

基于 DCCA-NSEn 的系统耦合网络建模与评估^{*}

冯龙飞, 高建民, 高智勇, 谢军太, 高旭

(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 针对流程工业生产系统监测点多,各监测点间具有相关性的特点,提出了一种基于去趋势交叉分析-网络结构熵(detrended cross-correlation analysis-net structure entropy,简称 DCCA-NSEn)的复杂机电系统多变量耦合网络建模与状态评估的方法。该方法利用 DCCA 算法计算多变量两两之间的相关性,构建反映多变量耦合关系的加权网络模型,对监测序列进行滑移求解,得到系统耦合关系网络动态演化模型。利用 NSEn 方法分析耦合关系网络的结构熵,根据熵随时间的变化趋势对复杂机电系统的服役演化状态进行评估。笔者选取某压缩机组的真实生产数据进行 DCCA-NSEn 方法验证,然后用耦合去趋势波动分析(coupling detrended fluctuation analysis,简称 CD-FA)方法对同一组生产数据进行多变量分析,对两方法的分析结果进行对比。结果表明:与 DCCA 方法相比,本方法具有多变量同时监测评估的优势;与同样是多变量分析的 CDFA 方法相比,本方法具有评估效果稳定,对系统的异常状态检测效果更明显的优势。

关键词 去趋势交叉分析;耦合关系网络;网络结构熵;状态评估;复杂机电系统

中图分类号 TH17

引言

流程工业生产系统生产设备繁多,且系统内部关联耦合度高,是一个分布式的复杂机电系统^[1-3]。设备故障和工艺调整常常导致系统性的波动,及时准确地发现工业过程中的运行故障、合理评估故障过程的异常程度,对生产系统上下游进行合理调控非常重要^[4-5]。利用有效的状态评估方法对系统运行状态做出及时准确的评估,为调度人员提供可靠的系统实时状态,是保障系统安全稳定运行的重要手段。

在复杂机电系统综合状态评估方面,李黎等^[6]根据信息关联规则和因素空间理论的变权综合概念,提出了一种对电力变压器进行状态评估的方法。程瑛颖等^[7]针对电能计量装置提出了一种基于数据的状态评估方法。姚云峰等^[8]建立了基于改进证据理论的装备健康状态评估模型。但该类研究多关注系统的关键设备和部件,难以从整体上对系统的服役状态进行评估。

基于数据的时间序列分析方法,如 DCCA、CD-FA 等方法^[9]已广泛用于交通^[10]、金融及股市^[11]等

领域,该类方法通过充分挖掘和分析时间序列数据中的信息,有效帮助了管理者的管理和决策。将这些方法应用于工业过程变量间的耦合关系分析,可及时获取过程监测变量间的耦合状态的变化,进而构建能够表征系统服役状态的耦合网络模型。这对系统上下游的快速精准调度,和系统的精细化管控具有辅助作用,有助于提升流程工业生产过程的安全运行水平。

谭跃进等^[12]提出了网络结构熵的概念,阐述了网络结构熵与连接度分布的关系,对网络的异构特性进行了定量描述。而复杂机电系统生产过程具有较强的耦合性,各变量之间相互影响从而形成了基于耦合关系的网络模型。系统异常从网络结构熵的角度来看,就是系统的异构性发生变化的过程。因此,笔者通过网络结构熵理论,对系统耦合网络模型的异构性进行定量分析来实现系统的状态评估。

1 基础理论

1.1 时间序列耦合性分析的 DCCA 方法

2008 年,Podobnik 等^[13]提出消除趋势相关分

^{*} 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:2017-12-12;修回日期:2018-03-12

析方法,成为首个描述两列非平稳时间序列幂律相关关系的技术手段。DCCA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对相关性的影响。

流程工业的生产过程具有强耦合性,其监测变量之间也存在着不同程度的耦合关系,笔者在此将DCCA算法应用于变量耦合关系分析。算法流程^[14-15]如下。

1) 两时间序列 $\{y_i\}$ 和 $\{y'_i\}$ 具有相同样本长度 N , 对原时间序列计算集成序列, 为

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

2) 将集成序列 R_k 和 R'_k 分成 $N-n$ 个相互叠加的盒子, 每个盒子含有 $n+1$ 个数据, 其中每个盒子内数据下标的起始均为 i 和 $i+n$;

3) 定义局部趋势 \tilde{R}_k 和 \tilde{R}'_k , 即对所划分的每一个盒子中的 $n+1$ 个数据使用最小二乘线性拟合所得的序列;

4) 定义两序列间的去趋势游走, 其值是每个盒子内集成序列与局部趋势之间的差值, 即

$$\begin{cases} |\tilde{R}_k - R_k| \\ |\tilde{R}'_k - R'_k| \end{cases} \quad (k=i, i+1, \dots, i+n) \quad (2)$$

5) 计算每个盒子内的协方差, 即

$$f_{\text{DCCA}}^2(n, i) = (N-n)^{-1} \sum_{k=i}^{i+n} (R_k - \tilde{R}_k)(R'_k - \tilde{R}'_k) \quad (3)$$

6) 对所有盒子计算去趋势协方差 $F_{\text{DCCA}}^2(n)$, 即

$$F_{\text{DCCA}}^2(n) = (N-n)^{-1} \sum_{i=1}^{N-n} f_{\text{DCCA}}^2(n, i) \quad (4)$$

最后, 重复以上过程, 得到在不同标度 s 时的波动函数。当两个序列长程相关性存在时, 消除趋势协方差函数 $F_{\text{DCCA}}^2(n)$ 随着标度 n 的变化满足

$$F_{\text{DCCA}}(n) \sim n^h \quad (5)$$

其中: h 为 DCCA 标度指数。

DCCA 标度指数表征两序列间耦合特征, 即衡量两序列间的耦合强度。

1.2 网络结构熵

复杂网络理论中包含众多统计参数, 如节点度、累计度分布及网络结构熵等。笔者从网络结构熵的角度对系统耦合网络的状态演变过程进行分析, 通过系统网络模型的异构性变化来表征系统的服役状态, 流程如下。

1) 网络模型的点强度计算^[16-17]

$$k_i = \sum_{j=1}^{N_i} W_{ij} \quad (6)$$

其中: N_i 为与节点 i 相连接的近邻点的个数; W_{ij} 为节点 i 到 j 的权重。

2) 网络点强度分布计算

$$P(k_i) = nk_i / \sum_{i=1}^N k_i \quad (7)$$

其中: n 为强度 k_i 的节点总数; N 为节点总数。

3) 现实中复杂网络有少量具有高连通度的中枢节点和大量具有低连通度的节点, 即无标度性。熵是系统的一种无序的度量, 基于度分布的网络结构熵可以度量复杂网络的序状态。其定义^[18]为

$$E = \sum_{i=1}^N P(k_i) \ln P(k_i) \quad (8)$$

4) 为消除节点数目 N 对 E 的影响, 采用标准结构熵^[20]

$$\bar{E} = \frac{-2 \sum_{i=1}^N P(k_i) \ln P(k_i) - \ln 4(N-1)}{2 \ln N - \ln 4(N-1)} \quad (9)$$

2 基于 DCCA-NSEn 的多变量状态评估

流程工业过程监测变量之间具有复杂的耦合性, 耦合关系的变化过程蕴含了系统状态的演变信息。因此, 基于变量之间的耦合关系可以构建能够反映系统服役状态的耦合网络模型。笔者利用 DCCA 算法对变量耦合关系进行分析, 并结合网络结构熵方法分析耦合网络模型的状态演变过程, 提出了一种基于 DCCA 和 NSEn 的系统综合状态评估方法。

DCCA-NSEn 方法对监测变量进行分析的最终目的是根据实时生产数据, 实现流程工业生产系统的准确合理的评估。当系统状态发生异常时能够及时的报警提示相关责任人员, 避免故障进行恶性传播, 形成系统级故障而造成难以挽回的后果。DCCA-NSEn 方法与历史正常监测数据和实时监测数据相结合, 进行系统状态评估和异常报警的具体流程如图 1 所示。本方法适合于对长序列进行迭代分析, 对长周期缓变的故障有很好的评估效果。

2.1 监测数据集预处理

流程工业系统监测数据具有异源异构的特点,

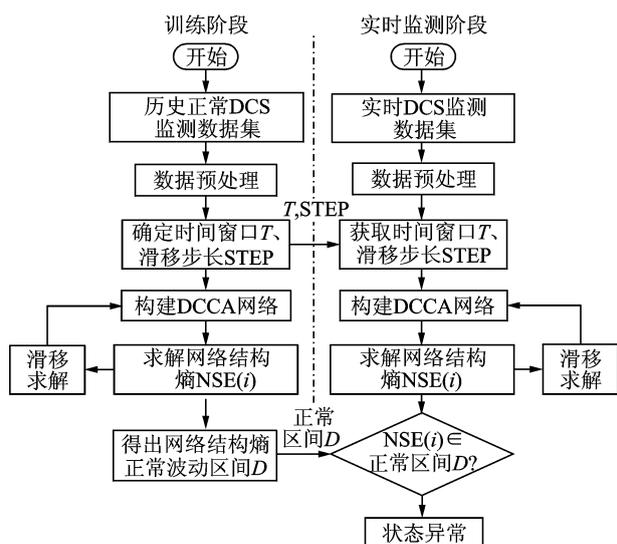


图1 DCCA-NSEn方法状态评估流程图

Fig. 1 DCCA-NSEn method state assessment flow chart

且工况恶劣导致监测数据中存在噪声干扰,直接进行分析的话很难反映变量间的真实耦合关系。所以,进行数据处理之前首先要进行数据预处理。

归一化处理:对于变量 X 内的每一个值,进行如式(10)处理

$$X(i) = X(i) / \text{mean}(X) \quad (10)$$

降噪处理:为降低噪声干扰对状态评估过程的干扰作用,此处采用的是小波包降噪算法进行降噪处理。

2.2 时间窗口宽度的选取

时间序列真实地记录了动态系统的历史信息,因而包含了系统结构特征和运行规律。DCCA算法能够从采集得到的时间序列中,取其中有限长的一段时间序列,对两变量之间的耦合度进行分析。因此所选序列长度 T 必须能够反映变量的特征。

在此,笔者采用FFT算法对监测变量的拟周期进行计算,得到 n 个时间序列的拟周期。为使得序列长度能尽最大可能反映每一个变量的特征,此处以变量中最大拟周期为参考,选取最大周期的2倍作为序列的时间窗宽度,即 $T = 2T_{\max}$ 。

2.3 DCCA指数网络的构建

对于 n 个时间序列 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$, 分别计算其两两之间的DCCA指数, $\text{DCCA}(x_1, x_1), \text{DCCA}(x_1, x_2), \dots, \text{DCCA}(x_n, x_n)$, 形成一个 $n \times n$ 的DCCA矩阵 D 。

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

如式(11)所示, $x_1 \sim x_n$ 为所选的 n 个要评估的变量。其中, d_{ij} 为变量 x_i 与变量 x_j 的DCCA指数, 即代表了两变量之间的耦合度。由 n 个变量两两之间的耦合度, 构成了这样一个 N 节点的耦合度网络。由于DCCA方法是无向的, 使得 $d_{ij} = d_{ji}$, 所以 D 矩阵是一个对称矩阵。 D 包含了 n 个变量中任何两个变量的相关性关系, 对其特征分析能够同时监测到每一个变量与其他所有变量之间的耦合度变化。

2.4 基于NSEn的系统服役综合状态表征

当系统发生异常状态时, 变量之间的耦合关系也会发生不同程度的变化, 从而驱动了耦合网络特征的演变。本方法认为, 当耦合网络的网络结构熵发生较大变化时, 系统的服役状态发生异常。

如2.3节所述, 对监测时间序列进行滑移求解可得到连续的耦合度网络。其网络结构熵曲线的连续变化过程可以反映系统的服役状态。当系统处于正常运行状态时, 网络结构熵稳定在一定的区间内波动; 当系统出现故障时, 各变量相关性出现异常, 耦合网络的网络结构熵会出现大幅度的变化, 并超出合理阈值。

3 实例验证

3.1 监测时间序列变量选择

压缩机组作为流程工业系统的典型单元, 其安全运行对于整个流程工业生产稳定运行至关重要。文中应用某煤化工企业的在一次部分设备故障停车前13天去除压缩机组的故障监测数据进行分析, 其故障可描述为: 在5月上旬, 先后出现了多次异常工况, 第1次出现异常, 由于系统自身存在调节机制, 恢复到了正常状态, 很快又出现了更严重的异常, 经过紧急维修, 在一定程度上恢复了系统性能, 但系统还是处于持续的异常状态, 如此反复导致大部分设备在5月13号被迫故障停车, 进行检修。在此过程中, 选用与故障相关的5个监测变量如表1所示。以故障发展初期到严重阶段的数据为基础进行分析, 验证本方法对系统状态评估的有效性。

表 1 压缩机组监控变量表

序号	监测点位	点位名称描述	单位
1	G_ATE_0403	主汽阀后蒸汽温度	°C
2	G_ATE_0403A	主汽阀后蒸汽温度	°C
3	A_RSPEED	空压机组转速测量值	r/min
4	A_EPIC7655_OUT	汽机抽汽压力 PID 输出	%
5	G_AVIR_0401	轴承座振动速度	mm/s

表 2 各变量的拟周期计算

变量名	G_ATE_0403	G_ATE_0403A	A_RSPEED	A_EPIC_7655_OUT	G_AVIR_0401
T/min	833.3	833.3	1 250.0	208.3	625.0

3.2 数据预处理

进行数据分析之前,需先将原始监测数据转化为可统一分析的时间序列,此处分为两步进行处理,即数据归一化处理和数据降噪处理。

此处采用了小波包降噪的方法。数据降噪过程分为分解和重构两个步骤:a.对不同变量采取合适的小波基函数和分解层数,用固定阈值方法对分解后的各小波细节系数进行软阈值处理;b.重构最后一层近似系数和所有层的细节系数,得到降噪后的变量时序图,如图 2 所示,其中横坐标为时间 t ,纵坐标为归一化的振动量 T' 。

由图 2 可知,归一化的数据降噪之后,信号的总体趋势不发生变化,且滤掉了部分高频噪声。

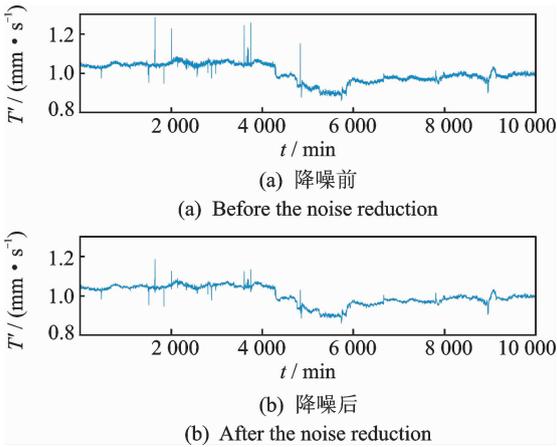


图 2 变量 G_AVIR_0401 降噪前后效果图
Fig. 2 Comparison of variable G_AVIR_0401 before and after the noise reduction

3.3 求时间序列滑动窗口宽度 W

为使数据尽可能反映数据的特征,提高 DCCA 算法计算变量间耦合度的准确性,此处采用 FFT 算法进行每一段序列的拟周期 T 进行计算,监测点每分钟采样一次。取最大拟周期 T_{max} 的 2 倍周期作为滑动窗口 W ,即 $W = 2 \max(T(1), T(2), \dots, T(n))$ 。笔者选用了 5 个变量进行综合分析,每个变量的拟周期求解结果如表 2 所示。窗口宽度为 2 500,即时间窗宽度为 2 500 min。

3.4 监测变量间的耦合性分析及构建

为分析在随时间变化的过程中哪些变量之间的耦合度发生了变化,绘制 DCCA 指数变化曲线如图 3 所示。

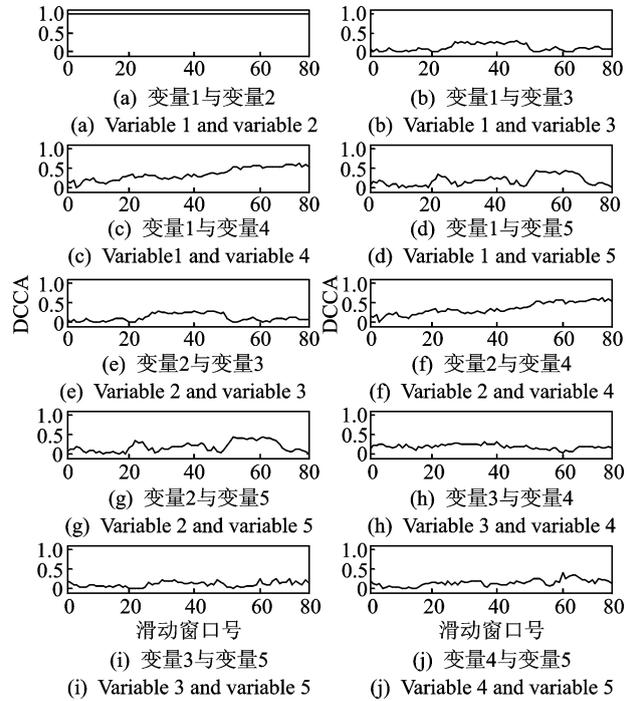


图 3 两两变量之间 DCCA 指数变化图
Fig. 3 DCCA coefficient variation between two variables

图 3 中,横坐标为滑动窗口号,纵坐标为 DCCA 指数值。由图可知:各变量间的 DCCA 指数变化趋势有的能够部分反映系统的状态异常信息,有的基本没有发生太大变化。可见,如果仅使用某两个变量的耦合度来反映系统的状态,则会带来系统评估过于片面,从而得出不准确、甚至错误的结论。在此,用 DCCA 算法计算变量之间的相关性,并构建监测变量耦合度网络。按 2.3 中的方法进行构建,式(12)为第 1 段窗口的耦合度网络。

$$D_1 = \begin{bmatrix} 1.000\ 0 & 0.997\ 5 & 0.067\ 3 & -0.150\ 5 & -0.067\ 5 \\ 0.997\ 5 & 1.000\ 0 & 0.064\ 4 & -0.157\ 0 & -0.061\ 3 \\ 0.067\ 3 & 0.064\ 4 & 1.000\ 0 & 0.131\ 0 & -0.180\ 3 \\ -0.150\ 5 & -0.157\ 0 & 0.131\ 0 & 1.000\ 0 & 0.181\ 9 \\ -0.067\ 5 & -0.061\ 3 & -0.180\ 3 & 0.181\ 9 & 1.000\ 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

在耦合度分析过程中,可用 DCCA 指数来判定两变量的耦合度。一般认为 DCCA 指数小于 0.3 时,变量间具有微弱耦合关系,当其处于 0.3~0.7 之间时为具有中等强度耦合关系,若其大于 0.7,则具有强耦合关系。

在此处,为使得分析结果趋于稳定,辨识度高,去除弱相关元素,去除规则如式(13)所示。

$$D(i, j) = \begin{cases} 0 & (|DCCA(i, j)| < 0.3) \\ |DCCA(i, j)| & (|DCCA(i, j)| > 0.3) \end{cases} \quad (13)$$

3.5 基于 NSEn 的系统服役状态演化规律分析

计算得其网络结构熵的变化如图 4 所示。选取点 1 代表系统正常状态、点 2, 3 代表系统的异常状态,分析在此窗口时各变量之间的相关性,如图 5 所示。

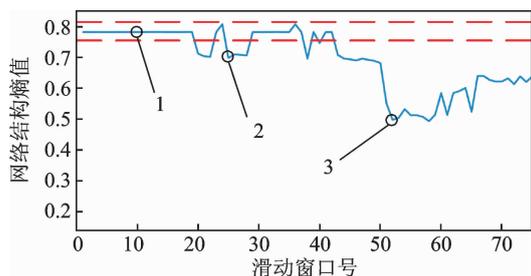


图 4 网络结构熵随时间变化曲线

Fig. 4 The entropy of network structure changes with time

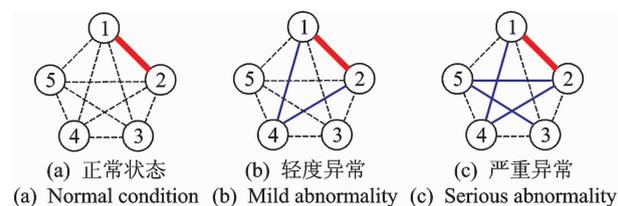


图 5 系统不同状态下变量耦合网络

Fig. 5 Variable coupling network of systems in different states

由图 5 知,在 7 天过程中,系统刚开始处于正常状态,与之相对应的,其 NSEn 值非常平稳地稳定在 0.75~0.80 之间。到第 4 天发生异常时,网络结构熵值发生了很大的变化,NSEn 逐渐变为了 0.4。后由于系统存在的自动修复性能,状态恢复了正常,网络结构熵值也回升到正常区间。之后再次发生更严重的故障,NSEn 值发生了非常剧烈的波动,后经过维修,系统性能恢复到了一定的水平,NSEn 值也有所恢复,但未达到正常区间之内,系统仍处于持续异常状态。

为进一步分析在各阶段时,变量之间的相关性变化,图 5 进行多变量相关性分析^[19]。蓝色线代表

部分相关,粗红线代表强相关,虚线代表弱相关或不相关。

图 4 中 1 点为系统处于正常运行状态,此时各变量之间的耦合关系网络如图 5(a)所示,当系统处于正常状态时,系统耦合关系网络基本不发生变化。2 点为系统处于异常运行状态,此时各变量之间的耦合关系网络如图 5(b)所示,与图 5(a)相比发现网络模型发生了较大的变化,此时系统出现了一定的异常,但系统自动恢复了正常状态。随后系统发生了更加剧烈的异常状态,取 3 点为代表,当系统状态剧烈恶化时,其变量间的耦合关系网络如图 5(c)所示,变量间的相关性发生了剧烈的变化。通过图(a)~(c)的对比可发现,当系统处于正常状态时,各变量之间的耦合关系网络比较稳定;当系统发生不同程度的异常状态时,变量间的耦合关系网络也会发生不同程度的变化。

通过图 4, 5 的分析得出,笔者所提出的 DCCA-NSEn 方法不仅能判断系统是否发生了异常,还能对系统运行状态的异常程度进行评估。

3.6 其他多变量综合状态评估方法

CDFA 是广义多变量去趋势协方差函数分析针对非线性、非平稳性的多个状态信息序列间耦合特性的方法^[20]。在 CDFA 算法流程中,可以从绘制的多重分形谱曲线中提取分形特征。此处采取广义赫斯特指数 $h(q)$ 、谱高度 $\Delta f (\Delta f = f(\alpha)_{\max} - f(\alpha)_{\min})$ 以及 Holder 指数的最大值和最小值 4 个特征作为特征组合 $(h(q), \Delta f, \alpha_{\max}, \alpha_{\min})$ 。通过这些耦合关系特征的变化对系统运行状态进行评估。

为了将 CDFA 方法与笔者提出的 DCCA-NSEn 方法进行对比,此处采用上述数据进行 CDFA 方法的分析评估,CDFA 方法所得评估结果如图 6 所示。图 6 中横坐标为滑动窗口号,纵坐标为各项特征参数。

经过 CDFA 方法分析,得到 $(h(q), \Delta f, \alpha_{\max}, \alpha_{\min})$ 4 个组合特征的变化曲线。由图 6 观察得,在系统初期运行时,4 个特征指数都相对平稳,滑动超过 30 步以后,各指数都有上升趋势。这说明对系统的异常状态有一定的检测效果。

3.7 方法评价与对比

流程工业生产系统中一般是通过各种控制系统使得其状态变量随时间在某一范围内变化,因此具有连续流程的化工生产都是在定态下进行的。DCCA 方法是对两变量耦合度的评价,所以当系统正

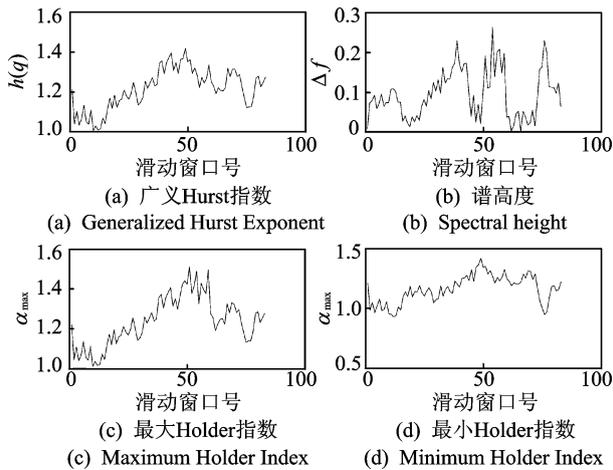


图6 CDFA方法提取耦合特征

Fig. 6 CDFA method extracts the coupling characteristics

常运行时,其耦合度保持在一定范围内波动;当发生异常时耦合度会有较大的波动。由图4,5可知,当监测变量众多,对两两变量之间的耦合性分析不能反映出系统生产运行的综合状态,故此处引入了网络结构熵的方法对原方法进行改进,得到很好的综合评估效果。

笔者提出的DCCA-NSEn方法与CDFA方法进行对比,有以下优点:a. DCCA-NSEn方法的所得的特征曲线较CDFA方法,当系统正常运行时,曲线走势更加平稳;当系统出现异常时,则波动更加剧烈、明显。b. 由3.5节中结果分析可知,DCCA-NSEn方法较CDFA方法不仅能够判别系统是否异常,对系统发生异常的程度也有一定的评估效果。c. DCCA-NSEn方法用变量间DCCA系数网络的网络结构熵的变化来评估系统运行状态,较CDFA方法不仅能评估系统运行状态,同时能够把控系统网络模型的动态演化。

4 结束语

笔者提出了一种基于去趋势交叉分析方法和网络结构熵理论的流程工业系统多变量综合评估的方法,并提出一种利用DCCA系数构建复杂机电系统的网络模型。根据FFT方法计算序列拟周期,以此确定时间窗口宽度,利用去趋势交叉分析方法对监测变量两两之间的耦合性进行分析。经过处理后,去除弱相关因素的影响,构建了反映系统服役状态演化特征的耦合网络模型,时间窗口在时间轴上滑动。提出了一种运用网络结构熵研究系统耦合网络模型的演化特征。利用网络结构熵在网络结构异构

性表征的优势,定量表达变量间相关性变化规律,为故障预警和过程恢复评估提供决策支持。

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,并且将验证结果与多变量评估的CDFA方法进行对比分析。结果表明:本方法评估在系统正常状态下网络结构熵变化较为稳定,异常状态下曲线变化敏感,所以对流程工业的状态评估具有较好的评估效果。当系统发生不同程度的异常时,网络的连接方式也会发生不同程度的变化,这些变化都体现在了网络结构熵的变化中。这也验证了DCCA-NSEn方法的合理性。

参 考 文 献

- [1] 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 Wei-han, 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)
- [2] Huang Xinlin, Gao Jianmin, Jiang Hongquan, et al. A systematic fault root causes tracing method for process systems[C]// Reliability and Maintainability Symposium. Lake Buena Vista, FL, USA: IEEE, 2011: 1-7.
- [3] 孙楷,高建民,高智勇. 基于数据驱动的系统彩色图谱分析现代工业系统健康状态[J]. 机械工程学报, 2012, 48(18):186-191.
Sun Kai, Gao Jianmin, Gao Zhiyong. Health state analysis of modern industry system through system color picture based on the data-driven[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(18):186-191. (in Chinese)
- [4] Xie Juntao, Gao Jianmin, Gao Zhiyong, et al. Application research of multivariate linkage fluctuation analysis on condition evaluation in process industry[J]. Science China Technological Sciences, 2018, 61(3):397-407.
- [5] Xie Juntao, Gao Jianmin, Gao Zhiyong, et al. Modeling and analysis of linkage fluctuation for industrial process based on complex network theory[C]// Reliability and Maintainability Symposium. Tucson, AZ, USA: IEEE, 2016:1-7.
- [6] 李黎,张登,谢龙君,等. 采用关联规则综合分析和变权重系数的电力变压器状态评估方法[J]. 中国电机

- 工程学报, 2013, 33(24):152-159.
- Li Li, Zhang Deng, Xie Longjun, et al. A condition assessment method of power transformers based on association rules and variable weight coefficients [J]. Journal of Chinese Electrical Engineering Science, 2013, 33(24):152-159. (in Chinese)
- [7] 程瑛颖, 杨华潇, 肖冀, 等. 电能计量装置运行误差分析及状态评价方法研究[J]. 电工电能新技术, 2014 (5):76-80.
- Cheng Yingying, Yang Huaxiao, Xiao Ji, et al. Operation errors analysis of electric energy metering device and state evaluation method research [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2014(5):76-80. (in Chinese)
- [8] 姚云峰, 伍逸夫, 冯玉光. 装备健康状态评估方法研究[J]. 现代防御技术, 2012, 40(5):156-161.
- Yao Yunfeng, Wu Yifu, Feng Yuguang. Condition assessment of equipment [J]. Modern Defense Technology, 2012, 40(5):156-161. (in Chinese)
- [9] Peng C K, Buldyrev S V, Havlin S, et al. Mosaic organization of DNA nucleotides. [J]. Physical review. E, Statistical Physics, Plasmas, Fluids, and Related Interdisciplinary Topics, 1994, 49(2):1685-1689.
- [10] Zebende G F, Filho A M. Cross-correlation between time series of vehicles and passengers [J]. Physica A: Statistical Mechanics & its Applications, 2009, 388 (23):4863-4866.
- [11] Podobnik B, Horvatic D, Petersen A M, et al. Cross-correlations between volume change and price change [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2009, 106(52):22079-22084.
- [12] 谭跃进, 吴俊. 网络结构熵及其在非标度网络中的应用 [J]. 系统工程理论与实践, 2004, 24(6):1-3.
- Tan Yuejin, Wu Jun. Network structure entropy and its application to scale-free networks [J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2004, 24(6):1-3. (in Chinese)
- [13] 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.
- [14] Kristoufek L. Testing power-law cross-correlations: rescaled covariance test [J]. European Physical Journal B, 2013, 86(10):418.
- [15] 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.
- [16] 安海岗. 基于复杂网络的时间序列双变量联动波动 [J]. 计算物理, 2014, 31(6):742-750.
- An Haigang. Linkage fluctuation in double variables of time series based on complex networks [J]. Chinese Journal of Computational Physics, 2014, 31(6):742-750. (in Chinese)
- [17] Situngkir H. Small world network of athletes: graph representation of the world professional tennis player [J]. Ssrn Electronic Journal, 2007, 273:55-71.
- [18] Wu Jun, Tan Yuejin, Deng Hongzhong, et al. A new measure of heterogeneity of complex networks based on degree sequence [C] // Unifying Themes in Complex Systems. Berlin, Heidelberg: [s. n.], 2010:66-73.
- [19] Guo Shize, Lu Zheming, Chen Zhe, et al. Strength-strength and strength-degree correlation measures for directed weighted complex network analysis [J]. Ieice Transactions on Information & Systems, 2011, 94 (11):2284-2287.
- [20] Hedayatifar L, Vahabi M, Jafari G R. Coupling detrended fluctuation analysis for analyzing coupled non-stationary signals [J]. Physical Review E, 2011, 84 (1):021138.



第一作者简介:冯龙飞,男,1994年2月生,硕士生。主要研究方向为工业装备状态监测与故障诊断、系统可靠性与安全分析。

E-mail: 1432084676@qq.com