

复杂网络在转子故障诊断中的应用*

孙斌, 尚达

(东北电力大学能源与动力工程学院 吉林, 132012)

摘要 针对转子故障诊断问题,提出了一种基于复杂网络的转子故障诊断方法。首先,依据粗粒化方法,把转子振动信号转化为由5个特征字符(H,h,e,l,L)构成的波动符号序列;然后,以符号序列中的125种3字符串组成转子振动信号的波动模式作为网络节点(即连续4个时刻振动信号波动组合),并按照时间顺序连边,构建3种故障所对应的转子振动信号的波动复杂网络;最后,将振动信号波动模式间的相互作用等综合信息蕴含于网络的拓扑结构之中。对网络的度与度分布、聚集系数、最短路径长度等动力学统计量的计算分析结果表明,利用复杂网络的动力学统计量可以准确诊断转子的振动故障。

关键词 振动信号;故障诊断;复杂网络;波动模式

中图分类号 TK288; TH165+.3

引言

汽轮机转子故障诊断实质上是一种状态识别与分类的问题^[1-5]。目前已有多种汽轮机转子的故障诊断方法,如模糊综合评判、模式识别、BP神经网络、专家系统等,这些方法都有各自的优点和不足^[6-10]。

复杂网络理论兴起于20世纪90年代^[11-13],它是对复杂系统的一种抽象和描述方式。任何包含大量组成单元(或子系统)的复杂系统,当构成单元被抽象成节点、单元之间的相互关系被抽象为边时,都可以当作复杂网络来研究。笔者基于复杂网络对汽轮机转子故障进行诊断,从应用结果可以看出,复杂网络理论为汽轮机转子故障诊断提供了一条新的途径,可及时诊断故障,提高汽轮机机组运行的经济性和安全性。郝柏林^[14]提出可以通过符号动力学建立运动轨道和形式语言的联系,然后借助语法复杂性理论来刻画复杂性,其核心内容就是符号动力学与时间序列的粗粒化。不同程度的粗粒化,舍去更小层次上的细节,使它们在所关注的层次中表现为某些特征量,有利于突出本质的特征。例如,构成DNA核苷酸分子只用A,T,G,C这4种符号来代表,而所有生物的DNA都由这4种核苷酸编码而成。粗粒化常用的方法是对系统区间进行同质划分,它是将整个区间平均分成有限个子区间。如果对划分后的每个子区间赋予一个符号,则整个系统区间就转换为一个

符号序列。对粗粒化符号序列的研究就是对相应时间序列的研究。由于粗粒化过程舍去了小层次上的细节,所以粗粒化形式的符号序列具有有限性。笔者依据粗粒化方法,将实验中所得到的振动信号转化为由5个特征字符{L,l,e,h,H}构成的振动信号符号序列,以符号序列中的125种3字符串组成的振动信号波动模式为网络的节点,构建3种故障振动信号的波动网络,得到3种故障振动信号波动网络的度与度分布、聚集系数、最短路径长度以及度分布熵等动力学统计量。通过对这些统计特征量的分析,可以诊断故障的类型并分析故障的原因。

1 实验数据粗粒化处理

1.1 数据粗粒化处理

将采集的振动信号 $T(t)$ ($t=1,2,\dots,N,N=8\ 000$)作为研究的数据来源。对于3种故障所对应的连续振动信号时间序列,假定 $T(t+\Delta t)$ 为下一时刻的振动信号数值,而 $T(t)$ 为当前时刻的振动信号数值,计算3种故障振动信号的数值波动 $k(t)$

$$k(t) = T(t + \Delta t) - T(t) \quad (1)$$

其中: Δt 为时间间隔。

笔者主要研究 $\Delta t=0.001\text{ s}$ 的任意连续两个时刻之间的振动信号波动情况。因此,先考虑振动信号

中的数值波动,将振动信号序列转化为符号序列。根据

$$P(k) = \frac{k(t) - \min[k(t)]}{\max[k(t)] - \min[k(t)]} \quad (2)$$

计算3种故障振动信号的波动值可能出现的概率 $P(k)$,依据等概率思想将振动信号波动 $k(t)$ 划分为5个区间。把落在这5个区间中的 $k(t)$ 分别用符号H,h,e,l,L表示为

$$S_i = \begin{cases} L & (0 \leq P(k) < 0.2) \\ l & (0.2 \leq P(k) < 0.4) \\ e & (0.4 \leq P(k) < 0.6) \\ h & (0.6 \leq P(k) < 0.8) \\ H & (0.8 \leq P(k) < 1.0) \end{cases} \quad (3)$$

其中:H代表振动信号波动变化快速上升;h代表缓慢上升;e代表相对平稳;l代表缓慢下降;L代表快速下降。

依据这一思想,将实验所提取的振动信号序列 $T(t)$ 转化为相应的符号序列

$$S_T = (S_1, S_2, S_3) \quad S_i \in (H, h, e, l, L) \quad (4)$$

由于粗粒化过程舍去了小层次上的细节,粗粒化形式符号序列又具有有限性,这就使得出的结论更有利于揭示3种故障振动信号波动变化的内在规律。这里把3个连续振动信号波动变化模态作为研究对象,由上述H,h,e,l,L等5种符号组合成3字符串代表1个节点,研究连续两个节点之间振动信号变化的内在规律。

1.2 实验数据采集

转子振动实验台如图1所示,实验台模拟的故障分为3类,包括转子质量不平衡、不对中以及松动和不对中耦合。各种故障模拟的方法为:不平衡故障通过在临近电涡流传感器的转子转盘上集中旋入3~5个螺钉来实现;不对中故障是将联轴器换成硬质橡胶管,并在轴末端的轴承座底垫上1~2个垫片,将轴承座扭转一定角度来实现;松动和不对中故障耦合则是在一次实验中加入轴承座松动和转子不对中两种故障来实现。



图1 转子振动实验台

故障信号的原始采样频率为1 000 Hz,每种故障信号采集8组,采样点数为8 000点。

2 振动信号波动复杂网络的构建

以连续4个振动信号波动的差值为节点,用3个字符串定义该差值,每一个字符串代表连续4个振动信号差值的波动模态。按照时间顺序来连边,边是前一个顶点指向它的下一个顶点,代表了一个连续的4个振动信号的差值向另一个连续的4个振动信号的差值转变,振动信号波动模态如图2所示。

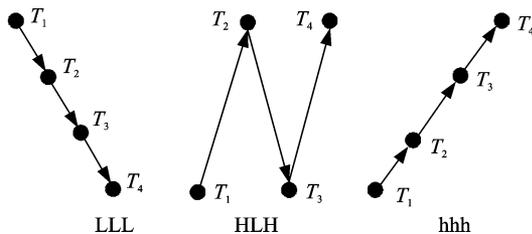


图2 振动信号波动模态示意图

振动信号差值符号序列 S_T 是由不同模态互相转换构成的。转换过程中,模态之间存在着信息传递和支配作用,后一个模态的出现是以前一个或多个模态为基础,体现了一定的记忆性和多元化的特征;因此,模态之间的联系形式是“有向”的,联系强弱程度也各不相同。引入24个加权网络来分别描述3种故障振动信号差值序列中各波动模态之间的作用和联系。构建的3种故障的典型振动信号复杂网络如图3所示。

3 振动信号复杂网络特性统计分析

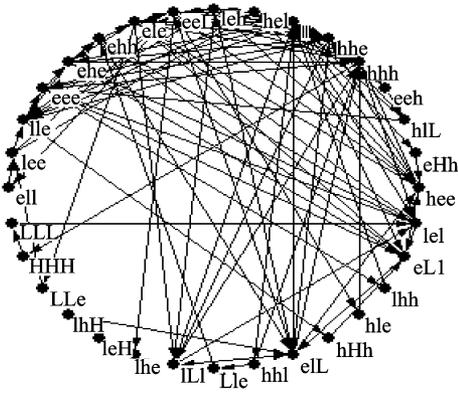
3.1 平均最短路径

在复杂网络研究中,一般定义两节点间的距离为连接两者的最短路径边的数目,网络的平均两点间的最短路径 L 则是所有节点对之间距离的平均值,即

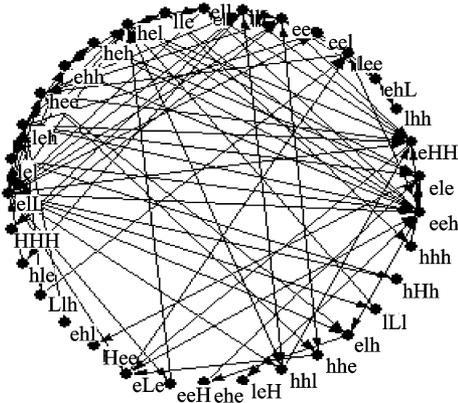
$$L = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i,j \in N, i \neq j} d_{ij} \quad (5)$$

其中: N 为网络中顶点数; d_{ij} 为节点 i 到节点 j 的最短路的长度。

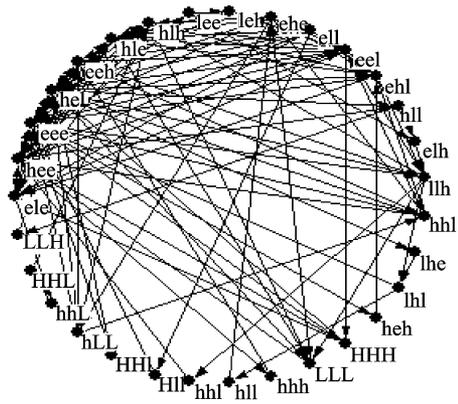
最短路径体现了一种振动信号波动模态向另一种振动信号波动模态转换经过的顶点数,若顶点数越多,则这两种模态转换所需要的时间就越长;因此,网络的平均最短路径长度体现出了网络中任意



(a) 不对中



(b) 不对中加松动



(c) 不平衡

图3 3种故障振动信号所对应的复杂网络

两种模态之间的转换所要经过的平均时间,以此来反映3种故障振动信号所对应的波动网络变化的复杂性。网络的平均路径越长,表明任意两个变化模态之间在转换中经过的中间模态过渡越多,振动信号变化越复杂。

如图4所示,不对中所对应网络的平均最短路径分布区间为1.268 3~1.342 54,不对中加松动所对应网络的平均最短路径分布区间为1.243 6~

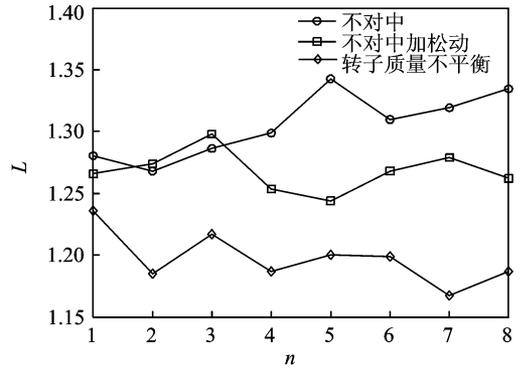


图4 3种故障的振动信号网络平均路径分布图

1.297 8,转子质量不平衡所对应网络的平均最短路径分布区间为1.186 9~1.235 6。转子质量不平衡所对应网络的平均最短路径数值低于不对中和不对中加松动所对应网络的平均最短路径,不对中与不对中加松动所对应网络的平均最短路径有部分重叠,但整体上不对中所对应网络的平均最短路径数值高于不对中加松动所对应的网络。造成重叠的原因,主要是由于不对中与不对中加松动两种故障都有不对中的故障发生,因此两种信号都有不对中故障的成分。

3.2 聚集系数

聚集系数是复杂网络的一个重要统计学特征,假设节点*i*通过*k_i*条边与其他*k_i*个节点相连,这*k_i*个节点之间最多可能存在*k_i(k_i-1)/2*条边,而它们之间实际存在*E_i*条边,则节点*i*的聚集系数为

$$C_i = \frac{2E_i}{k_i(k_i - 1)} \tag{6}$$

具有*N*个节点网络的聚集系数为

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \tag{7}$$

对于完全连接的规则网络有*C=1*,而完全孤立的“网络”(即全部是孤立的节点,没有任何边连接)的聚集系数*C=0*。

如图5所示,不对中所对应网络的聚集系数分布区间为0.270 6~0.351 3,不对中加松动所对应网络的聚集系数分布区间为0.317 8~0.354 8,转子质量不平衡所对应网络的聚集系数分布区间为0.375 6~0.469 2。

3.3 度分布熵

度分布熵的定义为

$$H = - \sum_k P(k) \lg P(k) \tag{8}$$

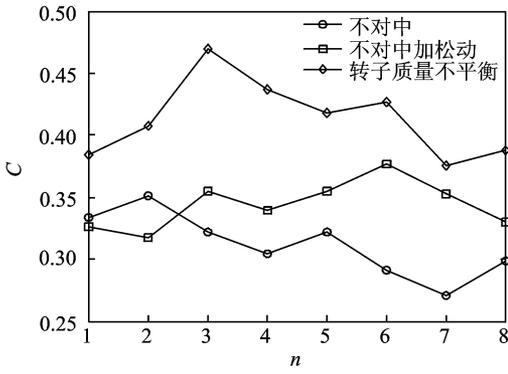


图5 3种故障的振动信号网络聚集系数分布图

其中: k 为节点度的一个取值; $P(k)$ 为这个取值发生的概率。

对比热力学中传统的熵概念,度分布熵 H 相当于把每个节点度的取值看做一个“微观状态”,把这个取值发生的概率看作这个“微观状态数”,以此来计算熵;因此,度分布熵 H 表示网络度分布的无序性,最小的 H 值对应于规则网,而最大的 H 值对应于随机网,说明 H 值越大网络越复杂。

如图6所示,不对中所对应网络的 H 分布区间为1.137 3~1.245 8,不对中加松动所对应网络的 H 分布区间为0.991 1~1.088 9,转子质量不平衡所

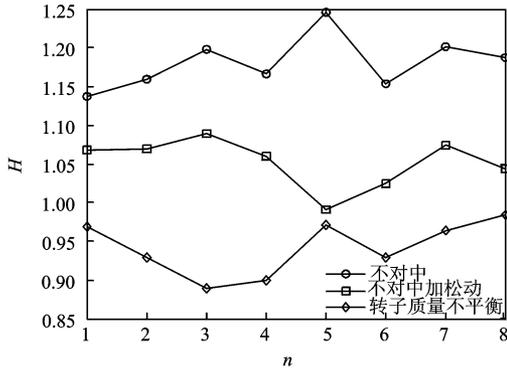


图6 3种故障的振动信号网络度分布熵

对应网络的 H 分布区间为0.888~0.983之间。3种故障的振动信号网络的度分布熵排序为: $H_1 > H_2 > H_3$ (H_1, H_2, H_3 分别为不对中、不对中加松动、转子质量不平衡所对应的度分布熵)。说明不对中所对应振动信号的变化最为复杂,不对中加松动所对应的振动信号变化的复杂性次之,转子质量不平衡所对应振动信号变化的复杂性最弱。通过对3种故障振动信号网络度分布熵 H 的分析,对3种故障的识别取得了较好的效果。

3.4 度与度分布

度是描述网络中某一节点连接其他节点程度的概念。利用3种故障的振动信号构造的复杂网络是一个有向网络,其节点度分为出度和入度。节点的入度表示其他振动信号波动模态向某一模态的直接转换,节点的出度代表着这种波动模态向其他模态的直接转换。因为节点之间的连边是通过时间顺序来连接的,所以在振动信号波动网络中,除了第1个节点和最后1个节点,其他节点的出度和入度必定是相等的,因此只要研究其中的一种就可以研究振动信号波动网络中节点的度分布。每种故障所对应8组网络累计节点的度大小排序如表1~表3所示。网络中的累计节点度分布定义为

$$p(k) = x_i / N \tag{9}$$

其中: x_i 为度值等于 k 的累计节点数; N 为累计节点总数。

度分布 $p(k)$ 定义为任意选一个节点,它的度值正好为 k 的概率。度分布描述了不同故障的各种振动信号所对应波动模态之间的短程相关程度的大小。3种故障所对应的网络中某一种模态的度值越大,说明由该模态向其他模态直接转变的关系越多。一种模态与其他模态之间短程相关性越强,这个模态的度越大,意味着这个模态越重要。

表1 不对中振动信号所对应的8组波动网络中累计节点度大小排序

节点	eee	eel	lee	hee	eeh	ell	lle	ele	ehe	lll	...	hHe
度	1 455	411	407	297	294	280	256	251	223	208	...	1
等级	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...	65

表2 不对中加松动振动信号所对应的8组波动网络累计节点度大小排序

节点	eee	eel	lee	hhe	ehh	ell	heh	ehe	gel	lll	...	llH
度	2 010	426	409	333	219	212	195	193	192	135	...	1
等级	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...	59

表3 转子质量不平衡振动信号所对应的8组波动网络累计节点度大小排序

节点	eee	ehe	hel	lel	ele	lee	leh	eel	hel	hle	...	eeL
度	2 502	425	93	392	183	132	124	121	121	87	...	1
等级	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...	53

结合图7,3种故障所对应网络累计节点度与度分布双对数关系较为复杂。整体上表现为较少的节点具有较高的度值,大部分节点度值较低。由于以上3种故障的数据点整体上都都可以被一条直线拟合,即这3种故障振动信号所对应网络均服从幂律分布。幂律分布是最严重、最偏离正态的分布,它表示极少数极大度值与绝大多数极小度值之间的最显

著差别。这说明每种故障振动信号所对应网络中都出现一些概率很大的波动模态,同理每种故障振动信号所对应网络中也会出现一些概率较大的波动模态。这些波动模态可以作为不同故障的典型振动变化信号,通过对这些典型振动变化信号的分析,可以达到故障诊断的目的,并对故障的变化进行预测。

4 结束语

笔者对转子振动信号做粗粒化处理,舍去小尺度上的细节作用,用复杂网络研究转子振动信号的变化规律以及各字符串构成模态之间的关系。研究发现,这种简单关系蕴含着转子振动信号波动模态的相互关系和相互作用信息,反映了转子振动信号变化的内在规律。通过构建3种故障振动信号复杂网络和对复杂网络统计特性进行分析,能准确诊断转子的振动故障。

参 考 文 献

- [1] 李辉,郑海起,唐力伟. 基于阶次跟踪和变换时频谱的轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(2): 138-142.
Li Hui, Zheng Haiqi, Tang Liwei. Bearing fault diagnosis based on order tracking and Teager-Huang transform[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(2): 138-142. (in Chinese)
- [2] 黄晓光,王永泓,翁史烈. 基于BP算法的电站燃气轮机故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(12): 72-74.
Huang Xiaoguang, Wang Yonghong, Weng Shilie. Gas turbine fault diagnosis base on the BP algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(12): 72-74. (in Chinese)
- [3] Thiel M, Eomano M C, Kurths J. Influence of observational noise on the recurrence quantification analysis [J]. Physical D, 2002, 171(3): 138-152.
- [4] 秦太龙,杨勇,程珩,等. 基于IMF能量矩和神经网络的轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2008, 28(3): 229-232.
Qin Tailong, Yang Yong, Cheng Hang, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on intrinsic mode func-

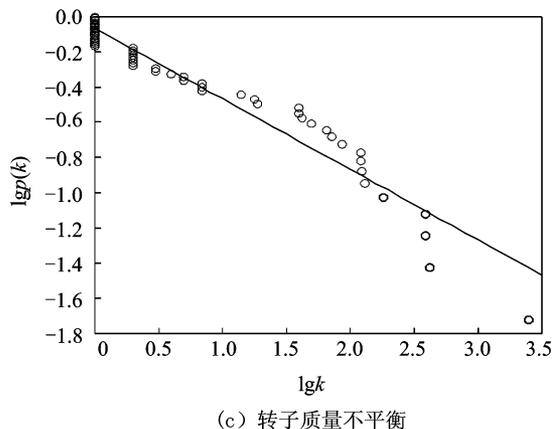
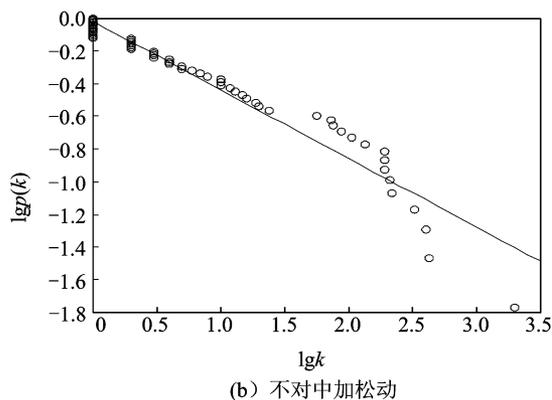
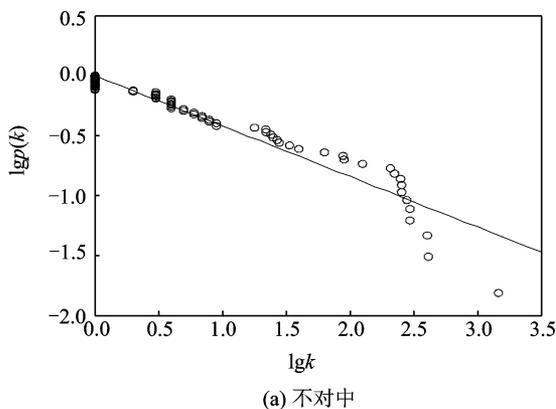


图7 累计节点度与度分布对数曲线

tion energy moment and BP neural network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(3): 229-232. (in Chinese)

[5] Andrate M A, Messina A R, Rivera C A, et al. Identification of instantaneous attributes of torsional shaft signals using the Hilbert transform[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(3): 1422-1429.

[6] 卜乐平,刘开培,侯新国. 采用D-S证据推理的电机转子故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(1): 23-26.

Bu Leping, Liu Kaipei, Hou Xinguo. Rotor fault diagnosis of induction motor using Dempster-Shafer evidential theory[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(1): 23-26. (in Chinese)

[7] 吕志民,张武军,徐金梧,等. 基于奇异谱的降噪方法及其在故障诊断技术中的应用[J]. 机械工程学报, 1999, 35(5): 85-88.

Lü Zhimin, Zhang Wujun, Xu Jinwu, et al. A noise reduction method based singular spectrum and its application in machine fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 1999, 35(5): 85-88. (in Chinese)

[8] 吴蒙,贡璧,何振亚. 人工神经网络和机械故障诊断[J]. 振动工程学报, 1993, 6(2): 153-163.

Wu Meng, Gong Bi, He Zhenya. Artificial neural networks and machinery fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 1993, 6(2): 153-163. (in Chinese)

[9] Thomson W T, Fenger M. Current signature to detect induction motor faults[J]. IEEE in Applications Magazine, 2001, 34(5): 780-783.

[10] 栗茂林,王孙安,梁霖. 利用非线性流形学习的轴承早期故障特征提取方法[J]. 西安交通大学学报, 2010, 44(5): 45-49.

Li Maolin, Wang Sunan, Liang Lin. Feature extraction for incipient fault diagnosis of rolling bearings based on nonlinear manifold learning[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(5): 45-49. (in Chinese)

[11] 周磊,龚志强,支蓉,等. 基于复杂网络研究中国温度变化的区域特征[J]. 物理学报, 2009, 58(10): 7351-7357.

Zhou Lei, Gong Zhiqiang, Zhi Rong, et al. Study on the regional characteristics of the temperature changes in China based on complex network[J]. Acta Physica Sinica, 2009, 58(10): 7351-7357. (in Chinese)

[12] 陈卫东,徐华,郭琦. 国际石油价格复杂网络的动力学拓扑性质[J]. 物理学报, 2010, 59(7): 4514-4522.

Chen Weidong, Xu Hua, Guo Qi. Dynamic analysis on the topological properties of the complex network of international oil prices[J]. Acta Physica Sinica, 2010, 59(7): 4514-4522. (in Chinese)

[13] 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: 3-14.

[14] 郝柏林. 关于理论物理与理论生命科学的一些思考[J]. 科技导报, 1996, 4(10): 3-5.

Hao Bolin. Thoughts on theoretic physics and theoretic life science[J]. Science & Technology Review, 1996, 4(10): 3-5. (in Chinese)



第一作者简介:孙斌,男,博士、教授。主要研究方向为非线性信号处理、故障诊断。曾发表《基于支持向量机和小波包能量特征的气液两相流型识别方法》(《中国电机工程学报》2005年第25卷第17期)等论文。

E-mail: sunbin@mail.nedu.edu.cn