

高速列车转向架故障信号的小波熵特征分析*

秦娜, 金炜东, 黄进, 苟先太, 蒋鹏

(西南交通大学电气工程学院, 成都 610031)

摘要: 为了对转向架关键部件进行及时的性能检测和故障诊断, 实验选用高速列车转向架典型故障振动信号, 先进行小波分解, 在各个子频带上提取小波熵特征, 用于反映振动信号在各尺度上的复杂程度。在多个小波熵特征张成的高维特征空间中对四种转向架典型故障工况进行支持向量机分类识别, 实验结果表明识别率随运行速度逐步提高, 在速度达到 200 km/h 时得到了 90% 以上的识别率, 验证了小波熵特征对于高速列车故障信号分析的有效性。

关键词: 故障诊断; 特征提取; 转向架; 小波熵; 支持向量机

中图分类号: TP206.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)12-3657-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.12.035

Wavelet entropy used in feature analysis of high speed train bogie fault signal

QIN Na, JIN Wei-dong, HUANG Jin, GOU Xian-tai, JIANG Peng

(School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Performance monitoring and fault diagnosis for the critical component of bogie is very important. Simulation data of high speed train bogie fault signal was selected in the data experiment. Based on multiresolution analysis, wavelet entropies were extracted to reflect the complexity level of the vibration signal on scales. In the high dimension composed by several wavelet entropy features, the dates from four fault patterns were classified and recognition rate is above 90% when the speed over 200 km/h. The wavelet entropy feature is effective for fault signal analysis of high speed train bogie.

Key words: fault diagnosis; feature extraction; bogie; wavelet entropy; support vector machine(SVM)

随着高速铁路的大规模提速, 高速列车安全性和舒适性也越来越受到人们的广泛关注。高速列车运行中的实时监测和数据采集系统不断得到发展和完善, 分布在列车各个位置的传感器采集到海量的运行数据, 这些数据蕴含了丰富的反映列车的故障状态和程度的信息。如何有效地分析利用这些数据, 提取可以反映故障状态的普遍适用的特征量, 由巨量的监测数据挖掘和反演高速列车转向架的健康状况并对列车的健康维护进行指导是目前备受关注的热点和难点问题^[1-4]。

小波变换是一种具有多分辨分析特点的时频分析方法。熵的概念是从物理学领域引入的, 用于描述系统的复杂程度及产生新状态的能力。熵的值越大, 表明系统的复杂度越高, 越紊乱, 系统就越具有不规则性。小波熵正是结合了这两种方法在信号处理方面的独特优势, 用于提取无规则非线性信号的复杂度统计特性具有很好的效果。目前, 小波熵理论被应用于电力系统的故障检测^[5-8]、机械故障诊断^[9,10]和土木建筑结构^[11]等领域。文献[5]最早在小波分析得到大量的数据信息的基础上进行恰当的数据挖掘, 给出了三种小波熵的定义和计算方法, 并将它们应用于电力系统故障检测, 对结果进行了深入的分析探讨。

本文的主要目的是将小波熵、支持向量机等智能的信号处理方法应用于高速列车转向架巨量的在线监测数据处理中, 寻

求普遍适用于高速列车故障状态的特征参量, 并对转向架主要阻尼部件的故障状态判断识别。旨在探讨小波熵特征提取方法在高速列车振动信号分析中的适用性。

1 高速列车的故障诊断

由车辆—轨道耦合动力学的基本理论可知, 高速列车在运行中转向架各个部位的振动是由轨道的不平顺激励引起的。列车在正常工作条件下, 转向架各位置的振动(位移和加速度)均呈现较强的规律性, 这种规律与列车自身的参数有着密不可分的联系。当转向架关键部件出现不同程度的失效和故障时, 正常的振动规律就会消失, 信号会呈现出响应故障状态下的特有的振动规律, 不同故障位置 and 不同失效程度下振动规律之间是有区别的^[12]。

图1为振动信号处理的流程框图。实验选取高速列车转向架上的正常状态和三个关键振动阻尼部件的典型故障模式(横向减振器故障、抗蛇形减振器故障与空气弹簧失气)进行对比实验, 通过对实验采集到的高速列车转向架各部位振动信号进行分析。采用小波包分解阈值去噪方法对采自转向架各个部位的振动信号进行预处理, 消除噪声干扰。然后将消噪后的信号进行小波分解, 在小波分解各个尺度的重构系数上提取五种典型的小波熵特征, 最后将提取到的特征矢量通过支持向

收稿日期: 2013-04-10; **修回日期:** 2013-05-23 **基金项目:** 国家自然科学基金重点资助项目(61134002); 国家自然科学基金资助项目(61075104); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(SWJTU11BR039, SWJTU11ZT06)

作者简介: 秦娜(1978-), 女, 河南许昌人, 博士研究生, 主要研究方向为智能信息处理、模式识别(qinna@swjtu.cn); 金炜东(1959-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为智能信息处理、模式识别、图像处理; 黄进(1977-), 男, 重庆人, 讲师, 主要研究方向为图像处理、模式识别; 苟先太(1971-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为数据通信、agent技术; 蒋鹏(1976-), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为多媒体数据库与计算机视觉。

量机分类器的训练与识别,得出转向架的故障诊断结果,并对识别结果进行判断分析。实验结果表明,该方法克服了传统信号处理方法的缺陷,有效提取了转向架关键部件的振动故障特征,准确实现了转向架正常、横向减振器故障、抗蛇形减振器故障与空气弹簧失气四种典型工作状态的分类,是进行转向架机械故障特征分析行之有效的方法。

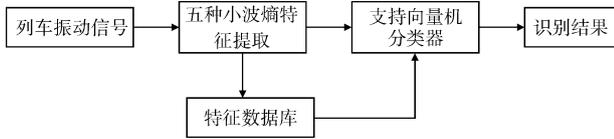


图 1 振动信号处理流程

2 信号的小波熵特征

小波包理论^[13]是由 Blanco 等人在 1998 年基于小波变换理论的基本定义首先提出的一种时频分析方法。信息熵则是基于物理熵的概念提出来的,对系统的随机性和不确定程度进行描述。小波熵正是结合了这两种方法在信号处理方面的优势,适用于提取无规则非线性信号的复杂度统计特性。列车系统振动与行车速度和途经的线路状态有关,是复杂的耦合关系。转向架阻尼部件发生不同程度的故障时,转向架各部位传感器采集到的故障状态振动信号是含有多种复杂频率成分的典型非平稳随机信号。可以利用小波变换对振动信号进行多尺度分解,并在各个频率范围内提取反映信号复杂度及紊乱程度的小波熵特征。根据振动信号的特点,选取五种小波熵来对高速列车转向架故障数据进行特征提取与分析。下面简要给出这五种小波熵的计算方法。

1) 小波能量谱熵(wavelet energy entropy, WEE)

信号 $x(t)$ 在进行 m 层小波分解后,根据各个尺度上的小波分解重构系数得到各频段的小波能量谱 $E = E_1, E_2, \dots, E_m$ 。

设 $p_j = E_j/E$, 且 $\sum_j p_j = 1$, 小波能量谱熵的计算式为

$$W_{EE} = - \sum_j p_j \log p_j \quad (1)$$

2) 小波时间熵(wavelet time entropy, WTE)

将信号划分成 L 个互不相交的区域 $\{Z_l = [s_{l-1}, s_l], l = 1, 2, \dots, L\}$, $p^m(Z_l)$ 为小波分解系数 $d_j(k) \in W(m; w, \delta)$ 落于区间 Z_l 的概率值,在小波分解尺度 j 下,可以得到小波时间熵的定义式为

$$W_{TE_j}(m) = - \sum_l p^m(Z_l) \log(p^m(Z_l)), m = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

3) 小波奇异熵(wavelet singular entropy, WSE)

小波奇异熵的计算式为

$$WSE_k = \sum_{i=1}^k \Delta p_i \quad (3)$$

式中: $\Delta p_i = - (\lambda_i / \sum_{j=1}^i \lambda_j) \log (\lambda_i / \sum_{j=1}^i \lambda_j)$ 为第 j 阶增量小波奇异熵的表达式。小波奇异熵用来描述被分析信号的频率组成成分及各频率成分的分布特征。

4) 小波时频熵(wavelet time-frequency entropy, WTFE)

小波时频熵是建立在信号的离散小波分解 $WT_x(a = 2^j, t = kT)$ 基础上,计算式为

$$\begin{aligned} WTFE_x(kT, j) &= [E_{WT_x}(t = kT), E_{WT_x}(a = 2^j)] \\ E_{WT_x}(t = kT) &= - \sum_j P_{WT_j}(a = 2^j, t = kT) \ln P_{WT_j}(a = 2^j, t = kT) \\ E_{WT_x}(a = 2^j) &= - \sum_k P_{WT_k}(a = 2^j, t = kT) \ln P_{WT_k}(a = 2^j, t = kT) \end{aligned} \quad (4)$$

其中: $P_{WT_j}(a = 2^j, kT) = |WT_x|^2 / \sum_j |WT_x|^2, P_{WT_k}(a = 2^j, kT) = |WT_x|^2 /$

$$\sum_k |WT_x|^2.$$

5) 小波平均熵(wavelet average entropy, WAE)

将信号小波变换后的系数张成的时频面划分为 N 个时频区域,各个区域内的能量为 $E_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 总能量为 $E = \sum_{i=1}^N E_i$, 定义 $P_i = E_i/E$, 则 $\sum_{i=1}^N P_i = 1$ 。于是得到小波平均熵的计算式:

$$WAE = - \sum_{i=1}^N P_i \ln P_i \quad (5)$$

以上五种小波熵分别从不同角度不同层面上定义和描述了被分析信号在小波分解各个尺度上的复杂度统计特性。

3 算例分析

3.1 数据来源及实验方案

实验数据均来自西南交通大学牵引动力国家重点实验室,采用动力学仿真分析的多体动力学分析软件包。数据为某型号动车组中动车转向架振动故障仿真数据,记录了列车各关键部位的振动信号,包括车体、构架、轴箱上各个部位横向、纵向和垂向三个方向振动加速度和车体、构架、轮对、一系、二系各部位三个方向的振动位移,共得到 58 个通道数据。每个通道代表不同的采样位置。

转向架故障工况主要涉及横向减振器故障、抗蛇形减振器故障、空气弹簧失气和原车方案(无故障状态),所加轨道激扰为武广线轨道谱。每种工况下运行速度按照 40、80、120、140、160、200 km/h……递增,直至失稳后停机。每种速度下运行约 3.5 min,采样频率为 243 Hz。图 2 为四种工况下转向架一架 1 位横向振动加速度时域信号及幅值谱图。其中:图 2(a)为原车即无故障状态;(b)为空簧无气;(c)为抗蛇形减振器故障;(d)为横向减振器故障。

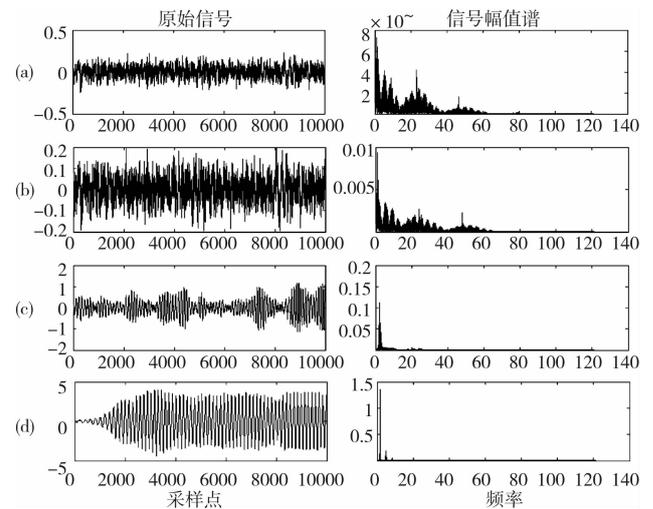


图 2 四种工况下的时域信号及幅值谱图

3.2 小波熵特征提取

对信号进行小波分析时采用的小波母函数的选择目前还没有明确统一的标准。考虑列车故障振动信号含有较为复杂的频率成分,信号具有瞬时性、奇异性和突变性等非平稳性特征,所以选用正交小波基 db4,时频紧支性和高正则性使得 db 小波具有较高的时频分辨率。根据采样频率和故障信号特征频率初步确定小波分解层数为 4 层。数据选取的是 200 km/h 速度下动车后架抗蛇形减振器位置上的纵向位移信号,样本长度为 5 s, 1 215 个采样点。图 3 为转向架典型四种故障工况下

的其中三种小波熵特征。

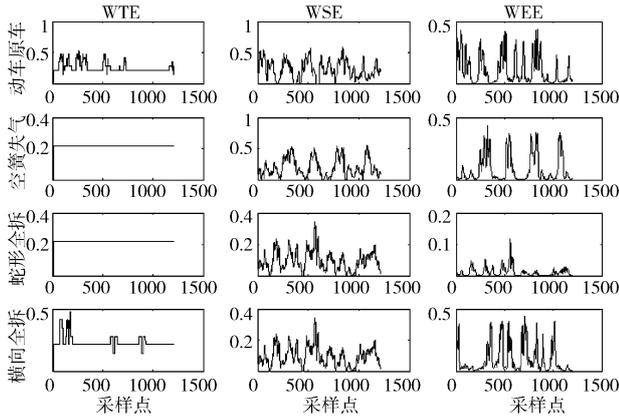


图 3 转向架四种故障工况的三种小波熵特征

从图 3 中可以看出,单一小波熵特征中,各种故障得到的特征值波动范围是不尽相同的,说明从不同角度分析各种工况下的信号复杂度是不同的。对于高速列车转向架故障振动信号,小波能量熵描述的是转向架故障信号在时域和频域空间的振动能量分布情况。小波时间熵对转向架故障振动信号的成分和参数变化具有很强的检测能力。

小波奇异熵是衡量被分析信号在时频空间上能量分布不确定度和复杂度的参数,信号越简单所包含的模式少而且集中,信号的不确定性就越小,小波奇异熵就会越小,反之则熵值越大。原车和空簧失气两种工况的 WSE 值在 0~0.5,而另外两种工况的 WSE 值在 0~0.2,这说明抗蛇形减振器失效和横向减振器失效这两种故障,在 200 km/h 速度下转向架的振动信号的复杂度低于另外两种工况在相同速度下的信号,此时列车更接近失稳状态。表 1 为滚动实验台的动力学实验得到的四种转向架典型故障情况下的临界速度,由此可见动力学实验与信号小波熵特征分析得到的结论相一致。

表 1 四种转向架典型故障情况下的临界速度

故障类型	临界速度/km/h
横向减振器失效	250
抗蛇形减振器失效	220
空气弹簧失气	380
原车	480 未失稳

单独看其中的某一种小波熵特征并不能够很好地区分四种故障工况,并且各种小波熵特征可区分的工况具有互补性,如果将多个小波熵组合成特征矢量,在这个高维的特征空间中就可以很好地区分各种故障。

3.3 基于支持向量机的识别结果

为了验证对高速列车转向架机械故障信号提取小波熵特征的有效性,采用支持向量机对特征数据进行分类识别。所采用的数据为单一故障状态下的仿真数据,选取 200 km/h 时速四种故障状态下 58 个传感器对应采集到的数据各一组。为了实现分类,将每组相同工况相同位置下的数据截取成 3 s 一个的数据段,每段为一个样本,单个故障可以得到 70 个样本,四种故障共得到 280 个样本。对这些样本按照前面的叙述进行消噪预处理和小波熵特征提取,每个样本都得到 5 个小波熵构成的 5 维特征矢量 1 个。将四种故障工况相同速度相同位置的 280 个样本分别提取的 5 维特征矢量输入支持向量机进行识别,其中,随机选取 60% 的样本作为训练样本,剩下 40% 作为测试样本。

图 4 为构架中部横向加速度信号和三轴齿轮箱纵向加速度信号的三维特征散点图,从图中可以看出四种工况下两维小波熵特征的有少量交叠现象,同种工况的特征不是非常集中,但是某些特征对特定工况具有很好的区分度,所以当选取五维的小波熵特征形成高维特征时能够得到满意的识别效果。

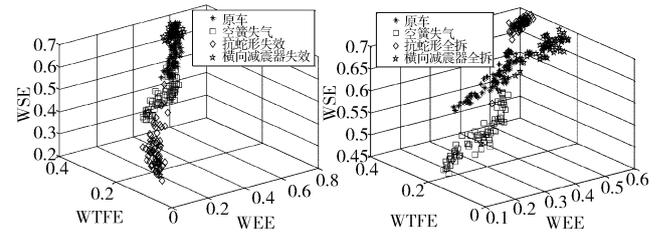


图 4 不同位置信号的三维特征图

各个通道即不同传感器上的数据信号识别结果如表 2 所示。实验数据共采集了 58 个通道,分布于转向架各个部位。但目前理论上讲,并不清楚哪个部位采集的振动信号更有利于故障状态的辨识,实验结果表明,不同传感器间识别效果参差不齐。从表 2 可以看出识别率比较高的通道为第 11、20、25、26、53 通道,分别对应的传感器的安装位置为构架中部横向加速度、一位轴箱横向加速度、三轴齿轮箱纵向加速度、三轴齿轮箱横向加速度和一系 1 位相对位移。

表 2 各传感器通道的识别率

通道数	识别率/%									
1~10	66.9	66.9	67.8	30.3	58.0	66.0	91.9	51.7	83.9	59.8
11~20	94.6	79.4	92.8	44.6	90.1	47.3	70.5	54.4	74.1	96.4
21~30	48.2	93.6	76.7	29.4	97.3	98.2	24.1	91.9	61.6	33.9
31~40	91.0	84.8	90.2	83.0	93.7	85.7	62.5	64.3	67.8	58.9
41~50	70.5	59.8	71.4	56.2	66.9	75.9	75.0	71.4	59.8	60.7
51~58	71.4	65.1	95.5	92.8	75.0	69.6	62.5	61.6		

为了验证特征提取的有效性,将本文方法与传统的小波能量特征提取方法进行对比,分别计算列车运行在 40、80、120、160 和 200 km/h 不同速度下的故障识别率,实验结果如表 3 所示。

表 3 不同特征提取方法的识别率对比

识别率/%	40 km/h	80 km/h	120 km/h	140 km/h	160 km/h	200 km/h
小波能量特征	34.4	41.3	70.1	79.6	81.0	84.9
小波熵特征	26.7	38.3	69.6	81.2	85.7	96.4

由表 3 可以得出结论,小波熵特征相比传统的小波能量特征可以得到更高的故障识别率,特别是在中高速状态下。随着列车运行速度的提高识别率也逐步提高,当速度为 200 km/h 时小波熵特征识别率达到 90% 以上较为满意的结果。可以认为,速度越高不同故障导致的转向架振动信号的规律区别越大,故障特征越明显,对列车机械系统造成的影响也越大,这一结论是与动力学理论相一致的。

4 结束语

根据车辆—轨道耦合动力学的基本理论,针对高速列车故障运行时的典型特点分析,以转向架四种主要阻尼部件的典型工况的振动信号作为分析对象,先采用小波包阈值方法进行消噪处理,然后提取故障状态下振动信号的五种小波熵特征,在五维熵特征张成的特征空间上分析各种故障状态的可行性。最后对仿真数据进行了分析处理,选取支持 (下转第 3663 页)

5.4 应用分析

通过表4的计算结果可以看出,DMU₃的综合交叉效率值最高,其探测距离6000 km远远大于其他备选方案,符合国家优先建设杀手锏装备的思路;排序第二的是DMU₁,它是装备改造项目,研制成本最低,可大大提高已经列装的装备效能;排序第三的是DMU₅,其架设时间最小,几乎可忽略不计,机动性最好,可长距离快速投入战斗;而DMU₆的综合交叉效率值最低,其架设时间最长,几乎不可移动,机动性最差,在威力(探测距离)方面又没有明显优势,研制成本也较高,故综合效率最低。以上是通过量化模型进行分析的,但还有一些定性指标需要进行分析,以便决策层更好地进行决策,如DMU₆针对低空慢速小目标的侦察有一定的优势,其RCS较小,不易受到攻击;DMU₁在备件更换方面有优势,装备后期使用成本较低;DMU₅在导弹防御系统可发挥其独特优势。综合以上分析在资源有限的情况可优先立项DMU₃和DMU₅,更加符合战略需要,其他被选立项装备在时机成熟的情况可酌情开展建设。

6 结束语

针对交叉效率不唯一而导致的决策单元无法排序的问题,引入超效率DEA模型可以使各DMU综合交叉效率唯一;针对集结各DMU交叉效率时采取了等权重处理方法,应用信息熵确定各DMU的客观权重,并分析熵系数 l 的确定方法,以此计算各DMU的交叉效率值,进而可有效对决策单元进行排序。通过对比算例分析,该方法有效可行。最后将该方法应用于装备立项评估排序,结果表明其能够较好地解决方案的评估排序和择优问题,结合定性分析,可更好地为国家装备建设提供决策依据。随着我国综合国力的增强,在许多装备项目建设上,如立项评估、风险管理等方面,交叉效率DEA、熵权、灰色系统等方法应该有较大的应用空间,但由于保密等原因,获取样本数据信息方面有一定的困难,这给装备建设的科学管理带来一定影响,如表2中后两个模型如有足够多的数据就可比较模型的优劣,解决这个问题可能需要设立专项基金进行研究。

(上接第3659页)向量机作为分类器,得到了较为满意的识别效果。并简单分析了列车运行速度对识别率的影响,从而验证了小波熵特征对高速列车振动信号分析的有效性。实验表明,转向架上不同位置的振动信号用于故障分析识别的效果参差不齐,但目前并不能准确得出哪些位置采集的振动信号更有利于转向架故障状态的辨识。另外,本文所用的实验数据均为相应部件全故障状态的数据,而实际中转向架阻尼部件的故障往往是渐变的。因此,进一步研究探讨小波熵与转向架故障动力学参数的联系和故障参数渐变时的小波熵特征分析将是后续研究的重点和难点。

参考文献:

- [1] 哈大雷,王乾,蒋涛,等. 新型轴温监测系统的高速动车组上的应用[J]. 大连交通大学学报,2013,34(1):89-94.
- [2] 贾璐,曾京,池茂儒. 车辆系统横向运动稳定性评判的数值仿真研究[J]. 铁道车辆,2011,49(9):1-6.
- [3] 城取岳夫,彭惠民. 利用转向架加速度的故障检测[J]. 国外机车车辆工艺,2012(5):38-41.
- [4] 孙惠琴,钟原. 小波分析与Hilbert变换在25T型客车故障诊断中的应用[J]. 铁道机车车辆,2010,30(2):38-42.
- [5] 何正友,蔡玉梅,钱清泉. 小波熵理论及其在电力系统故障检测

参考文献:

- [1] 吴杰,梁樑. 一种考虑所有权重信息的区间交叉效率排序方法[J]. 系统工程与电子技术,2008,30(10):1890-1894.
- [2] 唐林兵,宋马林,谭清美. 关键链项目管理中装备科研项目优先级管理应用研究[J]. 科技进步与对策,2013,30(9):101-104.
- [3] 唐林兵,谭清美,吴杰. 一种新的交叉效率保序方法研究——与纳什讨价还价交叉效率保序方法的比较[J]. 华东经济管理,2013,27(1):174-176.
- [4] 吴杰,梁樑. 交叉效率评价方法中新单元引入的保序性[J]. 系统工程,2006,24(7):111-115.
- [5] SEXTON T R, SILKMAN R H, HOGAN A J. Data envelopment analysis: critique and extensions[C]//Proc of Measuring Efficiency: An Assessment of Data Envelopment Analysis. San Francisco: Jossey-Bass, 1986:73-105.
- [6] 王晓珍,吉生保,崔新健,等. 基于DEA交叉效率的R&D效率评价和资源配置研究——以区域高技术产业为例[J]. 科技管理研究,2012(17):115-120.
- [7] 郭清娥,王雪青,位珍. 基于DEA交叉评价的模糊综合评价模型及其应用[J]. 控制与决策,2012,27(4):575-583.
- [8] DOYLE J R, GREEN R H. Cross evaluation in DEA: improving discrimination among DMUs [J]. INFOR, 1995, 33(3):205-222.
- [9] DOYLE J R, GREEN R H. Efficiency and cross efficiency in DEA: derivations, meanings and uses [J]. Journal of the Operational Research Society, 1994, 45(5):567-578.
- [10] 王金祥. 基于超效率DEA模型的交叉效率评价方法[J]. 系统工程,2009,27(6):115-118.
- [11] ANERSEN P, PETERSEN N C. A procedure for ranking efficient unit in data envelopment analysis [J]. Management Science, 1993, 39(10):1261-1264.
- [12] 邱苑华. 管理决策与应用熵学[M]. 北京:机械工业出版社,2002:193-194.
- [13] 谢梅芳,杨建军. 基于熵权的装备研制技术成熟度评估方法[J]. 武汉理工大学学报,2010,32(4):673-676.
- [14] 米传民,刘思峰,党耀国,等. 灰色熵权聚类决策方法研究[J]. 系统工程与电子技术,2006,28(12):1823-1825.
- [15] 李兆琼,梁樑,夏琼,等. 考虑两种包络面的熵DEA效率评价模型[J]. 系统工程,2010,28(4):68-73.
- [16] 唐林兵,谭清美,吴杰. 基于风险偏好的灰色DEA在武器装备科研立项决策中的应用[J]. 技术经济,2011,30(8):21-25.
- [17] 连云峰,卢昱,陈立云. 装备保障模拟训练平台集成联盟模式研究[J]. 计算机应用研究,2012,29(10):3748-3751.

- [5] 中的应用研究[J]. 中国电机工程学报,2005,25(5):38-43.
- [6] 孙鹏,郑志成,闫荣妮,等. 采用小波熵的串联型故障电弧检测方法[J]. 中国电机工程学报,2010(S1):232-236.
- [7] 陈继开,李浩昱,吴建强,等. 非广延小波熵在电力系统暂态信号特征提取中的应用[J]. 中国电机工程学报,2010,30(28):25-32.
- [8] HUANG Jian, HU Xiao-guang, GENG Xin. An intelligent fault diagnosis method of high voltage circuit breaker based on improved EMD energy entropy and multi-class support vector machine [J]. Electric Power Systems Research, 2011, 81(2):400-407.
- [9] 张建伟,宋艳芳. 撞击流反应器流场速度时间序列的结构复杂性研究[J]. 机械工程学报,2011,47(22):174-180.
- [10] 冯辅周,司爱威,饶国强,等. 基于小波相关排列熵的轴承早期故障诊断技术[J]. 机械工程学报,2012,48(13):73-79.
- [11] 孙增寿,范科举. 结构损伤识别的小波熵指标研究[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版,2009,41(1):18-23.
- [12] 张兵. 列车关键部件安全监测理论与分析研究[D]. 成都:西南交通大学,2008.
- [13] BLANCO S, FIGLIOSA A, QUAIN Q R, et al. Time-frequency analysis of electroencephalogram series (III): information transfer function and wavelets packets [J]. Physical Review E, 1998, 57(1):932-940.
- [14] ZHANG Lai-bin, CUI Hou-xi, WANG Zhao-hui, et al. Fault diagnosis of wind turbine based on information entropy and neural network [J]. Journal of Mechanical Strength, 2009, 31(1):132-135.