

冲击故障特征提取的非线性流形学习方法

梁霖¹, 徐光华¹, 栗茂林², 张熠卓², 梁小影²

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安; 2. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

摘要: 为了提取机械设备故障引发的冲击成分, 提出了一种基于非线性流形学习的冲击故障特征自适应提取方法. 该方法将反映故障的振动信号重构到高维相空间中, 利用局部切空间排列的流形学习方法提取出隐藏其中的低维流形, 并基于峭度和偏斜度指标的特点, 提出了冲击波形量化的取值策略, 实现了高维相空间中局部邻域参数的自适应选取, 从而提取出最优的冲击故障特征. 通过仿真数据的对比分析和工程应用, 表明该方法能够较好地提取出冲击成分信号, 与小波软阈值方法相比, 提取出的冲击特征成分更完整, 周期性更好.

关键词: 流形学习; 特征提取; 冲击故障

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)11-0095-05

Nonlinear Manifold Learning Method of Mechanical Impact Faults Extraction

LIANG Lin¹, XU Guanghua¹, LI Maolin², ZHANG Yizhuo², LIANG Xiaoying²

(1. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To acquire the impact component aroused by mechanical fault, a new feature extraction method based on manifold learning is proposed. After embedding the raw vibration signal into a high dimensional phase space to reconstruct a dynamical manifold, the local target space alignment algorithm is employed for extracting nonlinear low dimensional manifold. According to the characteristics of the kurtosis index and skewness index, the adaptive selection criterion of local neighborhood parameters in phase space is introduced to reflect the optimal impacts. The experimental results and industrial measurements show that this approach, compared with the soft-threshold method, is more effective to extract the weak periodic impacts from mechanical signals.

Keywords: manifold learning; feature extraction; impact response

在机械故障诊断中, 能否准确地提取出故障特征是诊断的关键, 而在故障特征中的冲击故障又占据了较高的比例, 如动静件间的周期性碰撞、缺陷轴承或齿轮运行时的瞬时冲击等. 冲击响应是含有系统固有频率的有阻尼简谐振动, 它包含了冲击力的大小、固有频率特征及冲击重复周期等信息, 但早期故障的微弱性使得冲击特征被噪声等因素淹没, 从而制约了冲击故障的早期诊断.

针对冲击故障的非平稳特性, 相继提出了 Coen 类的小波包方法^[1]、基于冲击时频原子的匹配追踪

方法^[2]和基于 Morlet 小波熵的参数优化方法^[3]. 虽然时频分析法较谱分析更适合冲击信号的提取和处理, 但时频原子结构对特征的提取有较大的影响.

研究表明, 机械设备在发生故障时, 往往具有明显的非线性特性, 因此针对高维相空间表示的状态空间, 奇异值分解方法被应用于逼近系统的空间流形^[4]. 但是, 由于线性奇异值分解无法有效揭示非线性流形结构, 从而制约了冲击特征的提取效果. 非线性流形学习为人们提供了一种新的途径^[5-7], 如阳建宏等人^[8]提出的一种基于主流形识别的非线性齿轮

振动信号降维方法,蒋全胜等人^[9]运用拉普拉斯特征映射的非线性降维算法,来保留振动信号中内含的整体几何结构信息,这些研究成果为流形学习在故障诊断中的应用开辟了思路。

本文针对冲击故障的波形特点,利用基于峭度和偏斜度指标的局部邻域参数选择策略,从高维相空间中提取出最优的冲击故障特征,通过仿真数据和实际案例的应用,表明了基于流形学习的冲击特征自适应提取方法的有效性。

1 基于流形学习的故障特征提取

1.1 局部切空间排列算法的特征提取

由于刚度、摩擦力、间隙、外载等因素的影响,在设备发生故障时,其振动等反映设备运行信息的信号一般为非线性、非平稳信号,因此机械系统的非线性特性可以用时间序列重构的相空间来表示,是对时间序列进行深层次信息挖掘的一种有效的方法。通过非线性流形学习方法,可以提取出高维相空间中的分布规律和运动特点,从而获取时间序列内部的细微特征。

由于早期故障的样本数据通常较少,会导致数据的不完全现象,即数据集存在“空洞”,而局部切空间排列算法能够有效处理“空洞”数据集,并获得较好的嵌入结果^[7]。因此,本文基于切空间排列算法(LTSA)对高维相空间进行特征提取,其详细步骤如下。

步骤1 数据表示空间:对于任一维时间序列 $x_1, x_2, \dots, x_N$ 可以重构一个 m 维的相空间,并得到一组相空间向量

$$\mathbf{X}_i = [x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}] \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

式中: m 为嵌入维数; $\tau=1$ 为时延步长。

步骤2 局部邻域选取:对于相空间中的每个数据点 x_i ,基于欧式距离测度函数确定出 k 个邻近点的组成邻域

$$\mathbf{X}_i = [x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_k}]$$

步骤3 局部线性拟合:在 x_i 的邻域内选择一组正交基向量 $\mathbf{Q}_i$ 构成 x_i 的 d 维切空间,计算邻域内每个点 x_{i_j} ($j=1, 2, \dots, k$) 到切空间的正交投影 $\theta_j^{(i)} = \mathbf{Q}_i^T(x_{i_j} - \bar{x}_i)$,其中 $\bar{x}_i$ 为邻域数据的均值, $\mathbf{Q}_i$ 取 $\mathbf{X}_i(\mathbf{I} - \mathbf{e}\mathbf{e}^T/k)$ ($\mathbf{e}$ 为全 1 向量) 的前 d 个最大的左奇异向量。 x_i 的邻域数据在切空间的投影所构成的局部向量坐标

$$\boldsymbol{\Theta}_i = [\theta_1^{(i)}, \theta_2^{(i)}, \dots, \theta_k^{(i)}]$$

描述了 x_i 邻域内最主要的几何结构信息。

步骤4 局部坐标全局排列:设 x_i 由 $\boldsymbol{\Theta}_i$ 得到的全局向量坐标为 $\mathbf{T}_i = [t_{i_1}, t_{i_2}, \dots, t_{i_k}]$,则邻域转换误差为

$$E_i = \mathbf{T}_i(\mathbf{I} - \mathbf{e}\mathbf{e}^T/k) - \mathbf{L}_i\boldsymbol{\Theta}_i \quad (2)$$

式中: $\mathbf{L}_i$ 为局部仿射变换矩阵; $\mathbf{I}$ 为单位矩阵; k 为样本邻域点数。为了找到 $\mathbf{T}_i$ 和 $\mathbf{L}_i$ 使得转换误差最小,则

$$\mathbf{L}_i = \mathbf{T}_i(\mathbf{I} - \mathbf{e}\mathbf{e}^T/k)\boldsymbol{\Theta}_i^+ \quad (3)$$

$$E_i = \mathbf{T}_i(\mathbf{I} - \mathbf{e}\mathbf{e}^T/k)(\mathbf{I} - \boldsymbol{\Theta}_i^+\boldsymbol{\Theta}_i) \quad (4)$$

式中: $\boldsymbol{\Theta}_i^+$ 是 $\boldsymbol{\Theta}_i$ 的 Moore-Penrose 广义逆,设

$$\mathbf{B} = \mathbf{S}\mathbf{W}\mathbf{W}^T\mathbf{S}^T \quad (5)$$

令 $\mathbf{S} = [\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \dots, \mathbf{S}_N]$, $\mathbf{T}\mathbf{S}_i = \mathbf{T}_i$, $\mathbf{S}_i$ 为 0-1 选择矩阵,其权值矩阵为

$$\mathbf{W} = \text{diag}(\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_N) \quad (6)$$

且 $\mathbf{W}_i = (\mathbf{I} - \mathbf{e}\mathbf{e}^T/k)(\mathbf{I} - \boldsymbol{\Theta}_i^+\boldsymbol{\Theta}_i) \quad (7)$

为了唯一地确定 $\mathbf{T}$,引入约束, $\mathbf{T}\mathbf{T}^T = \mathbf{I}_d$ 。

步骤5 低维全局坐标提取:由于 $\mathbf{e}$ 是矩阵 $\mathbf{B}$ 的 0 特征值对应的特征向量,所以取 $\mathbf{B}$ 的第 2 到第 $d+1$ 个最小的特征值对应的特征向量所组成的矩阵,就是 $\mathbf{X}$ 中的正交低维全局坐标映射矩阵 $\mathbf{T}$ 。由于相空间构成的各列特征数据点之间具有高度的相似性,在 $\mathbf{T}$ 的某些维度上会出现坍塌现象^[10],即由于相似度很高,原始数据在降维后的特征空间中前几个维度的坐标相同或者极为近似,因此相空间经流形学习后, $\mathbf{T}$ 中的第 1 维即为提取的故障特征分量。

1.2 算法的参数分析

嵌入维数及样本邻域点数是算法中的主要参数。对于嵌入维数的选择,由 TAKENS 定理可知,为了保证重构的相空间具有与原系统同样的动力学特征, m 应该足够大。因此,由 Cao 算法可确定出 m 的选择下界为 $m_{\min}$ ^[11]。对于 k 的选择,不同邻域将获得不同的嵌入效果,邻域太小会使切空间易非满秩,而过大的邻域又容易损失局部几何信息^[7],本文采用文献[12]中的经验,取 $k_{\min} = m_{\min}$ 。

从消噪的角度来看,上述选择策略的主要作用是剔除白噪声^[8],但在应用中只剔除白噪声还不够,因为与冲击成分相比,其他无益于分析的信号成分都需要剔除,才能很好地暴露出其中的特征成分,因此需要分析冲击故障特征与 m 及 k 的关系,来确定出最优的参数取值策略。

2 冲击故障特征的自适应提取

2.1 冲击故障特征的量化

由理论分析可知,冲击衰减响应通常表示为负

指数函数与正弦函数的乘积. 在多种检测指标中, 峭度指标 k_i 对信号的冲击特性较敏感, 其数学描述为

$$k_i = \frac{1/t \int_0^t x^4(t) dt}{\left(1/t \int_0^t [x(t) - \mu_x]^2 dt\right)^4} \quad (8)$$

式中: t 为采样周期; μ_x 为均值. 峭度指标反映了概率密度分布的陡峭程度, 因此信号中的冲击峰越大, 则峭度指标越大, 但它却不能反映冲击波形的振荡(固有频率)信息. 为此, 本文引入了反映信号概率分布中心不对称程度的偏斜度指标 S_k , 来量化冲击信号的衰减变化, 其数学描述为

$$S_k = \frac{1/t \int_0^t [x(t) - \mu_x]^3 dt}{\left((1/t \int_0^t [x(t) - \mu_x]^2 dt)^{1/2}\right)^3} \quad (9)$$

在应用中, 一般取 S_k 的绝对值, S_k 的值越小, 反映冲击信号在均值两侧的分布越均匀, 即振荡衰减越充分.

2.2 峭度-偏斜度的冲击特征自适应提取

由冲击响应的特点可知, 峭度指标越大冲击峰越明显, 而偏斜度指标越小则冲击成分的振荡衰减效果越好. 因此, 根据峭度和偏斜度在量化冲击衰减时表现的特点, 提出了一个衡量冲击特征成分波形质量的综合量化指标 k_s . 另外, 在应用中, 需对 k_i 和 S_k 进行归一化处理, 即

$$k_s = k_i - |S_k| \quad (10)$$

由式(10)可知, 峭度指标越大, 偏斜度指标越小, 量化指标 k_s 越大, 提取的冲击波形质量越优. 因此, 将 LTSA 的冲击特征提取方法中的参数(m 和 k)的最优衡量准则定义为

$$\max(k_s(m, k)) \quad (11)$$

$$m \in [m_{\min}, m_{\max}] \quad k \in [k_{\min}, k_{\max}]$$

通过式(11)的最大化准则, 可以自适应地确定出局部邻域的结构参数, 并提取出最优的冲击特征.

3 仿真实验分析

以一个模拟周期冲击成分的时间序列来验证本文对冲击故障特征提取的有效性, 其中每个冲击成分由指数包络衰减组成, 用来模拟由设备故障引发的冲击成分. 如图 1 所示, 模拟信号包含了 5 个冲击成分, 并加入了一定的噪声分量.

对模拟数据采用 LTSA 方法进行处理, 由 Cao 算法确定出最小嵌入维数为 30, 考虑计算量后, 将嵌入维数的变化区间确定为 $[30, 65]$, 步长为 5, 邻

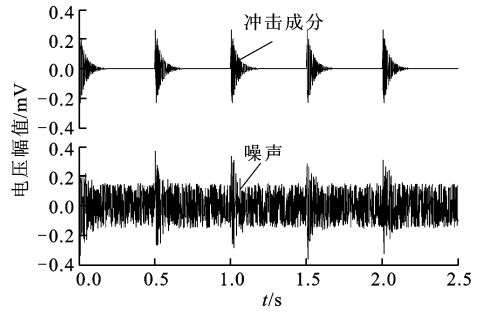


图 1 模拟冲击信号波形

域点数为 30, 变化范围取 $[30, 50]$, 步长为 5.

量化指标随嵌入维数和邻域点的变化如图 2 所示, 根据式(11)的最大化原则可得 m 为 50, k 为 40, 则提取的最优故障冲击信号波形如图 3 所示. 由图 3 波形可见, 5 个故障冲击特征被很好地提取出来. 由图 4 与图 3 的对比可知, 依靠 k_i 最大提取的冲击成分失真较大, 而本文的方法由于融入了偏斜度衡量指标, 所以提取的故障冲击特征效果较好.

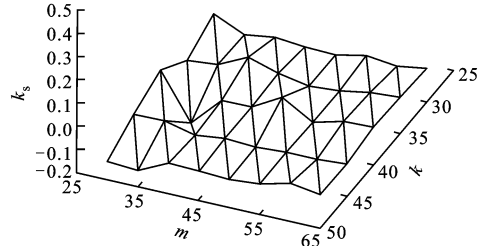


图 2 k_s 随 m 和 k 的变化关系

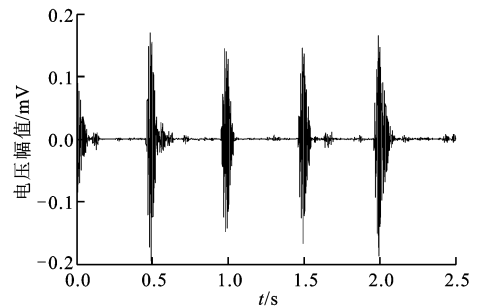


图 3 依靠 k_s 最大提取的故障冲击特征波形

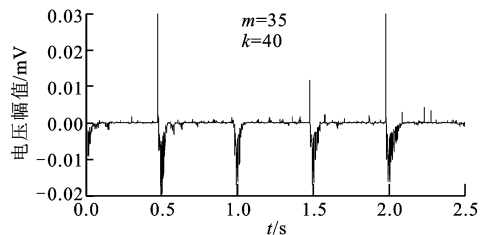


图 4 依靠 k_i 最大提取的故障冲击特征波形

4 轴承故障的特征提取实例

4.1 实验对象及特征提取效果

实验对象选取 308 型滚动轴承,模拟其外环剥落故障,轴承实验台的工作转速为 1 600 r/min,采样频率为 10 kHz,振动加速度的信号长度为 2 048 点。图 5 所示为故障的原始振动波形,由于噪声等因素的干扰,因此波形中由故障引起的冲击成分不明显。

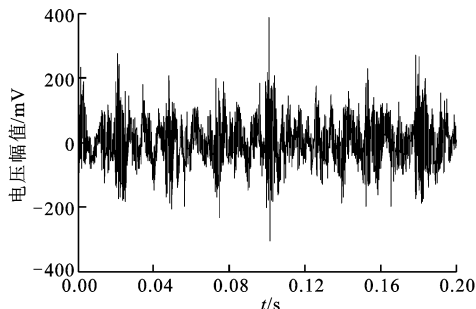


图 5 轴承外环故障的原始波形

对图 5 波形进行特征提取,将 m 的变化范围取为 $[35, 80]$,步长为 5,取 k 的变化范围为 $[35, 50]$,步长为 5。根据 k_s 最大原则,确定 m 为 35, k 为 40,相应地提取出的冲击故障波形如图 6 所示。采用 LTSA 方法共提取出 7 个等周期的故障冲击波形特征,并分别对应与外环故障有关的通过频率。

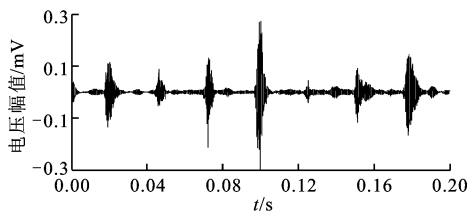


图 6 依靠 k_s 最大提取的冲击故障波形

4.2 与小波熵优化特征的提取比较

由于小波变换充分发挥了在细致刻画信号方面的能力,使得连续小波变换在信号特征提取中具有一定的优势。为此,选择基于 Morlet 小波软阈值方法^[3]作对比分析,其中采用了小波熵优化策略。图 7 所示为小波熵与 Morlet 小波包络因子 β 的变化曲线,根据最优小波熵原则($\beta=0.3$)提取的冲击波形如图 8 所示。

从图 7、图 8 与图 6 的对比中可以发现,对于故障的第 5 个冲击成分(0.12 s 附近),虽然其冲击幅值非常微弱,但是基于 LTSA 的方法仍能将其提取出来,而 Morlet 小波变换中即使采用了小波熵优化

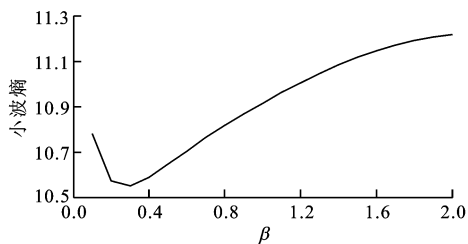


图 7 小波熵与包络因子的变化关系

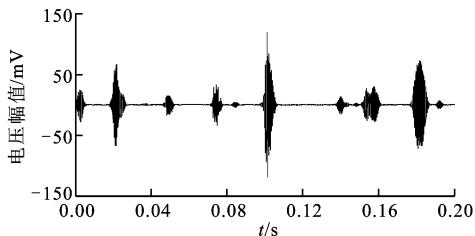


图 8 基于小波熵提取的冲击故障波形

策略,却仍然不能提取出来。因此,基于 LTSA 的特征提取效果优于小波熵方法。

5 结 论

本文在局部切空间变换流形学习的基础上,提出了一种基于非线性流形学习的冲击故障特征自适应提取方法。该方法利用峭度和偏斜度指标在描述冲击特征波形特点的基础上,提出了冲击波形量化的取值策略,实现了高维相空间中局部邻域参数的自适应选取,从而提取出最优的冲击故障特征。仿真数据和实际故障样本的应用表明,与基于 Morlet 小波熵优化的提取方法相比,根据流形学习的非线性数据约简和冲击波形量化指标的特点,本文方法提取出的微弱冲击特征成分更完整,周期性更好。

参考文献:

- [1] 张金玉,张优云.时频分析方法在冲击故障早期诊断中的应用研究[J].振动工程学报,2000,13(2):222-228. ZHANG Jinyu,ZHANG Youyun. Applications of time-frequency analysis based on wavelet packet to incipient impulse faults diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering,2000,13(2):222-228.
- [2] 费晓琪,孟庆丰,何正嘉.基于冲击时频原子的匹配追踪信号分解及机械故障特征提取技术[J].振动与冲击,2003,22(2):26-29. FEI Xiaqi,MENG Qingfeng,HE Zhengjia. Signal decomposition with matching pursuits and technology of extraction machinery fault feature based on impulse time-frequency atom[J]. Journal of Vibration and Shock,2003,22(2):26-29.

- [3] 林京,屈梁生. 基于连续小波变换的信号检测技术与故障诊断 [J]. 机械工程学报, 2000, 36(2): 95-100.
LIN Jin, QU Liangshen. Feature detection and fault diagnosis based on continuous wavelet transform [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2000, 36(2): 95-100.
- [4] YANG W X, PETER W. Development of an advanced noise reduction method for vibration analysis based on singular value decomposition [J]. NDT & E International, 2003, 36(1): 419-432.
- [5] TENENBAUM J B, SILVA V D, LANGFORD J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction [J]. Science, 2000, 290(5500): 2319-2323.
- [6] ROWEIS S T, SAUL L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding [J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326.
- [7] ZHANG Z Y, ZHA H Y. Principal manifolds and nonlinear dimensionality reduction via tangent space alignment [J]. SIAM Journal of Scientific Computing, 2004, 26(1): 313-338.
- [8] 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(8): 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(8): 154-158.
- [9] 蒋全胜, 贾民平, 胡建中, 等. 基于拉普拉斯特征映射的故障模式识别方法 [J]. 系统仿真学报, 2008, 20(20): 5710-5713.
JIANG Quansheng, JIA Minping, HU Jianzhong, et al. Method of fault pattern recognition based on Laplacian eigenmaps [J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(20): 5710-5713.
- [10] 詹德川, 周志华. 基于流形学习的多示例回归算法 [J]. 计算机学报, 2006, 29(11): 1948-1955.
ZHAN Dechuan, ZHOU Zhihua. A manifold learning based multi-instance regression algorithm [J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29(11): 1948-1955.
- [11] CAO L Y. Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series [J]. Physica D, 1997(110): 43-50.
- [12] 阳建宏, 徐金梧, 杨德斌, 等. 邻域自适应选取的局部投影非线性降噪方法 [J]. 振动与冲击, 2006, 25(4): 64-67.
YANG Jiahong, XU Jinwu, YANG Debin, et al. Nonlinear noise reduction method by local projection with adaptive neighborhood selection [J]. Journal of Vibration and Shock, 2006, 25(4): 64-67.

(编辑 管咏梅)