态评估

\* 国家重点研发计划资助项目(2019YFF0217500);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:2019-12-03;修回日期:2020-05-24

结果不精确的问题,提出一种多变量因果驱动的系统服役状态评估方法,从系统监测变量之间的因果关系分析角度出发,构建反映系统实时运行状态演化信息的因果网络模型,通过融合反映网络模型拓扑结构演化的多维特征,建立定量评估系统状态异常综合指数,实现系统服役状态的有效评估。

## 1 基础理论

### 1.1 广义偏定向相干性方法

GPDC 是 Baccala 提出的一种分析变量之间因果关系的方法<sup>[13]</sup>,该方法通过构建多变量自回归(multivariate autoregressive,简称 MVAR)模型来对变量间的因果关系进行分析。其优势是可以检测出多变量系统中各变量之间的直接因果,同时对时间序列方差进行了归一化,避免了由于时间序列量纲水平不同而导致的因果测度分析失真的现象,其基本原理<sup>[14]</sup>如下。

1) MVAR 模型。对于一组长度为  $L$  的时间序列  $y(n) \in R^M$ ,其中:  $M$  为时间序列的个数;  $n = 1, 2, \dots, L$  为变量的长度。可以用  $p$  阶的多变量自回归模型进行充分表示

$$\begin{bmatrix} y_1(n) \\ \vdots \\ y_M(n) \end{bmatrix} = \sum_{r=1}^p A_r \begin{bmatrix} y_1(n-r) \\ \vdots \\ y_M(n-r) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1(n) \\ \vdots \\ w_M(n) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中:  $[w_1 \dots w_M]^T = w$ , 是一个不相关的白噪声向量,其协方差矩阵为  $\Lambda = \text{diag}(\lambda_i^2)$ ;  $A_r$  为一个  $M \times M$  的系数矩阵,  $r = 1, 2, \dots, p$ 。

实值参数  $a_{ki}^r$  反映了滞后阶次为  $r$  时,时间序列  $k$  和  $i$  之间的关联影响关系

$$A_r = \begin{bmatrix} a_{11}^r & \dots & a_{1M}^r \\ \vdots & & \vdots \\ a_{M1}^r & \dots & a_{MM}^r \end{bmatrix} \quad (2)$$

2) 参数估计。通常可以使用不同的方法(如 Akaike 信息准则(AIC)和 Schwarz 贝叶斯准则(SBC))估计 MVAR 模型的最佳阶数  $p$ 。在时间序列的分析中,SBC 方法优于 AIC 方法,故笔者选取 SBC 方法估计 MVAR 模型的最佳阶数  $p$ 。

3) GPDC 测度的计算。首先,对系数矩阵  $A_r$  进行傅里叶变换得

$$A(f) = A(0) + \sum_{k=1}^p A(k) e^{-j2\pi fT} \quad (3)$$

在频率  $f$  处第  $j$  个变量对第  $i$  个变量因果测度为

$$x_{ij}(f) = \frac{\left(\frac{1}{\lambda_i}\right) \bar{A}_{ij}(f)}{\sqrt{\sum_{m=1}^M \left(\frac{1}{\lambda_m}\right) \left|\bar{A}_{mj}(f)\right|^2}} \quad (4)$$

其中:  $\bar{A}_{ij}(f)$  为矩阵  $\bar{A}(f) = 1 - A(f)$  的一个元素;  $x_{ij}(f)$  为监测变量  $x_j$  对监测变量  $x_i$  的因果测度值,经过归一化后,其取值区间为  $[0, 1]$ 。

由于 GDPC 方法将时间序列的噪声干扰进行归一化,分析结果不会因变量量纲不同而受影响,算法适应能力强。

### 1.2 复杂网络全局特征分析

复杂网络作为研究复杂系统的动力演化行为的手段,其网络具有丰富的全局特征,常用的特征如下。

1) 平均路径长度。平均路径长度从节点之间的距离角度出发,所度量的是网络节点之间的信息传播效率<sup>[15]</sup>。两节点之间的最短路径  $d_{ij}$  定义为从节点  $i$  到节点  $j$  所经过的最短距离;网络的平均路径长度  $L$  定义为所有节点对之间最短路径的平均值,即

$$L = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j} d_{ij} \quad (5)$$

其中:  $N$  为因果网络中的节点总数。

平均路径长度作为复杂网络的全局特征指标,可以定量地描述网络节点之间的通信链路长短,对网络中节点空间的分布进行度量。

2) 聚类系数。聚类系数是用存在三角关系的节点密度度量网络演化过程中节点的聚集程度。对于网络中的一个节点  $i$ ,其聚类系数  $C_i$  定义为网络中存在实际连接节点  $i$  的邻接点与所有可能的连接点的比值<sup>[16]</sup>。即

$$C_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (6)$$

其中:  $k_i$  为节点  $i$  的度;  $e_i$  表示与节点  $i$  之间存在实际连通关系的邻接点数。

整个网络的聚类系数  $C$  为所有节点的聚类系数  $C_i$  的均值,定义为

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (7)$$

其中:  $N$  为网络中的节点数。

聚类系数的大小仅与网络的拓扑结构有关,当网络中边的权重发生变化,但整体的拓扑结构不变

时,其网络的聚类系数亦不发生变化。

3) 网络结构熵。熵是一种无序性度量,网络结构熵从网络的异构性、非标度性角度出发,可以有效表征系统拓扑结构演化,其表达式<sup>[17]</sup>为

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

其中:  $P(k_i)$  为网络中各节点的点强度分布;  $k_i$  为节点  $i$  的点强度;  $N$  为网络中所有节点的数目。

## 2 系统服役安全状态评估流程

流程工业复杂机电系统由多个生产装置构成,其各单元设备之间根据物料或信息存在着一定的耦合关系。当系统服役状态发生变化时,其局部各监测变量之间的因果关系也会发生变化。基于这一原理,可以建立复杂机电系统拓扑网络模型,通过观察拓扑网络模型演化过程特征实现系统服役状态评估。如图1所示,首先,应用GPDC方法对复杂机电系统监测变量进行因果网络建模,根据一定的规则对所建立的因果网络模型进行简化;其次,基于简化后的因果网络模型,提取平均路径长度、聚类系数和网络结构熵等反映复杂网络全局拓扑特征的度量参数,对因果网络模型演化进行量化表征;最后,根据不同维度特征异常波动信息,重构系统的异常状态空间,实现多维度特征的有效融合,形成表征系统服役安全状态的服役安全异常指数(performance safety anomaly index,简称PSAI)。

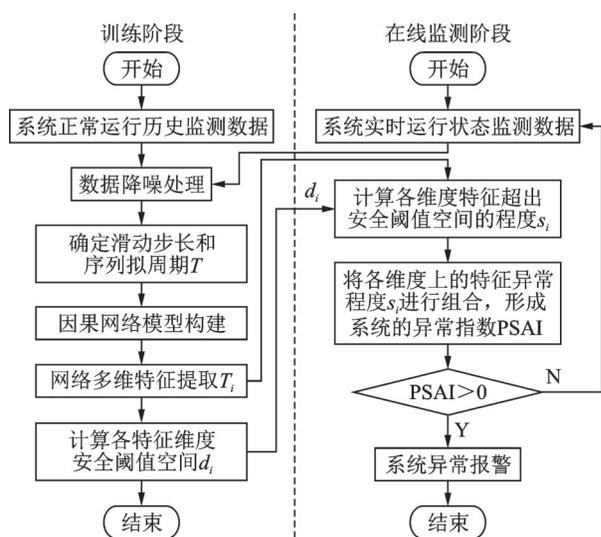


图1 系统服役安全状态评估流程

Fig.1 The flow chart of state evaluation

### 2.1 系统因果网络建模

复杂机电系统因果网络建模以各监测变量为节点,变量之间的因果测度为边权,构建有向加权网络。系统服役状态的动态变化可以通过各变量之间的因果测度值  $c_{ij}$  来体现。系统正常运行时,各监测变量之间的耦合关系波动较小,故因果测度值  $c_{ij}$  也会稳定在一个较小的阈值范围内。当系统发生故障时,各监测变量之间的耦合关系会发生非常剧烈的波动。

1) 数据预处理:通过监测数据的归一化和小波降噪,降低噪声对后续因果分析的影响。

2) 网络构建:对于一个  $n$  维监测时间序列  $x_1, x_2, \dots, x_n$ ,利用GPDC方法计算各变量之间因果测度  $c_{ij}$ ,形成  $n \times n$  的因果关系矩阵  $C$

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} & \cdots & c_{2n} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} & \cdots & c_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & c_{n3} & \cdots & c_{nn} \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中:每个元素  $c_{ij}$  代表变量  $i$  和  $j$  之间的因果测度关系。

由于GPDC方法计算两变量之间双向因果,故得到的因果关系矩阵可有效反映变量间因果关系。

### 2.2 系统网络模型简化

两变量因果关系是相互的,即  $c_{ij}$  和  $c_{ji}$  的值可能都不为零,会使有向网络构建过程中网络的拓扑结构变得复杂。为了简化因果网络模型,将变量间净因果作为网络构建依据。定义变量  $j$  和  $i$  净因果为

$$\text{cnet}_{ij} = c_{ij} - c_{ji} \quad (10)$$

净因果  $\text{cnet}_{ij}$  的正负代表了变量  $i$  与变量  $j$  之间的因果方向。当  $\text{cnet}_{ij}$  值为正时,因果方向为从变量  $j$  到变量  $i$ ;反之,因果方向为从  $i$  到  $j$ 。  $\text{cnet}_{ij}$  的绝对值为边的权重。

### 2.3 系统网络模型的多维特征提取

流程工业复杂机电系统的因果网络模型对于其服役状态具有较好的表征能力,能准确反映实际生产系统的工作机理,而基于复杂网络的全局特征提取可以将网络的状态演化进行量化。当网络的拓扑结构发生变化时,其全局特征参数也在发生变化。笔者选取复杂网络的平均路径长度、聚类系数和网络

络结构熵等作为系统因果网络拓扑特征的度量参数。

## 2.4 系统异常指数模型的构建

当因果网络拓扑结构发生变化时,其异常状态可能被某个全局特征进行表征,也可能在多个维度上的全局特征都发生异常波动。因此,因果网络在单个维度上的统计特征无法对网络拓扑结构的变化进行全面表征,需要根据多个维度上的特征异常波动信息构建系统的异常状态空间,实现系统服役状态量化评估,具体步骤如下:

1) 根据系统正常运行阶段的监测数据,计算各个维度上的全局特征度量参数,确定各维度特征的安全阈值,计算其安全阈值区间的宽度  $d_i$ ;

2) 用系统实时运行数据构建因果网络模型,提取该网络每个维度上的特征  $T_i$ ;

3) 计算各维度特征值超出安全阈值的限度  $s_i$

$$s_i = y_i / d_i \quad (11)$$

其中:  $y_i$  为第  $i$  个维度上,特征值超出安全阈值的值。

4) 将各个维度上的特征异常限度进行组合,构成系统的异常向量  $S$

$$S = [s_1, s_2, \dots, s_n] \quad (12)$$

求取  $S$  的模  $PSAI = |S|$ ,即为系统的异常指数

$$PSAI = \sqrt{s_1^2 + s_2^2 + \dots + s_n^2} \quad (13)$$

当系统服役处于正常状态时,各维度特征值都在其安全阈值内波动,每个维度的特征异常程度  $s_i$  都为 0,最终融合后的系统异常指数  $PSAI$  也为 0。当系统服役状态出现异常时,即使某个阶段的统计特征处于安全阈值区间内,但从多个维度的特征进行观测,其他维度的特征已经超出了安全阈值,即其特征异常程度  $s_i > 0$ ,因此系统异常指数  $PSAI > 0$ 。

## 3 实例验证

### 3.1 监测数据获取及预处理

应用某煤化工企业一次压缩机组故障停车前 13 天监测数据进行验证。该故障可描述为:因机组空压机透平轴封泄漏,高温气体辐射到电液转换器上,电液转换器的信号电缆被烤引起信号受阻,最终导致高位阀无法动作,进气流量失控,机组被迫手动停车。机组先后出现多次异常。首次异常出现后,

由于系统自身存在调节机制,状态自动得到部分恢复。但随故障持续恶化,机组出现更严重的异常,经过紧急人工调整,在一定程度上恢复了运行,但系统还是处于持续的异常状态,如此反复导致系统被迫停车检修。选用与故障相关的 20 个监测变量如表 1 所示。

表 1 压缩机组监测变量

Tab.1 Compressor unit monitoring variable

编号	变量名称	变量描述	单位
1	PSE7655	空压机组汽机转速	r/min
2	A_AFI7650	汽机新汽流量	t/h
3	A_API7622	增压机 3 段排气压力	MPa
4	A_API7602	空压机排气压力	MPa
5	A_EPIC7655	汽机抽汽压 PID 输出	%
6	PSE7656	空压机组汽机转速	r/min
7	A_API7602	空压机排气压力	MPa
8	A_RSPEED	空压机组转速测量值	r/min
9	A_API7604	空压机排气压力	MPa
10	A_API7611	增压机 1 段进气压力	MPa
11	A_API7614	增压机 2 段排气压力	MPa
12	A_APRATIO	增压机-段压比	
13	A_ATI7611	增压机 1 段进气温度	°C
14	A_ATI7642	增压机止推正推瓦温	°C
15	A_RZI7634	增压机轴位移	mm
16	G_ATE_0403	主汽阀后蒸汽温度	°C
17	G_AVIR_0401	轴承座振动	mm/s
18	A_AFI7611	增压机进气流量	Nm <sup>3</sup> /h
19	A_RKI7630	空压机键相	r/min
20	A_RKI7650	汽轮机键相	r/min

由于上述监测数据直接从分布式控制系统中获得,会受到环境中噪声的干扰,故在进行因果测度分析之前,需要对监测数据进行降噪处理,笔者采用小波降噪的方法对监测数据进行降噪处理。

### 3.2 多变量因果驱动的系统网络建模

系统状态演化过程中监测变量之间的因果测度一直处于波动变化。根据 GPDC 方法原理,一般认为 GPDC 测度大于 0.2 时,两监测点之间才存在因果关系;小于 0.2 时则认为两变量之间不存在因果。为了观察监测变量之间的因果测度演变情况,选取部分变量之间的 GPDC 测度随时间变化的趋势曲线进行分析,如图 2 所示。

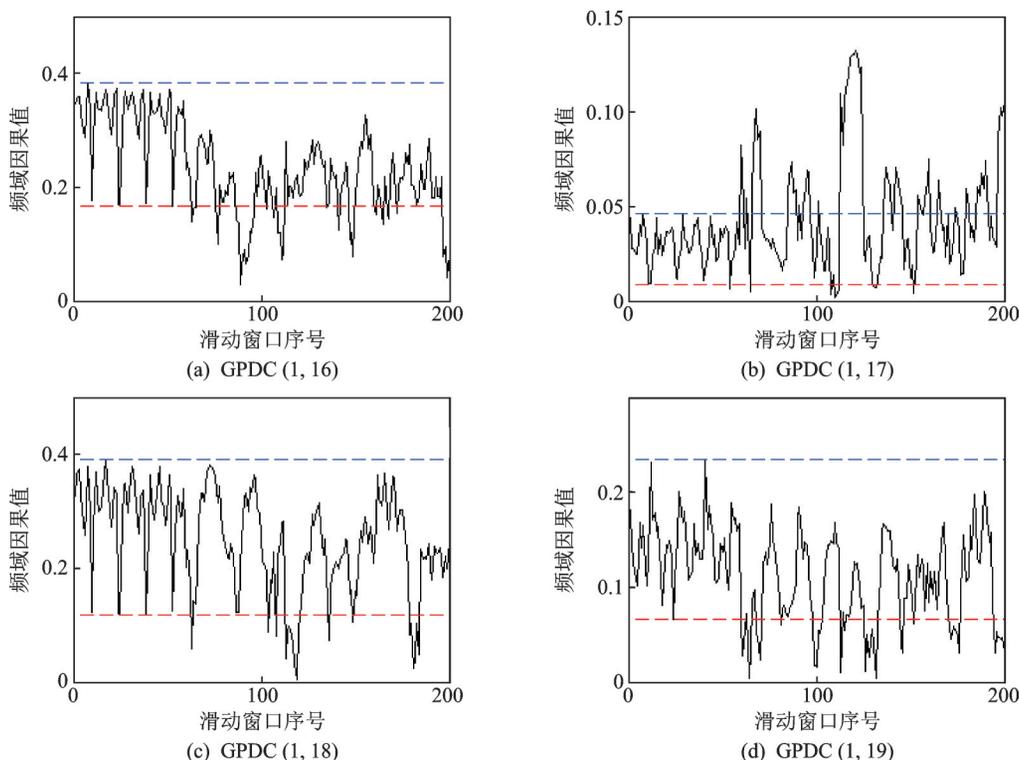


图2 部分变量之间 GPDC 测度变化图

Fig.2 GPDC change graph between partial variables

当系统服役于正常状态时,监测变量 1~16 之间的 GPDC 测度明显小于 0.2,属于弱因果;而系统服役状态演变过程中 GPDC 测度发生较为剧烈的波动,其因果关系在因果和非因果之间不断切换,因果测度变化是复杂机电系统耦合网络模型拓扑结构不断演变的动因。对于与该故障相关程度较弱的监测变量因果关系,如监测变量 4 和 19,这两个变量之间的 GPDC 测度变化则相对较小,在系统的状态演化过程中,其变量间因果测度一直处于弱因果状态。

用 GPDC 方法分别计算系统正常状态下(滑动窗口 50)和异常状态下(滑动窗口 90)两两变量之间的因果测度,生成多变量因果关系矩阵,对复杂机电系统的因果网络模型进行构建。图 3(a,b)分别为系统正常和异常运行状态下的因果网络模型。

当系统正常运行时,各监测变量之间联系密切;当系统发生异常时,由于系统部分功能衰弱,改变了变量之间的信息传递渠道,进而导致部分关键节点的连接度变小。图 3(a)中,与大量节点连通的的核心节点主要有节点 4、节点 5 和节点 6,这 3 个节点所代表的是空压机排气压力、汽机抽汽压力和转速的监测数据,这些参数是直接影响工况的关键参数,它们的高连接度也说明了该耦合网络模型能够在一定程度上反映系统的生产机理和工况状态。

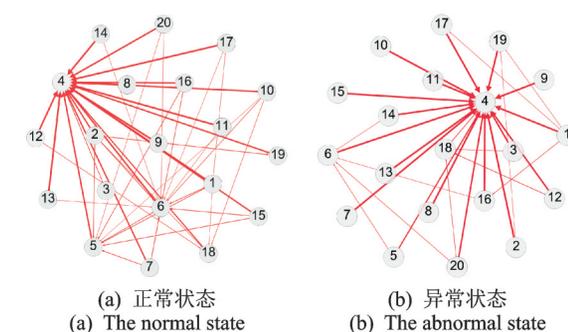


图3 压缩机组因果网络模型

Fig.3 The causal network model of compressor unit

通过观察变量间的因果网络模型演变可以发现系统运行状态的改变,但由于网络模型较为复杂,其无法直观定量判定系统是否处于异常和异常的程度,故需要提取能够有效反映因果网络模型的相关特征,对网络模型的演变进行量化表征。

### 3.3 多维特征融合的系统服役状态评估

基于所建立的因果网络模型,分别用平均路径长度、聚类系数和网络结构熵等网络的全局特征度量参数以及式(13)计算综合异常指数对系统的异常演变过程进行量化,分析相对于单一特征度量参数,基于多维特征融合异常指数在量化分析系统状态异常演变过程中的优势。

### 1) 基于单一特征的服役状态评估。

分别利用式(5)、式(7)和式(8)对连续滑动时间窗建立系统耦合网络并进行特征提取,得到系统服役状态演化过程中平均路径长度、聚类系数和网络结构熵的变化曲线,如图4(a,b,c)所示。从图中可以看出,在系统正常运行时,3个特征均在一定范围内稳定波动,该特征阈值范围作为系统服役过程异常状态判定的依据;当系统发生异常状态时,其波动阈值超出安全阈值区间,且异常状态越严重,波动的幅度就会越剧烈。

系统发生故障(滑动窗口60)后,虽然3个维度特征的变化曲线都明显超出了正常阈值空间,但通过观察图4(a,b,c)可以发现,3个维度上的特征均

有部分落在正常阈值空间内,因而通过单一特征无法对系统故障发展过程进行有效度量。

### 2) 基于异常指数的服役状态评估。

利用2.4节中所提出的系统异常指数模型构建方法对所提取的因果网络多维特征进行融合,融合后的异常指数PSAI随系统故障演化趋势如图4(d)所示。

图4(d)中滑动窗口步长为100 min。在故障发展过程中,压缩机组在系统性停车之前一段时间(滑动窗口60以后),系统处于不同程度的异常状态。这也说明了相对于单一维度特征,归一化后的多维网络特征度量指标对于系统的异常状态表征更加连续,对系统的状态演化具有更好的识别能力。

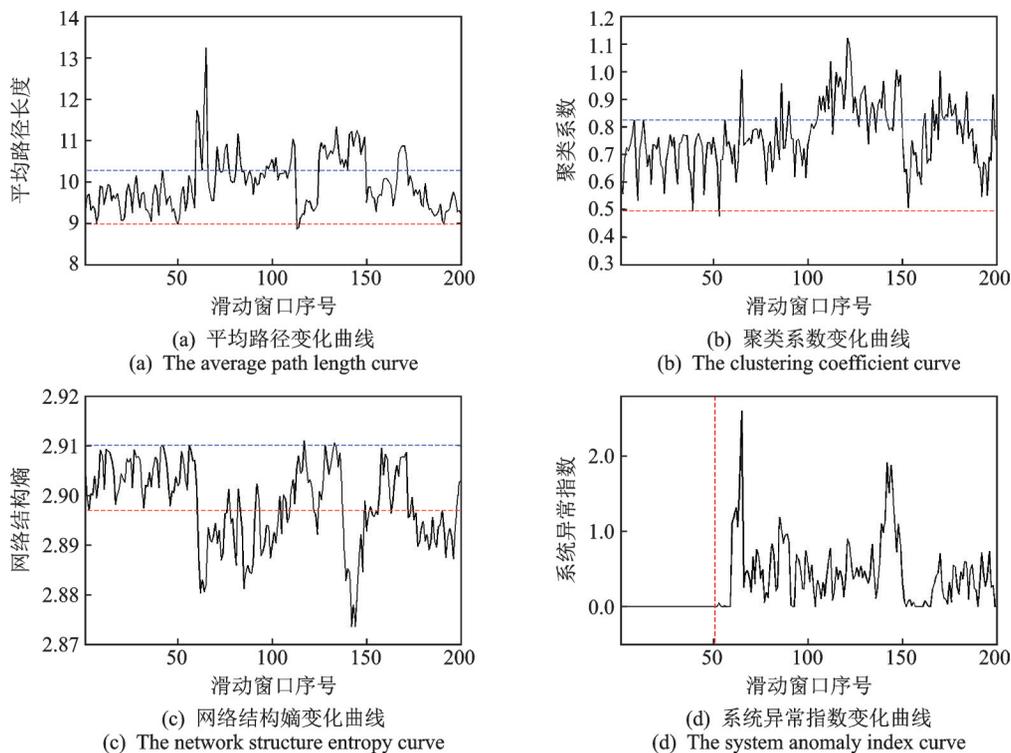


图4 系统网络特征的变化曲线

Fig.4 The varying curve of network characteristics

## 4 结论

1) 针对复杂机电系统状态变化迅速,而传统的状态评估方法对系统运行状态评估不精确的问题,提出一种多变量因果驱动的复杂机电系统服役状态评估方法。该方法引入广义相干性分析方法对系统监测变量之间的因果关系进行实时分析,建立反映系统服役状态的因果网络模型。在此基础上,提取因果网络多维特征,并进行融合形成精确表征系统

服役状态的异常指数PSAI,用于综合量化表征系统服役状态演化过程,避免因单一网络特征难以全面准确评估系统真实的服役状态而产生误报的问题。

2) 应用某化工企业压缩机组的故障发展过程状态监测数据进行验证,结果表明,所提出的方法能够实现复杂机电系统服役过程中的实时因果网络建模,且相比于单一特征,融合后的特征对系统的服役状态具有更好的量化表征能力。在大型复杂机电系统服役状态评估过程中可以快速对系统网络模型进

行构建,为系统精准调度提供实时的决策依据。

### 参 考 文 献

- [1] WANG R X, GAO X, GAO J M, et al. An information transfer based novel framework for fault root cause tracing of complex electromechanical systems in the processing industry[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 101:121-139.
- [2] 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.
- [3] KUMAR S P L. Knowledge-based expert system in manufacturing planning: state-of-the-art review [J]. *International Journal of Production Research*, 2019, 57(15/16): 4766-4790.
- [4] 冯龙飞,高建民,高智勇,等. 基于DCCA-NSEn的系统耦合网络建模与评估[J]. *振动、测试与诊断*, 2019, 39(5):1046-1052.  
FENG Longfei, GAO Jianmin, GAO Zhiyong, et al. System coupling network modeling and evaluation based on DCCA-NSEn[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2019, 39(5) : 1046-1052. (in Chinese)
- [5] TONG C, SONG Y, YAN X. Distributed statistical process monitoring based on four-subspace construction and bayesian inference [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2013, 52(29):9897-9907.
- [6] HAN P P, ZHANG Y, WANG L, et al. Model reduction of DFIG wind turbine system based on inner coupling analysis[J]. *Energies*, 2018, 11: 3234.
- [7] GUPTA P, SINGH A. Causal nexus between foreign direct investment and economic growth: a study of BRICS nations using VECM and Granger causality test [J]. *Journal of Advances in Management Research*, 2017, 13(2):179-202.
- [8] HU M, LI W, LIANG H. A copula-based granger causality measure for the analysis of neural spike train data [J]. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology & Bioinformatics*, 2018, 15(2):562-569.
- [9] SIERRA L A, YEPES V, GARCIA T, et al. Bayesian network method for decision-making about the social sustainability of infrastructure projects[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 176:521-534.
- [10] JANWATTANAPONG P, CABRERIZO M, CHEN F, et al. Classification of interictal epileptiform discharges using partial directed coherence [C]//*IEEE International Conference on Bioinformatics & Bioengineering*. Washington D C, USA:IEEE, 2018.
- [11] ZHAO X, SUN Y, LI X, et al. Multiscale transfer entropy: measuring information transfer on multiple time scales [J]. *Communications in Nonlinear Science & Numerical Simulation*, 2018, 62:202-212.
- [12] QIN Y, TAO J. Brain efficient connectivity analysis of attention based on the granger causality method [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2016, 33(1) : 56-60.
- [13] OMIDVARNIA A, AZEMI G, BOASHASH B, et al. Measuring time-varying information flow in scalp EEG signals: orthogonalized partial directed coherence [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014, 61(3):680-693.
- [14] MI X, CHENG N, ZHANG T. Performance comparison between gPDC and PCMI for measuring directionality of neural information flow [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2014, 227:57-64.
- [15] MAO G, NING Z. Fast approximation of average shortest path length of directed BA networks [J]. *Physica A Statistical Mechanics & Its Applications*, 2017, 466:243-248.
- [16] YUAN Z, CHONG W. Identification of essential proteins using improved node and edge clustering coefficient [C]//*Proceedings of the 37th Chinese Control Conference*. Wuhan, China:[s.n.],2018.
- [17] GAO X E, LI K Q, CHEN B. Invulnerability measure of a military heterogeneous network based on network structure entropy [J]. *IEEE Access*, 2017, 6: 6700-6708.



**第一作者简介:**谢军太,男,1984年5月生,助理研究员、硕士生导师。主要研究方向为装备制造与服役质量控制、系统安全可靠分析、智能诊断与运维决策等。曾发表《基于SOM复杂机电系统服役过程动态标记方法》(《振动、测试与诊断》2020年第40卷第2期)等论文。  
E-mail: xiejuntai@xjtu.edu.cn

**通信作者简介:**高智勇,男,1973年4月生,教授、博士生导师。主要研究方向为智能制造与智能质量、质量安全可靠性、信息质量控制、工业安全与大数据分析等。  
E-mail: zhygao@mail.xjtu.edu.cn