

基于改进广义 S 变换和 2DLDA 的轴承故障诊断方法

林龙¹, 郑澜²

(1.台州科技职业学院 汽车与信息工程学院, 浙江 台州 318020; 2.台州学院 机械工程学院, 浙江 台州 318001)

摘要: 聚焦性是时频分布的重要指标, 以时频图像作为故障分析基础时, 较优的聚焦性能较好地体现信号的时频特征, 降低不同类型信号的区分难度。虽然广义 S 变换可较好地反映非平稳信号的时频特性, 但其聚焦性易被高斯窗标准差影响。为提高广义 S 变换时频图像的能量聚焦特性, 文中提出了一种经过改进的参数寻优准则, 并结合双向 2DLDA 图像压缩算法诊断轴承故障。

关键词: 汽车; 轴承; 时频聚焦性; 广义 S 变换; 2DLDA; 故障诊断

中图分类号: U472.4

文献标志码: A

文章编号: 1671-2668(2017)05-0009-05

时频分析方法如小波分析和魏格纳分布等可对瞬态、非平稳信号进行分析, 将一维信号在时间-频率的二维尺度上进行展示。S 变换是一种新的分析时频的方法, 它兼具小波变换与短时傅里叶变换的特点, 不过其高斯窗函数不能随频率调节, 缺乏灵活性。为提升其自适应性, 许多学者对 S 变换的窗函数开展研究, 提出了多种形式广义 S 变换, 其中: Stankovic L. 提出了一种时频聚焦性度量方法, 并将其运用于时频分析窗口的自适应确定及相关参数的优化选择; Djurovic I. 等提出了窗口参数的优化准则, 选取各频率成分最大时频聚焦性度量值 $M(p)$ 对应的 p 值作为最优参数, 使整体的时频聚焦性达到较优; 胡学友等采用新的度量标准提升聚焦性和抗噪性。

在机械故障模式智能识别领域, 处理的图像样本一般采用基于矩阵的特征提取方法, 如二维主成分分析、二维非负矩阵分解、二维线性判别 (Bidimensional Linear Discriminant Analysis, 2DLDA) 等, 2DLDA 算法是其中典型代表。该文采用广义 S 变换获取轴承故障的时频图像, 提出一种分段参数寻优的窗口调节方法提升时频图像的聚焦性, 对图像样本采用 2DLDA 算法进行双向压缩, 对矩阵距离的大小进行分类, 说明该算法的有效性。

1 广义 S 变换及改进时频的聚焦性准则

1.1 广义 S 变换算法

广义 S 变换定义为:

$$S^p(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{|f|^p}{\sqrt{2\pi}} e^{-(t-\tau)^2 \frac{f^{2p}}{2}} e^{-j2\pi f t} dt \quad (1)$$

$0 < p \leq 1$, 当 $p=1$ 时, 即为标准 S 变换。 p 可

控制窗的宽度, 其值大小影响时频分布聚焦性。根据 Stankovic L. 对聚焦性度量值 $M(p)$ 的定义[见式(2)], 选择最小 $M(p)$ 对应的 p 值作为最优参数。

$$M_x(p) = \left(\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^N |S^p(n, k)|^{\frac{1}{r}} \right)^r \quad (2)$$

Djurovic I. 对时频聚焦性度量 CM 的定义为:

$$CM(f, p) = \frac{1}{\int_{-\infty}^{\infty} |S_x^p(t, f)|^v dt} \quad (3)$$

式中: $v \in (0, 0.25]$; $S_x^p(t, f)$ 为取 p 值时的广义 S 变换结果。

1.2 改进的时频聚焦性准则

Stankovic 方法在整个时频域上进行参数寻优, 各频率处的优化值相同; Djurovic 方法对时频域中各频率值处进行寻优, 不同频率处的优化值不同, 使各频率聚焦性达到最佳, 但该方法计算效率低、稳定性差, p 值的波动会影响变换结果的局部聚焦性。为此, 对广义 S 变换算法进行优化, 优化后的算法步骤如下:

(1) 对于 $p \in (0, 1]$, 取各 p 值计算 $x(t)$ 的广义 S 变换结果 $S_x^p(t, f)$ 。

(2) 把频率平均分成 N 段 $[f_{i-1}, f_i]$, $i=1, \dots, N$, 对于每个 p , 根据式(2)计算 $M_f(p)$ 值。

(3) 对同一段频率, 比较各 $M_f(p)$ 的大小, 与最小 $M_f(p)$ 相应的 p 为最优参量 $p^{opt}(f_i)$, 即:

$$p^{opt}(f_i) = \arg \max_p [M_f(p)] \quad (4)$$

(4) 重复步骤 2 和步骤 3, 计算每个频率段的最优参数 $p^{opt}(f_i)$, 优化的参数值 $p^{opt}(f_i)$ 随频率离散分布。

(5) 对优化的离散结果作拟合, 得到随频率连

续分布的优化 p 值,优化参数后的广义 S 变换为:

$$S(t, f) = S_{p_{opt}}(t, f) \quad (5)$$

1.3 仿真分析

仿真信号包含两列线性调频信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 、一列指数调频信号 $x_3(t)$ 及一列高频冲击信号 $x_4(t)$ 。模拟信号采样频率为 512 Hz,共采样 512 点,表达式如下:

$$\begin{aligned} x_1(t) &= \sin(10\pi t + 2\pi t^2) \\ x_2(t) &= \sin(40\pi t + 20\pi t^2) \\ x_3(t) &= \sin(50\pi t^4) \\ x_4(t(200:220)) &= \sin[400\pi t(200:220)] \\ x(t) &= x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + x_4(t) \end{aligned} \quad (6)$$

仿真信号波形及经 S 变换后的时频结果见图 1,从中可见其高频处的聚焦性差。

运用 Stankovic 方法、Djurovic 方法和文中方法得到优化参数 p 分布(见图 2)及相应变换的时频分布(见图 3)。根据图 2(a), $p=0.81$ 为最小 $M(p)$ 对应的最优 p 值。对比图 3(a)和图 3(b),指数调频成分和瞬时频率成分的聚集性比标准 S 变换均有明显提升,低频处的线性调频成分的聚焦性则变化不大。根据图 2(b),优化 p 值在 45、210、236 Hz 频率

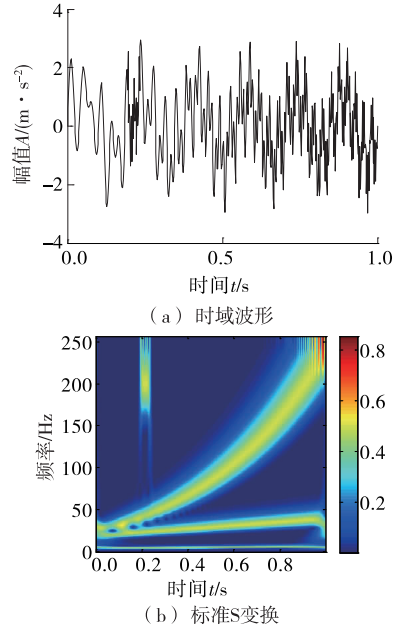


图 1 仿真信号

附近存在较大波动,使图 3(b)在对应频率处产生波动。根据图 3(c),采用文中方法不仅克服了 Djurovic 方法的缺陷,低频处的线性调频成分的聚焦性也有所提升。

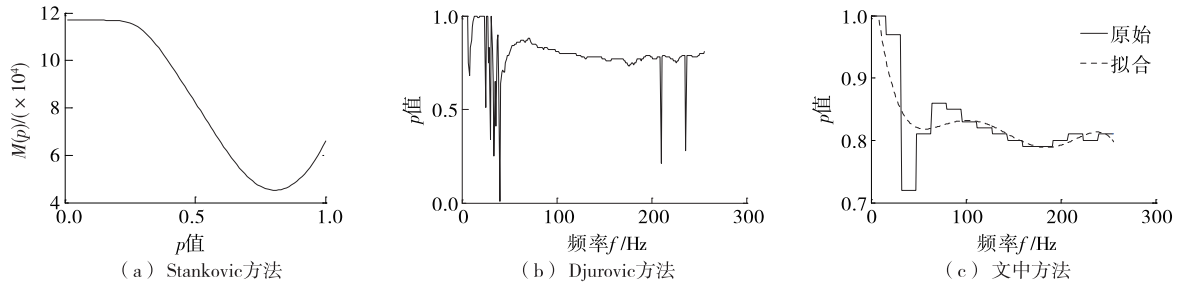


图 2 采用不同寻优方法得到的优化参数

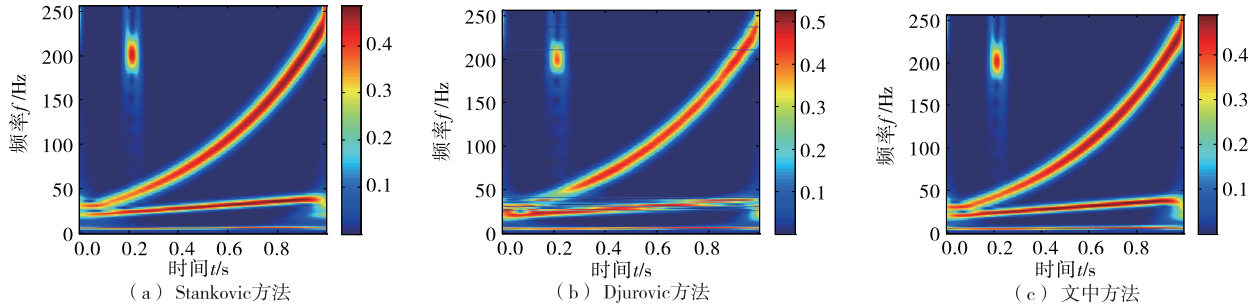


图 3 采用不同寻优方法优化广义 S 变换的时频分布

2 2DLDA 算法

定义图像中训练样本集合为:

$$A = \{A_k\}_{k=1}^N$$

式中: A_k 为训练样本中的第 k 个,维数为 $m \times n$; N 为图像集的总样本容量。

假设每类的样本容量为 n_i , 共有 C 类数据, 则 $\sum_{i=1}^c n_i = N$ 。按下式计算训练样本中第 i 类图像的平均值 \bar{A}_i 、总训练样本的平均值 \bar{A} 、类间离散度矩阵 S_B 及类内离散度矩阵 S_W :

$$\bar{A}_i = \frac{1}{n} \sum_{j \in c_i} A_j \quad (7)$$

$$\bar{A} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j \in c_i} A_j \quad (8)$$

$$S_B = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c n_i (\bar{A}_i - \bar{A})^T (\bar{A}_i - \bar{A}) \quad (9)$$

$$S_W = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j \in c_i} (A_j - \bar{A}_i)^T (A_j - \bar{A}_i) \quad (10)$$

为了找到一组最佳投影向量 X , 定义如下 fisher 准则:

$$J(X) = \frac{X^T S_B X}{X^T S_W X} \quad (11)$$

2DLDA 的目的就是寻找使 $J(X)$ 最大的最优投影方向 X 。通过计算对应于前 d 个 $S_W^{-1} S_B$ 的最大特征值的标准正交特征向量, 可求得最佳投影向量组。将最优投影向量组组成最优投影矩阵 $X = [X_1, X_2, \dots, X_d]$, 将已知的时频图像 A 往 X 投影即可得到水平方向压缩后的特征矩阵:

$$F = A[X_1, X_2, \dots, X_d] = AX \quad (12)$$

同理, 将特征矩阵 F 转置作为输入样本按照 fisher 准则再次获取投影方向 U , 即可获得双向投影的特征矩阵:

$$B = X^T A U \quad (13)$$

2DLDA 在水平和垂直两个方向上对图像进行压缩, 可有效保留图像特征, 大大缩小图像的特征维数, 提高后期故障模式分类识别效率。

3 AMD 距离分类

图像的分类可通过距离度量进行区分。AMD 距离定义如下:

$$d_{\text{AMD}}(A, B) = \left[\sum_{j=1}^d \left(\sum_{i=1}^m (a_{ij} - b_{ij})^2 \right)^{1/2q} \right]^{1/q} \quad (q > 0) \quad (14)$$

式中: $A = (a_{ij})_{m \times d}$ 和 $B = (b_{ij})_{m \times d}$ 为所提取的特征矩阵。

对测试的样本 C , 经 2DLDA 双向压缩后, 其特征矩阵为:

$$U_i = P^T C_i^T Q \quad (i = 1, 2, \dots, M)$$

式中: P, Q 为投影矩阵。

计算得:

$$d_{\text{AMD}}(C_i, A_j) = \|U_i - U_j\|_2$$

如果 $d_{\text{AMD}}(C_i, A_j) = \min d(C_i, A_j)$, 则 C_i 和 A_j 属于同一类别。

4 轴承故障诊断

4.1 试验设置

如图 4 所示, 试验台包括交流电机、齿轮减速器、转速传感器、二级减速箱及加载器等。加速度传感器位于齿轮箱输入轴的前后端轴承盖上, 故障轴承安置于齿轮箱输入轴末端。轴承参量见表 1。

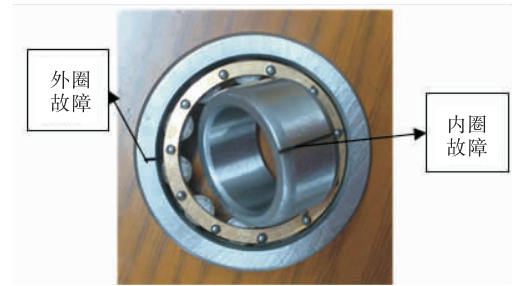
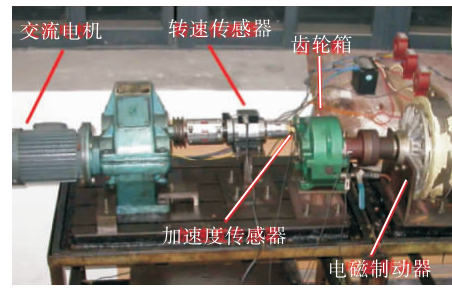


图 4 试验设置

表 1 轴承型号参量

项目	参数值	项目	参数值
型号	Nu204M	宽度/mm	14
外径/mm	47	滚珠数/个	11
内径/mm	20	接触角/(°)	0

在内环和外环设置两类故障: 外环故障细槽宽 1 mm、深 2 mm, 内环故障细槽宽 0.5 mm、深 0.5 mm。试验时, 电机转速恒定为 1 134 r/min, 载荷设置为 60 N·m, 采样频率为 12 kHz, 每种轴承状态采集 40 段振动信号, 共获取 120 段信号。图 5 为轴承在正常及内、外环故障 3 种状态下的时域信号。

4.2 时频图像样本获取

对采集的信号进行时频变换, 分别利用 3 种时频聚焦性准则对广义 S 变换窗口参数 p 进行优化, 优化后的参数及结果见表 2。

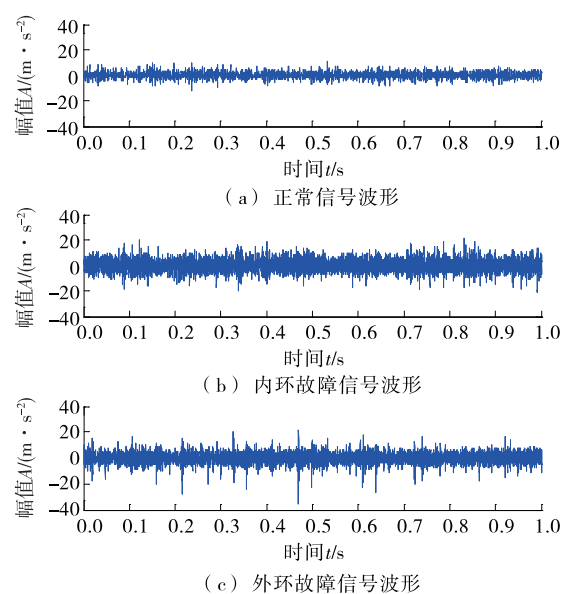


图5 不同状态下的轴承时域信号

由表2可知:采用 Stankovic 方法时,对于正常状态和内圈故障状态信号,优化的 p 值为 0.1,相应变换结果的聚焦性差;对于外圈故障状态信号,优化结果为 0.55,时频聚焦性良好。采用 Djurovic 方法

时,优化参数分布曲线波动大,变换结果的切割现象严重。采用文中方法时,各状态下的聚焦性良好。

4.3 图像压缩和特征提取

采用文中方法获取训练图像样本集合,共 120 幅图像,每类图像 40 幅,每幅图像维度 $900 \times 1\,200$,灰度化后含 256 个灰度等级。为了提高特征提取效率,将图像划分成 90×120 块,每块由 10×10 矩阵组成。为保留时频图像矩阵能量分布,计算块矩阵的元素之和替代该块的总能量值。

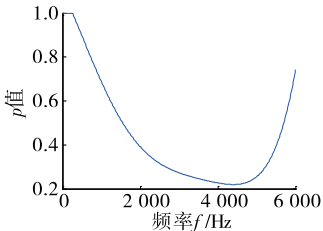
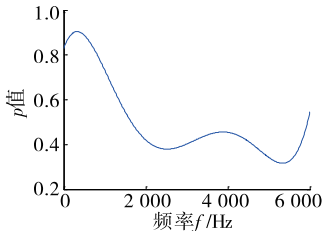
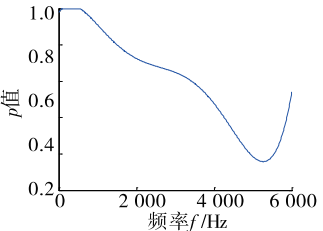
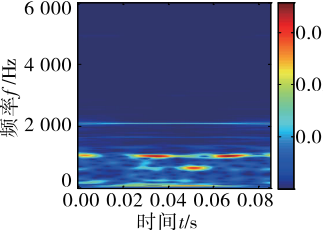
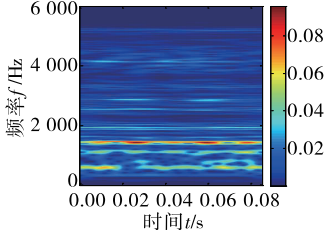
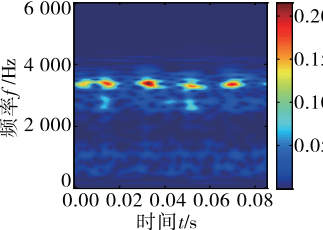
4.4 故障状态分类

分类方法以矩阵距离的 AMD 分类器为基础。通过训练图像的样本获取横向与纵向最优投影向量组,对训练样本与测试样本进行双向压缩获取其特征矩阵。当要对测试样本 C 进行分类时,计算其与所有训练样本的特征矩阵的 AMD 距离。比较每个距离的大小,若与第 i 个训练的样本之间的距离最小,则样本 C 属于第 i 个训练样本所属的类别。诊断时,训练集和测试集各包含三类样本 60 个,每类样本各 20 个。重复测 10 次,取各类结果的平均准确率定义为分类的性能评价指标。当 $q = 2$ 时,

表2 广义 S 变换优化效果对比

方法	项目	不同状态下的优化结果		
		正常	内圈故障	外圈故障
Stankovic 方法	p 值	0.10	0.10	0.55
	优化结果			
	p 值分布			
Djurovic 方法	优化结果			
	p 值分布			

续表 2

方法	项目	不同状态下的优化结果		
		正常	内圈故障	外圈故障
文中方法	p 值分布			
	优化结果			

AMD 距离为 Frobenius 距离。分析压缩的维数不同时,采用不同时频图像源提取特征的分类性能,结果见图 6。

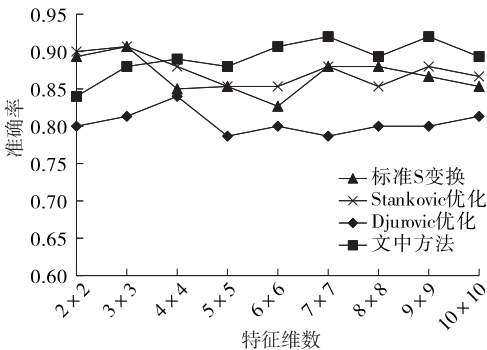


图 6 不同时频图像的特征提取分类性能对比

由图 6 可知:当提取的特征维数为 2×2 、 3×3 时,标准 S 变换和 Stankovic 方法优化获得的时频图像分类准确率相近,为 90%,比文中方法和 Djurovic 方法的准确性略高。这是由于压缩后的维度低,图像中差异部分压缩后的损失可能较大。提取的特征维数大于 4×4 时,文中方法能将分类识别性能维持在大于 88% 的水平,准确率比其他算法高。提取的特征维数为 7×7 时,文中方法的分类诊断准确率高达 92%。可见,文中方法的诊断精度随提取特征维数的增加呈上升趋势,具有较高的分类精度。但维数增加会导致计算效率降低。

5 结论

(1) 基于参数优化的改进准则能改善 Djurovic

算法的不足,优化后的算法细化了 S 变换在不同频率段的优化参数。

(2) 广义 S 变换能有效表达不同轴承故障信号的时频特点,将其与 2DLDA 算法结合,能有效实现轴承信号的故障特征提取和故障模式区分。

(3) 在采用双向 2DLDA 算法对故障信号进行分类时,为获取较优的分类准确率,应选择合适的压缩维数。

参考文献:

[1] Stockwell R G, Mansinha L, Lowe R P. Localization of the complex spectrum; the S-transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 17.

[2] McFadden P D, Cook J G, Forster L M. Decomposition of gear vibration signals by the generalized S transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1999, 13.

[3] Pinnegar C R, Mansinha L. Time-local spectral analysis for non-stationary time series: the S-transform for noisy signals[J]. Fluctuation and Noise Letters, 2003, 3(3).

[4] Pinnegar C R, Mansinha L. The S-transform with windows of arbitrary and varying shape[J]. Geophysics, 2003, 68(1).

[5] 陈学华, 贺振华, 黄德济, 等. 基于广义 S 变换的信号提取与抑噪[J]. 成都理工大学学报: 自然科学版, 2006, 33(4).

[6] Stankovic L. A measure of sometime-frequency distributions concentration[J]. Signal Processing, 2001, 81(3).

(下转第 46 页)

不利路面及道路线形情况下没有适时降低车速。可见,高路基、临水沟谷崖等道路不利位置是坠车事故最重要的危险源,其次是人的因素中的超速行驶、操作不当,应着重加以控制和解决;道路线形对坠车事故也有较大影响,其中一般坡急弯并一般弯坡影响最严重,应对相应位置加以改善并加强管理;潮湿路面的影响度比冰雪路面高,因为潮湿路面营运客车通行,而冰雪路面往往营运客车停运;陡坡急弯路段相对较少,影响度较低;超员行驶易加重坠车事故后果,但对事故发生的影响度较低;制动故障数量相对较少,影响较低。

4 结论

(1) 营运客车运输系统具有整体性及开放性的特点,其使用特性主要表现为营利性、不均衡性及多样性。系统所具备的这些特性与对应事故特性具有不可分割的联系。

(2) 营运客车特大道路交通坠车事故与人的因素中的超速行驶、车速不当、操作不当、超员行驶,车辆因素中的制动故障,不良道路线形中的一般弯坡、一般坡急弯、陡坡急弯及潮湿路面等因素关系密切;道路不安全位置如临水沟谷崖、高路基是坠车事故发生的必要条件。

(3) 当人的因素中的超速行驶、操作不当、车速不当与潮湿路面共同作用时,事故数较多,危险性大;在不同程度的弯坡道路上超速行驶,事故数多,危险性大,一般弯坡、一般坡急弯及陡坡急弯路段驾驶员操作不当的危险性也较大;当车辆存在制动故障时,驾驶员若操作不当极易发生事故,超速、超员行驶也具有较大危险性;弯坡路段处路面潮湿,存在较大危险性。

(4) 营运客车坠车事故发生途径较多,危险性

较大,高路基、临水沟谷崖等道路不利位置是坠车事故最重要的危险源,其次是人的因素中的超速行驶及操作不当。

参考文献:

- [1] 张浩.客车操纵稳定性分析及其控制策略研究[D].长春:吉林大学,2012.
- [2] 方遵,杨福清.客车自主安全控制系统设计与研究[J].太原理工大学学报,2015,46(2).
- [3] 郭平波,薛世海,杨晨辉.基于弹性车体模型的高速客车动态响应[J].交通运输工程学报,2005,5(2).
- [4] 王云鹏,王利芳,李世武.道路运输系统分析及发展对策研究[J].公路交通科技,2005,22(7).
- [5] 樊彦龙.关于我国运输通道客运交通结构的研究[D].西安:长安大学,2004.
- [6] Kaplan S, Prato C G. Risk factors associated with bus accident severity in the United States: a generalized ordered logit model[J]. Journal of Safety Research, 2012, 43(3).
- [7] 卜全民,王涌涛,汪德耀.事故树分析法的应用研究[J].西南石油大学学报,2007,29(4).
- [8] 朱守胜,王艳杰.事故树分析法在车辆翻坠车事故原因分析中的应用[J].科教导刊:电子版,2015(24).
- [9] 李晟坤,方守恩.车辆冲出路外事故的特征及影响因素分析[J].公路与汽运,2009(2).
- [10] 朱守胜.基于事故树分析的营运客车交通安全风险研究[D].西安:长安大学,2016.
- [11] 龚标,王长君,郑煜,等.客运车辆特大交通事故特征及原因分析[J].中国公共安全,2006(6).
- [12] 马爱霞,白建平,赵一姝,等.事故树分析在交通事故原因分析中的应用[J].重庆科技学院学报:社会科学版,2009(8).

收稿日期:2017-04-24

(上接第13页)

- [7] Djurovic I, Sejdic E, Jiang J. Frequency-based window width optimization for S-transform [J]. AEU International Journal of Electronics and Communications, 2008, 62(4).
- [8] 胡学友,李锐.时频聚集性能优化的广义S变换[J].计算机应用研究,2014,31(12).
- [9] Li Bing, Zhang Peilin, Liu Dongsheng, et al. Feature extraction for rolling element bearing fault diagnosis utilizing generalized S-transform and two-dimensional non-nega-

tive matrix factorization[J]. Journal of Sound and Vibration, 2011, 330(10).

- [10] 李巍华,林龙,单外平,等.基于广义S变换与双向2DPCA的轴承故障诊断[J].振动、测试与诊断,2015(3).
- [11] Li Ming, Yuan Baozong. 2D-LDA: a statistical linear discriminant analysis for image matrix [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(5).

收稿日期:2017-05-26