

EEMD 与 NRS 在涡桨发动机转子故障诊断中的应用

丁 锋, 栗 祥, 韩 帅
(西安工业大学 机电工程学院, 西安 710021)

摘 要: 针对涡桨发动机转子系统振动信号的非平稳特征,提出一种基于集成经验模态分解(EEMD)与邻域粗糙集(NRS)的涡桨发动机转子故障诊断方法。该方法先对转子振动信号进行 EEMD,提取原始信号的时域特征和多尺度排列熵(MPE)特征,转子系统的大部分故障信息隐藏在前几个高频本征模态函数(IMFs)中,分别计算它们的时域指标、能量特征和奇异值分解(SVD)特征;利用 NRS 评估各个特征的属性重要度,进而选出敏感特征;将其作为支持向量机(SVM)的输入向量来对转子进行故障诊断。实验结果表明:该方法利用敏感特征集对涡桨发动机转子进行故障诊断的准确率达到了 97.5%,同时剔除了大量冗余特征,具有较强的鲁棒性。

关 键 词: 涡桨发动机; 转子; 故障诊断; 集成经验模态分解 (EEMD); 邻域粗糙集 (NRS)

中图分类号: V232.2 **文献标志码:** A

Application of EEMD and NRS in turboprop engine rotor fault diagnosis

DING Feng, LI Xiang, HAN Shuai
(School of Mechanical and Electronic Engineering,
Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: According to the nonstationary characteristics of vibration signals of turbo-prop engine rotor system, a rotor fault diagnosis method based on ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and neighborhood rough set (NRS) was proposed. EEMD was used to decompose vibration signals. Then the time domain features and multiscale permutation entropies (MPE) of original vibration signals were calculated. Most of the fault information of rotor system was contained in the first several intrinsic mode functions (IMFs). Their time domain indicators, energy features and singular value decomposition (SVD) features were also separately calculated. NRS was applied to evaluate the attribute importance of different features, and sensitive features were selected. The sensitive feature set was fed into support vector machine (SVM) for recognizing different rotor fault states. Experimental results demonstrated that the fault diagnosis accuracy of the method reached 97.5%, and a large number of redundant features were eliminated, indicating that the method had stronger robustness.

收稿日期:2016-12-20
基金项目:国家自然科学基金(51275374)
作者简介:丁锋(1968—),男,教授、博士生导师,博士,主要从事机械故障诊断、可靠性评估及优化设计、数字化制造等方面的研究。

引用格式:丁锋,栗祥,韩帅. EEMD 与 NRS 在涡桨发动机转子故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报,2018,33(6):1423-1431.
DING Feng, LI Xiang, HAN Shuai. Application of EEMD and NRS in turboprop engine rotor fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(6): 1423-1431.

Key words: turboprop engine; rotor; fault diagnosis;
ensemble empirical mode decomposition (EEMD);
neighborhood rough set (NRS)

转子系统作为航空发动机的重要组成部分,它的工作状态直接决定着发动机整机的运行可靠性和安全性。然而由于转子系统长期工作在高温、高压以及高转速的恶劣环境下,经常会出现各类故障,严重影响其使用寿命和飞机的飞行安全。同时由于转子位于发动机内部,在整机无故障运行情况下很少有机会对发动机进行拆卸以检测转子结构是否出现疲劳开裂以及磨损等故障先兆。文献[1-2]在对某型涡桨发动机返厂进行维修检查时,偶然发现其涡轮转子叶片的第一级齿轮毂出现了严重的裂纹破坏,其余发动机也都出现了相同类型的故障,因此需要一种有效准确的故障诊断方法来实时监测发动机的运行状况,对转子系统出现的早期故障进行预警。

航空发动机转子系统的振动信号中包含了丰富的力学特征,能够全面准确地反映发动机当前的运行状态,因此通过在发动机承力机匣上安装振动加速度传感器采集振动信号进行分析是一种理想的监测手段^[3]。然而由于发动机结构复杂,包括转子系统、液压系统、滑油系统、气路系统等十几个部件和系统,传感器采集到的信号是由这些不同振源信号经过不同传递路径混叠而成的结果,此外还伴随大量强背景噪声,因此采集的振动信号具有强烈的非线性和非平稳性特征,需要利用自适应非线性的信号处理方法才能从中提取微弱的故障信息,提高故障诊断的准确率^[4]。

为了克服经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)中模态混叠现象和虚假分量的产生,WU Zhaohua 等^[5]和 Flandrin 等^[6]分别对白噪声 EMD 分解结果的统计特性进行了大量研究,提出了一种自适应非线性的信号处理方法——集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)。在需要被进行分解处理的信号中人为加入高斯白噪声,它由均匀分布且具有零均值特性的不同频率分量构成,这些不同频率的信号能被自动映射到与白噪声最吻合的参考尺度上去。同时根据白噪声的零均值特征,通过进行多次计算并求平均值的操作,白噪声对分解信号造成的干扰会被大大削弱,集成平均的次数越多,最终的分解精度越高。Govind 等^[7]将 EEMD 和信号最小化算法结合起来对具有不

同故障损伤程度的奥氏体不锈钢样本进行分析处理,获得了理想的实验结果。Aied 等^[8]将 EEMD 技术应用于桥梁刚度的实时监测研究领域中,结果表明该方法对桥梁的刚度变化具有较高的敏感性,能够有效防止事故的发生。朱宁辉等^[9]利用 EEMD 算法分别检测稳态和波动信号,结果表明该方法具有很高的精度和良好的动态性。

本文通过对涡桨发动机振动信号进行 EEMD 分解,选取包含主要故障信息的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)主分量,分别提取原始信号和各 IMF 主分量的时域特征,以及原始信号的多尺度排列熵(multiscale permutation entropy, MPE)特征、IMF 主分量的能量和奇异值特征构造初始特征集,从多个角度挖掘表征发动机运行状态的特征信息。然而在对发动机不同故障样本进行分类识别的过程中,初始特征集中的部分冗余元素会对分类结果产生干扰作用,因此有必要在不丢失故障信息的前提下剔除冗余特征,提高分类器的泛化性能。Pawlak^[10-11]提出了粗糙集理论,被较好的应用到了数据挖掘、模式识别和特征选择等领域。由于该方法是以传统意义上的等价类和关系为理论基础,因此在应用上具有一定的局限性。为此胡清华等^[12-13]提出了邻域粗糙集理论,实验结果表明该算法可以有效消除初始特征集中的大量冗余元素,同时分类器的分类能力得到了改善。因此本文通过使用该方法对初始特征集中各个特征的属性重要度进行评估来构造敏感特征集,借助支持向量机(support vector machine, SVM)进行故障诊断。

1 转子故障特征的提取

本文对涡桨发动机的转子振动信号进行 EEMD,在原始信号和分解产生的 IMF 分量基础上分别从不同角度提取包括时域特征、MPE 特征、能量特征和奇异值特征,将各方面能够反映发动机运行状态的有效特征信息提取出来。

1.1 基于原始信号的故障特征提取

时域无量纲特征指标不受设备运行工况和外界环境的影响,对早期故障很敏感,具有较好的稳定性,能够表现出信号故障的本质特征,有效反映

设备的故障状态^[14-15]。因此分别计算了原始信号的 7 种时域特征指标($T_1 \sim T_7$),它们的计算公式如表 1 所示。其中, x_i 为信号函数 $x_i(t)$ 在不同时刻的幅值, N 为构成信号函数的离散点个数, σ 和 $\bar{x}$ 分别表示信号函数在一定时间范围内的标准差和均值。

表 1 时域特征
Table 1 Time domain features

特征指标	数学表达式
方均根值	$T_1 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
偏斜度	$T_2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^3$
峭度指标	$T_3 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^4$
波形指标	$T_4 = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i }$
峰值指标	$T_5 = \frac{\max(x_i(t))}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}}$
脉冲指标	$T_6 = \frac{\max(x_i(t))}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i }$
裕度指标	$T_7 = \frac{\max(x_i(t))}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i } \right)^2}$

另一方面,Aziz 等^[16]提出了一种能够更加精确评估时间序列函数随机性和复杂性的 MPE 算法。与排列熵算法相比,它可以更全面地度量某个非线性系统在多种尺度下的不稳定性 and 混乱程度,抵抗外界随机噪声干扰的能力更强,具有健壮的鲁棒性^[17-18]。由于涡桨发动机转子系统处于高转速、高温的工况下,安装在机匣外侧表面的传感器采集到的振动信号是由不同部位结构件受激产生的信号经由不同传递路径进而相互作用、混叠而成的结果,其非线性和随机性程度大大增强。采用 MPE 算法得到的特征指标能够更加准确地揭示发动机转子振动信号的复杂性,通过比较不同运行工况或故障状态下转子系统在不同尺度下的排列熵值,从中可以筛选出对故障类型更加敏感的尺度下对应的排列熵值($M_1 - M_n$)进而构成 MPE 特征指标。

1.2 基于 EEMD 的故障特征提取

EEMD 在分解过程中通过添加辅助噪声,且

根据白噪声的零均值特性可以消除模态混叠现象的影响,具体分解算法如下:

1) 假设待处理信号 $x(t)$ 需要叠加白噪声的次数为 s (s 从 1 开始),每次叠加的白噪声幅值为 ξ 。

2) x_1 是 $x(t)$ 与高斯白噪声进行第一次叠加之后所得到的混合信号,即 $x_1 = x(t) + w_1$, w_1 为第一次添加的辅助白噪声信号。利用 EMD 算法对 x_1 进行分解处理,得到

$$x_1 = \sum_{i=1}^m c_{i1} + r_1 \tag{1}$$

式中 c_{i1} 为第 i 阶 IMF 分量, r_1 为分解产生的余项。

3) 重复上述步骤 n 次,对最后一次叠加白噪声后的混合信号进行分解,得到的 IMF 分量为

$$x_n = \sum_{i=1}^m c_{in} + r_n \tag{2}$$

式中 c_{in} 为第 n 次叠加噪声后的信号经分解所得到的第 i 阶 IMF 分量, r_n 为余项。

4) 根据白噪声的零均值特性,对每次分解所得的各分量信号进行集成平均计算

$$c_i(t) = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n c_{is} \tag{3}$$

得到最终的 IMF 分量和余项为

$$x(t) = \sum_{i=1}^m c_i(t) + r \tag{4}$$

1.2.1 时域特征

经 EEMD 处理后的振动信号蕴含了更加准确、精细的转子故障信息,为了提高故障诊断的准确率,本文也分别提取了包含有主要故障信息的前 8 个 IMF 主分量的上述 7 种时域特征,最大限度地对不同特征尺度下的有效信息加以挖掘和利用。

1.2.2 能量特征

EEMD 能够将待分解信号中处于不同频段的分量信号逐一有序分离出来。转子系统在不同故障模式下运行时,振动信号分解产生的子分量的频带分布大不相同,不同频带信号能量值也不同。故本文分别计算了各 IMF 主分量的能量值($E_1 - E_n$)构造能量特征向量,能量值按照式(5)计算

$$E(j) = \sum_{i=1}^n [x(i)]^2 \tag{5}$$

式中 $i=1,2,\dots,n$ 分别表示信号中的各离散点, $x(i)$ 代表信号在不同离散点处的幅值, j 表示

IMF 主分量的阶数。

1.2.3 奇异值特征

针对方阵以及任意阶数的矩阵,奇异值分解可以准确提取反映矩阵本身固有规律的特征值。即使矩阵内某些元素发生微小变化,奇异值分解所得到的特征值也能保持良好的稳定性,分解结果始终控制在一定的数值范围内^[19]。实际情况下对机械设备进行特征提取得到的往往并不是方阵,处于同一故障状态不同样本的特征矩阵之间差别较小,奇异值能够准确揭示设备不同的故障状态,对状态分类具有较高的敏感性。

本文对转子系统在不同故障状态下由 IMF 主分量构成的矩阵进行奇异值分解运算,对比不同状态下各奇异值之间的差别大小,将具有较高聚类紧致度的奇异值($Y_1 - Y_n$)筛选出来作为特征向量。

将以上 3 种特征指标组合成初始特征集,最大程度的将潜藏在振动信号中丰富的故障信息挖掘出来,全面准确地揭示转子系统的故障状态。

2 基于邻域粗糙集的特征属性约简

假定 $\bar{X} = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ 是一个非空且包含有限个元素的集合, $J = \langle \bar{X}, C \cup D \rangle$ 表示一个决策信息系统,其中 $\bar{X}$ 被称为论域, C 、 D 分别代表条件和决策属性集合。由于实际工程问题中所处理的往往都是数值型数据,因此根据数学中定义的欧式距离函数就可以定量计算实数空间内的距离大小。

针对 $\bar{X}$ 中的某一元素 X_i ,式(6)定义了邻域半径 δ 为

$$\delta(X_i) = \{X | X \in \bar{X}, \Delta(X, X_i) \leq \delta\} \quad (6)$$

式中 Δ 为欧式距离函数, δ 通常取值为 $\delta = 0.2 \sim 0.4$ 。

如果条件属性集合 C 在论域 $\bar{X}$ 上生成了一族邻域关系,则此时决策信息系统 $J = \langle \bar{X}, C \cup D \rangle$ 就可以称为是一个邻域决策系统。假设论域 $\bar{X}$ 能够被决策属性 D 划分为 M 个等价类,则 D 关于特征属性 $A (A \subseteq C)$ 的下近似 $M_A D$ 可以定义为

$$M_A D = \bigcup_{i=1}^M M_A X_i \quad (7)$$

$$M_A X = \{X_i | \delta_A(X_i) \subseteq X, X_i \in \bar{X}\} \quad (8)$$

式中 $M_A X$ 表示 X 关于 A 的下近似,邻域信息粒子 $\delta_A(X_i)$ 是由 A 和 Δ 生成的。一般来说 D 的下近似也可以称为决策正域 $P_A(D)$,这一指标能够

反映 A 对于 M 个等价类进行准确分类的能力。

D 对于 A 的依赖程度 $\alpha_A(D)$ 定义为正域与论域中元素个数之比,即

$$\alpha_A(D) = |P_A(D)| / |\bar{X}| \quad (9)$$

特征属性 $a \in A$ 对于 D 的重要度 $S(a, A, D)$ 定义为

$$S(a, A, D) = \alpha_A(D) - \alpha_{A-a}(D) \quad (10)$$

根据式(10)则可以构造以依赖重要度函数为基础的前向贪心式特征筛选算法。该算法最初筛选的敏感特征集合 R 为空集,逐一计算 A 中所有特征的属性重要度,然后可以得到分类能力最好的特征指标并将其加入到 R 中。在 R 中加入任何新的特征元素,依赖性函数值都不增大时表示算法结束。算法流程具体如下:

1) 对于邻域决策系统 $N = \langle \bar{X}, C, D \rangle$,计算特征属性 $A (\forall A \in C)$ 的邻域关系 N_A ,并定义最初的敏感特征集合 R 为 $\emptyset$;

2) 定义 $\alpha_{\emptyset}(D) = 0$,对于 $\forall A_i \in (C - R)$,分别计算每一个属性的重要度

$$S(A_i, R, D) = \alpha_{R \cup A_i}(D) - \alpha_R(D) \quad (11)$$

3) 选出属性重要度最高的特征 A_k ,即满足

$$S(A_k, R, D) = \max[S(A_i, R, D)] \quad (12)$$

4) 如果 $S(A_k, R, D) > 0$,就将 A_k 加入到 R 中,重复上述步骤。直到剩余所有属性重要度为零时算法结束,则可得到最终的敏感特征集。

3 涡桨发动机转子故障诊断模型

图 1 为涡桨发动机转子系统的故障诊断模型,诊断流程为:①采用 EEMD 将转子振动信号

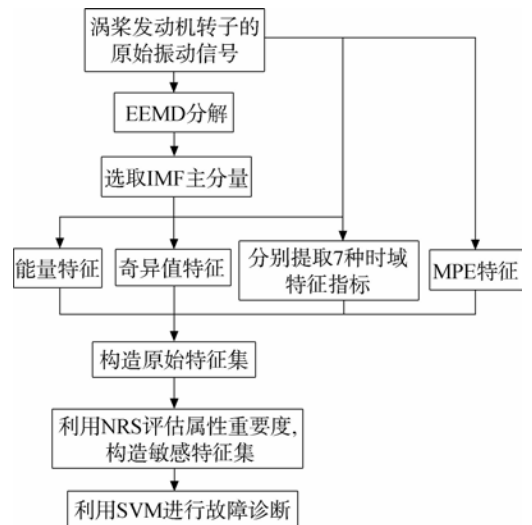


图 1 转子故障诊断模型

Fig.1 Fault diagnosis model of rotor

分解为一系列 IMF 分量;②计算多种不同类型的特征值,构造初始特征集;③利用邻域粗糙集方法对初始特征集进行降维,筛选出敏感特征并构造约简特征集合;④将约简特征集合输入到 SVM 中进行训练和测试,进而准确识别转子不同的故障状态。

4 实验验证

本实验分别在某飞机厂外和某发动机厂内试车台进行,在发动机靠近减速器的位置安装 B&K 公司的振动加速度传感器 4513B,灵敏度为 10mV/g,量程为 500g,采用 DEWESoft 公司的 DT9837 动态测试系统来采集转子系统振动信号。图 2 为某型涡桨发动机整体结构图,该型发动机通过游星和跨轮组成的二级封闭式差动减速机构实现减速。它能够将涡轮、压气机等核心转子 10000 r/min 左右的输入转速降低 1/10,使螺旋桨能够以较低转速、较高功率来恒速运转。实验中通过动态测试系统在外场采集了装备于某型运输机的发动机 1#、2# 的转子振动信号,并在厂内试车台架上测量了减速器一级齿轮毂带有裂纹的发动机 3# 以及运行时间超过 600 h 的发动机 4# 的振动信号。

每台发动机在实验中都截取了 70 组样本信号,每组样本由 8192 个采样点组成,40 组作为 SVM 的训练样本,之后利用训练好的故障诊断模型对剩余 30 组样本进行分类识别。



图 2 某型涡桨发动机整体结构图
Fig.2 Integral structure diagram of a certain type of turboprop engine

4.1 转子振动信号的 EEMD 分解

涡桨发动机转子系统 4 种状态下单个样本的振动信号如图 3~图 6 所示,图中的 a 表示振动信号的幅值, g 表示重力加速度, t 表示时间。分别对每组样本信号进行 EEMD,所添加白噪声的幅值 ϵ 为原始信号标准差的 0.2 倍,噪声集成次数 s 越大,由干扰所造成的误差就越小,考虑到计算效率的问题,选择的集成次数为 100。

以涡桨发动机 3# 的振动信号为例,其减速

器内部齿轮毂出现了明显裂纹,采用 EEMD 对信号进行分解处理,得到的前 8 阶 IMF 分量如图 7 所示。这些高频分量包含了信号的大部分能量和

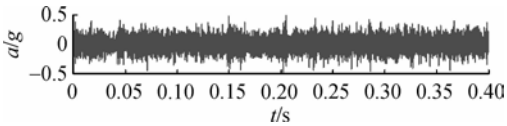


图 3 涡桨发动机 1# 的振动信号
Fig.3 Vibration signals of 1# turboprop engine

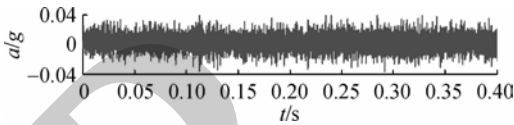


图 4 涡桨发动机 2# 的振动信号
Fig.4 Vibration signals of 2# turboprop engine

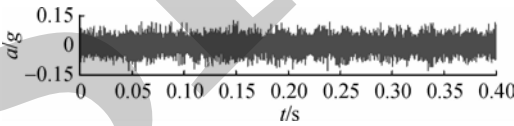


图 5 涡桨发动机 3# 的振动信号
Fig.5 Vibration signals of 3# turboprop engine

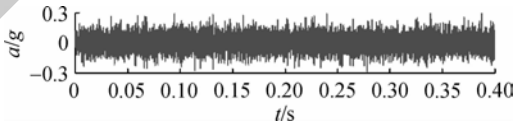
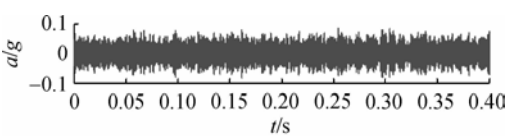
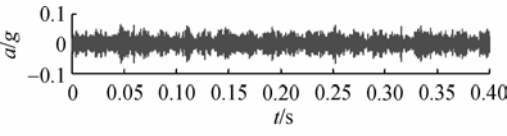


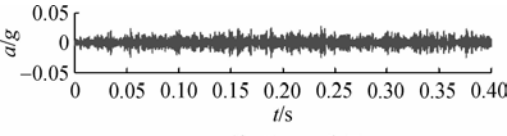
图 6 涡桨发动机 4# 的振动信号
Fig.6 Vibration signals of 4# turboprop engine



(a) 第1阶IMF分量



(b) 第2阶IMF分量



(c) 第3阶IMF分量

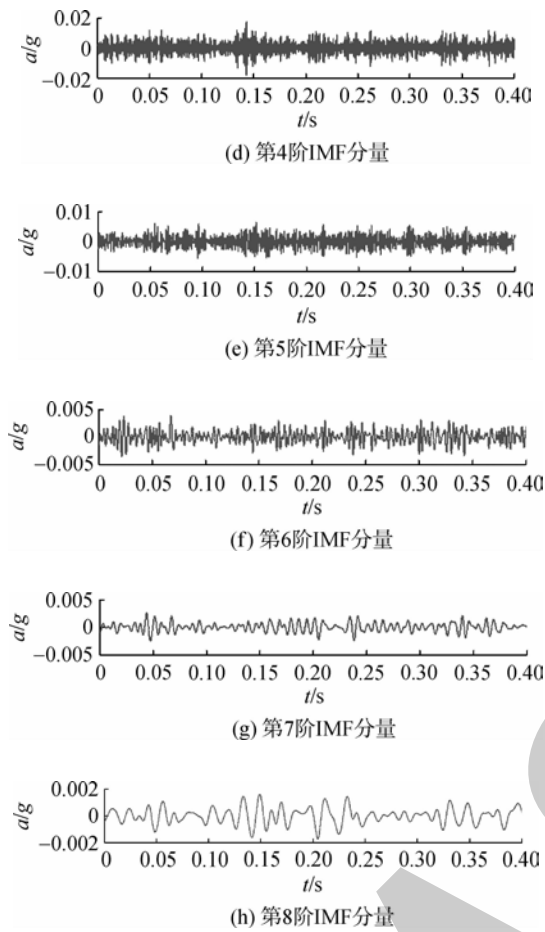


图 7 涡桨发动机 3# 振动信号的 EEMD 结果
Fig. 7 EEMD results of 3# turboprop engine vibration signals

故障信息,因此本文以这 8 个分量为提取故障特征信息的主要对象,进而对转子系统进行故障识别。

4.2 转子的故障特征提取

计算涡桨发动机 4 种运行状态下 IMF 主分量的奇异值,并分别计算原始信号在嵌入维数 $m=6$,时延 $\lambda=1$,最大尺度因子 $l=10$ 的条件下 10 种尺度对应的排列熵值。由图 8、图 9 可以看出,前 4 个奇异值特征以及 6~9 四个尺度下的排列熵值对转子系统的运行状态更加敏感。因此依据前文所述,计算每组样本信号的时域指标、6~9 四种尺度下的排列熵值,并提取 IMF 主分量的时域特征、能量特征、具有较好分类能力的前 4 个奇异值特征,得到包含 79 个特征指标的初始特征集合。

4.3 基于邻域粗糙集的敏感特征选择

利用邻域粗糙集方法选择敏感特征,邻域大小设置为 $\delta=0.2$,迭代终止阈值为 $\mu=0.86$ 。根

据邻域粗糙集算法评估每个特征指标对故障分类的敏感程度,计算结果如图 10 所示。将属性重要

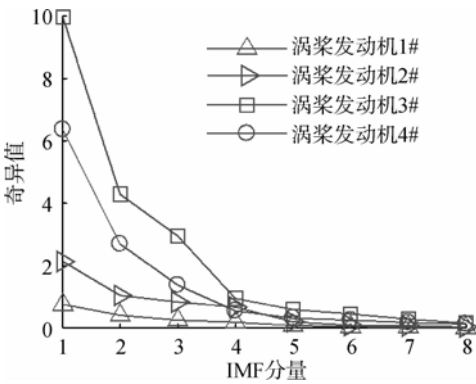


图 8 涡桨发动机 4 种运行状态下前 8 阶 IMF 分量的奇异值
Fig. 8 Singular values of the first 8 orders IMF component in four kinds of operating states of turboprop

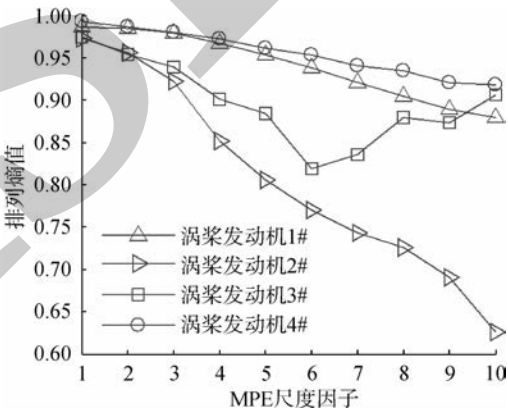


图 9 涡桨发动机 4 种运行状态下不同尺度因子排列熵值
Fig. 9 Permutation entropies of different scale factors in four kinds of operating state of turboprop

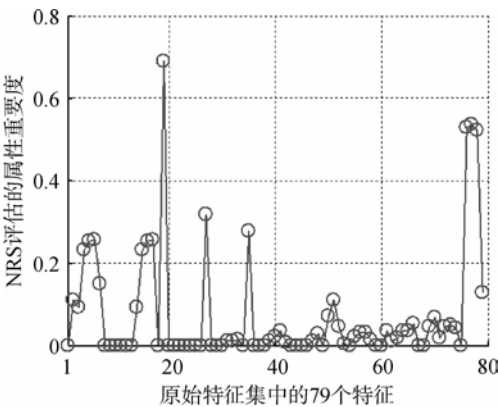


图 10 利用 NRS 评估的特征重要度
Fig. 10 Feature importance based on NRS assessment

度较大的特征逐一筛选出来,得到了含有 46 个元素的敏感特征集合。由此可见,邻域粗糙集算法可以准确提取对故障更为敏感的特征,并能够有效去除冗余故障信息以降低特征向量维度,大大减轻了 SVM 分类器的计算负担。

邻域粗糙集算法筛选得到的最为敏感的 3 个特征分别为:IMF1 的能量值、对前 8 个 IMF 分量构成的矩阵进行奇异值分解而得到的前 2 个奇异值指标。图 11 是以上述 3 个指标为 x 、 y 、 z 坐标,对发动机转子的 4 种运行状态样本进行聚类分析的结果。可以看出,相同状态类型的样本能够较好的聚类在一起。可见这 3 个特征能够较好地揭示故障本质,在分类时有效降低了故障样本的误识率。

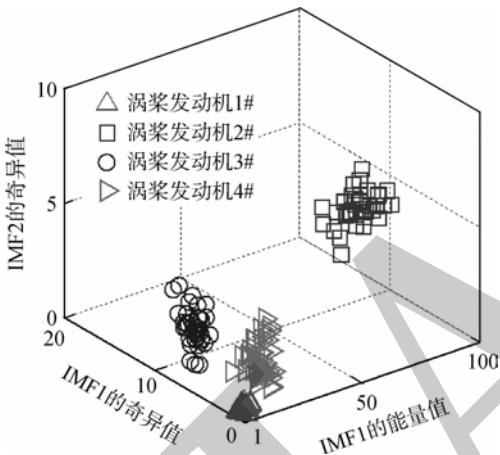


图 11 涡桨发动机 4 种运行状态的聚类效果
Fig. 11 Clustering effect of four kinds of operating state of turboprop

4.4 涡桨发动机的转子故障诊断

由于 SVM 以结构风险最小化原则为理论基础,具有优良的泛化性能并且适用于小样本情况下的故障诊断^[20]。同时为了说明邻域粗糙集对于筛选冗余特征的有效性,本文将 160 组训练样本经处理后得到的初始特征集、敏感特征集分别输入到 SVM 中以训练故障诊断模型,再对 120 组测试样本进行归类识别。训练过程中使用 C-V (cross-validation) 方法优化 SVM 的惩罚因子 c 以及核函数参数 k 。

图 12 为利用初始特征集训练 SVM 的分类器参数优化结果,为了提高计算效率,依次使 c 和 k 在 $2^{-5} \sim 2^5$ 指数范围内取离散数值。当 $c=16$, $k=0.0118$ 时, SVM 的识别准确率达到最优,为 98.13%。同时针对敏感特征集,当 $c=$

1.7411, $k=0.0118$ 时 SVM 也取得了最优的识别效果,准确率为 98.50%。

图 13 和图 14 分别代表利用初始特征集和敏感特征集训练得到的诊断模型对 120 组测试样本进行故障识别的结果,它们的故障诊断准确率分别为 83.33% 和 97.50%。采用初始特征集进行故障诊断时有 20 个样本识别错误,从图 13 可以看出发动机 1# 的大部分状态样本被误判为发动机 4# 的故障状态。相比之下,使用敏感特征集对不同状态样本进行分类识别时只有 3 个样本出错。由此可见,利用邻域粗糙集可以显著提高故障诊断的准确率,同时也消除了大量无关的冗余特征。

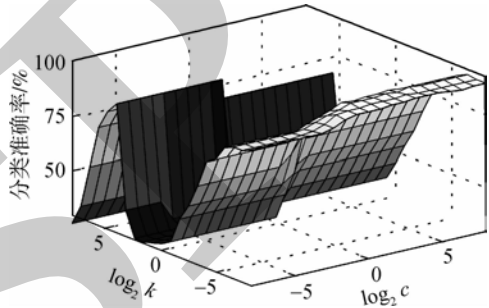


图 12 初始特征集训练 SVM 的分类器参数优化结果
Fig. 12 Optimization results of SVM classifier parameters with original feature set

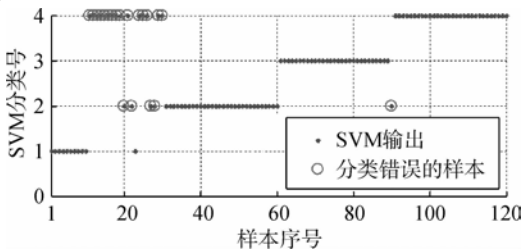


图 13 初始特征集测试样本的分类结果
Fig. 13 Classification results of testing samples of original feature set

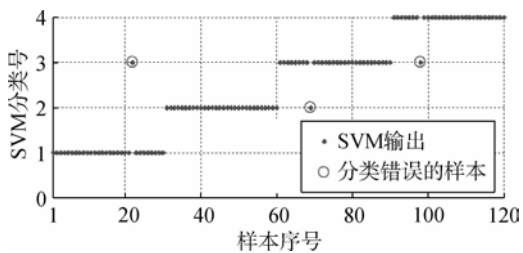


图 14 敏感特征集测试样本的分类结果
Fig. 14 Classification results of testing samples of sensitive feature set

4.5 对比分析

为了突出从多个特征域中提取不同特征指标构造初始特征集的必要性,利用不同单一特征集和初始特征集分别对转子不同的故障类型进行分类识别。具体故障诊断的结果如表 2 所示。

分析表中的数据可以发现利用某种单一特征集对转子故障状态进行识别的效果并不理想,诊断准确率最高为 73.33%。而利用初始特征集进行故障分类的准确率达到 83.33%。可见从不同角度提取的多域特征之间具有明显的互补作用,在故障分类的过程中能够最大限度利用有效的故障特征信息,提高诊断的准确率。

表 2 各特征集的诊断准确率
Table 2 Diagnosis accuracy of different feature sets

特征集类型	诊断诊断率/%
原始信号的时域特征	61.67
原始信号的 MPE 特征	65.83
IMF 主分量的时域特征	67.50
IMF 主分量的能量特征	73.33
IMF 主分量的奇异值特征	69.17
初始特征集	83.33

另一方面,为了突出 SVM 在小样本故障诊断领域的优越性,本文分别使用上述同样的初始特征集和敏感特征集对神经网络进行训练和测试。训练过程中选用具有最佳逼近性能的径向基函数作为神经网络的核函数。

图 15 分别展示了 SVM 和神经网络利用两种特征集进行故障诊断的结果。可以看出,SVM

使用初始特征集、敏感特征集的故障识别准确率分别为 83.33%和 97.50%。相比之下,神经网络采用这两种特征集进行故障诊断的准确率分别为 65%和 88.33%。在使用同样的初始特征集对故障样本进行分类识别的情况下,相比于神经网络,SVM 可以将识别准确率提高 18%左右。而对于敏感特征集而言,SVM 较神经网络的识别准确率也提高了 9%左右。实验结果的对比分析表明,在小样本故障诊断领域中 SVM 具有更加优良的泛化能力和分类能力,同时也证明了使用邻域粗糙集筛选敏感特征的可行性和有效性。

5 结 论

1) EEMD 作为一种自适应信号处理方法适用于处理非线性、非平稳信号。本文通过对涡浆发动机转子振动信号进行 EEMD,分别提取了原始信号以及前 8 阶高频 IMF 主分量的多种不同特征指标构造初始特征集,从不同角度最大限度挖掘能够表征转子系统运行状态的特征信息。

2) 采用邻域粗糙集算法评估初始特征集中各个特征的属性重要度,从中筛选对发动机转子运行状态更为敏感的特征指标,并构建敏感特征集。实验结果表明该算法可以有效剔除无关冗余特征,进而提高故障状态识别的准确率,同时也大大提高了 SVM 在故障诊断过程中的计算效率。

3) 建立了基于 EEMD、邻域粗糙集和 SVM 的涡浆发动机转子系统故障诊断模型。实验结果证明了该诊断模型可以准确识别出转子系统不同的运行状态,体现出了该方法的优势和有效性。

参考文献:

[1] 程礼,屈轲,陈卫,等.某型涡浆发动机减速器整机振动监控阈值研究[J].振动与冲击,2015,34(18):136-141.
CHENG Li,QU Ke,CHEN Wei,et al. Vibration monitoring threshold of turboprop engine reducer[J]. Journal of Vibration and Shock,2015,34(18):136-141. (in Chinese)
[2] 尚柏林,谢紫龙,程礼,等. EMD 与 ICA 相结合的复杂转子系统早期故障诊断[J]. 科学技术与工程,2014,14(2):265-271.
SHANG Bolin,XIE Zilong,CHENG Li,et al. Early fault diagnosis of complex rotor systems by EMD-ICA[J]. Science Technology and Engineering,2014,14(2):265-271. (in Chinese)
[3] ZHANG Han,CHEN Xuefeng,DU Zhaohui,et al. Nonlocal sparse model with adaptive structural clustering for feature extraction of aero-engine bearings[J]. Journal of

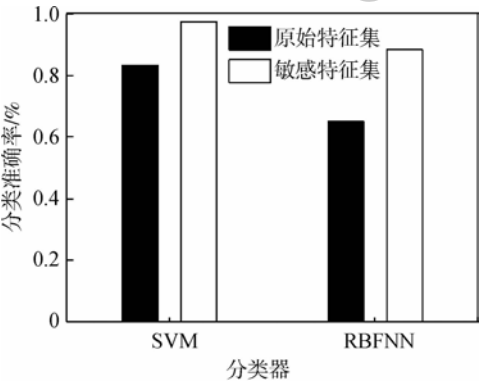


图 15 各分类器采用不同特征集的分类结果
Fig.15 Classification results of different classifiers with different feature sets

- Sound and Vibration,2016,368:223-248.
- [4] WANG Zhongsheng, JIANG Hongkai. Robust incipient fault identification of aircraft engine rotor based on wavelet and fraction[J]. Aerospace Science and Technology,2010,14(4):221-224.
- [5] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition:a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis,2009,1(1):1-41.
- [6] FLANDRIN P, RILLING G, GONCALVES P. Empirical mode decomposition as a filter bank[J]. Signal Processing Letters,2004,11(2):112-114.
- [7] GOVIND K S, ANISH K, JAYAKUMAR T, et al. Ensemble empirical mode decomposition based methodology for ultrasonic testing of coarse grain austenitic stainless steels[J]. Ultrasonics,2015,57:167-178.
- [8] AIED H, GONZALEZ A, CANTERO D. Identification of sudden stiffness changes in the acceleration response of a bridge to moving loads using ensemble empirical mode decomposition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2016,66/67:314-338.
- [9] 朱宁辉,白晓民,董伟杰. 基于 EEMD 的谐波检测方法[J]. 中国电机工程学报,2013,33(7):92-98.
- ZHU Ninghui, BAI Xiaomin, DONG Weijie, et al. Harmonic detection method based on EEMD[J]. Proceedings of the CSEE (Chinese Society for Electrical Engineering),2013,33(7):92-98. (in Chinese)
- [10] PAWLAK Z. Rough sets-theoretical aspects of reasoning about data[M]. Dordrecht:Kluwer Academic,1991.
- [11] PAWLAK Z. Rough sets[J]. International of Computer and Information Science,1982,11(5):341-356.
- [12] 胡清华,于达仁,谢宗霞. 基于邻域粒化和粗糙逼近的数值属性约简[J]. 软件学报,2008,19(3):640-649.
- HU Qinghua, YU Daren, XIE Zongxia. Numerical attribute reduction based on neighborhood granulation and rough approximation[J]. Journal of Software,2008,19(3):640-649. (in Chinese)
- [13] HU Qinghua, YU Daren, XIE Zongxia. Neighborhood classifiers[J]. Expert Systems with Applications,2008,34(2):866-876.
- [14] LEI Yaguo, HE Zhengjia, ZI Yanyang. A new approach to intelligent fault diagnosis of rotating machinery[J]. Expert Systems with Applications,2008,35(4):1593-1600.
- [15] 郝腾飞,陈果,廖仲坤,等. 基于正则化多核判别分析的航空发动机滚动轴承早期故障融合诊断方法[J]. 航空动力学报,2013,28(12):2759-2770.
- HAO Tengfei, CHEN Guo, LIAO Zhongkun, et al. Approach for incipient fusion diagnosis of rolling bearing of aero-engine based on regularized multiple kernel discriminant analysis[J]. Journal of Aerospace Power,2013,28(12):2759-2770. (in Chinese)
- [16] AZIZ W, ARIF M. Multiscale permutation entropy of physiological time series[R]. Karachi, Pakista; Pakistan Section Multitopic Conference,2005.
- [17] 郑近德,程君圣,杨宇. 多尺度排列熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程,2013,24(19):2641-2646.
- ZHENG Jinde, CHENG Junsheng, YANG Yu. Multi-scale permutation entropy and its application to rolling bearing fault diagnosis[J]. China Mechanical Engineering,2013,24(19):2641-2646. (in Chinese)
- [18] LI Yongbo, XU Minqiang, WEI Yu, et al. A new rolling bearing fault diagnosis method based on multiscale permutation entropy and improved support vector machine based binary tree[J]. Measurement,2016,77:80-94.
- [19] TIAN Ye, MA Jian, LU Chen, et al. Rolling bearing fault diagnosis under variable conditions using LMD-SVD and extreme learning machine[J]. Mechanism and Machine Theory,2015,90:175-186.
- [20] 艾延廷,陈潮龙,田晶,等. 基于融合信息熵的转子振动故障 SVM 诊断方法[J]. 航空动力学报,2014,29(10):2464-2470.
- AI Yanting, CHEN Chaolong, TIAN Jing, et al. SVM diagnosis method of rotor vibration faults based on integration of information exergy[J]. Journal of Aerospace Power,2014,29(10):2464-2470. (in Chinese)

(编辑:王碧琚)