

doi: 10.7690/bgzdh.2019.07.005

基于 2 维非负矩阵分解的时频图像压缩在柴油机故障诊断中的应用

史润泽¹, 李 兵²

(1. 中国人民解放军 32382 部队, 武汉 430311; 2. 陆军工程大学石家庄校区导弹工程系, 石家庄 050003)

摘要: 针对 1 维非负矩阵分解技术对 2 维矩阵特征降维时, 会产生数据量巨大、计算效率低下和丢失原始数据结构信息的问题, 引入 2 维非负矩阵分解技术。通过 S 变换得到振动信号的时频图像, 用 1DNMF 和 2DNMF 分别压缩时频图像, 对压缩后的图像信息进行分类, 对柴油机在 8 种状态下的振动信号进行采集, 并采用最近邻分类器、朴素贝叶斯分类器和支持向量机分类器进行实验对比。结果表明, 2 维非负矩阵分解技术比原始的 1 维技术计算效率更高, 故障诊断更精准。

关键词: 时频图像压缩; 2 维非负矩阵分解; 柴油机; 特征提取; 故障诊断

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Application of Time-frequency Image Compression Based on 2D Non-negative Matrix Factorization in Engine Fault Diagnosis

Shi Runze¹, Li Bing²

(1. No. 32382 Unit of PLA, Wuhan 430311, China;

2. Missile Engineering Department, Shijiazhuang Campus of PLA University of Army Engineering, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: For the 1D non-negative matrix factorization (1DNMF) technique, when the dimension of the 2D matrix is reduced, the problem of huge data volume, low computational efficiency and loss of original data structure information is generated. 2D non-negative matrix factorization (2DNMF) technique is introduced. The time-frequency image of the vibration signal is obtained by S-transformation, and the time-frequency image is compressed by 1DNMF and 2DNMF respectively, and the compressed image information is classified, and the vibration signals of the diesel engine in 8 states are collected, and the nearest neighbor classifier is adopted. The naive Bayes classifier and the support vector machine classifier are used for experimental comparison. The results show that the 2DNMF is more efficient and accurate in fault diagnosis than the original 1DNMF.

Keywords: time-frequency image compression; 2D non-negative matrix factorization (2DNMF); engine; feature extraction; fault diagnosis

0 引言

时频分析技术将 1 维时间信号转换为 2 维时频图像, 可全面反映信号的时频联合特征, 是分析柴油机故障信号非平稳特性的一种重要技术手段, 目前在柴油机故障诊断领域应用广泛^[1-3]。柴油机振动信号的时频分布是一个 2 维矩阵, 可以看作一个 2 维的时频图像, 柴油机的故障诊断可以转化为对时频图像的识别^[4-5]。然而, 时频图像不能用于直接对柴油机故障进行分类, 主要是由于时频图像维数巨大, 会造成“维数灾难”, 因此, 为减少分类器的负担, 必须进行时频图像压缩。

1 维非负矩阵分解(one-dimensional non-negative matrix factorization, 1DNMF)目前已被广泛应用于模式识别^[6-8]、图像分析^[9-12]、盲源分离^[13]、目标跟踪^[14-16]和机械故障诊断^[17-19]等研究领域。2 维非负

矩阵分解(two-dimensional non-negative matrix factorization, 2DNMF)是针对 2 维矩阵信息处理对 1 维分解方法的改进, 既能提高计算效率, 又能较好地保存原始结构信息; 因此, 笔者引入 2DNMF 压缩柴油机时频图像, 进行故障特征提取, 实现柴油机的快速精确故障诊断。

1 S 变换

S 变换是在短时傅里叶变换(short time fourier transform, STFT)和连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)的基础上得到的一种时频分析方法, 通过信号频率调节窗函数的窗口大小, 实现了分辨率的自适应调节, 得到的变换结果为时间-频率谱, 且其逆变换具有无损性^[20-22]。

设 1 维连续信号 $x(t)$ 的短时傅里叶变换定义为

收稿日期: 2019-03-05; 修回日期: 2019-04-18

基金项目: 国家自然科学基金(51205405)

作者简介: 史润泽(1993—), 男, 湖北人, 硕士, 从事信号处理与模式识别、状态监测与故障诊断研究。E-mail: shirunze1993@163.com。

$$\text{STFT}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)w(\tau - t)e^{-i2\pi ft} dt. \quad (1)$$

其中： τ 为时间变量； f 为分析频率变量； $w(t)$ 为高斯窗函数，其定义为

$$w(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}}. \quad (2)$$

若将式中窗函数的标准差 σ 定义为分析频率 f 的倒数函数，即

$$\sigma(f) = \frac{1}{f}. \quad (3)$$

则 S 变换的定义为

$$\text{ST}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{f^2(\tau-t)^2}{2}} e^{-i2\pi ft} dt. \quad (4)$$

其中 S 变换的窗函数需满足归一化条件，即

$$\int_{-\infty}^{+\infty} w(\tau - 1) d\tau = 1. \quad (5)$$

根据式(4)可得：S 变换的窗函数既是时间的函数，又是分析频率的函数；所以，S 变换可以在低频段使用较宽的窗获得较好的时间分辨率，而在高频段使用较窄的窗获得较好的频率分辨率。S 变换吸取了 STFT 和 CWT 的优点，克服了 STFT 窗宽固定和 CWT 相位局部化的问题。S 变换具有以下性质：

1) 线性性质。

若 1 维连续信号 $x(t)=x_1(t)+x_2(t)$ ，则

$$\text{ST}[x(t)] = \text{ST}[x_1(t)] + \text{ST}[x_2(t)]. \quad (6)$$

S 变换的线性性质保证了对于多分量叠加的信号，不会产生交叉项的干扰，提高时频域的分辨率。

2) 完全可逆性。

若信号 $x(t)$ 的傅里叶变换为 $X(f)$ ，则

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \text{ST}(\tau, f) d\tau. \quad (7)$$

然后，由傅里叶逆变换性质可得 S 反变换为：

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) e^{i2\pi ft} df = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} \text{ST}(\tau, f) d\tau \right] e^{i2\pi ft} df. \quad (8)$$

根据式(4)和式(8)可得：S 变换可以将时域信号转换到时频域分析，然后通过 S 反变换从时频域精确地转换为时域信号，并且该过程无损可逆。

2 2 维非负矩阵分解

2.1 非负矩阵分解

非负矩阵分解最核心的公式为

$$V_{n \times m} \approx W_{n \times r} H_{r \times m}. \quad (9)$$

式中： $V_{n \times m}$ 为非负的数据向量集合，其中数据样本有 n 维，样本有 m 个数，该矩阵可以为矩阵 $W_{n \times r}$ 和矩阵 $H_{r \times m}$ 的乘积近似表达。值得注意的是 r 的选择要满足 $(n + m)r < nm$ ，所以 W 和 H 的维数都会比 V 小，仅对数据进行了压缩。

笔者采用由 Lee 和 Seung 提出的非负矩阵分解算法，可以视为一个带条件约束的参数优化问题如下：

$$\begin{aligned} \text{minimize } D(V \| WH) &= \sum_{ij} \left(V_{ij} \log \frac{V_{ij}}{(WH)_{ij}} - V_{ij} + (WH)_{ij} \right), \\ \text{subject to } W, H &\geq 0. \end{aligned} \quad (10)$$

求解过程利用乘性迭代规则，并且避免尺度对基矩阵产生影响，限制基矩阵 W 的 $L-1$ 范数始终为 1。

求解过程如下：

$$H_{au} \leftarrow H_{au} \frac{\sum_i W_{ia} V_{iu} / (WH)_{iu}}{\sum_k W_{ka}}; \quad (11)$$

$$W_{ia} \leftarrow W_{ia} \frac{\sum_u H_{au} V_{iu} / (WH)_{iu}}{\sum_v H_{av}}; \quad (12)$$

$$W_{ia} = \frac{W_{ia}}{\sum_i W_{ia}}. \quad (13)$$

由此可得到基向量矩阵。在进行时频图像压缩时，通过原始向量矩阵和基向量矩阵可以反推出矩阵 $H_{r \times m}$ ，即特征参数。换言之，如果 X_i 表示样本向量，则表征 X_i 的特征参数求法为

$$H_i = W^T X_i. \quad (14)$$

2.2 2 维非负矩阵分解

在对 2 维矩阵进行压缩时，由于 1 维非负矩阵分解会产生数据量巨大、计算效率低下和丢失原始数据结构信息的问题，相关学者引出了 2 维非负矩阵分解的概念^[23-24]。相比之下，2DNMF 对矩阵直接操作，不需要再将矩阵拆分向量化，显然减少了计算量，并且没有损坏矩阵的结构信息。

2DNMF 分别在矩阵的行和列 2 个方向进行分解。

令 A 为非负矩阵集合，第 k 个时频分布矩阵用 $A_k (k=1, 2, \dots, m)$ 表示， $p \times q$ 维。行方向分解阶段，首先把非负矩阵集合 A 中的 m 个矩阵横向拼接成一个 $p \times qm$ 的矩阵 $U=[A_1, A_2, \dots, A_m]$ ，把 U 转换成 2 个非负矩阵 L 和 H 的乘积表示如下：

$$U_{p \times qm} = L_{p \times d} H_{d \times qm}. \quad (15)$$

式中： \mathbf{L} 为行基矩阵； \mathbf{H} 为系数矩阵； d 为数据压缩维数。在求得 \mathbf{H} 后，将其横向拆分成 m 个 $d \times q$ 的矩阵，如 $\mathbf{H}=[H_1, H_2, \dots, H_m]$ 所示，只要满足：

$$\mathbf{A}_k = \mathbf{L}\mathbf{H}_k, \quad k=1, 2, \dots, m, \quad (16)$$

则 \mathbf{H}_k 就是矩阵 \mathbf{A}_k 的系数矩阵。

同样的方法，在列方向分解阶段，首先把非负矩阵集合 A 中的 m 个矩阵纵向拼接成一个 $q \times pm$ 矩阵 $\mathbf{V}=[A_1^T, A_2^T, \dots, A_m^T]$ ，把 \mathbf{V} 转化成 2 个非负矩阵 \mathbf{R} 和 \mathbf{H} 的乘积表示如下：

$$\mathbf{V}_{q \times pm} = \mathbf{R}_{q \times g} \mathbf{H}_{g \times pm}。 \quad (17)$$

式中： \mathbf{R} 为列基矩阵； \mathbf{H} 为系数矩阵； g 为数据压缩维数。在求得 \mathbf{H} 后，将其横向拆分成 m 个 $d \times q$ 的矩阵，如 $\mathbf{H}=[H_1, H_2, \dots, H_m]$ 所示，只要满足：

$$\mathbf{A}_k^T = \mathbf{R}\mathbf{H}_k, \quad k=1, 2, \dots, m。 \quad (18)$$

则 \mathbf{H}_k 就是矩阵 \mathbf{A}_k^T 的系数矩阵。

在应用到时频图像时，时频图像本身和它的转置分别构成的行方向分解的 \mathbf{U} 和列方向分解的 \mathbf{V} 。由此可以看出：2 个方向的分解可以同时进行，方法和 1DNMF 一样，同时求得时频图像集的行基矩阵 $\mathbf{L}_{p \times d}$ 和列基矩阵 $\mathbf{R}_{q \times g}$ 。

最终通过下式：

$$\mathbf{C}_i = \mathbf{L}^T \mathbf{A}_i \mathbf{R}。 \quad (19)$$

求得 \mathbf{A}_i 的系数矩阵，一个 $d \times g$ 大小的矩阵 \mathbf{C}_i ，即时频图像压缩后的表征。

3 柴油机故障信号分析

3.1 柴油机故障信号描述

文中实验的主要硬件设备是一个三缸四冲程的柴油机，具体型号为 F3L912。根据测量需求，在第 1 缸的缸盖上安装加速度传感器。在实验过程中，将柴油机的转速控制在 1 200 r/min，对柴油机在正常、1 缸失火、2 缸失火和 1、2 缸都失火，以及进气门间隙过大、排气门间隙过大，甚至更为严重的进气门漏气和排气门漏气一共 8 种不同的运行状态时的振动信号进行采集。设置采样频率为 40 kHz，采样点数 4 000 个，确保采集的数据包含柴油机一个工作周期。采集每种运行状态下 10 个样本，总共实验样本 80 个。其中每种状态抽取一个样本，将时域波形展示如图 1。采用上述 S 变换时频分析技术将所有样本转换成时频图像，其中每种状态抽取一个样本，将时频图像展示如图 2。

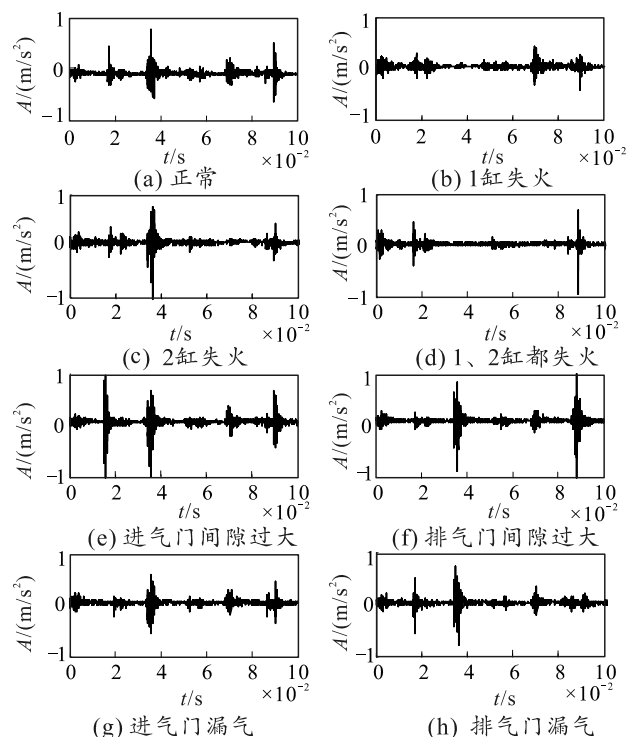


图 1 8 种运行状态振动信号的时域波形

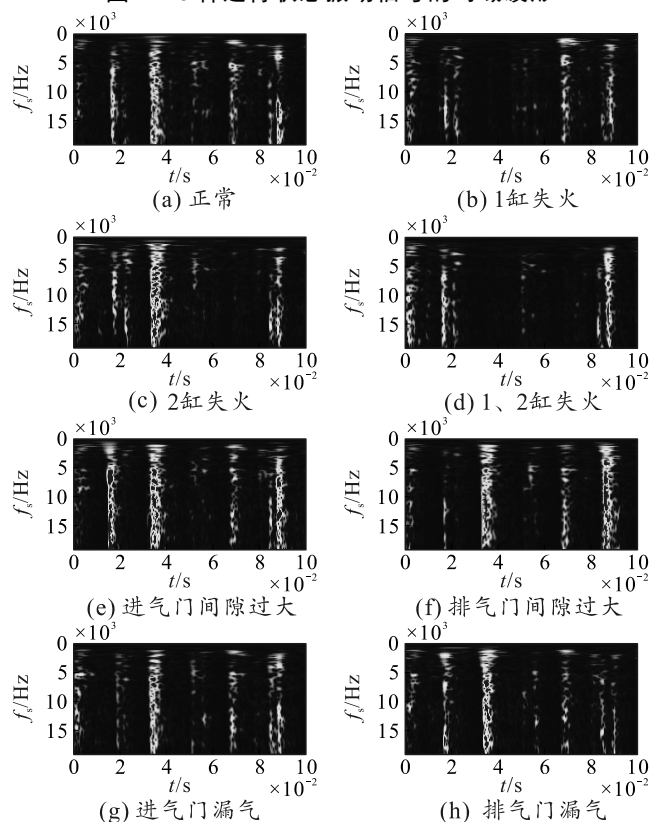


图 2 8 种运行状态振动信号的时频图像

3.2 柴油机时频图像压缩

上节中采集的柴油机振动信号样本经过 S 变换得到 256×512 时频图像。如图 3 所示，每种状态中挑选 5 个时频图像，一共 40 个时频图像组成训练样

本集 A ，从上至下，每一行代表同一种运行状态的不同样本。



图 3 训练样本集

如果采用 1DNMF 对时频图像进行压缩，必须先将其向量化，则一个训练样本的维数就达到了 131 072，整个训练样本集更是达到了 $131\ 072 \times 40$ ，造成了维数“灾难”。

因此，采用 2DNMF 对时频图像进行压缩，行方向和列方向的数据压缩维数都选择 10，迭代次数设置为 200 次。

如图 4 和图 5 所示，通过 2DNMF 可以得到一个大小为 256×10 的行基矩阵 L 和一个大小为 10×512 列基矩阵 R 。进而得到时频图像训练集压缩后的编码矩阵如图 6 所示，其大小为 10×10 。笔者将这组编码矩阵集记为 F_{ST_2DNMF} ，用来表征柴油机故障信号。为了与 1DNMF 的性能进行对比，设置基向量秩 r 为 10×10 ，迭代次数依然为 200 次，通过 1DNMF 对时频图像压缩得到另一个特征参数集，记为 F_{ST_1DNMF} 。

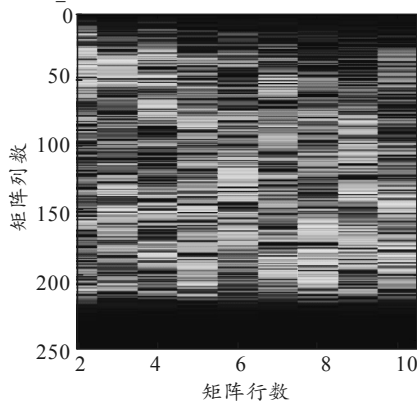


图 4 训练样本的行基矩阵

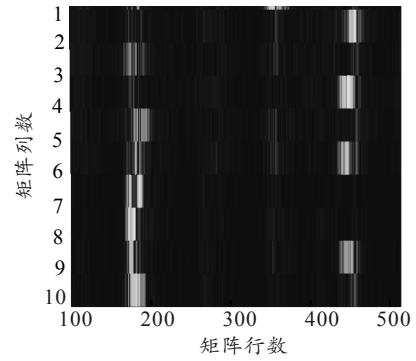


图 5 训练样本的列基矩阵

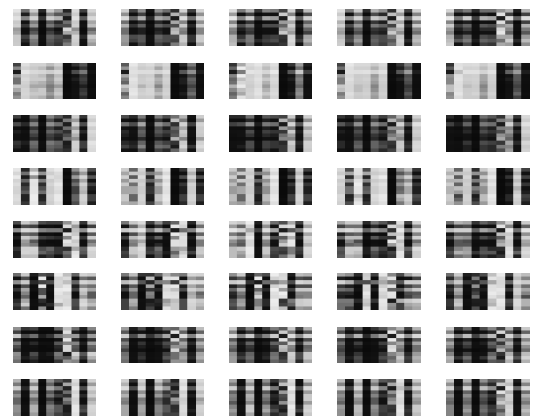


图 6 2DNMF 的编码矩阵

3.3 柴油机故障诊断

为了保证实验结果的普适性，选择了最近邻分类器(K-nearest neighbor classifier, KNNC)、朴素贝叶斯分类器(naive bayesian classifier, NBC)和支持向量机分类器(support vector machine, SVM)3种最常用的分类器对 F_{ST_1DNMF} 和 F_{ST_2DNMF} 2个特征参数集进行训练，而最初采集的 80 个样本中每种运行状态剩余的 5 个样本用来测试分类，分类精度为测试样本中分类正确的样本数与测试样本总数的比值，并且将分类过程重复 20 次，以其平均值作为最终测试结果来尽量确保结果的有效性。2 种方法的计算时间和分类精度如表 1 所示。

表 1 1DNMF 和 2DNMF 对柴油机故障诊断的结果

算法名称	计算时间/s	分类精度		
		KNNC	NBC	SVM
1DNMF	31.25	91.12	90.50	95.75
2DNMF	8.96	95.38	91.63	96.88

分析表中结果得出：针对柴油机故障诊断，通过 2DNMF 得到的特征参数集比通过 1DNMF 得到的拥有更高的分类精度，而且计算时间上也得到了明显的缩减。换言之，这同时证明了前述理论分析中，在对 2 维矩阵数据压缩的情况下，2DNMF 相比 1DNMF 更具优势。

4 结论

实测实验结果证明: 2DNMF 在进行时频图像压缩时, 省略了矩阵的向量化, 减少了数据维数过大而产生的计算量, 并较好地保留数据矩阵的结构信息。经过该法压缩获得的图像特征参数具有更高的辨识度, 有利于提高柴油机故障诊断的水平。

参考文献:

- [1] WU J D, HUANG C K. An engine fault diagnosis system using intake manifold pressure signal and Wigner-Ville distribution technique[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(1): 536-544.
- [2] LI B, MI S S, LIU P Y, et al. Classification of time-frequency representations using improved morphological pattern spectrum for engine fault diagnosis[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2013, 332(13): 3329-3337.
- [3] WANG Y S, MA Q H, ZHU Q, et al. An intelligent approach for engine fault diagnosis based on Hilbert-Huang transform and support vector machine[J]. *Applied Acoustics*, 2014, 75: 1-9.
- [4] Qing H, W Z, YOU Y, et al. Fault diagnosis for diesel valve trains based on non-negative matrix factorization and neural network ensemble[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(5): 1683-1695.
- [5] 蔡蕾, 朱永生. 基于稀疏性非负矩阵分解和支持向量机的时频图像识别[J]. *自动化学报*, 2009, 35(10): 1272-1277.
- [6] PHONA S. Applying Non-negative Matrix Factorization to Classify Superimposed Handwritten Digits[J]. *Procedia Computer Science*, 2013, 24: 261-267.
- [7] CASALINO G N, DEL B, MENCAR C. Subtractive clustering for seeding non-negative matrix factorizations[J]. *Information Sciences*, 2014, 257: 369-387.
- [8] MALLEY C S, BRABAN C F, HEAL M R. The application of hierarchical cluster analysis and non-negative matrix factorization to European atmospheric monitoring site classification[J]. *Atmospheric Research*, 2014, 138: 30-40.
- [9] XIONG X C, FANG X, OU Y Z, et al. Feature Extraction Approach for Mass Spectrometry Imaging Data Using Non-negative Matrix Factorization[J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2012, 40(5): 663-669.
- [10] ZENG K, YU J, LI C, et al. Image clustering by hyper-graph regularized non-negative matrix factorization[J]. *Neurocomputing*, 2014, 138: 209-217.
- [11] ZHANG Y, CHEN L, JIA J, et al. Multi-focus image fusion based on non-negative matrix factorization and difference images[J]. *Signal Processing*, 2014, 105: 84-97.
- [12] 项世军, 杨建权. 基于约束随机分块的 NMF 图像哈希算法[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(2): 337-341.
- [13] KOPRIVA I, JERIC I. Blind separation of analytes in nuclear magnetic resonance spectroscopy: Improved model for nonnegative matrix factorization[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2014, 137: 47-56.
- [14] QIAN C, ZHUANG Y, XU Z. Visual tracking with structural appearance model based on extended incremental non-negative matrix factorization[J]. *Neurocomputing*, 2014, 136: 327-336.
- [15] VOLLMER C, HELLBACH S, EGGERT J, et al. Sparse coding of human motion trajectories with non-negative matrix factorization[J]. *Neurocomputing*, 2014, 124: 22-32.
- [16] 孙锐, 陈军, 高隽. 基于显著性检测与 HOG-NMF 特征的快速行人检测方法[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(8): 1921-1926.
- [17] 李兵, 高敏, 张旭光, 等. 用形态梯度法与非负矩阵分解的齿轮故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2014, 34(2): 295-300.
- [18] 李兵, 徐榕, 贾春宁. 基于自适应形态提升小波与改进非负矩阵分解的发动机故障诊断方法[J]. *兵工学报*, 2013, 34(3): 353-360.
- [19] 张培林, 王怀光, 张磊, 等. 非负矩阵分解在发动机故障特征提取中的应用[J]. *振动工程学报*, 2013, 26(6): 944-950.
- [20] STOCKWELL R G L, MANSINHA R P. Lowe. Localization of the complex spectrum: The S transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1996, 44(4): 998-1001.
- [21] PEI S C, WANG P W. Discrete inverse S transform with least square error in time-frequency filters[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(7): 3557-3568.
- [22] BROWN R A, LOUIS L M, FRAYNE R. A General description of linear time-frequency transforms and formulation of a fast, invertible transform that samples the continuous S-transform spectrum nonredundantly[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(1): 281-290.
- [23] ZHANG D, CHEN S, ZHOU Z H. Two-dimensional non-negative matrix factorization for face representation and recognition[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2005, 3723: 350-363.
- [24] 高宏娟, 潘晨. 基于非负矩阵分解的人脸识别算法的改进[J]. *计算机技术与发展*, 2007, 17(11): 63-66.