

基于改进 EMD 和谱峭度法滚动轴承故障特征提取*

张志刚¹, 石晓辉¹, 施全¹, 汤宝平²

(1. 重庆理工大学汽车零部件制造及检测技术教育部重点实验室 重庆, 400054)

(2. 重庆大学机械传动国家重点实验室 重庆, 400044)

摘要 针对滚动轴承故障信号的强背景噪声特点, 提出一种基于改进经验模态分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD) 与谱峭度法的滚动轴承故障特征提取方法。首先, 利用 EMD 方法对原故障信号进行分解, 得到若干平稳固有模态分量 (intrinsic mode function, 简称 IMF); 然后, 采用灰色关联度与互信息相结合方法剔除传统 EMD 分解结果中存在的虚假分量; 最后, 运用谱峭度法和包络解调方法对真实 IMF 分量进行分析, 提取故障特征频率。通过对实际滚动轴承故障信号的应用表明, 该方法可有效地提取滚动轴承故障特征, 且能够取得比传统包络解调分析更好的效果。

关键词 滚动轴承; 故障特征; 提取; 改进 EMD; 谱峭度

中图分类号 TH165.3; TN911

引 言

滚动轴承是旋转机械中应用最广泛的通用机械部件, 它的运行状态正常与否直接影响着整个机器的性能。存在局部缺陷的滚动轴承在运行时将产生包含脉冲冲击的非平稳振动信号, 如何从这些非平稳振动信号中提取故障信息成为滚动轴承故障诊断的关键^[1]。包络解调分析法是目前常用的滚动轴承故障诊断方法^[2-3], 但包络解调方法需要选择带通滤波器的中心频率和滤波带宽, 而这些参数的选择需要具备丰富的先验知识, 并且对分析结果具有很大影响, 这增加了包络解调分析法的推广应用的难度。

EMD 是 Huang 等提出的一种适于处理非线性、非平稳信号的新方法^[4], 其本质是对信号进行平稳化处理, 把复杂的信号分解为一系列固有模态分量 (intrinsic mode function, 简称 IMF)。与其他的分析方法相比, EMD 是一种无需任何先验知识的自适应时频分析方法, 具有自适应的信号分解和降噪能力, 目前已在滚动轴承故障诊断领域得到了成功的应用^[5-6]。在传统 EMD 分解结果中存在虚假 IMF 分量的问题, 尤其是低频的虚假分量^[7], 这将对分析造成不利的影 响。因此, 剔除 EMD 分解结果中虚假分量是十分必要的。谱峭度法是 Dwyer

为了克服功率谱无法检测和提取信号中瞬态现象的问题而提出的^[8]。Antoni 等^[9-10]将谱峭度方法进一步规范化, 给出谱峭度的正式定义, 并将其应用于机械故障诊断领域, 取得了较好的诊断效果。

笔者提出一种基于改进 EMD 和谱峭度法的滚动轴承故障特征提取方法, 该方法首先将互信息方法和灰色关联度分析应用于剔除 EMD 分解中产生的虚假分量, 然后结合谱峭度法和包络解调方法提取真实 IMF 分量的故障特征信息, 最后将该方法用于滚动轴承故障信号分析, 成功提取了其故障特征频率, 获得了较为满意的分析结果。

1 基于灰色关联度与互信息的改进 EMD

1.1 灰色关联度

灰色关联度是灰色关联分析方法描述系统各因素之间关联程度的量化指标^[11]。这种关联分析方法对数据样本数量和典型分布规律没有太多要求, 而且算法简单。关联度实际上是把研究对象的特征参数看作是一维空间的折线, 通过计算关联度进行几何形状“相似性”比较, 从而定量地确定研究对象间关联程度大小。关联度可由关联系数求平均值得到。

* 国家自然科学基金资助项目(50875272); 国家高技术研究发展计划(“八六三”计划)资助项目(2009AA04Z411)
收稿日期: 2011-04-12; 修改稿收到日期: 2011-07-03

设有样本: $X_0 = \{x_0(i) | i=1, 2, 3, \dots, n\}$ 为参考序列, $X_k = \{x_k(j) | k=1, 2, 3, \dots, m; j=1, 2, 3, \dots, n\}$ 为待比较序列, 则 X_0 与 X_k 的关联系数为

$$\xi_k(j) = \frac{\min_k \min_j |x_0(j) - x_k(j)| - \lambda \max_k \max_j |x_0(j) - x_k(j)|}{|\min_k \min_j |x_0(j) - x_k(j)| - \lambda \max_k \max_j |x_0(j) - x_k(j)|} \quad (1)$$

其中: λ 为分辨系数, $\lambda \in (0, 1]$, 一般可取 $\lambda=0.5$ 。

X_0 与 X_k 的灰色关联度 R_I 为

$$R_I = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \xi(j) \quad (2)$$

灰色关联度 R_I 的大小反映了 X_0 与 X_k 的关联程度, R_I 越大, X_0 与 X_k 的关联性越强, 几何形状越相似; 反之, X_0 与 X_k 的关联性越弱。

1.2 互信息定义

互信息 (mutual information, 简称 MI) 是由熵的概念引申而来, 是信号中所含平均信息量测度^[12]。互信息可用来度量多个随机变量概率密度函数的相似程度。对于两个在某种程度上相互联系的随机变量 X_0 和 X_k , 在获知一个随机变量 (如 X_0) 的取值条件下, 条件熵 $H(X_k | X_0)$ 总是不大于另一个随机变量 X_k 的无条件熵 $H(X_k)$ 。因此, 已知 X_0 则 X_k 的不确定度减少量为 $H(X_k) - H(X_k | X_0)$, 这个差值即被定义为互信息 $I(X_k; X_0)$, 即

$$I(X_k; X_0) = H(X_k) - H(X_k | X_0) \quad (3)$$

式(3)表明, 两个随机变量之间的互信息越大, 它们相互提供的信息量越大, 其相关程度越强; 相反, 如果互信息为零, 则两个随机变量完全无关或称相互独立。

1.3 灰色关联度和互信息法改进 EMD

EMD 方法可以将非线性非平稳信号分解为一系列表征信号特征时间尺度的 IMF 分量和一个残余项的和^[13]。对于任意一给定信号 $x(t)$, 其 EMD 分解得到一系列 IMF 分量 $c_i(t)$ 和残差信号 $r_n(t)$, 则原信号 $x(t)$ 与各 IMF 分量 $c_i(t)$ 和残差信号 $r_n(t)$ 可表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (4)$$

在上述分解算法中, 由于 EMD 自身分解规则的缺陷将导致虚假 IMF 分量的存在, 这为后续的故障诊断工作带来干扰。

笔者利用灰色关联度与互信息相结合的方法消除虚假 IMF 分量。根据灰色关联度和互信息的定

义可知, 真实分量与原信号的灰色关联度和互信息一定远大于虚假分量与原信号的相应值。利用灰色关联度和互信息这一特点, 可以对分解得到的各 IMF 分量进行筛选, 具体的筛选法可表述为: 若 IMF 分量与原信号的灰色关联度和互信息均足够大, 则认为该 IMF 分量为真实分量予以保留, 反之则为虚假分量予以剔除, 最后运用真实 IMF 分量进行下一步分析诊断工作。

2 谱峭度法

谱峭度是为了克服峭度在工程应用中的不足而发展起来的一个频域统计工具, Dwyer 最早提出谱峭度 (Spectral kurtosis, SK) 法, 谱峭度作为一个统计工具不仅能够对信号中非高斯成分进行度量, 而且能够指出非高斯成分所在的频带^[14]。Antoni 等对谱峭度法进行了深入研究, 并基于四阶谱累积量给出了谱峭度正式定义。

针对 CNS (conditionally nonstationary) 过程中非平稳信号 $x(t)$ 的四阶谱累积量 $C_{4X}(f)$, 可表示为

$$C_{4X}(f) = S_{4X}(f) - 2S_{2X}^2(f), f \neq 0 \quad (5)$$

其中: $S_{2nX}(t, f)$ 为 $2n$ 阶时间平均矩。

Antoni 指出^[15] 非平稳信号 $x(t)$ 偏离高斯性越大, 其四阶谱累积量越大。并将信号 $x(t)$ 的谱峭度 SK 定义为能量归一化的四阶谱累积量, 即

$$K_X(f) = \frac{C_{4X}(f)}{S_{2X}^2(f)} = \frac{S_{4X}(f)}{S_{2X}^2(f)} - 2, f \neq 0 \quad (6)$$

根据式(6)定义的谱峭度具有如下性质: 对于一个 CNS 过程的非平稳信号 $Z(t) = x(t) + N(t)$, 其中 $N(t)$ 是一个独立于信号 $x(t)$ 的加性平稳噪声, 则信号 $Z(t)$ 的谱峭度 $K_Z(f)$ 为

$$K_Z(f) = \frac{K_x(f)}{[1 + \rho(f)]^2} + \frac{\rho(f)^2 K_N(f)}{[1 + \rho(f)]^2}, f \neq 0 \quad (7)$$

其中: $K_x(f)$ 为信号 $x(t)$ 的谱峭度; $K_N(f)$ 为噪声 $N(t)$ 的谱峭度; $\rho(f)$ 为噪信比, 其定义为

$$\rho(f) = \frac{S_{2N}(f)}{S_{2x}(f)} \quad (8)$$

当 $N(t)$ 为加性平稳白噪声时, 式(7)简化为

$$K_Z(f) = \frac{K_x(f)}{[1 + \rho(f)]^2}, f \neq 0 \quad (9)$$

由式(9)可知, 在信号噪信比很高的频率处, 则 $K_Z(f)$ 接近零; 在信号噪信比很小的频率处, 则 $K_Z(f)$ 近似等于 $K_x(f)$ 。因此通过计算整个频域的谱峭度, 可以找到谱峭度最大的频带, 即为信号 $x(t)$ 所在频带。

3 滚动轴承故障特征提取算法

虽然谱峭度法在轴承故障诊断中取得了一定成果^[16],但对原故障信号采取一定的预处理方法可以进一步提高诊断效果,如苏文胜等^[17]采用 EMD 降噪技术对原信号进行预处理;Sawalhi 等^[18]采用最小熵反褶积技术对原信号进行预处理,他们都取得了较满意的诊断效果。本文在文献^[17]基础上,针对 EMD 分解中虚假 IMF 分量剔除问题提出采用灰色关联度和互信息相结合的处理方法,提取真实 IMF 分量,并且直接对真实 IMF 分量进行谱峭度计算,选取快速峭度图上峭度最大值处对应的中心频率和带宽作为包络解调分析中带滤波器的参数。

图 1 给出了基于改进 EMD 和谱峭度法的滚动轴承故障特征提取的流程图,故障特征提取具体步骤如下:

- 1) 对故障信号进行 EMD 分解;
- 2) 分别计算原故障信号与各 IMF 分量的灰色关联度和互信息;
- 3) 保留灰色关联度和互信息均较大所对应的 IMF 分量作为真实 IMF 分量;
- 4) 利用谱峭度法计算真实 IMF 分量的快速峭度图,确定图中峭度最大处所对应的中心频率和带宽;
- 5) 以该中心频率和带宽构造相应带通滤波器,并对真实 IMF 分量进行滤波处理;
- 6) 计算真实 IMF 分量滤波处理后的包络谱,提取故障特征频率。

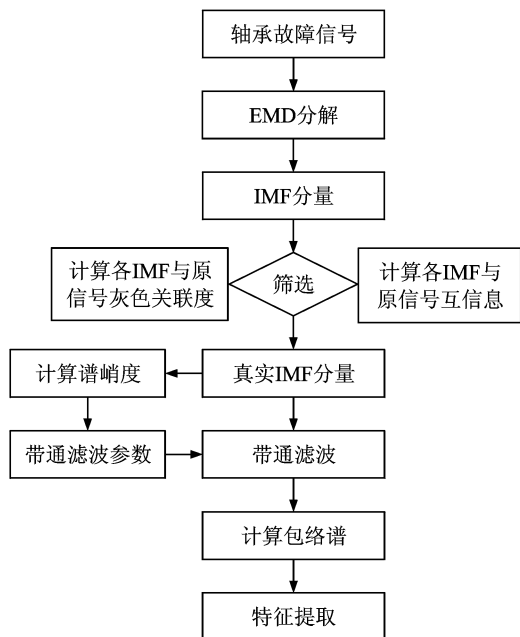


图 1 滚动轴承故障特征提取流程图

4 实例应用

为了验证本研究方法在滚动轴承故障特征提取中的有效性,在轴承试验台上对滚动轴承进行试验分析。试验采用的轴承为 SKF6205-2RS 型深沟球轴承,轴承的内径为 17 mm,外径为 40 mm,厚度为 12 mm,节径为 28.5 mm,滚动体直径为 6.74 mm,滚动体数目为 8 个,接触角为 0° ,采用电火花机在轴承内圈上人工加工故障尺寸为:直径为 0.18 mm、深为 0.28 mm 的圆坑点。试验台由功率为 1.5 kW 的三相感应电机、转矩转速传感器、测力计及电气控制装置组成,试验轴承安装于电机输出轴的端部,振动加速度传感器垂直固定在电机输出轴上方的机壳上,试验过程中采样频率为 12 kHz,选取 10 240 个采样数据点进行分析。试验时转频为 28.7 Hz,经理论计算得到内圈故障频率为 155 Hz。图 2 给出了试验轴承内圈故障信号的时域波形及其频谱。由于噪声影响,从内圈故障信号时域波形中并不能明显地看出故障特征,且其频谱中故障特征频率也不明显。

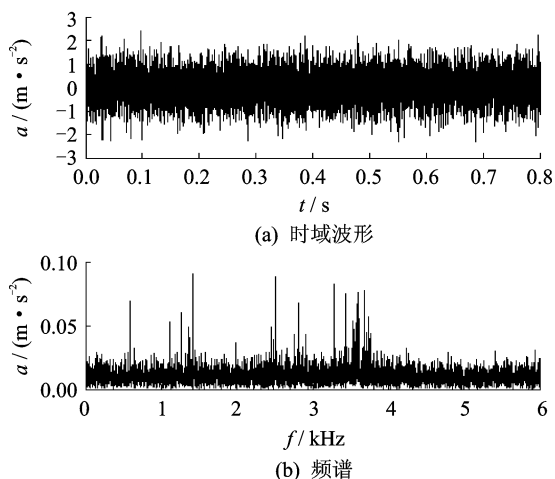


图 2 轴承内圈故障信号时域波形及其频谱

为提取滚动轴承故障特征,首先采用 EMD 对故障信号进行分解,得到 12 个 IMF 分量。为了剔除多余虚假 IMF 分量,分别计算各阶 IMF 分量与原信号的灰色关联度和互信息,计算结果如表 1 所示。

表 1 各阶 IMF 分量与原信号互信息和灰色关联度

分量	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
I	0.324 8	0.045 9	0.003 5	0.000 4	0	0
R_I	0.889 2	0.724 2	0.654 1	0.661 2	0.658 4	0.651 9

根据表 1 中互信息与灰色关联度可知,分量 c_1 与原信号的关联程度最强,而其他分量均被认为是虚假 IMF 分量予以剔除。图 3 给出了分量 c_1 的时域波形,从图中可以看出信号中明显的冲击成分。

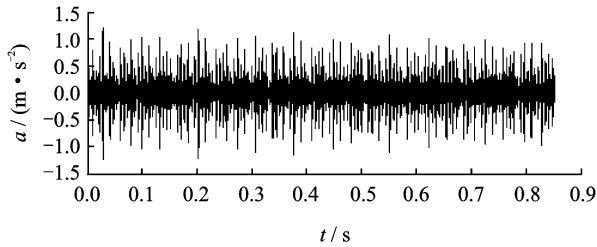


图 3 分量 c_1 的时域波形

对分量 c_1 进行谱峭度分析,可得到分量 c_1 的快速峭度图如图 4 所示。

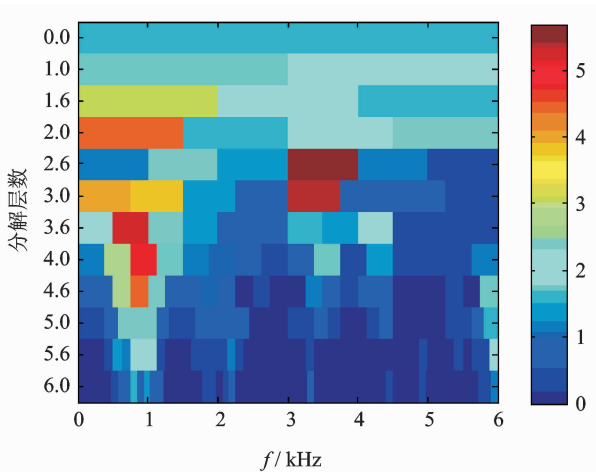


图 4 分量 c_1 的快速峭度图

从图 4 可知,最大谱峭度频带:中心频率为 3 500 Hz,带宽为 1 000 Hz,即频带[3 000,4 000] Hz 范围内的谱峭度最大,信噪比最大,使用该带通滤波器对分量 c_1 进行滤波,并计算分量 c_1 滤波后的包络谱如图 5 所示。从图中可以清晰地反映出内圈故障特征频率 155 Hz 及其 2 倍频、3 倍频、4 倍频和 5 倍频处均出现了明显的谱线,由此可以明确地判断轴承内圈出现了故障,与实际情况相符合。

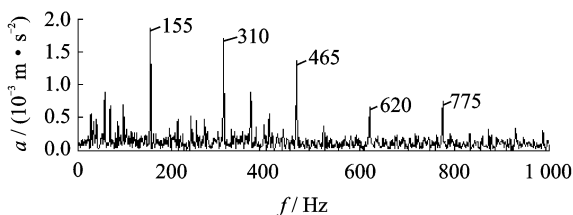


图 5 分量 c_1 滤波后的包络谱

为了比较该方法与传统包络解调分析的效果,对原故障信号直接进行包络解调分析,图 6 给出了原故障信号的包络解调分析结果。尽管可以看出内圈故障特征频率 155 Hz 处的谱线,但其倍频处的谱线并不明显,而且包含许多噪声频率干扰成分。

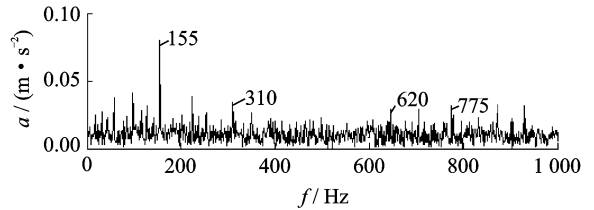


图 6 原故障信号包络谱

由此可知,笔者提出的方法在滚动轴承故障特征提取方面相比于传统包络解调分析方法可以取得更为令人满意的结果。

5 结 论

- 1) 基于灰色关联度和互信息的改进 EMD 方法克服了传统 EMD 分解中存在虚假分量的缺点,能够有效地将含有故障特征的真实 IMF 分量分离出来。
- 2) 谱峭度法能够对强噪声背景中瞬态冲击成分进行有效度量和定位。
- 3) 工程实际信号的分析验证了新方法提取滚动轴承故障特征频率能够取得比传统包络解调分析更好的效果,为滚动轴承故障诊断的研究提供了一个新的途径。

参 考 文 献

[1] 汤宝平,蒋永华,张祥春. 基于形态奇异值分解和经验模态分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 机械工程学报,2010,46(5):37-42.
Tang Baoping, Jiang Yonghua, Zhang Xiangchun. Feature extraction method of rolling bearing fault based on singular value decomposition-morphology filter and empirical mode decomposition[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010,46(5):37-42. (in Chinese)

[2] 唐贵基,蔡伟. 应用小波包和包络分析的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2009,29(2):201-204.
Tang Guiji, Cai Wei. Rolling bearings fault diagnosis by using wavelet packet and envelope analysis [J].

- Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009,29(2):201-204. (in Chinese)
- [3] 沈路,周晓军,张文斌,等. 基于形态滤波与灰色关联度的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2009, 28(11): 17-20.
- Shen Lu, Zhou Xiaojun, Zhang Wenbin, et al. Fault diagnosis of rolling element bearing based on morphological filter and grey incidence[J]. Journal of Vibration and Shock, 2009,28(11):17-20. (in Chinese)
- [4] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and nonstationary time series analysis[J]. Proceeding of Royal Society London A, 1998(454):903-995.
- [5] 杨洁明,田英. 基于 EMD 和球结构 SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(2): 155-158.
- Yang Jieming, Tian Ying. Roller bearing fault diagnosis by using empirical mode decomposition and sphere-structured support vector machine[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009,29(2):155-158. (in Chinese)
- [6] 李常有,徐敏强,郭耸. 基于改进的 Hilbert-Huang 变换的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2007, 26(4): 39-42.
- Li Changyou, Xu Minqiang, Guo Song. A fault diagnosis approach to rolling element bearings based on improved Hilbert-Huang transformation and linear neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2007,26(4):39-42. (in Chinese)
- [7] Peng Z K, Peter W T, Chu F L. An improved Hilbert-Huang transform and its application in vibration signal analysis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2005(286):187-205.
- [8] Dwyer D F. Detection of non-gaussian signals by frequency domain kurtosis estimation[C]// International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing. Boston:[s. n.], 1983:607-610.
- [9] Antoni J, Randall R B. The spectral kurtosis application to the vibration surveillance and diagnostics of rotating machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006(20):308-331.
- [10] Antoni J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007(21):108-124.
- [11] 安学利,周建中,刘力,等. 基于熵权理论和信息融合技术的水电机组振动故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(20):78-82.
- An Xueli, Zhou Jianzhong, Liu Li, et al. Vibration fault diagnosis for hydraulic generator units based on entropy weight theory and information fusion technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(20):78-82. (in Chinese)
- [12] 黄晋英,毕世华,潘宏侠,等. 独立分量分析在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2008, 28(2): 126-130.
- Huang Jinying, Bi Shihua, Pan Hongxia, et al. Application of independent component analysis to fault diagnosis of gearbox[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(2):126-130. (in Chinese)
- [13] Huang N E, Shen Z, Long S R. A new view of non-linear water waves; the Hilbert spectrum[J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 1999(31):417-457.
- [14] Antoni J. The spectral kurtosis of nonstationary signals: formalization, some properties, and application [C]// 12th European Signal Processing Conference. Vienna, Austria:[s. n.], 2004.
- [15] Antoni J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterizing nonstationary signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006(20):382-407.
- [16] Randall R B, Antoni J. Rolling element bearing diagnostics-A tutorial[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011(25):485-520.
- [17] 苏文胜,王奉涛,张志新,等. EMD 降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2010, 29(3):18-21.
- Su Wensheng, Wang Fengtao, Zhang Zhixin, et al. Application of EMD denoising and spectral kurtosis in early fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(3):18-21. (in Chinese)
- [18] Sawalhi N, Randall R B, Endo H. The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007(21):2616-2633.



第一作者简介: 张志刚,男,1979年12月生,副教授。主要研究方向为车辆检测与诊断、信号处理技术等。曾发表《小波域局部 Laplace 模型降噪算法及其在机械故障诊断中应用》(《机械工程学报》2009年第45卷第9期)等论文。
E-mail: zhzhg1225@yahoo.com.cn