

◇ 研究报告 ◇

流形学习在运动声源声特征提取方面的研究*

宿元亮^{1,2} 刘志红^{1,2} 王万凯^{1,2} 赵玉贵^{1,2} 仪垂杰^{1,2†}

(1 青岛理工大学机械与汽车工程学院 青岛 266000)

(2 工业流体节能与污染控制教育部重点实验室 青岛 266000)

摘要 运动声源因声信号时变性、叠加性和空时耦合性强,声数据呈现高维、非线性等特点,使得关键声特征提取困难,声特征提取方法复杂度高、数值计算量大、有效性差。因此,如何有效提取声特征并降低提取方法复杂度成为目前多源声场声源精准识别需迫切解决的关键科学问题。由此,该文提出短时傅里叶变换(STFT)和局部线性嵌入算法(LLE)联合的STFT-LLE流形学习声特征提取方法,并将此方法应用于运动声特征提取,且通过仿真实验测试对其进行了验证。该方法为运动声目标的分类识别提供了技术支撑。

关键词 运动声源,特征提取,流形学习,短时傅里叶变换,局部线性嵌入

中图分类号: X827 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2019)06-0961-08

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2019.06.008

Research on manifold learning in acoustic feature extraction of moving sound source

SU Yuanliang^{1,2} LIU Zhihong^{1,2} WANG Wankai^{1,2} ZHAO Yugui^{1,2} YI Chuijie^{1,2}

(1 College of Mechanical and Automotive Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266000, China)

(2 Key Laboratory of Energy Conservation and Pollution Control of Industrial Fluids, Ministry of Education, Qingdao 266000, China)

Abstract Moving noise is characterized by time-varying, superimposing and space-time coupling of sound signals, and the sound data are characterized by high dimensionality and nonlinearity, which makes it difficult to extract key acoustic features. The method of sound feature extraction has high complexity, large numerical calculation and poor validity. Therefore, how to effectively extract acoustic features and reduce the complexity of the extraction method has become an important scientific problem for the accurate identification of multi-source acoustic sources. In this paper, the STFT-LLE manifold learning method is proposed. It combined with short-time Fourier transform (STFT) and local linear embedding algorithm (LLE). This method is applied to the feature extraction of motion acoustic field. It is validated by simulation experiments. This method provides technical support for the classification and recognition of moving sound source.

Key words Moving sound source, Feature extraction, Manifold learning, Short time Fourier transform, Locally linear embedding

2019-02-16 收稿; 2019-09-11 定稿

*国家自然科学基金项目(61671262, 61871447)

作者简介: 宿元亮(1993-), 男, 山东泰安人, 硕士研究生, 研究方向: 噪声与振动控制和声信号处理。

†通讯作者 E-mail: chuijieyi@vip.163.com

0 引言

运动声源研究主要集中在运动声源的定位识别、声源运动以及流场作用所产生的多普勒效应、运动声源的声场重构等方面^[1-6]。上述研究都需提取运动声源的声特征。在进行运动声源的声特征提取时,由于声特征与运动状态高度耦合,且由多个声源(如行驶车辆发声源:车身、底盘、发动机等)的声辐射叠加,呈现出宽频带、非稳态、非线性等特点^[7]。行驶中车辆噪声声辐射问题是一个复杂的动态过程,辐射噪声不仅与自身各噪声源的噪声特性有关,还与车辆运动参量:距离、速度、加速度、方位和方向等紧密相关,其辐射强度、频率及声传播模式也与车辆运动状态高度耦合。运动声源的声特征提取主要采用传统理论的数值分析方法研究。数值分析方法已很好地应用于实际问题,特别对飞机、叶轮机的气动噪声研究。但车辆噪声源及噪声特性的复杂性、时变性突出,呈现高维数及非线性特征,使得此类运动声信号的特征提取困难,数据本质特征表示不清,且数据运算量大。因此,寻找一种能够有效提取声特征且降低数据计算量的方法尤为重要。流形学习是流形与机器学习相结合的方法,属于机器学习领域中的一种数据降维方法,涉及到几何学、代数学及拓扑学等学科,已成功应用于图像处理、人脸识别、语音识别及故障诊断等应用领域^[8]。流形学习算法能够通过保持数据间的某种关系来发掘藏匿于高维数据中的内在低维流形结构,用低维流形结构表征数据的本质特征,并将低维流形特征坐标化,以实现维数约简及数据可视化,从而完成特征提取。流形学习方法能够对高维数据进行维数约简并提取其本质流形特征,是一种高效提取声信号特征的新方法,同时该方法又隶属于机器学习的范畴,因此利用该方法进行声特征提取研究能够为声源智能识别奠定基础。但是,从国内外研究现状来看,该方法应用于车辆噪声这类运动声信号的分析处理直接相关研究甚少。为此,将流形学习这种高效降维算法应用于运动声特征提取,将声特征从时域、频域或时频域转化到流形域上表征不仅能够提高后期模式识别的准确性及快速性,而且是一种时变声信号特征提取的新思路、新途径。

1 基本理论

流形学习算法分为线性流形学算法和非线性

流形学习算法。线性流形学习算法有主成分分析(Principle component analysis, PCA)^[9]和多维尺度变换(Multidimensional scaling, MDS)^[10],计算简单、理解容易,能够很好地提取到线性数据的有用的信息,应用十分广泛。但高维数据在空间中具有高度非线性结构,即呈流形分布。由于线性流形学习算法力求保持数据的全局线性结构,所以该线性算法对非线性数据进行特征提取时,得到的结果则不能真实反映数据的本质结构,无法提取到原始数据的有效信息,使得难以完成后续分类识别等任务。典型的非线性流形学习算法有等距映射算法^[11](Isometric mapping, Isomap)、局部线性嵌入算法^[12](Locally linear embedding, LLE)和局部切空间排列算法^[13](Local tangent space alignment, LTSA)。LLE算法最显著特点,一是权重具有平移、旋转、缩放不变性;二是最优解无迭代,求解过程为稀疏矩阵特征分解。从各算法优缺点以及复杂度上来看: Isomap相比于LLE及LTSA,由于要寻找最短路径使得时间复杂度较高,算法处理效率降低;LLE则考虑局部线性重构误差,计算的时间代价较小,求解容易,其步骤中不产生迭代^[14]。在对人造数据集(Punctured sphere、Swiss roll)进行降维方面,LLE算法基于数据的局部线性假设来逼近非线性结构^[15],通过局部线性重构误差最小化获得低维流形特征,适合处理非平稳的时变信号,而且LLE算法的计算速度快、求解简单等优点也适用于高维数、非线性的运动声信号的处理与分析。因此选取LLE算法。

1.1 高维特征矩阵构建

在信号处理领域,对于流形学习算法中高维特征矩阵的构建,有多样本信号重组^[16]、相空间重构^[17]、多元统计分析^[18]和时频分析四种方法。本文选用时频分析即STFT作为声特征初步提取方法。

离散短时傅里叶变换的数学表达式如下:

$$S_x(n, k) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x(m) w(m-n) e^{-j\frac{2\pi k}{N}m}, \quad (1)$$

式(1)中, $k = 0, 1, 2, \dots, N-1$, $x(n)$ 是原始信号, $w(n)$ 是分析窗函数, n 值为离散的而 N 值为连续的,即STFT在时间上离散、在频率上连续。窗函数 $w(n)$ 会在时域中随着 N 值的改变来截取信号 $x(n)$ 某一时段信号,并将截取的近似的平稳信号进行傅里

叶变换,最后得到的信号频谱会随 n 值变化而变化。若对 ω 的 N 点离散化,得到 $\omega_k = \frac{2\pi}{N}k$,则 $w(n)$ 的长度为 N 的取值。因频率信息泄露等问题,本文选用Hamming窗。

其相应的短时功率谱,即频谱图为

$$P_S(n, k) = |S_x(n, k)|^2. \quad (2)$$

基于时频分布的瞬时频率为

$$\langle \omega \rangle = \frac{\sum_k k |S_x(n, k)|^2}{\sum_m |x(m) w(m-n)|^2}. \quad (3)$$

假设一维时间序列 $\mathbf{S} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$,合理选择分析窗函数 $w(n)$ 、窗宽大小 w 、窗重叠度 l 以及傅里叶变换的样本点数 D ,则信号分帧数目即窗数为

$$N = n - l/(w - l). \quad (4)$$

若对第 i 帧信号进行傅里叶变换,得到该帧信号的傅里叶谱记为

$$X_i \in \mathbf{R}^D, \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (5)$$

则基于短时谱的高维特征矩阵,即时频特征矩阵构建示意图,如图1所示。

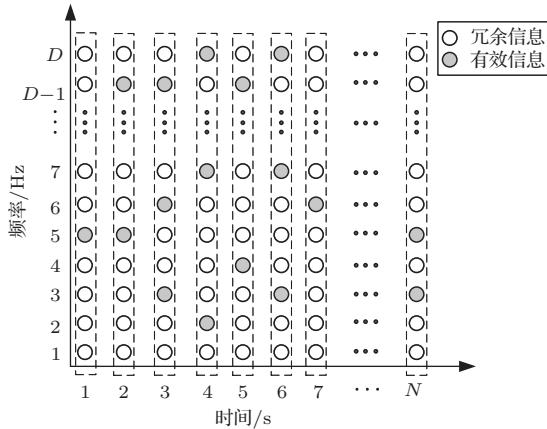


图1 时频特征矩阵构建示意图

Fig. 1 Schematic diagram of time-frequency feature matrix construction

短时谱中能够充分体现信号的频率特征,以频率作为维数,以时间作为样本数,将其构建为时频特征矩阵:

$$\mathbf{X} = [X_1, X_2, X_3, \dots, X_i, \dots, X_N], \quad (6)$$

其中, $D \times N$ 的矩阵 \mathbf{X} 即为构建的高维特征矩阵。

1.2 基于STFT-LLE的运动声源声特征提取模型

1.2.1 匀亚音速运动模型

本文研究对象为运动声源,观测点与声源之间发生相对运动,其匀亚音速运动点源模型如图2所示。单极子声源 S 沿 X 轴正方向以亚音速 V 匀速直线运动。假设观测点 O 的坐标为 (x, y, z) , $t = 0$ 时声源从坐标原点出发,在 t 时刻观测点接收到声源在 t_e 时刻发出的声压且此时声源以亚音速 V 运动到 x_s 位置,则 $x_s = Vt$, $y_s = z_s = 0$ 。由数学几何知识可知:

$$\mathbf{R}^2 = (x - Vt_e)^2 + r^2, \quad (7)$$

式(7)中: $\mathbf{R} = |\mathbf{R}(t)|$ 为声源位置与观测点的距离, $|\mathbf{R}(t)|$ 称为声矢量; $t_e = t - \mathbf{R}/c$ 为延迟时间; r 为观测点 O 到声源运动轴线的垂直间距,有 $r^2 = y^2 + z^2$ 。

声源运动的快慢可用马赫数(Mach number) M 衡量:

$$M = V/c, \quad (8)$$

$M < 1$ 称为亚音速(subsonic), $M > 1$ 称为超音速(supersonic)。则

$$\mathbf{R}^2 = [(x - Vt) + M\mathbf{R}]^2 + r^2. \quad (9)$$

求解此方程,得

$$\mathbf{R} = \frac{M(x - Vt) \pm \sqrt{(x - Vt)^2 + (1 + M^2)r^2}}{1 - M^2}. \quad (10)$$

因为在亚声速条件下, $M < 1$, $\mathbf{R} > 0$,只有正号满足实际情况,令

$$\mathbf{R}_1 = \sqrt{(x - Vt)^2 + (1 - M^2)r^2}, \quad (11)$$

$$\mathbf{R} = \frac{M(x - Vt) + \mathbf{R}_1}{1 - M^2}, \quad (12)$$

式(12)中, \mathbf{R} 即为声波从声源到观测者的实际传播距离。

若将 θ 表示为声源运动轴线与 \mathbf{R} 之间的夹角,则 $x - x_e = x - Vt = \mathbf{R} \cos \theta$,由于 $\mathbf{R} = c(t - t_e)$,则

$$\begin{aligned} M(x - Vt) &= M[x - Vt_e - V(t - t_e)] \\ &= M\mathbf{R}(\cos \theta - M), \end{aligned} \quad (13)$$

式(13)中,

$$\cos \theta(t) = \frac{x - x(t)}{\sqrt{(x - x(t))^2 + y^2}}$$

$$= \frac{x - vt}{\sqrt{(x - vt)^2 + y^2}}. \quad (14)$$

所以可以推导出:

$$R_1 = R(1 - M \cos \theta). \quad (15)$$

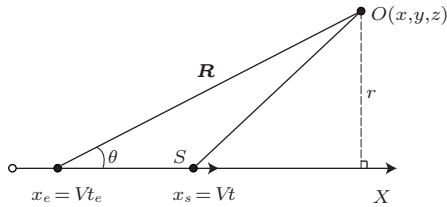


图2 匀亚音速运动点源模型

Fig. 2 Uniform subsonic motion point source model

1.2.2 运动声源特性

(1) 运动声源声辐射特性

假设运动点源为强度由 q 规定的脉动球^[19-20], 其源分布密度可以表示为 $q(\mathbf{r}, t) = Q_S(t)\delta(x - vt)\delta(y)\delta(z)$, 声压场波动方程^[21] 可表示为

$$\nabla^2 p - \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2} = \frac{\partial}{\partial t} [Q_S(t)\delta(x - vt)\delta(y)\delta(z)]. \quad (16)$$

当声源低速运动 ($M < 0.2$) 时, 声辐射公式可简化为^[21]

$$p(t) = p_1(t) = \frac{q'[t - (\mathbf{R}/c)]}{4\pi R(1 - M \cos \theta)^2}, \quad (17)$$

式(17)中, $p(t)$ 为观测点接收信号, $q'(t)$ 为声源原始信号。

因为 R 是时间的函数, 当单频声源以亚音速做匀速直线运动时, 观测点接收到的声信号频率以及幅度均随时间发生变化。这种特征频率的变化在多普勒效应以及指向性特征中均有所体现。

(2) 多普勒效应

随着声源的运动, 观察点获得的信号会因多普勒效应出现频散现象。图3给出在不同亚音速情况下, 当声源运动时随着观察时间变化, 接收信号特征频率的变化趋势。从图3中可以看出: (a) 声源运动速度越高, 即 M 值从0.3变化到0.9, 观察点频率与源频率的比值 (频移量) 逐渐变小, 频移现象越来越明显; (b) 随着声源运动时间的推移, 观察点频率与源频率的比值 (频移量) 达到平稳趋势^[22-23]。

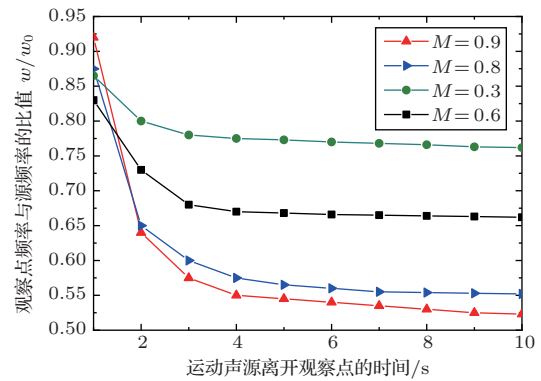


图3 匀亚音速直线运动声源的频移特征

Fig. 3 Frequency shift characteristics of uniform subsonic linear motion sound source

1.3 声特征提取实现流程

将STFT-LLE流形学习方法应用于特征提取, 弥补传统特征提取方法在处理数据复杂、提取特征维数高、不准确等缺陷^[24]。STFT-LLE流形学习方法的声特征提取流程如图4所示。

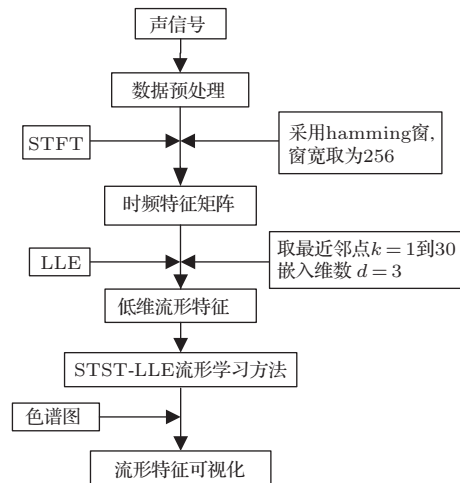


图4 STFT-LLE流形学习方法声特征提取流程图

Fig. 4 Flow chart of STFT-LLE manifold learning method

STFT-LLE流形学习方法的声特征提取具体流程如下:

(1) 对声信号数据进行预处理, 获得时间序列 $S = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 。

(2) 选择合适的窗函数及窗宽, 采用 hamming 窗, 其窗宽取为 256, 利用 1.1 节中方法原理构建时频特征矩阵 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_N] \in \mathbf{R}^D$ 即为构建的高维特征矩阵。

(3) 使用 LLE 算法处理高维特征矩阵提取低维流形特征。

LLE算法提取低维流形特征步骤如下:

(1) 最近邻点选择, 构造邻域。通过欧氏距离寻找与每个样本点最近的 k 个近邻, 运用统计法并选取 k 值范围为 $1 \sim 30$ 。

(2) 局部线性重构, 计算权值矩阵 \mathbf{W} 。通过使线性重构误差函数取最小值得 \mathbf{W} , 误差函数为

$$\min \varepsilon(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^N \left\| x_i - \sum_{j=1}^k w_{ij} x_j \right\|. \quad (18)$$

需满足 $\sum_{j=1}^k w_{ij} = 1$, 若 $X_j \notin \mathbf{N}(x_i)$, 则 $w_{ij} = 0$, 即归一化, 则矩阵化整理为

$$\min \varepsilon(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^N \mathbf{W}_i^T \mathbf{Z}_i \mathbf{W}_i. \quad (19)$$

(3) 为实现可视化, 选取维数为3。根据权值矩阵 \mathbf{W} , 使得嵌入坐标的误差函数取得最小值, 则

$$\min \phi(\mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^N \left\| y_i - \sum_{j=1}^k w_{ij} y_j \right\|^2. \quad (20)$$

约束条件为 $\sum_{i=1}^N y_i = 0$ 及 $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i y_i^T = 1$ 。用 \mathbf{W}_i 表示 \mathbf{W} 的第 i 列, y_i 表示单位矩阵的第 i 列, \mathbf{Y} 表示输出向量, 即 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]$, 误差函数矩阵化为

$$\min \phi(\mathbf{Y}) = \mathbf{Y} \mathbf{M} \mathbf{Y}^T. \quad (21)$$

对矩阵 \mathbf{M} 特征值分解, 即可得到低维嵌入 \mathbf{Y} 。

选取 $d = 3$, 利用局部线性嵌入算法(LLE)提取出低维流形特征 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]$ 。

(4) 将提取的低维流形特征向量绘制色谱图, 实现流形特征可视化。

2 仿真实验分析

采用标准的地面车辆通过噪声的测试数据, 测试模型如图5所示, 传声器放置于离声源直线运动轨迹垂直距离7.5 m处。声源从A点出发, 以某一速度沿直线运动到B点, 传声器接收从A点到B点时间段内的声数据。

选取马赫数为 $M = 0.12$ 以及 $M = 0.35$ 的运动速度, 由3种不同的正弦信号仿真运动声源的声信号, 如表1所示。

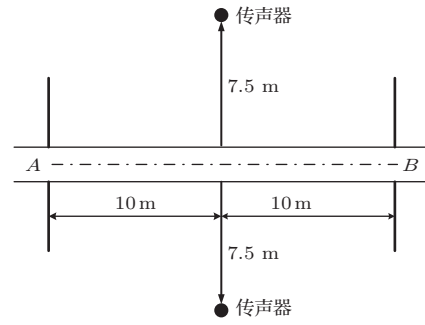


图5 通过噪声测试示意图

Fig. 5 Schematic diagram of noise passing test

表1 仿真信号

Table 1 Simulated signal

仿真信号	马赫数	频率成分/Hz
l		80
m	0.12	80, 280
n	运动声源	80, 280, 780
o		80
p	0.35	80, 280
q		80, 280, 780

将运动声源仿真信号 $o \sim q$ 及 $l \sim n$ 进行短时傅里叶变换, 采用hamming窗, 其窗宽取为256, 窗重叠度选为200, 得到各仿真信号短时谱图如图6所示。

各仿真声信号短时谱呈现信号时频特征, 且存在一简单结构, 声信号短时谱中必定包含一流形结构。基于流形假设, 由1.1节高维特征矩阵的构建过程, 均匀采样于信号短时谱, 将各仿真信号短时谱构建为 2000×255 的高维特征矩阵。将提取的流形嵌入在三维空间中。

选取线性流形学习算法中的主成分分析(PCA)与短时傅里叶变换(STFT)相结合, 简称STFT-PCA方法, 将提取出的流形特征与STFT-LLE方法对比。现利用LLE与PCA分别提取仿真信号短时谱中潜在的低维流形结构, 两种特征提取方法的低维嵌入结果如图7和图8所示(其中, 图8为STFT-LLE方法选取最近邻点数 k 值为12时的结果)。

STFT-PCA低维流形结构图显示: 同一马赫数下, 仿真声信号的低维流形结构都存在一定差异, 但是不同马赫数下仿真声信号的低维流形结构几乎一样。

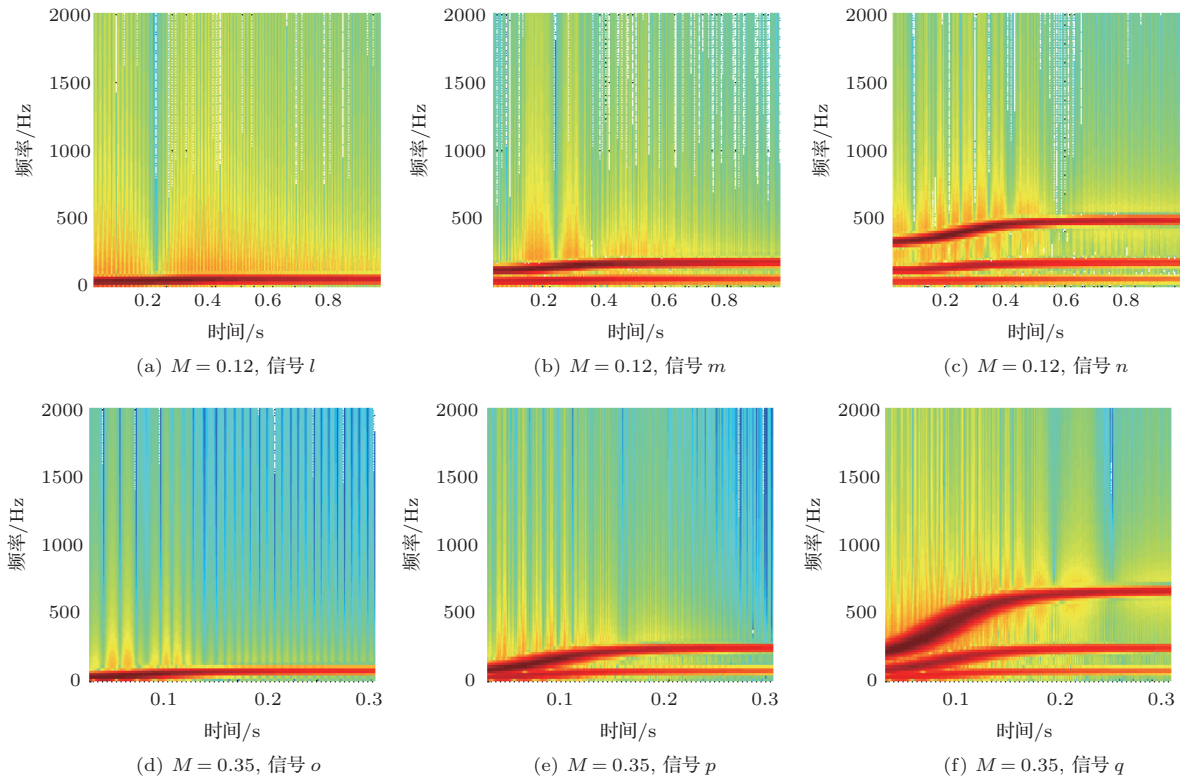


图6 仿真声信号短时谱图

Fig. 6 Simulation acoustic signal short-time spectrum

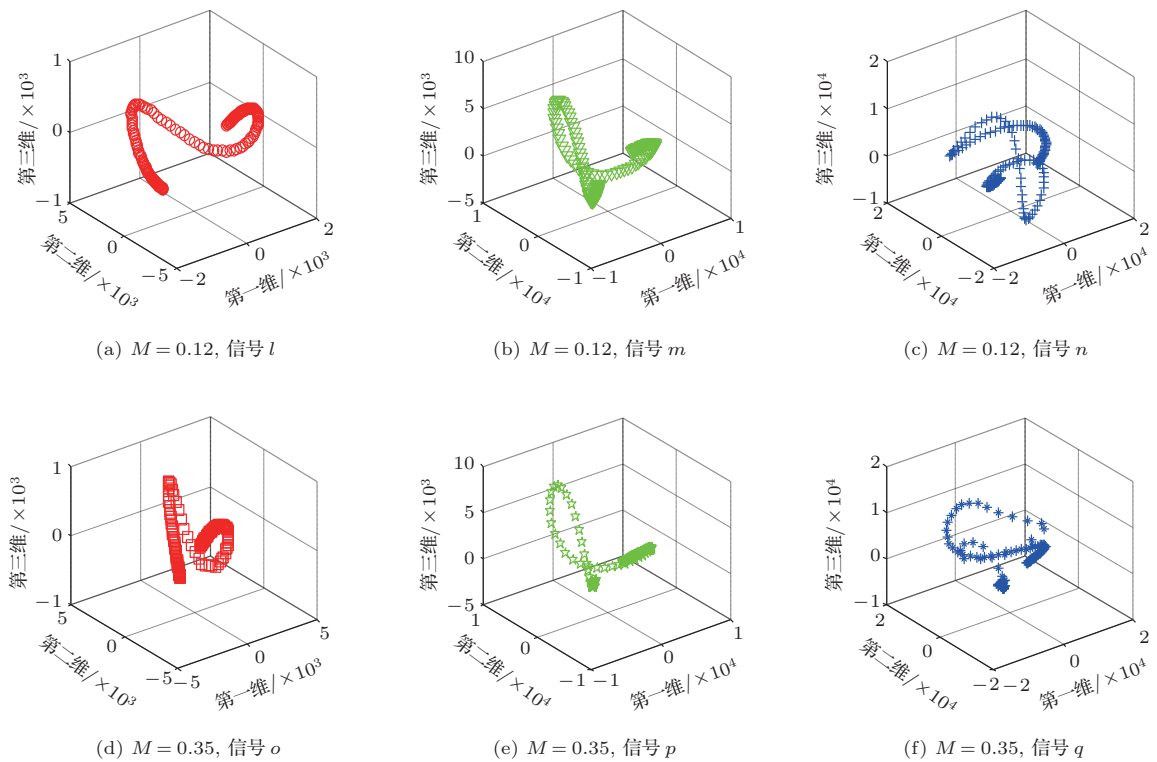


图7 STFT-PCA 低维流形结构

Fig. 7 STFT-PCA low-dimensional manifold structure

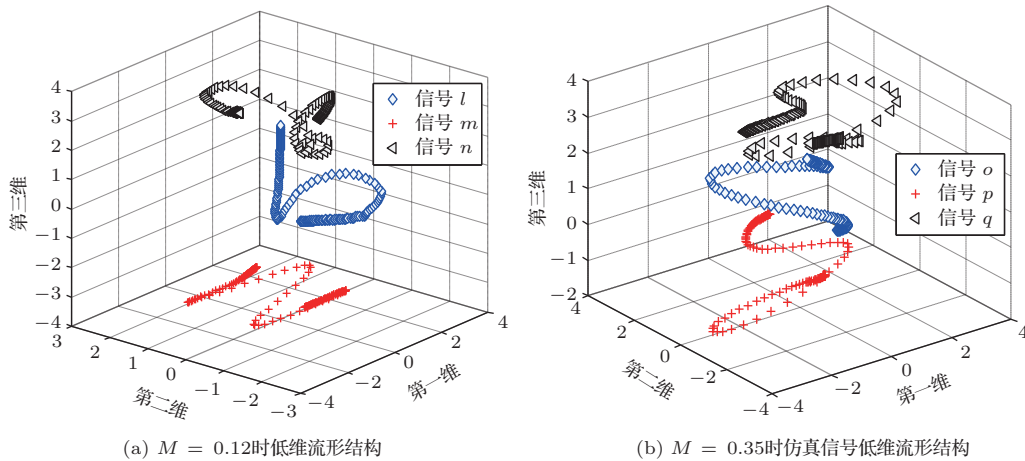


图8 STFT-LLE低维流形结构

Fig. 8 STFT-LLE low-dimensional manifold structure

STFT-LLE低维流形结构图显示:同一马赫数下,仿真声信号的低维流形结构都存在很大差异,同时不同马赫数下仿真声信号的低维流形结构也不同。

从以上仿真结果中可以得出:

(1) 采用STFT-PCA方法与STFT-LLE方法对各仿真声信号进行特征提取,都能够得到各信号的低维流形结构,这说明STFT作为运动声特征初步提取以及构建高维特征矩阵具有可行性。

(2) 对于STFT-PCA方法:如图7所示,同一马赫数下的仿真声信号流形结构(图7(a)、图7(b)与图7(c)及(图7(d)、图7(e)与图7(f))存在一定差异,但不同马赫数下的同频声信号流形结构(图7(a)与图7(d))、(图7(b)与图7(e))及(图7(c)与图7(f))几乎一样,这使得提取两种状态的特征向量相差无几,后期难以分类识别。

(3) 对于STFT-LLE方法:如图8所示,同马赫数下的仿真声信号流形结构存在差异(l 、 m 与 n)及(o 、 p 与 q),不同频率的特征从下到上依次分开聚集;对于不同马赫数信号流形结构(l 与 o)、(m 与 p)及(n 与 q)有区分度,低维特征分量类内距 d 随马赫数的增加而增大。初步验证了STFT-LLE方法提取的低维流形对后期声信号分类识别的有效性。

(4) 流形物理意义如下:STFT-PCA方法所提取的流形结构几乎没有呈现出信号内在规律,从而无法解释其物理意义。STFT-LLE方法提取各仿真声信号的流形结构两端特征分布密集,对应短时谱中特征频率变化较平缓时间段的频率值;其他区域特征分布稀疏,对应短时谱中特征频率变化急促时

间段的频率值。STFT-LLE方法提取的流形保留了声信号短时谱中的频率特征。此外,随着仿真信号所含频率成分的增加,流形结构的弯曲个数也逐渐增加。

(5) STFT-LLE方法提取的低维流形特征在结构上能够分布在不同空间区域的流形即可作为区分不同声信号的特征向量,并利用分类器完成后期不同声源的识别。

3 结论

本文针对运动声信号的特征提取问题,主要研究了算法高维特征矩阵构建的问题。提出了STFT-LLE流形学习方法并将该方法应用于亚音速运动车辆的声特征提取中,得到初始的低维流形结构。本文研究采用理论算法仿真分析,利用所提出的方法,将流形学习应用于运动声特征提取,使得声特征从时频域转化到流形域上表征,成为一种可行的声特征提取思路,并通过仿真验证方法所提出的可行性。

参 考 文 献

- [1] 戴淼, 李亚安. 距离依赖的声速场反演与运动声源的跟踪定位[J]. 振动与冲击, 2018, 37(2): 17-23, 50.
Dai Miao, Li Ya'an. Inversion of range-dependent sound speed fields and tracking & positioning moving sound sources[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(2): 17-23, 50.
- [2] 张炳文, 郑坚, 熊超. 周期运动声源的双阵列定位[J]. 国防科技大学学报, 2017, 39(1): 174-181.

- Zhang Bingwen, Zheng Jian, Xiong Chao. Locating method of moving periodic sound source with double-array[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2017, 39(1): 174–181.
- [3] 李会超. 声阵列超指向性测量机理及方法研究[D]. 青岛: 青岛理工大学, 2016.
- [4] 杨殿阁, 李兵, 王子腾, 等. 运动声源识别的动态波叠加方法研究[J]. 物理学报, 2012, 61(5): 295–304.
- Yang Diange, Li Bing, Wang Ziteng, et al. Dynamic wave superposition method for moving sound sources[J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(5): 295–304.
- [5] 马登永, 杨克虎, 杨军. 利用无线传感器网络实现运动声源的定位与跟踪[J]. 声学技术, 2007, 26(5): 1024–1025.
- Ma Dengyong, Yang Kehu, Yang Jun. Localization and tracking of moving acoustic sources using wireless sensor networks[J]. Technical Acoustics, 2007, 26(5): 1024–1025.
- [6] 杨亦春, 滕鹏晓, 李晓东, 等. 小孔径方阵对大气中运动声源的定位研究[J]. 声学学报, 2004, 29(4): 346–352.
- Yang Yichun, Teng Pengxiao, Li Xiaodong, et al. Study of acoustic position for moving source in low sky with a small spatial array[J]. Acta Acustica, 2004, 29(4): 346–352.
- [7] 刘志红. 声辐射预估理论及其应用研究[D]. 青岛: 青岛理工大学, 2010.
- [8] 王庆刚. 流形学习算法及若干应用研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2009.
- [9] Hotelling H. Analysis of a complex of statistical variables with principal components[J]. Journal of Educational Psychology, 1933, 24(2): 417–441.
- [10] Cox T, Cox M. Multidimensional scaling[J]. Chapman Hall, 2001, 10(21): 29–35.
- [11] Seung H S, Lee D D. The manifold ways of perception[J]. Science, 2000, 290(5500): 2268–2269.
- [12] Tenenbaum J B, de Silva V, Langford J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction[J]. Science, 2000, 290(5500): 2319–2323.
- [13] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323–2326.
- [14] Saul L K, Roweis S T. An introduction to locally linear embedding[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001: 7.
- [15] Polito M, Perona P. Grouping and dimensionality reduction by locally linear embedding[C]. International Conference on Neural Information Processing Systems: Natural and Synthetic. MIT Press, 2001: 1255–1262.
- [16] 阳建宏, 徐金梧, 杨德斌, 等. 基于主流形识别的非线性时间序列降噪方法及其在故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2006, 42(4): 154–158.
- Yang Jianhong, Xu Jinwu, Yang Debin, et al. Noise reduction method for nonlinear time series based on principal manifold learning and its application to fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2006, 42(4): 154–158.
- [17] 武桦, 贾嵘, 罗兴铸, 等. 基于时频流形的水轮发电机组局放信号特征提取方法[J]. 水力发电学报, 2016, 35(9): 55–62.
- Wu Hua, Jia Rong, Luo Xingqi, et al. Feature extraction of generator partial discharge signals using time-frequency manifolds[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2016, 35(9): 55–62.
- [18] 王广斌, 李龙, 罗军, 等. 基于流形子带特征映射的转子复合故障特征提取方法[J]. 振动与冲击, 2017, 36(16): 56–62.
- Wang Guangbin, Li Long, Luo Jun, et al. Rotor compound fault feature extraction based on a manifold sub-band feature mapping method[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(16): 56–62.
- [19] 杨瑞梁, 汪鸿振. 使用点源求解脉动球的声辐射逆问题时的精度分析[J]. 声学技术, 2002, 21(4): 165–167.
- Yang Ruiliang, Wang Hongzhen. Accurate analysis using simple source to solve the dilating sphere's inverse radiating problem[J]. Technical Acoustics, 2002, 21(4): 165–167.
- [20] 王秀峰, 陈心昭. 进一步改进边界元方法以克服振动声辐射计算中解的非唯一性[J]. 应用声学, 2002, 21(3): 1–5.
- Wang Xiufeng, Chen Xinzhaohao. Overcoming the non-uniqueness of solution in the calculation of acoustic radiation by a vibrating body with a further improved boundary element method[J]. Journal of Applied Acoustics, 2002, 21(3): 1–5.
- [21] 杜功焕, 朱哲民. 声学基础[M]. 南京: 南京大学出版社, 2012: 202–243.
- [22] Widrow B, Mantey P E, Griffiths L J. Adaptive antenna systems[J]. Proceedings of the IEEE, 1967, 5(12): 2143–2159.
- [23] Capon J. High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis[J]. Proceeding of the IEEE, 2007, 57(4): 1408–1418.
- [24] 王万凯. STFT-LLE 流形学习方法及其在运动声特征提取中的应用研究[D]. 青岛: 青岛理工大学, 2018.