

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2007252

# IPSW方法及其在变工况滚动轴承退化状态跟踪中的应用\*

罗鹏<sup>1,2</sup>, 胡萋庆<sup>1,2</sup>, 程哲<sup>1,2</sup>, 张伦<sup>1,2</sup>, 胡蛟<sup>1,2</sup>

(1 国防科技大学智能科学学院 长沙 410073; 2 国防科技大学装备综合保障技术重点实验室 长沙 410073)

**摘要:**感知获取的一维快变信号不仅受工况变化的影响,且无法避免地受到噪声干扰,此时传统的相空间曲变(PSW)方法提取的健康指数(HI)将无法胜任变工况下的滚动轴承退化趋势跟踪。针对这一问题,提出了改进的相空间曲变法(IPSW)。从确保PSW分量的独立性及其信息最大化的角度出发,通过高维重构分量间的综合平均互信息局部极小化和互信息熵局部极大化,避免高维重构相空间相轨迹发生扭曲和缠绕,并对慢变损伤趋势项与工况变化干扰项进行解耦,实现独立于工况变化的、反映故障演化趋势的HI提取。仿真及实验信号验证结果表明:基于IPSW方法提取的HI能够有效避免转速变化的影响,对轴承损伤退化趋势进行有效跟踪。

**关键词:**滚动轴承;健康指数;变工况;相空间重构;相空间曲变;退化趋势跟踪

**中图分类号:** TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.99

## IPSW method and its application in the state tracking of rotating bearing degradation under variable working conditions

Luo Peng<sup>1,2</sup>, Hu Niaoqing<sup>1,2</sup>, Cheng Zhe<sup>1,2</sup>, Zhang Lun<sup>1,2</sup>, Hu Jiao<sup>1,2</sup>

(1. College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Laboratory of Science and Technology on Integrated Logistics Support, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** The health indicator (HI) extracted by the traditional phase space warping (PSW) method cannot track the degradation trend of rolling bearings under the variable working conditions. To solve this issue, the improved phase space warping (IPSW) is proposed in this study. From the perspective of ensuring the independence of PSW components and maximizing their information, the high-dimensional reconstruction of the phase space phase trajectory distortion and entanglement can be avoided by the integrated average mutual information local minimization and mutual information entropy local minimization between the high-dimensional reconstruction components. The slow-changing damage trend item and the working condition change interference item are decoupled to realize the HI extraction that is independent of the working condition change and reflects the fault evolution trend. Simulation and experimental signal verification results show that the extracted HI with the IPSW method can effectively avoid the influence of speed change and track the bearing damage degradation trend effectively.

**Keywords:** rotating bearing; health indicator; variable working conditions; phase space reconstruction; phase space curvature; degradation trend tracking

## 0 引言

滚动轴承作为设备旋转部件传动链上的核心部件,

随着运行时间的增长,其性能将出现不可逆的退化,对其进行健康状态监控具有重大意义<sup>[1-2]</sup>。近年来,面向装备的健康管理与预测技术得以不断发展<sup>[3-4]</sup>,从而为滚动轴承的退化趋势跟踪提供了坚实的理论基础及方法支

收稿日期:2020-12-16 Received Date: 2020-12-16

\* 基金项目:国家自然科学基金(51975576,51475463)项目资助

撑<sup>[5-6]</sup>。就实现退化趋势跟踪的关键流程而言,构建合适的健康指数(health indicator, HI)是开展后续工作的前提<sup>[7]</sup>。

国内外研究学者在 HI 构建方面做了较多的研究工作,性能优越的 HI 对工况变化不敏感、且对退化趋势具有较好的跟踪特性。传统的特征指标,例如均方根值(root mean square, RMS)<sup>[8-9]</sup>,虽然能够实现研究对象的退化趋势跟踪,但是无法排除工况变化的影响。一些传统的非线性特征,如李亚普诺夫指数<sup>[10]</sup>、关联维数<sup>[11]</sup>等虽然能够表征系统因损伤造成的状态变化,但是无法连续跟踪系统损伤的演化过程。因此,如何实现变工况下滚动轴承 HI 提取,已然成为退化趋势跟踪技术发展亟需突破的瓶颈问题。

Chelidze 等<sup>[12]</sup>提出相空间曲变(phase space warping, PSW)方法,利用系统动力学参数改变将引发相空间轨迹曲变这一现象,实现设备慢变损伤趋势跟踪。PSW 方法为变工况下的滚动轴承 HI 提取提供了一种新的参考方法。近年来,较多的研究学者对该方法进行了研究与推广应用。胡雷等<sup>[13]</sup>提出了面向轴承故障跟踪预测的 PSW 方法。范彬等<sup>[14]</sup>运用 PSW 方法对变工况下的轴承故障仿真信号进行了跟踪。Qian 等<sup>[15]</sup>以相空间曲变量为特征,提出了面向轴承的寿命预测方法。牛乾等<sup>[16]</sup>针对相空间曲变计算量大、跟踪结果波动及误差大等问题,基于诊断对象运行具有周期性,提出了改进的 PSW 方法。Ilhan 等<sup>[17]</sup>先对原始信号进行相空间重构,而后基于设备异常时相空间将发生曲变现象,运用  $T^2$  控制图方法,重新构建时间序列信号,而后进行设备异常检测。

PSW 方法以重构相空间为前提开展后续研究工作。对于稳定工况下获取的高信噪比测量信号,重构相空间方法的选择上比较宽松,但是对于信噪比低、变工况的测量信号,在如何选择合适的重构相空间方法问题上就尤为需要谨慎。文献[13-17]都是采用时延嵌入重构法<sup>[18]</sup>进行相空间重构,并采用平均互信息法<sup>[19]</sup>及伪近邻法<sup>[20]</sup>确定重构相空间的两大关键参数,即时间延迟和嵌入维数。然而,平均互信息法和伪近邻法获取的都是不同时间延迟及嵌入维数下对应的平均互信息及伪近邻点比例变化趋势。在具体如何选择参数的关键问题上,上述文献都没给出明确解释,且传统的平均互信息法只考虑了相邻两个高维分量之间的互信息程度,对于重构更为科学的高维相空间而言,应该综合考虑各高维分量之间的互信息程度。

针对当前 PSW 方法在相空间重构时无法自适应确定更为科学的时间延迟及嵌入维数参数问题,本文提出改进的相空间曲变(improved phase space warping, IPSW)方法。与 PSW 方法中仅考虑相邻高维重构分量互信息程度不同之处在于,IPSW 方法考虑的是多维分量

之间的综合互信息程度,且将综合互信息熵作为寻优指标,对具体如何选择最优参数给出了明确的指导准则。同时,引入相关分析法,对获取的多模态趋势分量进行融合,进而获取能够表征研究对象损伤退化趋势的 HI。轴承结构决定了外圈相较于内圈和滚动体更容易出现故障<sup>[21]</sup>,因此本文主要以轴承外圈故障为例开展相关研究。基于 IPSW 方法提取变转速情形下轴承外圈故障退化的 HI,并与传统及现行方法提取的 HI 进行对比分析,仿真和实验信号验证了所提方法的有效性。

## 1 PSW 方法简介

基于 PSW 理论,在非线形系统中,某一参数发生变化,将会引起相空间发生曲变。导致系统参数变化的因素有很多,诸如工况、部件慢变损伤等。对相空间曲变进行量化,可获取内含复杂趋势项的多模态空间,运用模态分解方法可以进一步获取能够描述慢变损伤累积过程的特征指标。PSW 方法具体内容如下:

1) 慢变损伤动力学系统建模<sup>[22-23]</sup>

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x, \mu(\varphi), t) \\ \dot{\varphi} &= \varepsilon g(\varphi, x) \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $x$  为快变信号,即系统测量信号;  $\varphi$  为慢变信号,即磨损程度或裂纹深度;  $\mu(\cdot)$  为耦合函数;  $f(\cdot)$  和  $g(\cdot)$  分别为快变系统和慢变系统函数;  $\varepsilon \in (0, 1)$  且接近 0 的常数;  $t$  为时间。

2) 相空间重构

为了从快变的一维时序信号中获取慢变的损伤演化趋势,就需要对原系统进行相空间重构。传统相空间重构方法一般基于延迟嵌入重构法,测量时间序列  $\{x(i)\}_{i=1}^N$  ( $N$  为样本点数)进行相空间重构,将一维信号重构为  $d$  维信号  $[x_1, x_2, \dots, x_d]^T$ , 具体的:

$$x_m = [x(1 + (m-1)\tau), x(2 + (m-1)\tau), \dots, x(L + (m-1)\tau)] \quad (2)$$

其中,  $m = 1, 2, \dots, d$ 。

$$L = N - (d-1)\tau \quad (3)$$

式中:  $d$  为嵌入维数;  $\tau$  为时间延迟;  $L$  为各高维分量数据点数。上述相空间重构示意流程如图 1 所示。

3) 相空间曲变量化

基于重构相空间,对因故障退化或工况变化引起的相轨迹曲变进行量化。假设相轨迹点跃迁时符合状态转移函数  $P$ , 表现形式如下<sup>[15]</sup>:

$$\hat{x}(i+1) = P(x(i); \phi) \quad (4)$$

式中:  $\hat{x}(i+1)$  表示跃迁后轨迹;  $\phi$  表示慢变损伤。

文献[5]中指出,局部状态转移函数  $P$  符合线性特性,可用如下线性模型来描述相空间点的跃迁轨迹:

$$P(x(i); \phi) \approx A_i x(i) + b_i \quad (5)$$

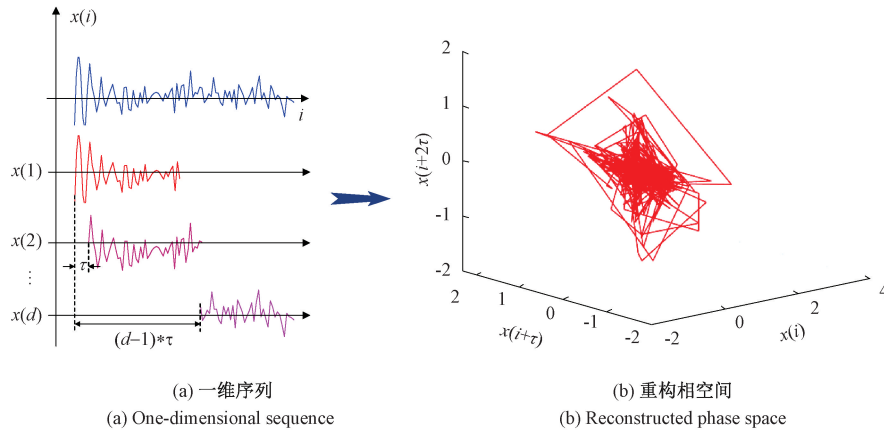


图 1 相空间重构流程

Fig. 1 Schematic of phase space reconstruction

其中,参数  $A_i$  与  $b_i$  的可由数据集回归估计获取。

基于此,可获取相轨迹曲变量的表达式:

$$\hat{e}_R(\mathbf{x}(i); \phi) = \mathbf{x}(i+1) - \mathbf{A}_i \mathbf{x}(i) - \mathbf{b}_i \quad (6)$$

为了尽可能减少局部线性模型的估计误差,将目标数据集按照时间序列分成  $N_r$  段,每段数据的重构相空间维数为  $N_e$ ,而后每个数据段分别估计曲变量。将所有数据段的估计曲变量汇合,构成相空间曲变跟踪矩阵:

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{e}^1; \mathbf{e}^2; \dots; \mathbf{e}^{N_r}] \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{e}^j = [\mathbf{e}_1(\phi), \mathbf{e}_2(\phi), \dots, \mathbf{e}_{N_e}(\phi)]$ 。

基于平滑正交模态分解方法<sup>[24]</sup>将慢变损伤引起的曲变量从多模态空间中分离出来,主模态或其融合形式则为提取的 HI。

上述为 PSW 方法提取 HI 的简要过程,该方法的核心在于重构合适的相空间。文献[25]指出相空间重构的基本思想为:各高维分量  $x_m$  具有一定程度独立性的同时又不是完全不相关,重构的相空间轨迹能够沿相空间对角线充分展开。经文献调研,相空间重构的关键在于嵌入维数以及时间延迟参数的确定。针对嵌入维数,研究学者常常采用伪近邻法<sup>[26]</sup>;对于时间延迟参数,1986年,Fraser 等<sup>[19]</sup>提出了平均互信息法(mutual information method, 简称 MIM)。本文针对传统的平均互信息法中的不足进行了改进,后续将分别介绍传统方法以及本文提出的时间延迟寻优方法。

## 2 基于平均互信息法的时间延迟寻优

以高维信号分量  $x_m$  和  $x_{m+1}$  为例,传统平均互信息法计算过程如下。

相邻两组信号的信息熵分别为:

$$H(x_m) = - \sum_{i=1}^L P_{x_m}(x_m(i + (m-1)\tau)) \log_2 P_{x_m}(x_m(i + (m-1)\tau)) \quad (8)$$

$$H(x_{m+1}) = - \sum_{i=1}^L P_{x_{m+1}}(x_{m+1}(i + m\tau)) \log_2 P_{x_{m+1}}(x_{m+1}(i + m\tau)) \quad (9)$$

两组信号分量的交互信息为:

$$I(x_m, x_{m+1}) = H(x_m) + H(x_{m+1}) - H(x_m, x_{m+1}) \quad (10)$$

其中:

$$H(x_m, x_{m+1}) = - \sum_{i=1}^L \sum_{i=1}^L P_{x_m, x_{m+1}}(x_m(i + (m-1)\tau), x_{m+1}(i + m\tau)) \quad (11)$$

$$\log_2 P_{x_m, x_{m+1}}(x_m(i + (m-1)\tau), x_{m+1}(i + m\tau)) \quad (11)$$

由上述表达式可知,  $I(x_m, x_{m+1})$  其实为关于时间延迟  $\tau$  的函数,因此:

$$I(\tau) = I(x_m, x_{m+1}) \quad (12)$$

进一步可得:

$$I(\tau) = \sum_{i=1}^L \sum_{i=1}^L P_{x_m, x_{m+1}}(x_m(i + (m-1)\tau), x_{m+1}(i + m\tau)) \log_2 P_{x_m, x_{m+1}}(x_m(i + (m-1)\tau), x_{m+1}(i + m\tau)) - \sum_{i=1}^L P_{x_m}(x_m(i + (m-1)\tau)) \log_2 P_{x_m}(x_m(i + (m-1)\tau)) - \sum_{i=1}^L P_{x_{m+1}}(x_{m+1}(i + m\tau)) \log_2 P_{x_{m+1}}(x_{m+1}(i + m\tau)) \quad (13)$$

当  $I(\tau) = 0$  时,表示分量  $x_m$  和  $x_{m+1}$  完全不相关。

PSW 方法基于平均互信息来衡量相空间重构分量之间的独立程度,当两者之间的互信息  $I(\tau)$  达到最小时,则说明两者之间最大程度不相关。这也是文献[13, 15, 16, 27]为何将互信息演化趋势第一极小值点对应的的时间延迟作为寻优参数的原因。但是,过于追求重构分量的绝对不相关,将难以恢复原系统的全部特征,造成原始信息的丢失。因此,如何确定这一平衡点成为本文的重点研究内容。

### 3 IPSW 方法

传统的相空间重构方法只关注了相邻的两个高维分量之间的互信息程度。但是,高维相空间中的重构分量可能因为嵌入维度变化由不相邻变成相邻。因此,在计算重构分量的相关性时,应该考虑任意多维重构分量之间的综合互信息程度,而不只是考虑相邻分量之间的互信息程度。同时,IPSW 方法进一步将重构分量之间的综合互信息熵作为辅助寻优指标,致力于各重构分量之间的相关程度刚好处于能够充分提供原始信息的状态。改进的平均互信息方法计算过程如下。

任意两组相空间重构信号分量  $x_k$  和  $x_n$  的信息熵分别为:

$$H(x_k) = - \sum_{i=1}^L P_{x_k}(x_k(i + (k-1)\tau)) \log_2 P_{x_k}(x_k(i + (k-1)\tau)) \quad (14)$$

$$H(x_n) = - \sum_{i=1}^L P_{x_n}(x_n(i + (n-1)\tau)) \log_2 P_{x_n}(x_n(i + (n-1)\tau)) \quad (15)$$

任意两组信号分量的交互信息熵为:

$$H(x_k, x_n) = - \sum_{i=1}^L \sum_{i=1}^L P_{x_k, x_n}(x_k(i + (k-1)\tau), x_n(i + (n-1)\tau)) \log_2 P_{x_k, x_n}(x_k(i + (k-1)\tau), x_n(i + (n-1)\tau)) \quad (16)$$

此时,重构分量之间的综合平均互信息  $ALL\_I(\tau)$  表达式为:

$$ALL\_I(\tau) = \sum_{k,n} \left\{ \sum_{i=1}^L \sum_{i=1}^L P_{x_k, x_n}(x_k(i + (k-1)\tau), x_n(i + (n-1)\tau)) \log_2 P_{x_k, x_n}(x_k(i + (k-1)\tau), x_n(i + (n-1)\tau)) - \sum_{i=1}^L P_{x_k}(x_k(i + (k-1)\tau)) \log_2 P_{x_k}(x_k(i + (k-1)\tau)) - \sum_{i=1}^L P_{x_n}(x_n(i + (n-1)\tau)) \log_2 P_{x_n}(x_n(i + (n-1)\tau)) \right\} \quad (17)$$

基于重构相空间尽可能包含原始故障退化信息的思想,重构分量需要最大可能提供信息,分量之间的关联程度需要达到某种平衡点。由信息论可知,信息熵值越大,内涵信息量越大。因此,可以选择综合互信息熵  $ALL\_H(\tau)$  最大准则来确定这一平衡点。

重构相空间综合互信息熵具体计算表达式为:

$$ALL\_H(\tau) = \sum_{x_k, x_n} H(x_k, x_n) = - \sum_{x_k, x_n} \sum_{i=1}^L \sum_{i=1}^L P_{x_k, x_n}(x_k(i + (k-1)\tau), x_n(i + (n-1)\tau)) \log_2 P_{x_k, x_n}(x_k(i + (k-1)\tau), x_n(i + (n-1)\tau)) \quad (18)$$

为了能够进一步快速确定相空间重构参数,本文基

于伪邻法及一阶导数法自适应确定嵌入维数,基于改进的平均互信息结合互信息熵及一阶导数法自适应确定时间延迟。以时间延迟  $\tau$  求解为例,一阶导数法具体表达式为:

$$I'(\tau) = \frac{d(ALL\_I(\tau))}{d\tau} \quad (19)$$

当  $ALL\_I'(\tau)$  第一次满足大于 0 时,在临近位置搜寻最大的  $ALL\_H(\tau)$ , 则认为此时对应最优延迟时间  $\tau$ 。同样的,可以基于一阶导数法获取最优嵌入维数。在两大关键参数确定下来后,就可以获取更为合适的重构相空间。

受工况变化的影响,原始快变的一维振动信号中既包括退化趋势项,又包括因工况变化引起的演变趋势,正交平滑分解获取的重构相空间轨迹曲变量化分量中也将包含上述趋势项。多趋势项混合在一起,即使通过模态分解亦难以直接获取表征损伤退化趋势的 HI,需要对多模态进行融合。工程实际中,工况变化可以通过对应的传感器感知。因此,IPSW 方法中引入相关分析法对曲变量化分量与工况进行互相关分析,获取相关系数,从而融合获取变工况情形下滚动轴承退化趋势跟踪的 HI。互相关系数的具体计算数学表达式如下:

$$R_{xy}(t_1, t_2) = E[X(t_1)Y(t_2)] = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x_1 y_2 f_2(x_1, y_2, t_1, t_2) dx_1 dy_2 \quad (20)$$

式中:  $X(t_1)$  和  $Y(t_2)$  分别表示模态分量以及工况时间序列。

虽然相关系数大小的显著性在统计学界的定义不一致,但通常认为如表 1 所示。

表 1 相关程度划分  
Table 1 Degree of correlation

相关系数 $R_{xy}$	相关程度
$[-1.0, -0.8)$	负高度相关
$[-0.8, -0.5)$	负显著相关
$[-0.5, -0.3)$	负实相关
$[-0.3, 0)$	负弱相关
0	不相关
$(0, 0.3]$	正弱相关
$(0.3, 0.5]$	正实相关
$(0.5, 0.8]$	正显著相关
$(0.8, 1.0]$	正高度相关

由于没有明确的判据,只能说相关系数绝对值越大,对应的时间序列相关程度越高。对于 HI 的融合构造,更倾向于选择一个或几个与融合工况条件无关或弱相关分量进行融合。具体的 HI 构造准则如下:

1) 基于平滑正交模态分解特征值对多个获取模态进行筛选,选取前几阶特征值较大的模态作为主模态;

2) 分别获取主模态与工况趋势变化的关联度,对主模态再次进行重新筛选或融合。如果筛选模态与工况之间的相关程度为不相关或弱相关,则使用平滑正交分解方法得到的平滑正交值作为构造 HI 的选取标准。若相关程度为实相关及以上,则融合筛选模态构建 HI。在 HI 融合时,与工况关联度为负相关的模态分量符号位置“+”,与工况关联度为正相关的模态分量符号位置“-”。

综上所述,基于 IPSW 方法的 HI 提取流程如图 2 所示。

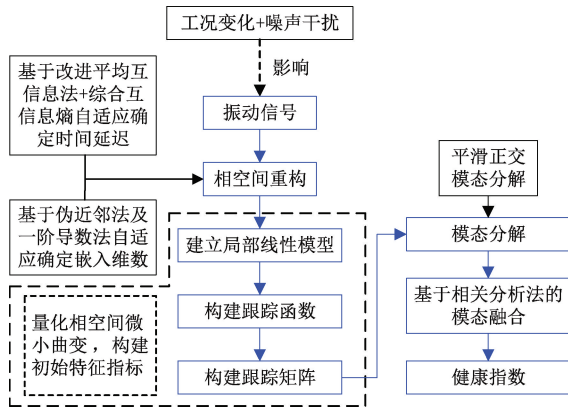


图 2 基于 IPSW 方法的 HI 提取流程

Fig. 2 HI extraction process based on IPSW method

针对变工况及噪声影响下的滚动轴承退化状态跟踪问题,基于相空间曲变量化分量,融合构建能够表征退化趋势的 HI。与 PSW 方法不同的是,IPSW 方法在相空间重构过程能够自适应确定更为科学的核心参数,且不再通过拼凑模态分量的方式构建 HI,而是基于工况互相关分析法融合构建 HI,进一步提升了方法的智能性。

## 4 仿真和实验验证

### 4.1 变转速下的轴承故障退化跟踪仿真分析

以 Randall 等<sup>[28]</sup>建立的轴承外圈故障仿真模型为例,考虑转速变化引入变工况的影响,以此验证本文所提方法的有效性。为了对比验证本文方法构建的 HI,引入 RMS,以及 PSW 方法提取的 HI。

轴承故障仿真模型数学表达式为:

$$x(t) = \sum_{i=0}^M [A_0 \cdot \cos 2\pi f_m (iT + \tau_i)] [e^{-B(t-T-\tau_i)} \cos(2\pi f_n (t - iT - \tau_i))] + n(t) \quad (21)$$

式中:  $T$  为故障冲击周期。如图 3 所示,将  $T$  设定为可调整的,从而实现变转速的仿真; $A_0$  表示冲击幅值变化,调整  $A_0$  可实现退化趋势变化,假设退化趋势呈指数增长规

律,即  $A_0 = a \times \exp(b \times t^c) + d$ ,结果如图 4 所示。轴承外圈故障为例, $f_m = 0$  Hz,设定轴承的固有频率  $f_n = 2\,000$  Hz,  $iT + \tau_i$  表示第  $i$  次故障发生时刻,  $n(t)$  表示噪声,设定信噪比为 20,仿真时长 50 s,获取轴承外圈故障仿真信号时域波形如图 5 所示。

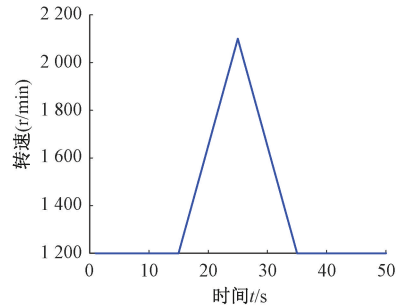


图 3 转速变化趋势

Fig. 3 Variation trend of rotation speed

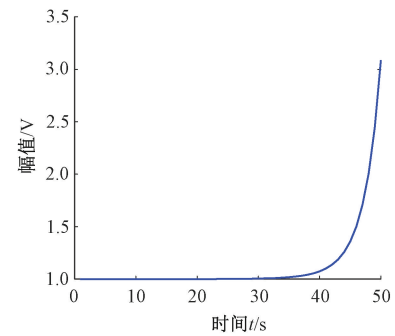


图 4 幅值变化趋势

Fig. 4 Variation trend of amplitude

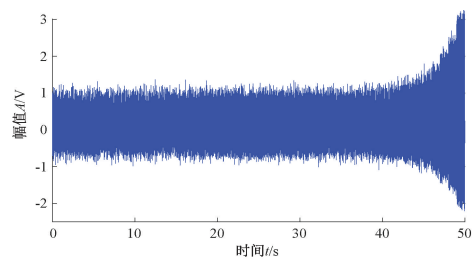


图 5 变转速下轴承外圈故障仿真信号时域波形

Fig. 5 Time-domain waveform of simulation signal of bearing outer ring fault at variable speed

基于伪近邻法确定重构相空间的嵌入维数,获取伪近邻点比例随嵌入维数的变化趋势如图 6(a) 所示,基于一阶导数法,获取结果如图 6(b) 所示,可自适应确定最优嵌入维数为 4。

基于改进的平均互信息法,可获取重构分量综合平均互信息在不同时间延迟下的变化趋势,结果如图 7 所

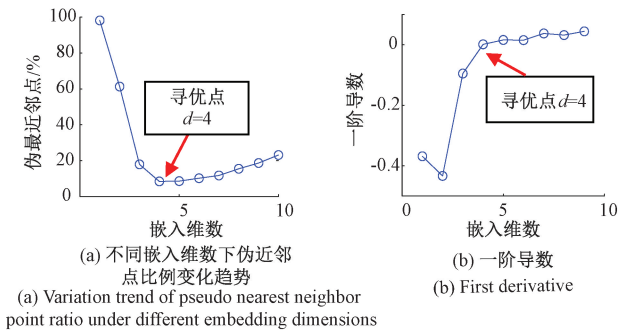


图6 嵌入维数寻优结果

Fig. 6 Embedding dimension optimization results

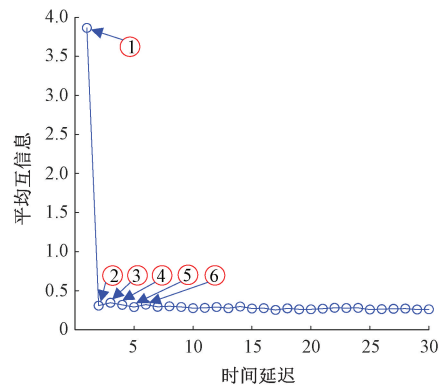
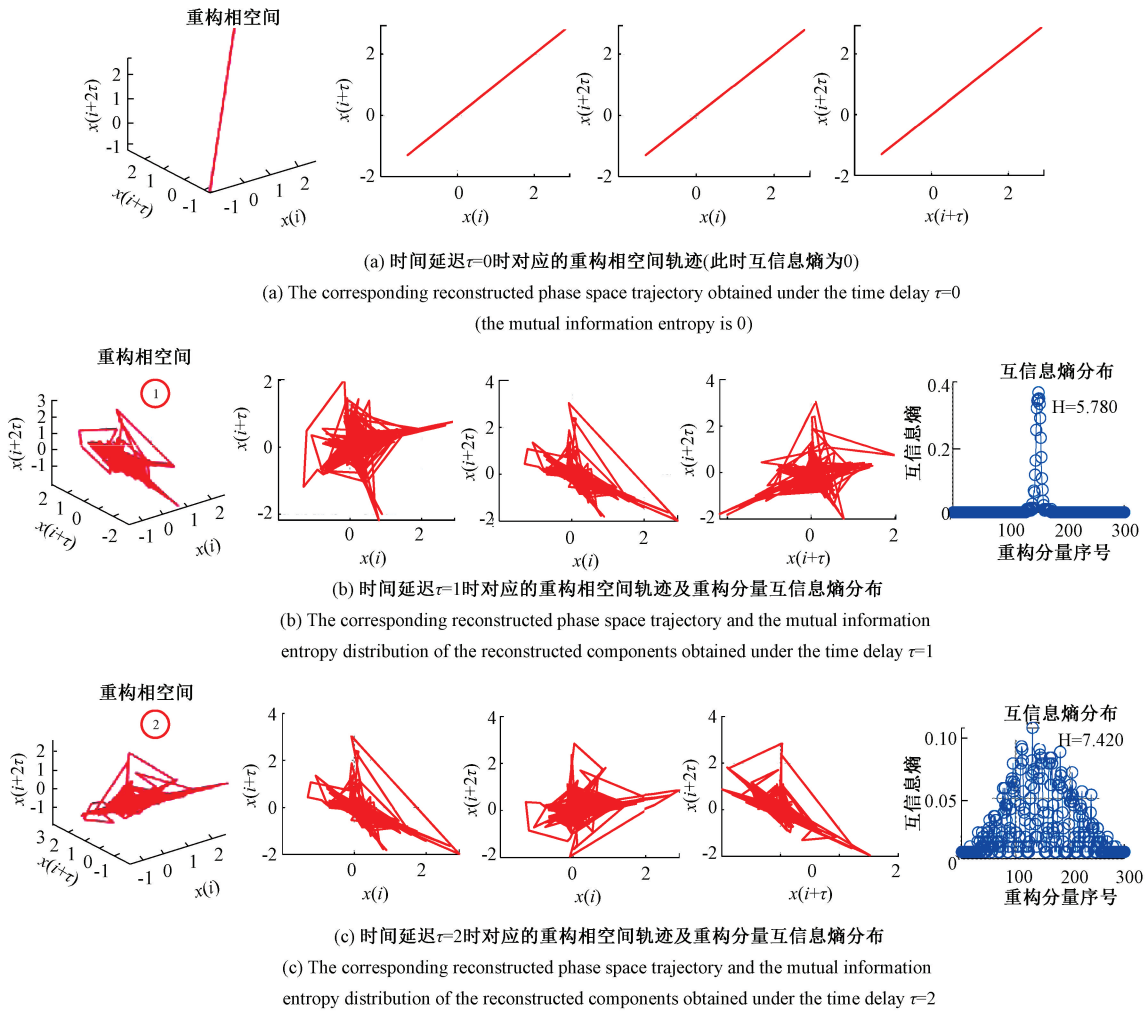


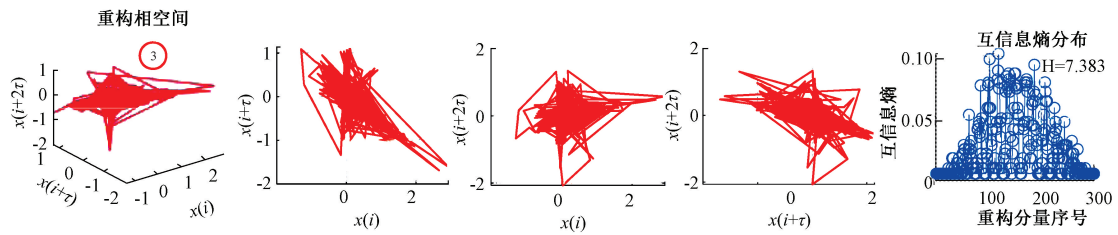
图7 不同时间延迟下的平均互信息变化情况

Fig. 7 Variation of average mutual information under different time delay

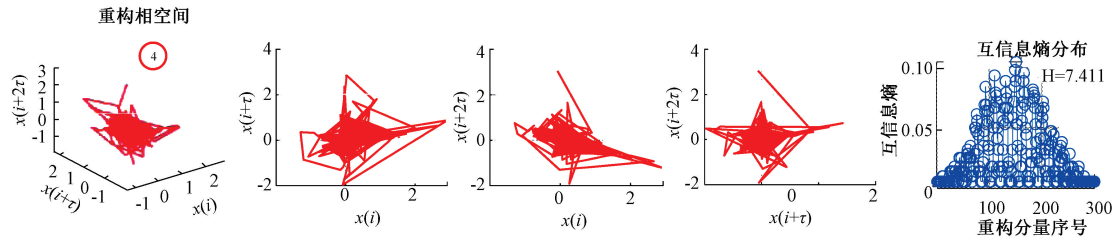
示。基于一阶导数法获取平均互信息局部极小值及对应的时间延迟  $\tau$ 。其次,计算获取平均互信息局部极小值邻域内重构分量的互信息熵。为了更加清晰的呈现出寻优结果的可信度,将重构相空间轨迹及分量互信息熵分

布可视化,获取结果如图8所示。

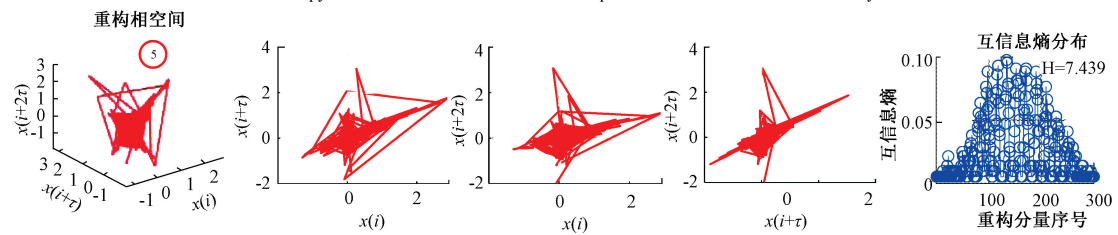




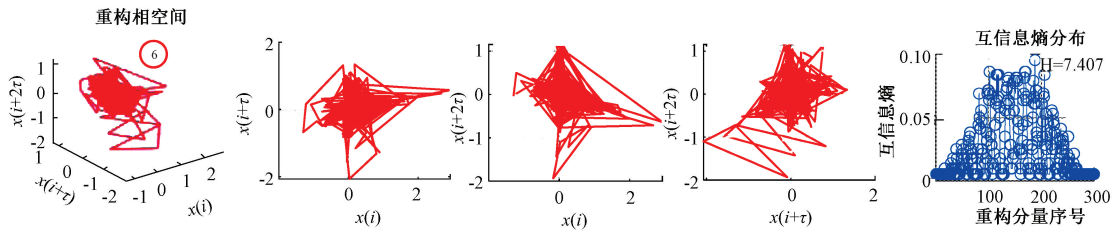
(d) 时间延迟 $\tau=3$ 时对应的重构相空间轨迹及重构分量互信息熵分布  
(d) The corresponding reconstructed phase space trajectory and the mutual information entropy distribution of the reconstructed components obtained under the time delay  $\tau=3$



(e) 时间延迟 $\tau=4$ 时对应的重构相空间轨迹及重构分量互信息熵分布  
(e) The corresponding reconstructed phase space trajectory and the mutual information entropy distribution of the reconstructed components obtained under the time delay  $\tau=4$



(f) 时间延迟 $\tau=5$ 时对应的重构相空间轨迹及重构分量互信息熵分布  
(f) The corresponding reconstructed phase space trajectory and the mutual information entropy distribution of the reconstructed components obtained under the time delay  $\tau=5$



(g) 时间延迟 $\tau=6$ 时对应的重构相空间轨迹及重构分量互信息熵分布  
(g) The corresponding reconstructed phase space trajectory and the mutual information entropy distribution of the reconstructed components obtained under the time delay  $\tau=6$

图 8 不同时间延迟情形下的重构相空间轨迹以及重构分量互信息熵分布情况

Fig. 8 The reconstructed phase space trajectory and the mutual information entropy distribution of the reconstructed components under different time delays

图 8 中,互信息熵分布图中 H 显示的是各分量互信息熵之和。时间延迟分别为 1~6 时对应的互信息熵总和分别为:5.780、7.420、7.383、7.411、7.439、7.407。基于文献[25]提供的最优时间延迟确定方法,点 2 应该对应寻优点。但是,基于本文方法,点 5 的互信息熵值更大。由相空间轨迹可视化结果可知,点 5 相较于点 2,其相空间轨迹沿对角线展开程度更加明显。因此,基于本

文方法获取的时间延迟参数构建的重构相空间更优,在后续 HI 提取上进一步验证本文所提方法的有效性。

基于平滑正交分解方法,对曲变量化矩阵进行模式分解,获取各模态平滑正交特征值结果如图 9(a)以及图 9(b)所示。可见前 3 阶模态相较于其他模态分量平滑正交特征值更大,即为主趋势项。为了对比说明前 3 阶模态确实为主模态,将前 4 阶模态分别画出,结果如

图10和11所示。而后,基于相关分析法进行模态融合,获取前3阶模态与转速变化的相关系数,结果如表2所示。

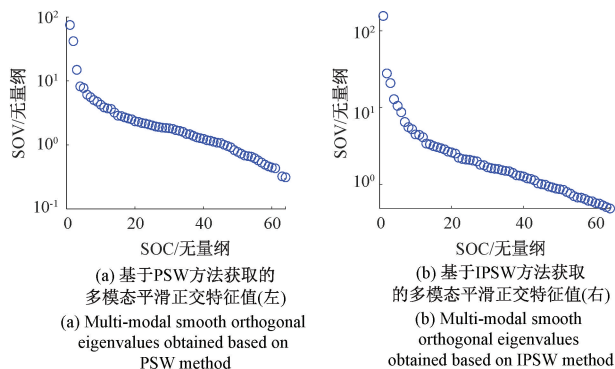


图9 两种方法下获取的多模态平滑正交特征值

Fig. 9 Multimodal smooth orthogonal eigenvalues obtained by the two methods

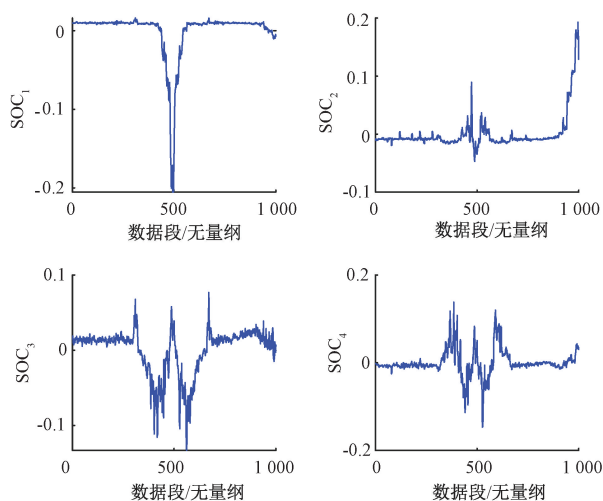


图10 基于PSW方法获取的前4阶模态

Fig. 10 The first four modes obtained based on the PSW method

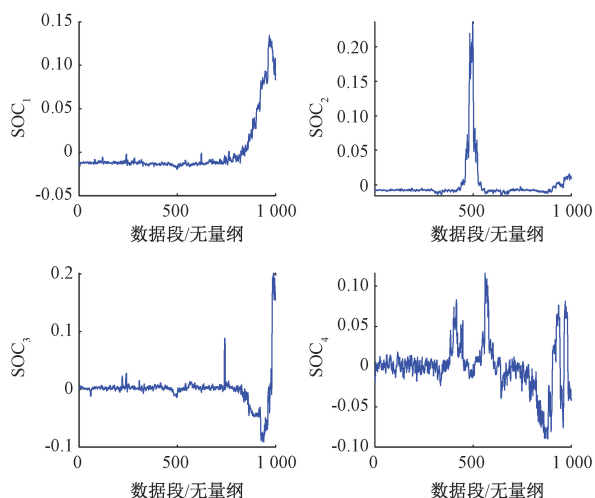


图11 基于IPSW方法获取的前4阶模态

Fig. 11 The first four modes obtained based on the IPSW method

表2 前4阶模态分量与转速的相关系数

Table 2 Correlation coefficients between the first four order modal components and the rotational speed

模态分量		SOC <sub>1</sub>	SOC <sub>2</sub>	SOC <sub>3</sub>
相关系数	PSW方法	-0.719 8	-0.062 6	-0.659 4
	IPSW方法	0.285 9	0.595 2	-0.065 9

基于本文前述HI融合构建准则,由图9中显示的平滑正交特征值以及表2中计算获取的相关系数可知,PSW方法获取的模态分量前3阶为主模态,可取SOC<sub>2</sub>为HI,IPSW方法则可以直接取SOC<sub>1</sub>为HI。引入RMS进行对比分析,获取各HI归一化结果如图12所示。

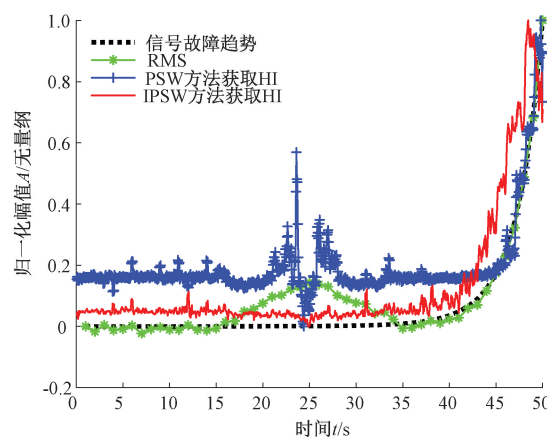


图12 变转速下轴承外圈故障退化趋势跟踪结果

Fig. 12 Failure degradation trend tracking results of bearing outer ring at variable speed

上述结果可知,就退化趋势跟踪效果而言,RMS以及PSW方法提取的HI受转速变化影响较大,而基于IPSW方法提取的HI能够较好地贴合信号故障趋势,有效排除转速变动对提取HI跟踪趋势的影响。

#### 4.2 变转速下的轴承故障退化跟踪实测信号验证分析

为了进一步验证本文方法的有效性,运用轴承外圈故障实测数据予以验证。其中,轴承故障实验平台如图13所示。本次实验故障植入位置为轴承外圈,故障类型为裂纹故障,为描述轴承的退化状态,于轴承外圈植入了三种不同的裂纹宽度,具体情况如表3所示。采样时长为50 s,将3个故障件依次换上。其中,前10 s数据基于0.2 mm故障件获取,中间30 s数据基于1.1 mm故障件获取,后10 s数据基于2.0 mm故障件获取,模拟的故障退化过程如图14(a)所示。同时,实验还考虑了转速变化情形,前20 s数据转速为900 r/min,第20~30 s,转速设置为1 200 r/min,第30~50 s转速设定为900 r/min,获取的转速变化情况如图14(b)。将各阶段故障数据组合在一起构成轴承故障退化数据,其时域波形如图15所示。



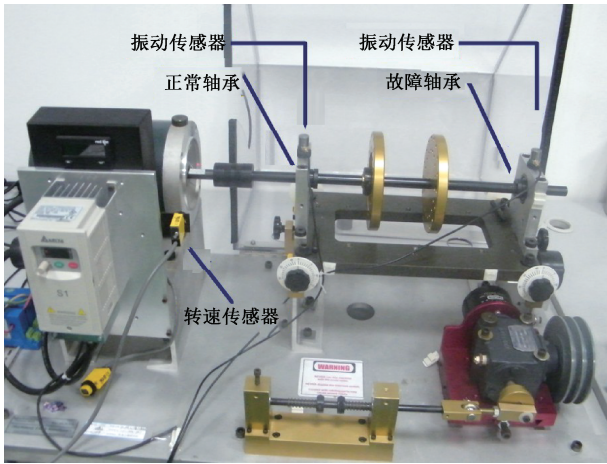


图 13 轴承故障仿真实验台  
Fig. 13 Bearing fault simulation test bench

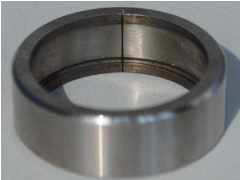


基于伪近邻法获取伪近邻点比例随嵌入维数变化趋势如图 16 ( a ) 所示, 基于一阶导数法获取结果如图 16 ( b ) 所示, 可自适应确定最优嵌入维数为 4。基于改进的平均互信息法, 获取重构分量在不同时间延迟下的互信息变化趋势, 结果如图 17 所示。

计算获取平均互信息局部最小值邻域内重构分量的互信息熵。其中, 1~5 点对应的互信息熵总和分别为: 3.453 6、5.915 6、6.310 6、6.404 8、6.322 5。基于本文方法, 点 4 对应时间延迟下的相空间综合互信息熵值更大。因此, 最优嵌入时间  $\tau = 4$ 。

基于前述方法寻优的嵌入维数和时间延迟, 可获取重构之后的相空间, 而后基于此进行 HI 的提取。基于平滑正交模态分解方法, 获取曲变量化矩阵各阶模态对应的平滑正交特征值结果如图 18 所示。

表 3 故障件信息表

Table 3 Information table of fault parts

名称	故障信息		
故障植入位置	轴承外圈		
裂纹深度	0.3 mm		
故障程度(宽度)	0.2 mm	1.1 mm	2.0 mm
故障件照片			

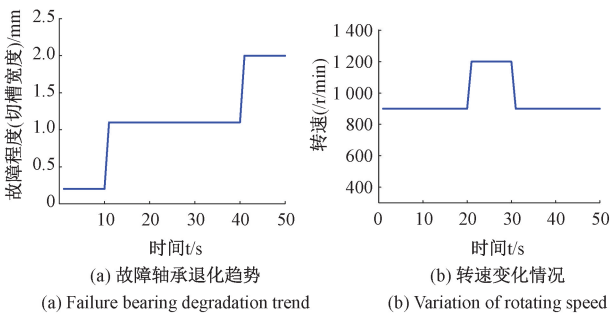


图 14 轴承故障退化趋势以及转速变化情况

Fig. 14 The bearing failure degradation and working speed trend

由图 18 可知, 前 3 阶模态分量对应的正交分解特征值相较于其他模态分量对应特征值更为突出。为了对比分析前 3 阶模态分量确实为主模态, 将前 4 阶模态分量分别给出, 获取结果如图 19 所示, 可以发现第 4 阶模态分量确实已经不具备较强的退化趋势信息。基于本文前述 HI 构建准则, 利用前 3 阶主模态融合构建表征实验轴承退化趋势的 HI。获取前 3 阶模态与转速信号的互相

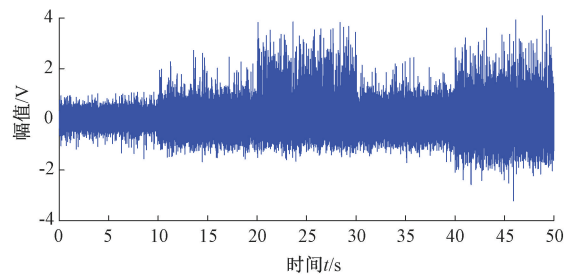


图 15 轴承故障退化趋势时域波形

Fig. 15 Time-domain waveform of bearing degradation trend

关系数, 结果如表 4 所示。从表 4 中可知, 前 3 阶模态中, 前 2 阶模态与转速变化趋势分别呈正显著相关性以及负显著相关性, 第 3 阶模态分量与转速变化趋势呈正弱相关。因此, 基于 HI 融合准则, 可确定最终的 HI 由第 2 阶模态分量  $SOC_2$  与第 3 阶模态分量  $SOC_3$  减去第 1 阶模态分量  $SOC_1$  融合叠加而成。

与前述仿真过程类似, 引入 RMS、PSW 方法进行对比分析, 各 HI 归一化结果如图 20 所示。

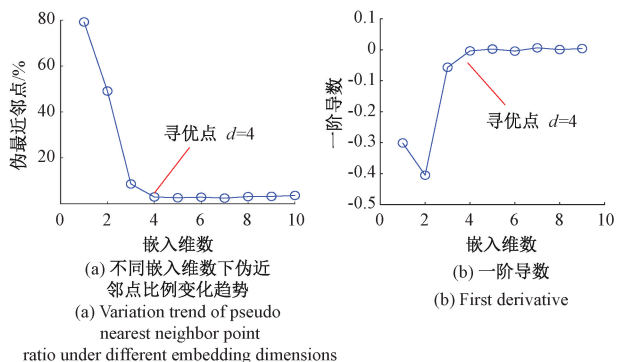


图 16 嵌入维数寻优结果  
Fig. 16 Embedding dimension optimization results

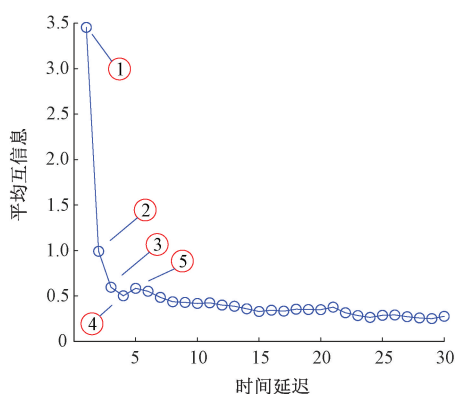


图 17 不同时间延迟下的平均互信息变化情况  
Fig. 17 Variation of average mutual information under different time delays

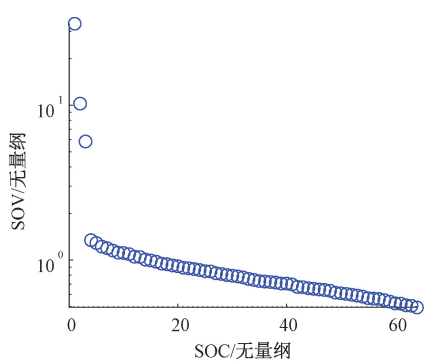


图 18 平滑正交特征值  
Fig. 18 Smooth orthogonal eigenvalues

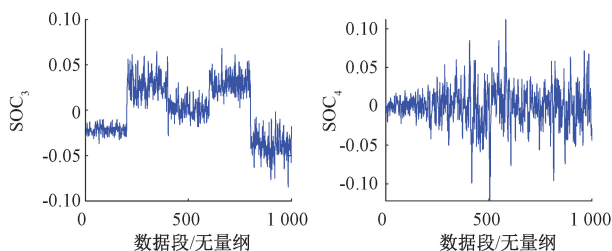
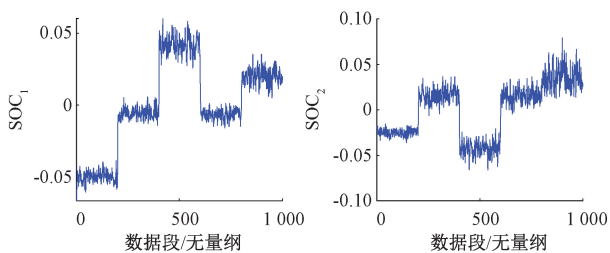


图 19 前 4 阶模态分量

Fig. 19 The first four modal components

表 4 前 4 阶模态分量与转速的相关系数

Table 4 Correlation coefficients between the first four order modal components and the rotational speed

模态分量	SOC <sub>1</sub>	SOC <sub>2</sub>	SOC <sub>3</sub>
相关系数	0.663 9	-0.683 1	0.031 4

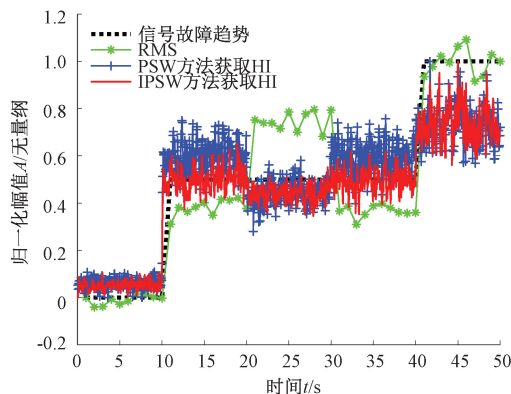


图 20 变转速下轴承外圈故障退化趋势跟踪结果  
Fig. 20 Fault degradation trend tracking results of bearing outer ring at variable speed

进一步为了更好地展现各 HI 趋势跟踪性能,对其进行平滑处理,获取的退化趋势跟踪结果如图 21 所示。

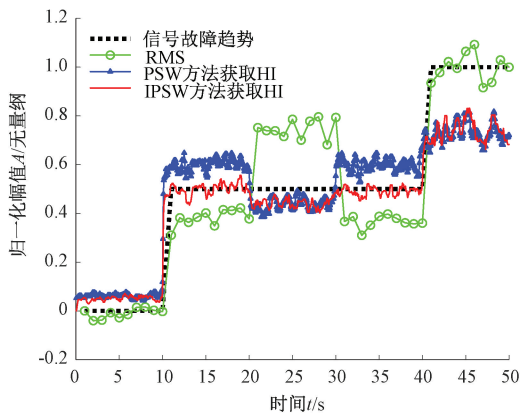


图 21 变转速下轴承外圈故障退化趋势平滑跟踪结果  
Fig. 21 Smooth tracking results of fault degradation trend of bearing outer ring at variable speed

由上述各方法提取的HI趋势跟踪结果来看,受转速变化的影响,RMS在第20~30s时偏离了信号故障趋势,PSW方法以及IPSW方法提取的HI能够较低转速变化对趋势跟踪的影响。在跟踪精度上,本文提出的改进之后的IPSW方法优于改进之前PSW的方法,能够胜任变转速情形下的故障退化趋势跟踪。

## 5 结 论

针对变工况情形下的滚动轴承退化趋势难以跟踪的问题,合适的HI能够提供较好的解决方法。但是传统的特征指标一般只对恒定工况下的故障退化有着较好的跟踪效果。因此,本文针对变工况情形下的滚动轴承故障退化趋势跟踪展开了相关问题研究,提出了一种新的HI提取方法,即IPSW方法。仿真及实验结果表明,在变转速情形下的轴承外圈故障退化趋势跟踪问题上,IPSW方法相较于传统方法及PSW方法表现出更加优越的性能,能够为解决变工况情形下的滚动轴承故障退化趋势跟踪问题提供有益参考。

### 参考文献

- [1] LUO P, HU N Q, SHEN G J, et al. DCNN with explicable training guide and its application to fault diagnosis of the planetary gearboxes[J]. IEEE Access, 2020, 1: 99.
- [2] ZHANG L, HU N Q. Fault diagnosis of sun gear based on continuous vibration separation and minimum entropy deconvolution[J]. Measurement, 2019, 141:332-344.
- [3] 王震,黄如意,李霖蒲,等.一种用于故障分类与预测的多任务特征共享神经网络[J].仪器仪表学报,2019,40(7):169-177.  
WANG ZH, HUANG R Y, LI J P, et al. A multi-task feature sharing neural network for fault classification and prediction [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(7):169-177.
- [4] 罗鹏,杨宇,程军圣. AFDCNN方法及其在齿轮故障定量诊断中的应用[J].电子测量与仪器学报,2018,32(1):33-39.  
LUO P, YANG Y, CHENG J SH. AFDCNN method and its application in gear fault quantitative diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018, 32(1):33-39.
- [5] 范彬.面向飞行器关键部件健康管理的故障预测方法研究[D].长沙:国防科学技术大学,2015.  
FAN B. Research on failure prediction methods for health management of key aircraft components[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2015.
- [6] POWRIE H, NOVIS A. Gas path debris monitoring for F-35 joint strike fighter propulsion system PHM [C]. Aerospace Conference, IEEE,2006.
- [7] LEI Y G, LI N P, GUO L, et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104:799-834.
- [8] HUANG Z Y, XU ZH G, KE X J, et al. Remaining useful life prediction for an adaptive skew-Wiener process model [J]. Mech. Syst. Signal Process, 2017, 87: 294-306.
- [9] MALHI A, YAN R Q, GAO R X. Prognosis of defect propagation based on recurrent neural networks [J]. IEEE Trans. Instrum. Meas, 2011, 60: 703-711.
- [10] RYUE J, WHITE P R. The detection of cracks in beams using chaotic excitations [J]. Journal of Sound & Vibration,2007, 307: 627-638.
- [11] TO R S, BUTCHER E A, TODD M D. Detection of system changes due to damage using a tuned hyper chaotic probe[J]. Smart Materials and Structures,2011, 20: 25006-25016.
- [12] CHELIDZE D. A nonlinear observer for damage evolution tracking[D]. State College: Univ of Pennsylvania State, 2000.
- [13] 胡雷,范彬,胡葛庆.轴承故障跟踪预测的相空间曲变方法[C].2012年全国振动工程及应用学术会议论文集,2012:404-407.  
HU L, FAN B, HU N Q. Phase space warp method for bearing fault tracking prediction [C]. Proceedings of 2012 National Conference on Vibration Engineering and Application, 2012: 404-407.
- [14] 范彬,胡雷,胡葛庆.变工况下旋转机械故障跟踪的相空间曲变方法[J].物理学报,2013,62(16):63-70.  
FAN B, HU L, HU N Q. A phase space warp method for fault tracking of rotating machinery under variable working conditions [J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(16): 63-70.
- [15] QIAN Y N, YAN R Q, CAO R X. A multi-time scale approach to remaining useful life prediction in rolling bearing[J]. Mech. Syst. Signal Process, 2017, 83: 549-567.
- [16] 牛乾,杨世锡,甘春标.旋转机械损伤跟踪的改进相空间曲变法[J].振动与冲击,2019,38(1):14-21.  
NIU Q, YANG SH X, GAN CH B. Improved phase space warp method for damage tracking of rotating machinery [J]. Vibration and Shock, 2019, 38(1): 14-21.
- [17] ILHAN A, MEHMET, KARAKOSE, et al. A new method for time series classification using multi-dimensional phase

- space and a statistical control chart[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32:7439-7453.
- [18] CASDAGLI M, SAUER T, YORKE J A. Embedology[J]. *Journal of Statistical Physics*, 1991, 65(3/4): 579-616.
- [19] FRASER A, SWINNEY H. Independent coordinates for strange attractors from mutual information[J]. *Physical Review A*, 1986, 33: 1134-1140.
- [20] KENNEL M, BROWN R, ABARBANEL H. Determining embedding dimension for phase space reconstruction using geometrical construction[J]. *Physical Review A*, 1992, 45: 3403-3411.
- [21] HU L, ZHANG L, GU F SH, et al. Extraction of the largest amplitude impact transients for diagnosing rolling element defects in bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 116: 796-815.
- [22] CHELIDZE D, LIU M. Reconstructing slow-time dynamics from fast-time measurements[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A Mathematical Physical and Engineering Sciences*, 2008, 366(1866): 729-45.
- [23] CHELIDZE D, CUSUMANO J, CHATTERJEE A. Procedure for tracking damage evolution and predicting remaining useful life with application to an electromechanical experimental system [C]. *The Proceedings of the SPIE's 15th International Symposium on AeroSense*, 2011: 12-22.
- [24] CHELIDZE D, ZHOU W. Smooth orthogonal decomposition based modal analysis[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 292(3-5): 461-473.
- [25] 刘树勇. 基于相空间重构的混沌振动识别及其应用研究[D]. 武汉:海军工程大学,2008.  
LIU SH Y. Chaotic vibration identification and application research based on phase space reconstruction [D]. Wuhan: Naval University of Engineering, 2008.
- [26] KENNEL M, BROWN R, ABARBANEL H. Determining embedding dimension for phase space reconstruction using geometrical construction[J]. *Physical Review A*,

1992,45: 3403-3411.

- [27] FRASER A M, SWINNEY H L. Independent coordinates for strange attractors from mutual information [J]. *Physical Reviews A*,1986,33(2): 1134-1140.
- [28] RANDALL R, ANTONI J, CHOBSAARD S. The relationship between spectral correlation and envelop analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2001, 15(5): 945-962.

### 作者简介



罗鹏,2012年于湖南大学获得学士学位,2018年于湖南大学获得硕士学位,目前正在国防科技大学攻读机械工程博士学位。主要研究方向为动力学建模、信号处理和机械故障诊断。

E-mail: yzluopeng@163.com

**Luo Peng** received his B. Sc. degree and M. Sc. degree in mechanical engineering from the Hunan University, in 2012 and 2018, respectively. He is currently pursuing his Ph. D. degree in mechanical engineering at National University of Defense Technology. His research interests include dynamic modeling, signal processing, and machinery fault diagnosis.



胡鸢庆(通信作者),分别于1989年、1992年和2001年获得国防科技大学机械工程专业学士、硕士和博士学位,现为国防科技大学教授。主要研究方向为状态监测、预测和健康管理、信号处理、机械动力学、非线性系统、结构健康监测和人工智能。

E-mail: hnq@nudt.edu.cn

**Hu Niaoqing** (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc., and Ph. D. degrees in mechanical engineering from the National University of Defense Technology, in 1989, 1992, and 2001, respectively. He is currently a professor at National University of Defense Technology. His research interests include condition monitoring, prognosis and health management, signal processing, mechanical dynamics, nonlinear systems, structure health monitoring, and artificial intelligence.