

文章编号:1005-0523(2016)05-0058-07

基于S变换和NMF的轴承故障诊断方法

陈小冬¹,熊国良²,张磊²

(1.中铁十八局集团有限公司,天津 300000;2.华东交通大学机电与车辆工程学院,江西 南昌 330013)

摘要:针对滚动轴承存在故障时其动态信号表现出的非平稳特性,引入S变换提取滚动轴承振动信号的特征信息。为了解决S变换提取特征得到的二维矩阵维数过高的问题,提出一种基于S变换和非负矩阵分解的滚动轴承振动信号特征提取方法,同时结合支持向量机实现滚动轴承的故障智能诊断。该方法先利用时频分析技术对振动信号进行S变换,然后采用非负矩阵分解方法提取变换后矩阵的特征参数,最后将提取到的故障特征作为支持向量机的输入,利用支持向量机进行轴承故障类型的自动诊断。实验结果表明,该方法能有效地实现滚动轴承故障诊断,效果优于利用S变换和奇异值分解提取滚动轴承振动信号特征。

关键词:S变换;非负矩阵分解;支持向量机;故障诊断

中图分类号:TP207 **文献标志码:**A

DOI:10.16749/j.cnki.jecjtu.2016.05.010

滚动轴承在机械设备中起着承受载荷和传递载荷的作用,具有摩擦阻力小、效率高、润滑便利及装配简单等优点^[1]。但滚动轴承也是最易失效的零部件之一,其健康状态直接影响机械设备的运行性能^[2];因此,滚动轴承故障诊断对于设备可靠运行具有重要的现实意义。

从非平稳振动信号中提取有用的故障特征信息是滚动轴承故障诊断的关键。近年来,短时傅里叶变换、小波变换、希尔伯特黄变换和Wigner-Ville分布等时频分析方法作为处理非平稳信号的工具,已经广泛应用于机械故障诊断领域。但这些方法都各自存在一定的缺陷,例如:短时傅里叶变换作为一种加窗变换存在混叠现象^[3];小波变换具有频率混叠和分频不到位的缺点,无法有效提取信号中的谐波分量^[4];Wigner-Ville分布作为二次型的时频分析在处理多分量信号时会产生交叉项的干扰^[5];希尔伯特黄变换在筛选信号时产生的模式混淆现象不利于谱分析^[6]。Stockwell等提出的S变换作为一种新型时频分析方法能够有效处理非平稳信号,不仅继承了短时傅里叶变换和连续小波变换的优点,填补了传统时频分析方法的不足,而且引入了与频率有关的高斯窗函数,包含与频率相关的分辨率^[7]。鉴于S变换在处理非平稳振动信号时具有的优势,可以尝试采用S变换作为时频分析方法提取滚动轴承的非平稳振动信号。

虽然S变换能够有效地提取振动信号中包含的故障信息,但S变换后的矩阵维数仍然非常高,需要将庞大的特征矩阵降低到较低维数的特征空间上,使得二维特征矩阵转换为一维特征向量,进而提高后续模式识别方法的诊断速度,满足工程问题中的实时诊断需求。针对此问题,提出采用非负矩阵分解技术(non-negative matrix factorization, NMF)对S变换后的矩阵进行特征提取。

综上所述,本文提出了一种基于S变换和非负矩阵分解的滚动轴承振动信号特征提取方法,同时结合支持向量机构建滚动轴承故障智能诊断模型。首先利用S变换提取滚动轴承不同故障类型振动信号的时频特征,针对S变换后得到的二维矩阵具有维数较高的问题,利用非负矩阵分解方法进行二次特征提取,最后

收稿日期:2016-05-31

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51265010)

作者简介:陈小冬(1984—),男,工程师,主要研究方向为机械设备故障检测与诊断。

通讯作者:熊国良(1962—),男,教授,博士生导师,研究方向为机械系统的动态特性分析、机电设备的故障检测与智能诊断。

结合支持向量机实现滚动轴承的故障诊断,并通过实验数据分析比较了该诊断方法和利用 S 变换以及奇异值分解的诊断效果。

1 S 变换

S 变换引入了一种与频率相关的高斯窗函数,其时频分辨率与信号本身直接相关联。信号 $x(t)$ 的 S 变换 $S(\tau, f)$ 定义如下^[8-9]:

$$\left. \begin{aligned} S(\tau, f) &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) w(t-\tau, f) e^{-i2\pi ft} dt \\ w(t-\tau, f) &= \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-f^2(\tau-t)^2/2} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: τ 为时移因子; f 为频率; $w(t-\tau, f)$ 为高斯窗函数。

从式(1)中可以看出,高斯窗口的高度和宽度随频率而变化,有效地解决了短时傅里叶变换的窗口高度和宽度固定不变的问题;因此,S 变换可获得某一时刻的频率信息以及某一频率上信号的幅值信息。设 $\tau = mT_s, f = n/NT_s$, 则 $x(kT_s)$ 的一维离散 S 变换为

$$\left. \begin{aligned} S(mT_s, \frac{n}{NT_s}) &= \sum_{r=0}^{N-1} X\left[\frac{r+n}{NT_s}\right] G(r, n) \sum [122], k \neq 0 \\ S(mT_s, 0) &= \sum_{r=0}^{N-1} X\left[\frac{r}{NT_s}\right], k=0 \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: N 为采样点数; m, n, k 的取值为 $0, 1, 2, \dots, N-1$; T_s 为采样时间间隔; $X(r/NT_s)$ 为信号 $x(kT_s)$ 的离散傅里叶变换; $G(r, n)$ 为高斯窗的傅里叶谱。且

$$X\left(\frac{n}{NT_s}\right) = \frac{1}{N} \sum_{r=0}^{N-1} x(kT_s) e^{-i2\pi nk/N} \quad (3)$$

$$G(r, n) = e^{-2\pi^2 \frac{r^2}{N} \frac{n^2}{N}} \quad (4)$$

由式(2)~(4)可知,对离散信号 $x(kT_s)$ 进行 S 变换可通过快速傅里叶变换实现,且每个点的运算次数与快速傅里叶变换相同。原离散信号经 S 变换后会得到一个二维矩阵,记为 S 矩阵,矩阵的列对应于采样时刻,行对应于频率,矩阵元素为对应的幅值。

2 非负矩阵分解

Lee 和 Seung 于 1999 年在 Nature 上提出了非负矩阵分解(non-negative matrix factorization, NMF)算法作为一种新的特征提取方法^[10-11]。与典型的非监督学习算法相比,非负矩阵分解的特点在于对矩阵分解的过程加以非负限制,使得最终结果是原始数据基于部分的表示,能够更好地反映原始数据的局部特征。非负矩阵分解在非负条件约束下,将数据表示为能够体现数据局部特征的纯加性描述的基向量的非负线性组合。主要思想为:对于得分解的非负矩阵 V , 寻求适当的非负矩阵因子 $W_{n \times r}$ 和 $H_{r \times m}$, 使得:

$$V_{n \times m} \approx W_{n \times r} H_{r \times m} \quad (5)$$

式中: n 为数据样本的维数; m 为集合中数据样本的个数。

由式(5)可知,给定数据向量集合 $V_{n \times m}$ 可以近似地分解为矩阵 $W_{n \times r}$ 和矩阵 $H_{r \times m}$ 的乘积。一般情况下, r 比 n 和 m 小得多,且要满足 $(n+m)r < nm$ 。由此可见,矩阵 W 和 H 的维数均会小于原始矩阵 V 的维数,进而实现对原始数据的压缩。

非负矩阵分解中最优因子 W 和 H 的确定采用基于欧氏距离的交替迭代算法,迭代规则如下^[15]:

$$W_{ik} \leftarrow W_{ik} \frac{(VHT)_{ik}}{(WHHT)_{ik}}, W_{ik} \leftarrow \frac{W_{ik}}{\sum_{j=1}^n W_{ik}} \quad (6)$$

$$H_{ij} \leftarrow H_{ij} \frac{(W^T V)_{ik}}{W^T W H_{kj}} \quad (7)$$

通过迭代规则(6)和(7)交替迭代更新 W 和 H , 通过最小化目标函数:

$$\|V - WH\|^2 = \sum_{i,j} [V_{ij} - (WH)_{ij}]^2 \quad (8)$$

使得 WH 尽可能逼近 V , 当目标函数值小于某一个阈值或者迭代次数达到预定值后, 迭代求解结束。

3 支持向量机

支持向量机(support vector machines, SVMs)是由 Vapnik 在统计学习理论上提出的一种机器学习方法。支持向量机是在线性可分的最优超平面发展而来的, SVMs 通过建立一个分类超平面作为决策面, 使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化^[12]。

以两类数据分类为例, 假定 1 个样本的训练集 $S = \{x_i, y_i\}_{i=1}^l$, $x_i \in R^d$ 是 d 维的模式输入, $y_i \in \{-1, 1\}$ 为期望输出。构造代价函数使其最小:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^l \zeta_i \\ \text{s.t.} & y_i(\mathbf{w}^T x_i + b) \geq 1 - \zeta_i, \zeta_i \geq 0, i=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (10)$$

式中: ζ_i 是松弛变量, 表示训练样本的错分程度; C 是惩罚系数, 控制对错分样本的惩罚程度; \mathbf{w} 和 b 分别是判决函数 $f(x) = (\mathbf{w} \cdot x) + b$ 的权向量和阈值。此优化问题依据拉格朗日方法可以转化为它的对偶形式:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j a_i a_j (y_i \cdot y_j) - \sum_{j=1}^l a_j \\ \text{s.t.} & \sum_{j=1}^l y_j a_j = 0, 0 \leq a_i \leq C, i=1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (11)$$

求解该问题, 得到最优解 $a^* = (a_1^*, a_2^*, \dots, a_l^*)$, 选择介于开区间 $(0, C)$ 内的 a^* 的 a_j^* 分量, 计算 $b^* = y_j -$

$\sum_{i=1}^l y_i a_i^* (x_i \cdot x_j)$, 从而构建分类函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^l a_i^* y_i (x \cdot x_i) + b^* \right) \quad (12)$$

根据泛函相关理论, 对于非线性问题, 只要核函数 $K(x_i, x_j)$ 满足 Mercer 条件, 它就对应于某一变换空间里的内积, 即 $K(x_i, x_j) = (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j))$ 。从而分类函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x, x_i) + b^* \right) \quad (13)$$

4 实验过程

4.1 滚动轴承实验数据

本文的滚动轴承振动信号来自美国 Case Western Reserve 大学轴承数据中心^[13]。图 1 所示的滚动轴承故障模拟试验台主要由三相感应电机、测功机、联轴节、力矩传感器构成。对型号为 6205 的滚动轴承利用人工电火花的加工方式共模拟了滚动轴承正常状态、内圈故障、外圈故障、滚动体故障 4 种故障类型, 故障直径为 0.177 8 mm, 故障深度为 0.279 7 mm。实验过程中电机转速为 $1\ 797\ \text{r} \cdot \text{min}^{-1}$, 采样频率为 12 000 Hz, 每种故障类型分别包含 60 个样本, 每个样本的长度为 2 000 点。4 种不同故障类型的轴承信号图如图 2 所示

4.2 S 变换工程运用

货车滚动轴承早期故障轨边声学诊断系统(trackside acoustic detection system, TADS)通过对声学传感器采集到的声音信号进行分析实现轴承故障检测。



图 1 滚动轴承故障模拟试验台

Fig.1 The experimental rig of fault simulation

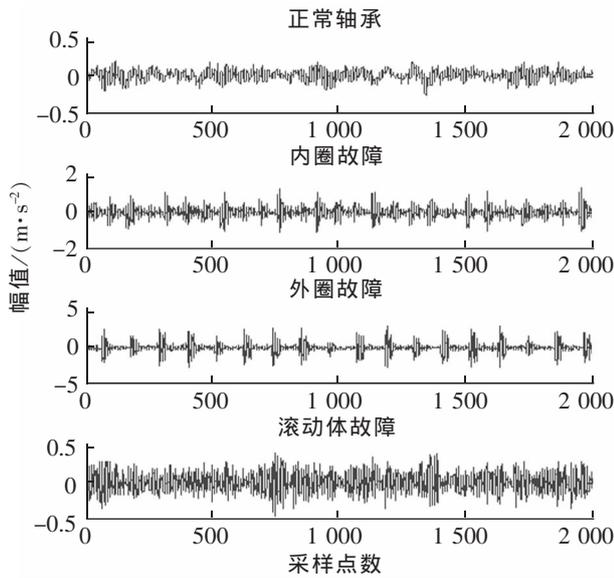


图 2 轴承信号图

Fig.2 Vibration signals of bearing

图 3 是某 TADS 检测站检测到的轴承型号为 197726TN 的内圈故障轴承的解体结果。检测时货车车速 $39 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$, 信号的采样频率为 $4\,800 \text{ Hz}$ 。针对时域信号采样点数过多会导致时频图包含信息量过多, 在有限大小的时频图内难以分辨的问题, 对原始信号进行减少采样点数的预处理, 将采样频率改变为 400 Hz , 原始信号和降采样后信号的时域波形如图 4 中所示。

图 5 是对降维后信号进行 S 变换获得的时频图像。可以看出, 信号经过 S 变换后, 非常明显地提取了轴承内圈故障信号中的冲击成分, 并能清楚辨别出该信号在任意时刻所对应的频率。

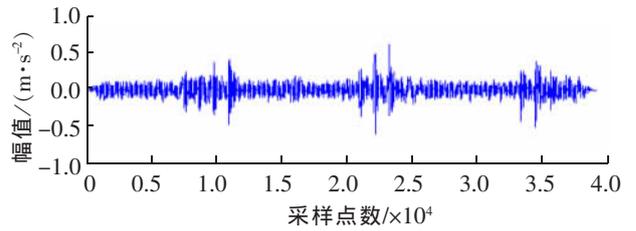
4.3 故障诊断模型建立

滚动轴承振动信号表现出非平稳特性, S 变换不仅在处理非平稳信号方面具有独特优势, 而且能获

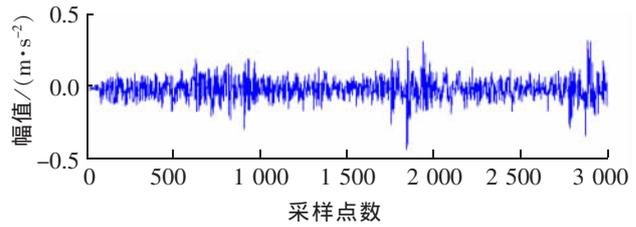


图 3 货车内圈故障轴承

Fig.3 Inner fault bearing of railway wagons



(a) 原始信号图



(b) 降维后信号图

图 4 货车内圈故障轴承时域信号图

Fig.4 Signal of inner fault bearing of railway wagons

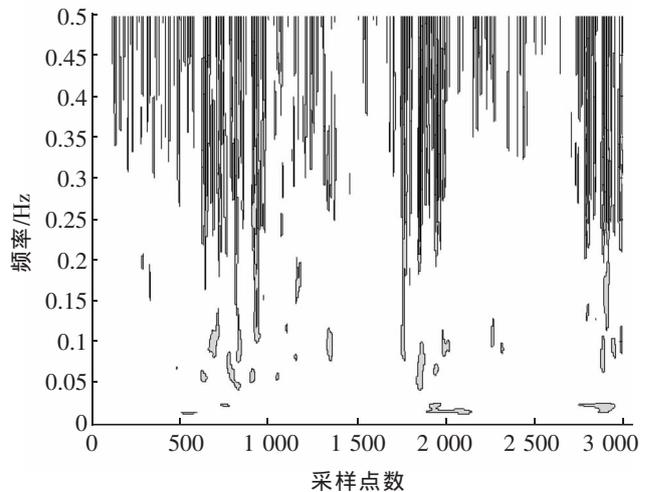


图 5 货车内圈故障轴承 S 变换时频图

Fig.5 Time frequency diagram for S transformation of inner fault bearing

得最佳的时频分辨率,揭示滚动轴承不同故障类型振动信号的特征信息,挖掘不同故障类型的特征频率。

针对利用S变换后获得的二维矩阵存在维数较高的问题,采用非负矩阵分解方法通过寻找低维的非负矩阵因子从而达到将二维矩阵转化为一维向量和提取深层特征信息的目的。基于上述分析,本文提出基于S变换和非负矩阵分解的滚动轴承特征提取方法,先对振动信号进行S变换,然后采用非负矩阵分解方法提取变换后矩阵的特征参数。最后,将提取到的故障特征向量作为支持向量机的输入,利用支持向量机识别轴承所属的故障类型。

设训练样本为 $X_i(i=1, 2, 3, \dots, p)$, X_j 为后期待诊断的测试样本。建立滚动轴承故障智能诊断模型的整体方案,具体步骤如下:

- 1) 对训练样本 $X_i(i=1, 2, 3, \dots, p)$ 进行S变换得到二维特征矩阵,构成 $n \times m$ 矩阵 V ;
- 2) 对矩阵 A 进一步进行非负矩阵分解特征提取,压缩矩阵 V 构成 $(m \times y, 1)$ 特征向量 W' ;
- 3) 将得到的特征向量 W' 输入到支持向量机中对其进行训练;
- 4) 对后期得到的测试样本 $X_j(j=1, 2, 3, \dots, q)$ 重复上述 1~2 步进行特征提取,然后输入到已训练好的支持向量机中实现故障智能诊断。

4.4 S变换+NMF特征提取方法诊断效果

滚动轴承每种轴承状态分别包含60个样本,4种不同轴承状态共有240个样本。为了验证所提出的故障诊断方法的有效性,从每种轴承状态的样本中随机选取20个样本构建一个包含80个样本的训练集,每种状态剩余的40个样本构建一个包含160个样本的测试集。支持向量机的网络性能取决于输入的特征向量是否能够正确反映类别的本质特征,基于S变换和非负矩阵分解的特征提取方法能够有效地反映滚动轴承不同故障类型的振动特征。本文首先对各样本振动信号进行S变换得到二维矩阵,然后利用非负矩阵分解方法对二维矩阵进行二次特征提取得到一维特征向量用于训练支持向量机。

图6给出了支持向量机对测试集的诊断效果。可以看出识别正确率为100%,其中标签1.0,2.0,3.0,4.0分别表示正常、内圈故障、外圈故障和滚动体故障4种轴承状态。可见,所提出的基于S变换和非负矩阵分解特征提取的滚动轴承支持向量机智能诊断方法能以较高的识别正确率对滚动轴承的故障类型进行诊断。

4.5 与S变换+SVD特征提取方法诊断效果对比

为了验证S变换和NMF相结合的特征提取方法在非平稳性信号特征提取方面以及特征降维方面的优势,本节利用S变换和奇异值分解(singular value decomposition, SVD)进行轴承振动信号特征提取。在矩阵理论中,奇异值代表矩阵的固有特性,具有较强的稳定性,当矩阵中的元素发生较小的变化时,奇异值的变化也较小,并且奇异值能够充分反映矩阵包含的信息,表现矩阵的固有特性。基于S变换和

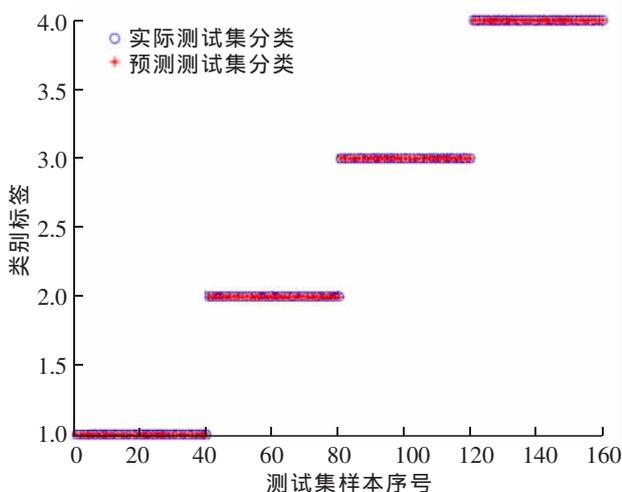


图6 S变换+NMF测试效果

Fig.6 Diagnostic results of S transformation and NMF

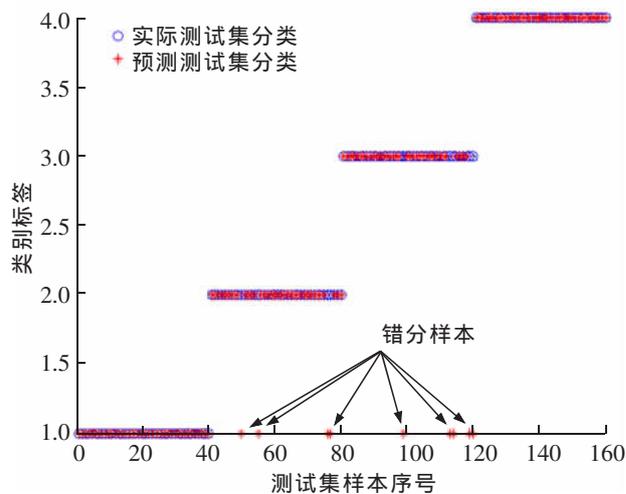


图7 S变换+SVD测试效果

Fig.7 Diagnostic results of S transformation and SVD

SVD 相结合的特征提取方法先对原始振动信号进行 S 变换得到二维矩阵,然后利用奇异值分解技术对二维矩阵进行二次特征提取得到一维特征向量并输入支持向量机。

相应地,采用与 4.4 中基于 S 变换和非负矩阵分解的特征提取方法进行轴承故障诊断时使用的训练集和测试集进行实验,得到图 7 所示的分类结果。可以看出识别正确率为 94.375%,说明本文所提出的基于 S 变换和非负矩阵分解的特征提取方法明显优于基于 S 变换和奇异值分解的特征提取方法,识别正确率具有较大提升,这得益于 S 变换和非负矩阵分解相结合的特征提取方法能够有效地提取滚动轴承非平稳振动信号,并将二维矩阵转化为一维特征向量。

5 结论

本文提出了一种基于 S 变换和非负矩阵分解(NMF)的特征提取方法,并结合支持向量机(SVM)实现滚动轴承故障智能诊断。S 变换能够有效地提取滚动轴承非平稳振动信号的特征信息。非负矩阵分解算法符合人类认知事物的思维方式,可以将振动信号转化为特征量的加性线性组合,分解得到的特征量具有较高的局部性,并且算法实现简单,收敛速度快,有利于工程实际中的实时诊断要求。实验结果表明,所提出的基于 S 变换和非负矩阵分解特征提取的滚动轴承故障支持向量机故障诊断方法能够以较高的精度识别滚动轴承的故障类型。与基于 S 变换和奇异值分解特征提取方法的实验对比结果表明:基于 S 和非负矩阵分解方法能够以其较强的非平稳振动信号特征提取和特征维能力获得滚动轴承的故障类型特征。

参考文献:

- [1] 杨超,李亦滔. 基于信号预处理和 Hilbert 变换的滚动轴承故障诊断[J]. 华东交通大学学报,2012,29(4):1-4.
- [2] 杨陈,王辉,沈钢. 针对地铁车辆轴箱轴承寿命的二维计算方法[J]. 华东交通大学学报,2014,31(5):1-5.
- [3] 孙斌,赵鹏,张帅. 基于可变因子广义 S 变换的两相流时频分析[J]. 仪表技术与传感器,2014(12):95-98.
- [4] 唐求,王耀南,郭斯羽,等. 基于 S 变换与 PNN 的电能质量多扰动检测[J]. 仪器仪表学报,2009,30(8):1668-1673.
- [5] 肖成勇,石博强,冯志鹏. 基于 EEMD 和进化支持向量机的齿轮混合智能诊断方法研究[J]. 机械科学与技术,2015,34(1):86-89.
- [6] 雷亚国. 基于改进 Hilbert-Huang 变换的机械故障诊断[J]. 机械工程学报,2011,47(5):71-77.
- [7] STOCKWELL R G, MANSINHA L, LOWE R P. Localization of the complex spectrum: the s transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(4):998-1001.
- [8] 于辉,谭阳红,关万琳. 基于 S 变换与核 Fisher 的模拟电路故障诊断[J]. 计算机测量与控制,2013,21(9):2412-2415.
- [9] 赵妍,高磊,王永,等. 基于 S 变换奇异值能量熵的单相自适应重合闸故障符号识别法[J]. 电网技术,2010,34(12):209-213.
- [10] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Nature, 1999, 401:788-791.
- [11] 徐君,展爱云,刘志伟. 基于 OSP 与 NMF 的光谱混合像元分解方法[J]. 华东交通大学学报,2013,30(1):5-9.
- [12] 傅军栋,邹欢,康水华. PSO-SVM 算法在智能建筑环境监控系统中的应用[J]. 华东交通大学学报,2016, 33(1):121-127.
- [13] CASE WESTERN RESERVE UNIVERSITY. Case western reserve university bearing data center website[EB/OL]. [2016-01-02]. <http://www.eecs.case.edu/laboratory/bearing/>.

Bearing Fault Diagnosis Based on S Transformation and Non-Negative Matrix Factorization

Chen Xiaodong¹, Xiong Guoliang², Zhang Lei²

(1.China Railway 18 Bureau Group Co., Ltd., Tianjin 300000, China; 2.School of Mechatronics and Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Aiming at non-stationary characteristics of the vibration signals at the time of rolling bearing faults, this study proposes S transformation to extract the fault characteristics of bearing vibration signals. In order to solve the problem of high matrix dimension obtained by S transformation, a feature extraction method was proposed based on S transformation and non-negative matrix factorization (NMF). And in combination with support vector machine (SVM), a novel bearing diagnosis method was explored. S transformation was firstly conducted for the vibration signals of rolling bearings by time-frequency method, and the non-negative matrix factorization was utilized to extract feature vectors from transformed matrices. The extracted fault features were adopted as input vectors for the support vector machine, which was then applied to determine the bearing fault type. Results verify the effectiveness of the proposed approach, which has provided better effects than the feature extraction methods based on S transformation and singular value decomposition.

Key words: S transformation; non-negative matrix factorization; SVM; fault diagnosis

(责任编辑 刘棉玲)