

基于可视图网络节点重要性度量的离心泵 振动故障诊断方法

孙斌, 梁超, 崔彬彬

(东北电力大学 能源与动力工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘要: 针对离心泵振动信号的非线性非平稳的特征, 提出了一种基于可视图构建复杂网络(简称可视图网络)节点重要性度量的离心泵故障诊断方法。采用可视图的方法构建网络, 提取网络中的特征参数, 对离心泵的正常、不对中、不平衡和基础松动4种状态进行分析得到, 可视图网络比相关系数网络能提取更为准确的网络信息, 更能准确的对离心泵的故障进行诊断分析。通过对网络中重要节点的度量, 得到网络节点重要性的综合评价结果, 采用中间中心度(BC)指标进行故障诊断, 诊断正确率能达到98.7%, 与其它指标相比更适合故障诊断。研究表明, 基于可视图网络节点重要性度量的方法对离心泵振动故障能进行较为准确的诊断。

关键词: 复杂网络; 可视图; 节点重要性; 故障诊断

中图分类号: TP277 文献标识码: A

引言

离心泵是工业中不可缺少的一部分, 在电力、石油、机械和军事行业中起着重要的作用^[1]。因此, 对其进行适时的维护诊断有着重要的实际意义。传统的诊断方法, 如小波分析的方法广泛应用于故障特征的提取^[2]。但由于离心泵的振动信号呈现的是非线性、非平稳的特征, 因此传统的诊断方法不能很好的提取振动特征信号。

近年来, 复杂网络已经受到越来越多的关注。对于非线性时间序列, 复杂网络能够更好地刻画其动力学特征^[3]。而对不同的时间序列, 构建网络的方法也不同。Yang等采用相关系数网络的方法研究非线性时间序列^[4], Lacasa等提出可视图(Visibility Graph)建网方法^[5], 它可以处理数据量较大的时间序列, 且计算速度较快, 准确度较高, 因此已经广泛应用于分析人的心率动力学特征以及混沌时间序列分布特征等领域^[6]。此外, 对复杂网络某些重要节点的评估和度量以及更好地刻画网络的特性和系统的特征有着重要的意义。

本研究在传统诊断方法的基础上, 应用可视图方法构建网络, 并且通过对网络中关键节点的度量, 了解离心泵中各种故障网络的空间结构以及系统特性。结果表明, 该方法可以准确诊断离心泵故障, 为离心泵的故障诊断提供了一种新的方法。

1 时间序列复杂网络的构建

1.1 相关系数

对于 m 维相空间的嵌入矢量从时间序列 x_i ($k = 1, 2, \dots, N$) 以延迟时间 τ 重构得到的动力系统为:

$$X_i = (x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}) \quad (1)$$

$$i = 1, 2, \dots, N - (m-1)\tau$$

若任意两个时间序列的振动信号表示为 X 和 Y , 则网络的相关系数^[7]可以定义为:

$$r_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^{N-(m-1)\tau} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N-(m-1)\tau} (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{N-(m-1)\tau} (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

式中: $\bar{x} = \frac{1}{N-(m-1)\tau} \sum_{i=1}^{N-(m-1)\tau} x_i$, $\bar{y} = \frac{1}{N-(m-1)\tau} \sum_{i=1}^{N-(m-1)\tau} y_i$ 通过计算可得到一个相关性的对称矩阵 r 。

定义相关性阈值 r_c , 则振动信号复杂网络邻接矩阵可表示为:

$$R_{ij} = \begin{cases} 1, & (|r_{ij}| \geq r_c) \\ 0, & (|r_{ij}| < r_c) \end{cases} \quad (3)$$

式中: τ —延迟时间, 根据 $C-C$ 算法^[8] 这里取 2; m —嵌入维数, 根据伪近邻算法^[9], 这里取 5; r_c —参考阈值, r_c 太大或太小都不利于网络中特征量的

收稿日期: 2013-08-26; 修订日期: 2013-12-16

作者简介: 孙斌(1972-), 男, 吉林永吉人, 东北电力大学教授。

统计 经过分析 这里取 $r_c = 0.98$ 。

1.2 可视图复杂网络

可视图建网参见文献 [10],对于离散时间序列 将数据点定义为网络节点,数据点之间满足可视性准则的连线定义为网络连边。如图 1(a) 所示为一个简单的周期时间序列,其中每个直方条的高度与其真实值一致。若两个直方条的顶端互相可视,则认为这两点在网络中相连。图 1(b) 是图 1(a) 中的时间序列所生成的复杂网络,依次排开的实点与离散时间序列的数据点一一对应,而实点间的连线与直方条间的可视线也是一一对应的。在建网的过程中,可视线不能重复或者遗漏,节点不能与自身相连,两个直方条间的数据线不能穿越其它的直方条。

可视性准则: 如果离散时间序列中点 (t_a, y_a) 和点 (t_b, y_b) 相连,那么对于任意点 (t_c, y_c) 其中 $t_a < t_c < t_b$ 满足:

$$\frac{x_a - x_c}{t_c - t_a} > \frac{x_a - x_b}{t_b - t_a} \quad (4)$$

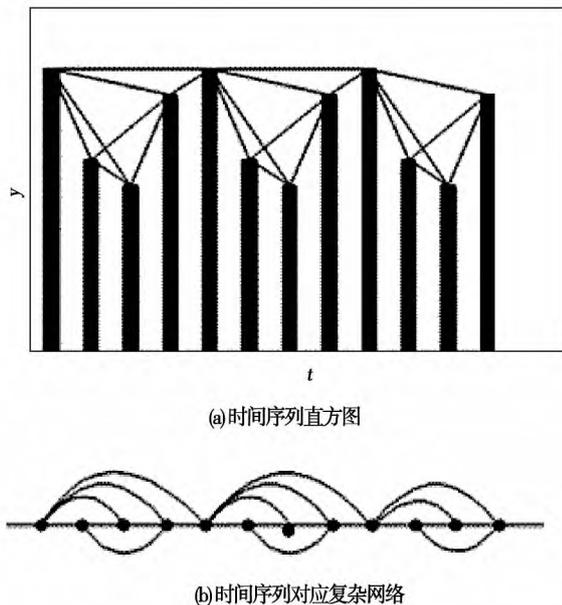


图 1 时间序列可视图建网
Fig. 1 Time sequence visual graph

可视图构建的复杂网络具有如下性质: 每一个节点至少同其左邻点或右邻点相连; 网络为无向无权网络; 坐标轴尺度变化或者经过仿射变换后其可视性不变。可视图建网方法能够保持原有时间序列的一些特征,即周期时间序列转化为规则网络,随机时间序列转化为随机网络,分形时间序列转化为无标度网络。可视图建网方法应用几何准则定义节点

连接性,从而捕捉时间序列的几何结构,通过网络特征参数刻画时间序列的几何相似性,进而体现时间序列的层次性与波动趋势。

为了更好的了解网络的系统特征,可以对网络中的度、聚类系数和平均最短路径 3 个特征量进行统计分析^[11]。

(1) 度

度是复杂网络中单独节点属性中简单而又重要的性质。网络的度分为出度和入度,出度指网络中某一节点指向另一节点的边数,入度则指其他节点指向该节点的边数。而网络中所有节点度的平均值为网络的平均节点度 $\langle k \rangle$ 。若 v 代表网络中的某一节点, k_v 表示节点 v 的度:

$$\langle k \rangle = \frac{1}{N} \sum_{v=1}^N k_v \quad (5)$$

(2) 聚类系数

聚类系数是刻画复杂网络结构统计特性的一个重要概念。局部的聚类系数是网络中各个节点的聚类系数,全局的聚类系数为网络中所有节点局部聚类系数的平均值:

$$C_v = \frac{2E_v}{k_v(k_v - 1)} \quad (6)$$

$$C = \frac{1}{N} \sum_{v=1}^N C_v \quad (7)$$

式中: E_v —与节点 v 相连的闭合三角形结构的数目; $k_v(k_v - 1) / 2$ —与节点 v 相连的三元组的总数。聚类系数反映网络顶点间的紧密程度,聚类系数越大说明振动信号之间的关系越紧密,反之则越稀疏。

(3) 平均最短路径

网络中两节点 i 和 j 之间的距离 d_{ij} 定义为连接这两个节点之间最短路径的边数,而网络中的平均最短路径则表示任意两节点之间距离的平均值:

$$L = \frac{1}{N(N - 1)} \sum_{i \neq j} d_{ij} \quad (8)$$

式中: N —网络中的顶点数; i 和 j —网络中的任意两个节点。平均最短路径反映的是网络中一种振动信号向另一种振动信号变化时所经历的过程,平均最短路径越大,则变化的过程越复杂。

2 离心泵故障信号网络动力学分析

实验所采用的离心泵型号为 2BA-6A,转速最大为 3 000 r/min,扬程为 25.2 m,流量为 20 m³/h,效率为 65.6%,吸上真空高度为 7.2 m,离心泵采用开式系统,实验电机的型号为 JZS2-51-1,主电压

为 380 V 转速为 470 - 2 900 r/min ,频率为 50 Hz。在泵轴垂直和水平方向分别安装非接触式电涡流位移传感器以测取径向位移 ,实验测试面采用的是联轴器的垂直面 ,而轴向位移通过水平安装非接触电涡流位移传感器测取。

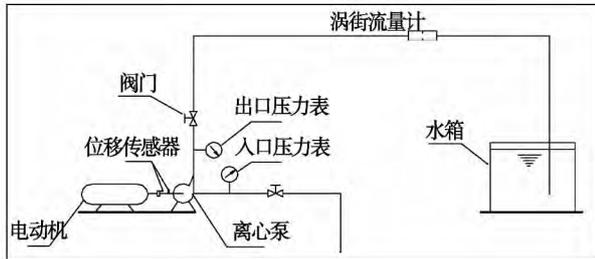


图 2 离心泵实验装置
Fig. 2 Centrifugal pump test device

实验系统 4 种振动位移信号分别测取泵的正常状态、转子不对中、质量不平衡和基础松动。实验过程中转子的转速由 500 r/min 上升到 2 900 r/min ,转速每增加 20 r/min 采样一次 ,利用数据采集器 INV306F 采集数据 ,采样频率为 800 Hz ,采样点数为 4096 点。实验系统如图 2 所示。每种故障随机选用 8 组数据 ,每组数据采样点数为 1000 点。模拟不对中是通过将联轴器松开 ,使其偏离中心位置再紧固来实现;模拟质量不平衡是通过在联轴器的位置安装 1 个圆盘 ,圆盘上装配重的螺钉实现;模拟基础

松动则是通过将电机底座固定螺栓松开一定程度来实现。

图 3 为离心泵 4 种状态不同建网方法的参数分布图 图中横坐标表示每种状态随机选用的 8 组数据 ,纵坐标表示特征量分布。其中图 3(a) 图 3(c) 图 3(e) 分别为可视图网络的平均度分布图、聚类系数分布图和平均最短路径分布图 ,图 3(b) 图 3(d) 图 3(f) 分别为相关系数网络的平均度分布图、聚类系数分布图和平均最短路径分布图。从图 3(a) 、图 3(c) 、图 3(e) 可以看出 ,离心泵 4 种状态下的网络参数分布明显不同 ,离心泵的振动信号呈现的是非线性非平稳的。转子不对中:系统中转子的轴线不对中或轴承中心与转子中心不对中 ,而对刚性联轴器及齿轮联轴器的径向激振频率以 2 倍频或 4 倍频为主 ,还包括高次谐波和工频。对应于复杂网络中平均度和聚类系数略大于正常状态的 ,平均最短路径则小于正常状态;质量不平衡:由于是转子的质量不平衡 ,转子的质心和几何中心不重合 ,其频谱成分主要以工频为主且伴有部分谐波成分 ,对应于复杂网络中平均度比正常状态和不对中大 ,而聚类系数和平均最短路径小于正常状态;基础松动:系统结合面存在间隙或连结刚度不足而造成机械阻抗偏低 ,离心泵运行振动过大 ,其振动主要形式为径向垂直振动 ,对应于复杂网络中平均度最小 ,而聚类系数和平均最短路径最大。

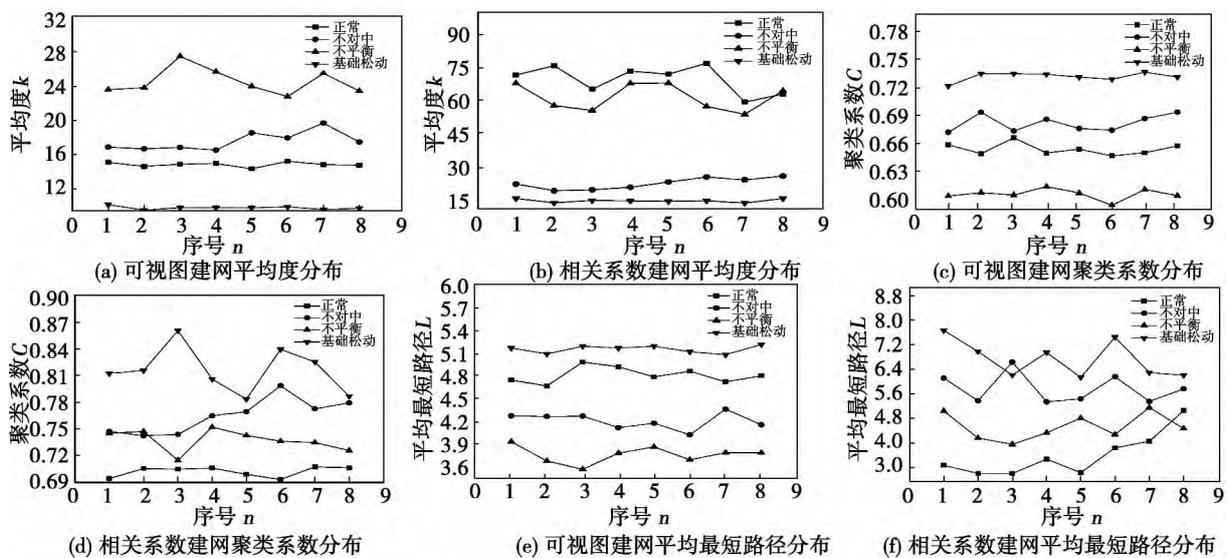


图 3 离心泵 4 种状态的可视图和相关系数网络的参数分布图

Fig. 3 Visual graph showing four kinds of the state of a centrifugal pump and chart showing the distribution of parameters related to the relevant coefficient network

3 网络节点重要性度量

3.1 节点重要性度量指标

复杂网络重要节点度量是网络科学重要的研究内容之一,对网络中关键节点的分析有助于掌握网络中的重要信息,方便了解网络的结构和性质。设图 $G=(V,E)$ 是一个由 N 个节点、 m 条边组成的无权无向网络,其中 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_N\}$, $|V|=N$, 表示网络中所有节点的集合; $E=\{e_1, e_2, \dots, e_m\}$, $|E|=m$ 表示网络中所有节点连接边的集合。本研究使用的节点重要性指标包括度数中心度、接近中心度和中间中心度。

定义1 度数中心度(degree centrality)

度数中心度主要用于描述节点在网络中所产生的影响力^[12]。其表达式为:

$$DC_i = k_i / (N - 1) \quad (9)$$

式中: k_i —网络中与节点 i 相关联的边数。 DC 值可以衡量不同规模的网络节点的重要度,节点的度值越大,则这个节点在网络中越重要。

定义2 接近中心度(closeness centrality)

接近中心度用于刻画网络中的节点在网络中到达其它节点的难易程度^[12]。其表达式为:

$$CC_i = N / \sum_{j=1}^N d_{ij} \quad (10)$$

式中: d_{ij} —网络中节点 i 为起点,节点 j 为终点的最短路径所含边的数量。 CC 值不仅考虑了节点的度值,还考虑了节点在网络中的位置,因此该方法能反映网络的全局结构。节点 CC 值越大,表明位于网络中心位置的程度越大,相应的也就越重要。

定义3 中间中心度(betweenness centrality)

中间中心度主要是用于描述网络中节点对于信息流动的影响力^[12]。其表达式为:

$$BC_i = \sum_{j \neq i, k \in V} \frac{g_{jk}(i)}{g_{jk}} \quad (11)$$

式中: $g_{jk}(i)$ —节点 j 和 k 之间通过节点 i 的最短路径数目。 BC 值刻画了信息流经某一节点的可能性,反映一个节点在其相关路径中的重要程度。 BC 值越大,说明该节点的影响力越大,相应的也就越重要。

3.2 网络效率

网络效率是用来表征网络连通性,网络效率越高,则网络的连通性越好。若移除一个网络中某一

节点,则与该节点相连接的所有边也相应移除,网络的连通性就受到影响。若网络中节点 i 和节点 j 之间的效率为 $1/d_{ij}$,则网络效率可以表示为:

$$\varepsilon = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j \in G} \frac{1}{d_{ij}} \quad (12)$$

由定义可知 $0 \leq \varepsilon \leq 1$, $\varepsilon = 1$ 说明网络的连通性最好, $\varepsilon = 0$ 则说明网络由孤立节点组成。本研究通过对网络选择性地删除一定比例的节点,计算节点删除前和删除后的网络效率下降比例来刻画网络中节点重要性指标的准确性^[13]。若在删除节点前网络效率为 ε_0 ,删除一定比例 p ($0 \leq p \leq 1$) 的节点后网络效率变为 ε ,则网络效率下降比例表示为:

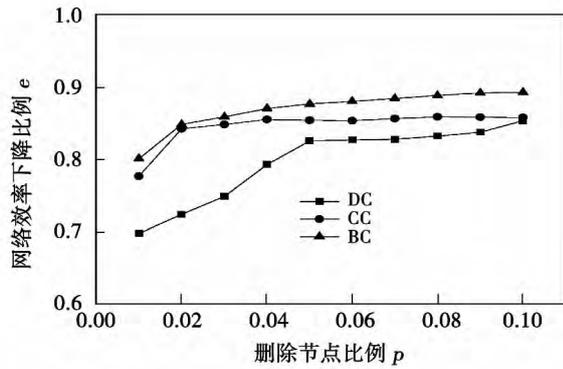
$$e = 1 - \frac{\varepsilon}{\varepsilon_0}, 0 \leq e \leq 1 \quad (13)$$

$e = 1$ 表示网络删除节点后网络效率变为 0,此时网络由孤立节点组成; $e = 0$ 表示网络删除节点后网络效率不变。因此,采用不同节点重要性指标分别选择性的删除一定比例 p ($0 \leq p \leq 1$) 的节点后, e 值越大,表明删除这些节点后网络效率变得越差,因此采用这种方法能更为准确的度量网络中节点的重要性。

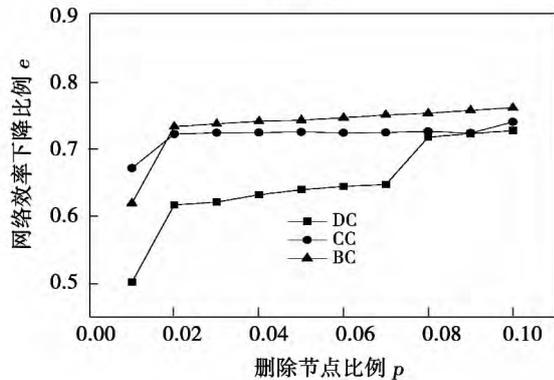
3.3 离心泵振动网络中重要节点度量

图4为离心泵4种振动信号复杂网络分别采用节点重要性指标删除排名靠前的节点后网络 e 值的变化情况。图中横坐标表示删除节点的比例 p ,删除的比例是从 0.01 到 0.1,纵坐标表示网络效率下降比例 e 。从图中可看出,4种状态下几种指标在删除节点后网络效率下降比例先增大,后基本趋于不变,而采用 BC 指标删除节点后导致网络的下降比例较其它几种指标大, DC 指标删除节点后网络的下降比例最小,例如在图4(a)中,当 $p=0.08$ 时,指标 DC 、指标 CC 、指标 BC 的 e 值分别为 0.8334, 0.8599, 0.8896,这说明采用 BC 指标删除排名前 8% 的节点,网络的效率变得最差,而采用 DC 指标删除排名 8% 的节点,网络的效率变得最好。因此在离心泵振动信号复杂网络中 BC 指标比 DC 指标和 CC 指标更能准确的度量节点的重要性。

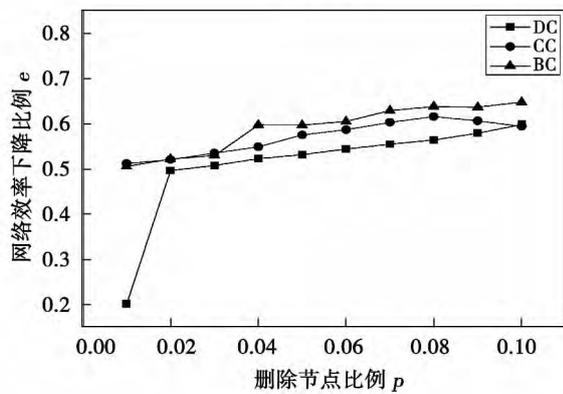
针对不同网络中特征量的分布对不同的离心泵故障进行诊断。图5为应用 BC 指标分析网络中 10% 的重要节点后离心泵 4 种状态的特征量分布,每种状态随即抽取 8 组数据,每组数据采样点数为 1000 点。从图中可以看出,不同状态的特征量分布不同,达到了分类目的。而 CC 指标和 DC 指标可进行类似的分析,对不同的离心泵进行故障分类。



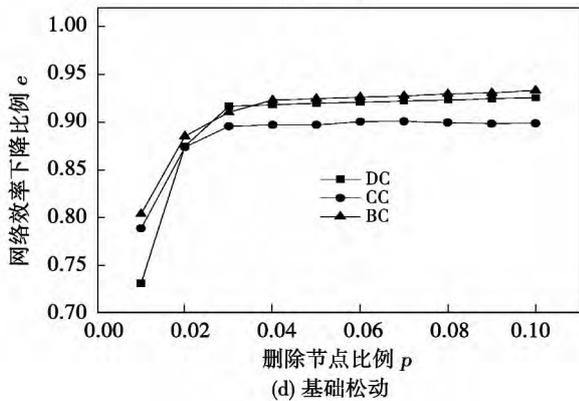
(a) 正常



(b) 不对中

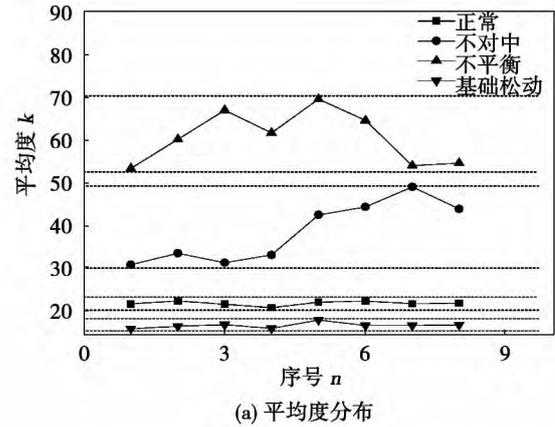


(c) 不平衡

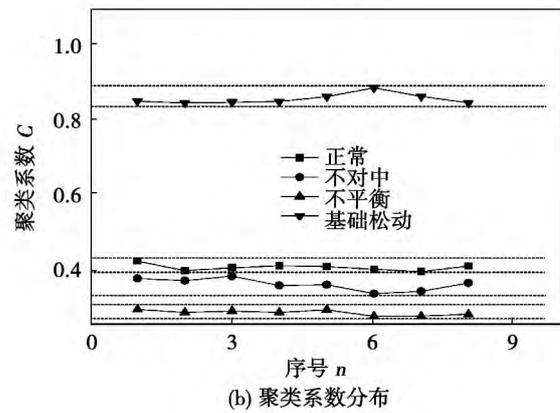


(d) 基础松动

图4 删除排名靠前的节点后网络 e 值的变化情况
Fig. 4 Changes of the e value after the nodes listed in the leading places have been deleted



(a) 平均度分布



(b) 聚类系数分布

图5 BC 指标分析网络中重要节点后的特征量分布

Fig. 5 Distribution of the characteristic variables after the major nodes in the BC index analytic network

为了证明 BC 值在故障诊断中的准确性,表1为离心泵4种状态复杂网络不同指标诊断结果。试验测取的数据为正常30组、不对中38组、不平衡27组和基础松动31组,每种状态网络由1000个节点组成,通过可视图的方法构建复杂网络,各个指标分别取排名前10%的节点。由表1可知,采用 BC 指标诊断率高于其它两种指标,诊断率为98.7%,比采用 DC 指标高13.4%,比采用 CC 指标高9.4%。

表1 3种指标诊断结果

Tab. 1 Diagnostic result of three kinds of index

重要节点 度量指标	诊断率			
	不对中	不平衡	基础松动	平均
DC	84%	84%	88%	85.3%
CC	90%	92%	86%	89.3%
BC	100%	100%	96%	98.7%

4 结 论

(1) 复杂网络能从空间的角度量化信号动力学特性,在处理非线性非平稳的信号时具有一定的优势;

(2) 可视图建网比相关系数建网更能准确的对离心泵的故障进行诊断分析;

(3) 根据离心泵振动信号所构建的复杂网络,通过对网络中关键节点的探索,能更准确的获得网络中的关键信息,对刻画网络具有十分重要的意义。

(4) 通过可视图建网,并对网络中重要节点的度量,得到节点重要性的评价指标,BC指标诊断结果达到98.7%,诊断效果较好。

参考文献:

- [1] Sakthivel N R, Binoy B Nair, Sugumaran V. Soft computing approach to fault diagnosis of centrifugal pump [J]. Applied Soft Computing 2012, 12(5): 1574 - 1581.
- [2] 孙来军, 胡晓光, 纪延超. 改进的小波包特征熵在高压断路器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(12): 103 - 108.
SUN Lai-jun, HU Xiao-guang, JI Yan-chao. Applications of the improved wavelet packet characteristic entropy in fault diagnosis of high voltage circuit breakers [J]. Proceedings of China Electric Machinery Engineering 2007, 27(12): 103 - 108.
- [3] G. A. Mendes, L. R. da Silva, H. J. Herrmann. Traffic gridlock on complex networks [J]. Physica A 2012, 391(2): 362 - 370.
- [4] Yang Yue, Yang Huijie. Complex network-based time series analysis [J]. Physica A 2008, 37(5-6): 1381 - 1386.
- [5] L. Lacasa, B. Luque, J. Luque, J. C. Nuno. The visibility graph: a new method for estimating the Hurst exponent of fractional Brownian motion [J]. Europhys. Lett. 2009, 86(3): 30001 - 30005.
- [6] Long Yu. Visibility graph network analysis of gold price time series [J]. Physica A 2013, 392(16): 3374 - 3384.
- [7] 朱大智, 吴俊, 谭跃进等. 度秩函数: 一个新的复杂网络统计特征 [J]. 复杂系统与复杂性科学 2006, 3(4): 28 - 34.
ZHU Da-zhi, WU Jun, TAN Yue-jin, et al. Degree-rank function: new statistic characteristics of a complex network [J]. Complex System and Complexity Science 2006, 3(4): 28 - 34.
- [8] 马千里, 郑启伦, 彭宏等. 基于相空间重构理论与递归神经网络相结合的股票短期预测方法 [J]. 计算机应用研究, 2007, 24(4): 239 - 245.
MA Qian-li, ZHEN Qi-lun, PEN Hong, et al. Method for predicting the share price in a short term based on a combination of the phase-space restructuring theory and recursive neural network [J]. Research of Computer Applications, 2007, 24(4): 239 - 245.
- [9] KENNELMB, BROWN R, ABARBANELHD I. Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction [J]. Physical Review A, 1992, 45(6): 3403 - 3411.
- [10] L. Lacasa, B. Luque, F. Ballesteros, et al. From time series to complex networks: the visibility graph [C]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2008, 105: 4972 - 4975.
- [11] 汪小帆, 李翔, 陈关荣. 复杂网络理论及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
WANG Xiao-fan, LI Xiang, CHEN Guan-rong, et al. Complex network theory and its applications [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006.
- [12] 于会, 刘尊, 李勇军. 基于多属性决策的复杂网络节点重要性综合评价方法 [J]. 物理学报, 2013, 62(2): 204 - 205.
YU Hui, LIU Zun, LI Yong-jun. Method for comprehensively evaluating the importance of nodes in a complex network based on the multi-attribute decision-making [J]. Acta Phys. Sin., 2013, 62(2): 204 - 205.
- [13] 李鹏翔, 任玉晴, 席酉民. 网络节点(集)重要性的一种度量指标 [J]. 系统工程, 2004, 22(4): 13 - 20.
LI Peng-xiang, REN Yu-qing, XI You-min. Index in measurement of the importance of nodes (set) in a network [J]. System Engineering 2004, 22(4): 13 - 20.

(丛敏 编辑)

were used respectively to simulate a 1 025 t/h utility boiler and the simulation results were contrasted with the test ones. It has been found that due to the dispersion resistance of the ash layer to the combustion gas ignored by the self-contained model, the carbon content of flying ash thus obtained is only 0.1% while that obtained by using the improved model is 3.1%, the latter is closer to the test result 2.2%. The oxygen volumetric percentages at the outlet of the furnace obtained by using the self-contained and improved model are 3.0% and 3.3% respectively, thus the error is in a range of $\pm 10\%$. **Key words:** utility boiler, combustion of pulverized coal, carbon content of flying ash, core shrinkage model

基于可视图网络节点重要性度量的离心泵振动故障诊断方法 = Method for Diagnosing the Vibration Fault of a Centrifugal Pump Based on the Visual Graph Network Node Importance Measure [刊, 汉] SUN Bin, LIANG Chao, CUI Bin-bin (College of Energy Source and Power Engineering, Northeast University of Electric Power, Jilin, China, Post Code: 132012) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2014, 29(3). - 320 - 325

In the light of the nonlinear and unsteady characteristics of the vibration signals from a centrifugal pump, proposed was a method for diagnosing a fault of a centrifugal pump based on the visual graph network node importance measure (shortly referred to as visual graph network). A network was built by using the visual graph method and its characteristic parameters were extracted from the network. An analysis of the four kinds of network of the centrifugal pump, i. e. normal, non-aligned, non-balanced and loosened in the foundation, came to a conclusion that more accurate network information can be extracted from the visual graph network than from the relevant coefficient network and the former can be used to more accurately diagnose and analyze any fault of the centrifugal pump. By measuring the important nodes of the network, the authors obtained comprehensive evaluation results of the importance of the nodes in the network. The BC (betweenness centrality) index was used to diagnose fault, the correct percentage of a diagnosis can be up to 98.7%, more applicable for fault diagnosis compared with other indexes. It has been found that the method based on the visual graph and network node importance measure can diagnose more accurately any vibration fault of a centrifugal pump. **Key words:** complex network, visual graph, node importance, fault diagnosis

火电机组冷却塔变工况特性研究 = Study of the Off-design Operating Condition Characteristics of a Cooling Tower in a Thermal Power Generator Unit [刊, 汉] XIA Lin, LIU De-you, DING Wei, HE Da (College of Water Conservation and Hydropower, Hohai University, Nanjing, China, Post Code: 210098) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2014, 29(3). - 326 - 332

Based on the theory for soft measuring the air speed entering into a cooling tower and the real-time measured data of