

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108812

基于多普勒调制时移 Laplace 小波的列车轴承故障声信号瞬态成分快速提取方法*

刘 方^{1,2}, 翟涛涛¹, 侯超强¹, 滕繁荣¹, 刘永斌^{1,2}

(1. 安徽大学电气工程与自动化学院 合肥 230601; 2. 安徽大学高节能电机及控制技术国家地方联合实验室 合肥 230601)

摘要:提出了一种基于多普勒调制时移 Laplace 小波的列车轴承故障声信号瞬态成分快速提取方法,包含“先粗后精”两个步骤:1)瞬态参数粗略估计,利用现有的多普勒调制等周期 Laplace 小波模型粗略估计瞬态参数;2)参数精确估计与瞬态成分提取,构造多普勒调制时移 Laplace 小波模型,使用逐个匹配的策略进行瞬态参数精确估计和瞬态成分的提取。所提方法具有以下优点:1)更高的精度,使用的多普勒调制时移 Laplace 小波模型在时域内仅有一个时延参数定位的小波成分,能够解决周期瞬态模型在提取伪周期瞬态成分时匹配误差问题;2)高效率,由于使用了周期瞬态模型粗略估计瞬态成分参数,因此在瞬态成分逐个提取的过程中小波参数的范围可以设的很小,实验对比分析结果显示,与直接提取方式相比效率提高了 71.46%。本研究提供了一种从含有多普勒畸变的列车轴承故障声信号中精确地、高效率地提取瞬态成分的方法。

关键词: 列车轴承;故障诊断;瞬态分析;多普勒效应;Laplace 小波

中图分类号: TH165+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

A fast transient component extraction method of train bearing fault acoustic signal based on Doppler modulated time-shifting Laplace wavelet

Liu Fang^{1,2}, Zhai Taotao¹, Hou Chaoqiang¹, Teng Fanrong¹, Liu Yongbin^{1,2}

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Anhui University, Hefei 230601, China;

2. National Engineering Laboratory of Energy-Saving Motor & Control Technology, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: A fast transient component extraction method of the train bearing fault acoustic signal is proposed, which is based on Doppler modulated time-shifting Laplace wavelet. It includes two steps that are rough estimation first and precise identification. The first is rough estimation of transient parameters. The existing periodic Doppler modulated Laplace wavelet model is used to roughly estimate the transient parameters. The second is precise parameter estimation and transient component extraction. A Doppler modulated time-shifting Laplace wavelet model is formulated, which uses one-by-one matching strategy to accurately estimate the transient parameters and extract the transient components. The proposed method has two advantages, which are high accuracy and high efficiency. For high accuracy, the Doppler modulation time-shifted Laplace wavelet model has only one wavelet component for positioning the delay parameter in the time domain, which can solve the matching error problem caused by the pseudo-period of the transient component. For high efficiency, because the periodic transient model is used to roughly estimate the parameters of the transient components, the range of the wavelet parameters can be set very small in the process of extracting the transient components one by one. The experiment comparison and analysis results show that the efficiency is increased by 71.46%, compared with the direct extraction method. This study provides a method to accurately and efficiently extract transient components from train bearing fault acoustic signals containing Doppler distortion.

Keywords: train bearing; fault diagnosis; transient analysis; Doppler effect; Laplace wavelet

收稿日期:2021-11-03 Received Date: 2021-11-03

* 基金项目:国家自然科学基金(51875001, 52075001)项目资助

0 引言

轮对轴承是高速列车走行部的关键零部件之一^[1-2]。轮对轴承故障可能会导致列车脱轨,造成人员伤亡和财产损失^[3]。因此,开展轮对轴承的在线监测与故障诊断具有重要意义^[4]。列车轴承道旁声学监测系统(TADS系统)利用放置在铁轨两侧的麦克风传感器获取列车行驶过程中轮对轴承发出的声音信号,并经过信号处理判断轴承的健康状况,与传统的车载系统(如振动、温度、声发射等方法)相比具有非接触式测量、成本低和能早期故障预警能力。然而,由于声音信号存在较强的噪声干扰,并且由于列车高速运动,声音信号产生多普勒畸变,给故障信息的准确提取带来了挑战。

近年来,稀疏表示理论被广泛应用于轴承故障诊断,并且被证明是一种有效的信号分析方法。崔玲丽等^[5]研究了信号的自适应稀疏表示,并成功的应用于滚动轴承的振动信号的处理和故障诊断。Li等^[6]研究提出了基于稀疏信号的自适应过完备字典用于提取微弱的脉冲特征。温江涛等^[7]研究了基于稀疏自编码和深度学习的故障诊断方法,并实现了故障特征自动提取与故障诊断。黄伟国等^[8]研究了多源稀疏优化方法,实现了复合故障的分解和故障诊断。Deng等^[9]研究了基于参数化字典的稀疏表示,提出了一种结合正交匹配追踪算法的故障冲击匹配算法(FIMA),用于提出轴承的微弱故障。

稀疏表示的核心是利用一些能够有效刻画信号特征的“基函数”,这些基函数必须与信号的内在结构尽可能地匹配。研究表明,滚动轴承故障会在故障信号中引起冲击响应分量,大量的研究表明该冲击响应分量与 Laplace 小波信号具有相似的波形结构。因此 Laplace 小波被广泛应用于轴承信号的稀疏表示,Sun等^[10]研究了参数化脉冲字典的稀疏表示方法并且成功用于提取故障瞬态特征,Wang等^[11]构建基于小波和相关滤波的瞬态模型对故障轴承声信号进行参数识别,訾艳阳等^[12]构建 Laplace 小波相关滤波法进行冲击响应成分的提取,Wang等^[13]研究了一种自适应性瞬态成分剥离算法,用于对原始轴承故障信号中提取模拟瞬态,Li等^[14]提出了基于改进的自适应无参数经验小波变换与稀疏去噪方法,用于提取周期性脉冲。李景乐等^[15]提出了基于改进的 Laplace 小波字典的故障诊断方法用于提取信号中的瞬态成分。Wang等^[16]提出了反对称 Laplace 小波结合贝叶斯推理的后验概率密度函数用于不同故障轴承的识别。Yang等^[17]研究了多目标优化小波滤波器,根据包络谱的最大稀疏性准则来设置多目标适应度函数,用于提取故障瞬态重复成分。

以上研究中轴承与信号采集传感器之间不存在相对运动,而在 TADS 中,由于列车的高速运动,轴承声音信号在时频域受到多普勒效应的影响,导致所采集的信号产生时频结构畸变。传统的 Laplace 小波由于未考虑多普勒畸变因而在时频结构上已经无法精确刻画这种轴承声信号的内在结构。为此,课题组在 2013 年研究了多普勒调制等周期调制 Laplace 小波模型的构造方法^[18],并成功将其应用于列车轴承声信号的瞬态成分提取。在这个方法中,我们构造了一种等周期多普勒 Laplace 小波,这是基于轴承在匀速旋转时故障信号呈现等周期冲击特征的考虑^[19]。

然而,在近期的实验研究中我们发现很多情况下轴承故障声信号并非呈现完全严格的等周期冲击特征。分析其原因有二:1)由于轴承部件之间不是严格的无缝接触,而是相互之间存在配合间隙。2)在润滑油的作用下,轴承运转过程中滚子并非呈现严格的纯滚动。这两个因素导致轴承故障信号的瞬态成分呈现伪等周期^[20-21]。这时,现有的等周期多普勒 Laplace 小波模型与信号内在结构就不能够精确匹配了。

为了解决上述问题,提出了一种全新的多普勒调制时移 Laplace 小波模型,能够实现更精确的瞬态成分匹配。另一方面,所提方法虽然精度较高,但所提小波模型参数较多,并且需要逐个提取,计算量很大。为了进一步提升方法的计算效率,提高实用性,进一步地提出了相应的“先粗后精”的小波参数估计策略:1)首先使用等周期模型粗略估计瞬态成分模型参数;2)然后在这些粗略估计的参数基础上,在瞬态成分逐个提取的过程中再次进行精确估计,这时参数的范围可以设的很小,计算量得到大幅降低,算法效率得到提升。

总体来说,本文所提方法克服了现有方法在提取呈现伪等周期特征的列车轴承故障声信号瞬态成分时存在的精度不足问题,同时提取策略保证了算法的计算效率。为基于声信号的列车轴承故障量化评估、稀疏表示等方面的研究提供新的理论基础。

1 方法原理及步骤

1.1 TADS 系统基本模型

TADS 系统基本模型如图 1 所示,包含一个麦克风和一个匀速移动的轴承声源。麦克风与移动声源的垂直距离为 r ,声源与麦克风的实时距离为 $R(t)$,声源与麦克风的初始水平距离为 X_0 。考虑轴承声源在零时刻以匀速速度 V_s 从 A 点移动到对称的 B 点的过程,可以发现 $R(t)$ 是时变的,这是麦克风接收到多普勒畸变信号的根本原因。一方面, $R(t)$ 的时变引起麦克风接收到信号的相位变化,进而导致接收信号的频移。另一方面, $R(t)$ 的时变引起接收信号的幅值衰减的时间变化,从而导致接

收信号的幅值调制。当轴承部件表面出现局部缺陷时,缺陷与滚动面之间的相互作用会导致轴承在旋转过程中产生冲击信号,在多普勒效应的影响下,该信号在时域和频域产生畸变^[22-23],传统的瞬态模型没有考虑多普勒效应,因此无法实现 TADS 声信号的瞬态成分的准确匹配和提取^[24-25]。

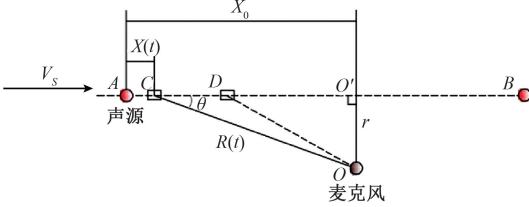


图1 TADS 系统基本模型

Fig. 1 The basic model of TADS

1.2 多普勒调制等周期瞬态模型

针对上述情况,在2013年提出了多普勒调制等周期 Laplace 小波模型(下文简称为“等周期模型”),该模型在传统的等周期静态 Laplace 小波模型结构的基础上增加了多普勒调制,使其成为具有多普勒调制的等周期 Laplace 小波模型。研究方法中使用的等周期 Laplace 小波模型公式如下(该模型无多普勒效应):

$$\psi_{\gamma}^{PERIOD}(t) = \sum_n \psi(f, \zeta, t - nT) \quad (1)$$

由 n 个间隔 T 的 Laplace 小波组成的等周期小波模型,式中 Laplace 小波 ψ 的表达式如下:

$$\psi_{\varphi}^{SINGLE}(f, \zeta, \tau, t) = \begin{cases} \exp\left(\frac{-\zeta}{\sqrt{1-\zeta^2}} 2\pi f |t - \tau|\right) \cdot \cos(2\pi f(t - \tau)), & \tau - W_s \leq t \leq \tau + W_s \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中, f 是 Laplace 小波的中心频率, ζ 是阻尼系数, W_s 用于控制小波的宽度, τ 为小波中心时间参数。

小波模型构建好之后,参考图1所示模型嵌入多普勒效应,并基于包络谱相关滤波方法提取瞬态成分。假设采集到的具有多普勒畸变的轨边信号为 $x(t)$,具体步骤如下:

1) 初始化小波参数集,根据式(1)构造等周期 Laplace 小波库 $\psi(t)_{\gamma}$,其中 $w_s = T/2$:

$$\gamma = \begin{cases} f = [f_1, f_2], f_1 < f_2 \\ \zeta = [\zeta_1, \zeta_2], \zeta_1 < \zeta_2 \\ T = [T_1, T_2], T_1 < T_2 \end{cases} \quad (3)$$

2) 计算麦克风接收信号的“收声时间序列”:

$$t_r(n) = t_e(n) + \Delta t(n) \quad (4)$$

其中, $t_e(n)$ 是“发声时间序列”:

$$t_e(n) = [0, 1/f_s, \dots, (N-1)/f_s] \quad (5)$$

式中: f_s 是采样频率, N 是信号的长度;

$$\Delta t(n) = R(n)/c = \sqrt{r^2 + (x_0 - v \cdot t_e(n))^2}/c \quad (6)$$

“延迟时间序列”:

$$t_d(n) = t_e(n) + \frac{\sqrt{(x_0^2 + r^2)}}{c} \quad (7)$$

以及“收声幅值序列”:

$$\psi^{dop}(t)_{\gamma} = \frac{r \cdot y(t_e)}{R(n)(1 - M \cos \theta(t_e))^2} \quad (8)$$

式中: $M = v/c$, 分别以“收声时间序列” $t_{\gamma}(n)$ 为 x 变量,“收声幅值序列” $\psi^{dop}(t)_{\gamma}$ 为 y 变量和“延迟时间序列” $\Delta t(n)$ 为插值 x 变量进行插值重采样处理得到多普勒调制信号 $\psi^{dop}(t)_{\lambda}$;

3) 将 $\psi^{dop}(t)_{\lambda}$ 与道旁信号 $x(t)$ 分别做 Hilbert 变换得到^[26]:

$$H[\psi^{dop}(t)_{\lambda}] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\psi^{dop}(t)_{\lambda}}{t - \tau} d\tau \quad (9)$$

$$H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(t)}{t - \tau} d\tau$$

通过计算解析信号 (A^*) 的模数得到包络信号:

$$\begin{aligned} E_R(t) &= |A^*[\psi^{dop}(t)_{\lambda}]| = |\psi^{dop}(t)_{\lambda} + jH[\psi^{dop}(t)_{\lambda}]| \\ E_A(t) &= |A^*[x(t)]| = |x(t) + jH[x(t)]| \end{aligned} \quad (10)$$

得到相对应的包络谱:

$$ES_R(f) = \left| \int_{-\infty}^{\infty} E_R(t) e^{-j(2\pi ft)} dt \right| \quad (11)$$

$$ES_A(f) = \left| \int_{-\infty}^{\infty} E_A(t) e^{-j(2\pi ft)} dt \right|$$

作包络谱相关滤波分析:

$$\begin{aligned} \rho_{ES_R(f), ES_A(f)} &= \frac{\langle ES_R(f), ES_A(f) \rangle}{\sqrt{\langle ES_R(f), ES_R(f) \rangle} \sqrt{\langle ES_A(f), ES_A(f) \rangle}} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^N ES_R(f_i) \times ES_A(f_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N ES_R(f_i) \times ES_R(f_i)} \sqrt{\sum_{i=1}^N ES_A(f_i) \times ES_A(f_i)}} \end{aligned} \quad (12)$$

得到相关系数最大值对应的 $\psi^{dop}(t)_{\lambda_{max}}$ 即为瞬态成分提取结果。

1.3 多普勒调制时移 Laplace 小波模型及先粗后精的参数估计与瞬态成分提取策略

在1.2小节中所述的等周期模型是由图2(a)所示的等周期 Laplace 小波经多普勒调制构造而成,如图2(b)所示,其特点是其小波模型中瞬态成分呈现严格等周期。而在我们近期的实验研究中发现很多情况下采集到的轴承声信号瞬态成分并非严格等周期分布,分析其原因是由于轴承滚动体与保持架之间存在配合间隙,

并且滚动体并非呈现严格的纯滚动,而是存在滑动,这就导致轴承故障信号瞬态成分呈现伪等周期。这种情况下,现有的等周期模型提取瞬态成分时将存在匹配误差。针对该问题,我们提出了一种多普勒调制时移 Laplace 小波模型(下文简称“时移模型”),如图 2(d)所示,时移模型由图 2(c)所示的单个双边 Laplace 小波经多普勒调制

而成。不含多普勒调制时移 Laplace 小波模型数学表达式为:

$$\psi_{\varphi}^{SINGLE}(\tau, f_c, \zeta, w_s) = \exp\left(\frac{-\zeta}{\sqrt{1-\zeta^2}} 2\pi f_c |(t-\tau)|\right) \cdot \cos(2\pi f_c(t-\tau)), \tau - w_s \leq t \leq \tau + w_s \quad (13)$$

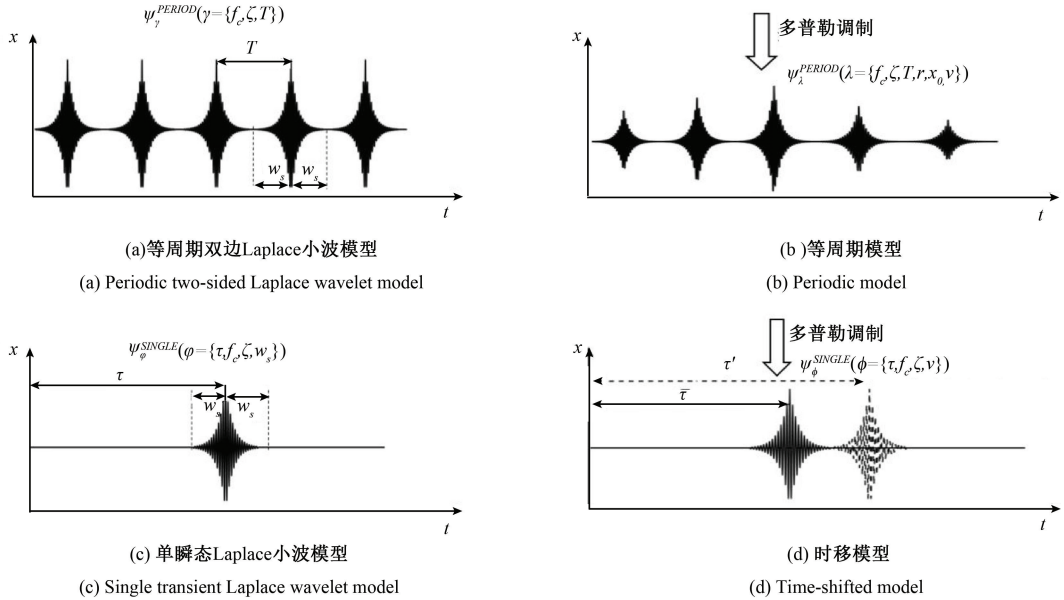


图 2 现有方法与本文方法模型

Fig. 2 The model of existing method and the model of this paper

经多普勒调制后得到多普勒时移 Laplace 小波模型:

$$\psi_{\varphi}^{SINGLE}(\tau, f_c, \zeta, w_s) \xrightarrow{Doppler(r, x_0, v)} \psi_{\phi}^{SINGLE}(\tau, f_c, \zeta, w_s, r, x_0, v) \quad (14)$$

不同于等周期模型,其在时域范围内仅存在一个小波,瞬态提取时可以通过中心时间参数 τ 控制小波在时间轴上的位置,实现瞬态成分的精确匹配定位和逐一剥离,解决轴承故障信号瞬态成分伪等周期问题。

然而,通过对比可以发现,所提的时移模型包含 τ, f_c, ζ, w_s 以及 TADS 模型的 3 个参数 r, x_0, v 共 7 个参数,与现有的等周期模型相比参数更多,且瞬态成分需要逐个提取,算法计算量较大。事实上,利用等周期模型从伪周期信号中提取瞬态成分时精度虽然不高,但所识别的小波参数已基本接近真实参数,因此我们可以首先使用等周期模型进行瞬态成分参数的粗略估计,然后在粗略估计参数的基础上添加一定的数值浮动范围,最后利用所提的时移模型进行瞬态成分的精确提取。这样,提取精度和算法效率均得到了保证,基于这个思路,我们提出了瞬态成分快速提取方法,具体步骤如下:

1) 利用等周期模型粗略估计瞬态参数:

在 1.2 节中已经详细叙述等周期模型粗略估计参数的方法,由包络谱相关系数最大值 ρ_{\max} 所对应的最相关的小波模型 $\psi^{dop}(t)_{\lambda_{\max}}$ 的参数 $\{f_k, \zeta_k, T_k\}$ 即为粗略估计的瞬态成分参数。

2) 利用时移模型精确估计瞬态成分参数并逐个提取瞬态成分:

(1) 将步骤 1) 中的等周期模型粗略估计的参数 $\{f_k, \zeta_k, T_k\}$ 分别添加浮动范围得到参数集 $\varphi = \{f_m, \zeta_m, \tau_m\}$, 如式(15)所示,其中 $\Delta f_k, \Delta \zeta_k, \Delta \tau_1$ 分别为 f_m, ζ_m, τ_m 添加的浮动范围, $\Delta f_c, \Delta \zeta, \Delta \tau$ 分别为 f_m, ζ_m, τ_m 步长,其中 n 是瞬态成分的数量,由信号长度 N 和等周期粗略估计参数 T_k 确定, $n = \lceil N/T_k \rceil$:

$$\varphi = \begin{cases} f_m = [f_k - \Delta f_k : \Delta f_c : f_k + \Delta f_k] \\ \zeta_m = [\zeta_k - \Delta \zeta_k : \Delta \zeta : \zeta_k + \Delta \zeta_k] \\ \tau_m = [(\tau_1 \pm nT_k) - \Delta \tau_1 : \Delta \tau : (\tau_1 \pm nT_k) + \Delta \tau_1] \end{cases} \quad (15)$$

(2) 根据式(2)构建参数集 Γ 中每组参数组合 $\{\tau_m, \zeta_m, f_m\}$ 对应的小波集 $\{\psi(t)_{\varphi}\}$, 然后通过式(4)~(8)构建对应的时移模型集合 $\{\psi^{dop}(t)_{\phi}\}$;

- (3) 将 $\{\psi^{dop}(t)_\phi\}$ 中的每个小波与 $x(t)$ 作相关滤波处理, 得到相关系数最大值所对应的小波 $\psi^{dop}(t)_{\phi_{\max}}$, 用 $x(t)$ 与 $\psi^{dop}(t)_{\phi_{\max}}$ 作差得到新的 $x(t)$, 并令 $n = n - 1$;
- (4) 重复步骤(2)~(3)直到 $n=0$;
- (5) 叠加得到的 n 个小波 $\psi^{dop}(t)_{\phi_{\max}}$ 构成 $y^{dop}(t)_n$, 即为瞬态成分提取结果。

2 实验分析

为了进一步验证所提方法的有效性和优越性, 本小节通过模拟实验获取了我国现役货运列车轮对轴承 NJ(P)3226XI 外圈故障声信号, 分别利用现有方法和所提方法分别进行处理和对比。

2.1 试验设置与数据采集

首先, 利用静态实验获取轴承故障声信号, 然后通过动态实验获取含有多普勒畸变的轴承故障声信号。静态测试平台如图 3(a) 所示, 由列车轴承、电机、加载装置、B&K 麦克风、NI 数据采集箱和笔记本电脑组成。动态测试平台如图 3(b) 所示, 由声源、麦克风、光电传感器和多通道数据采集箱组成。列车轴承故障局部照片如图 4 所示, 故障为宽度 0.18 mm 的裂纹。

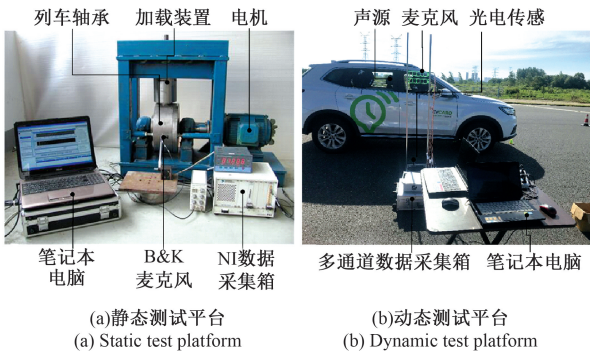


图3 实验平台

Fig. 3 Experimental scene

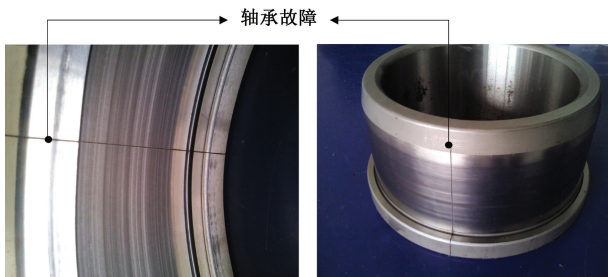


图4 NJ(P)3226XI 列车轴承故障设置

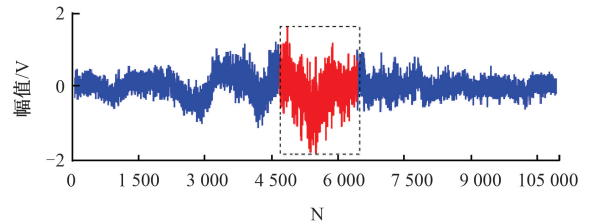
Fig. 4 NJ(P)3226XI train bearing defects setting

2.2 试验信号分析

实验中首先使用静态测试平台在一定的载荷和转速下采集轴承发出的声音信号, 然后将该声音信号利用动

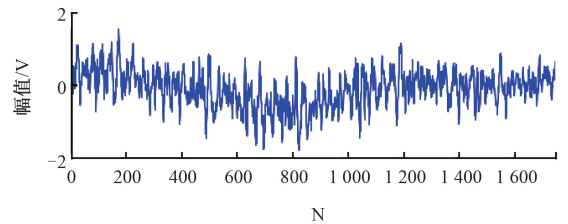
态测试平台中的声源播放, 当汽车在一定的速度下通过麦克风前时, 麦克风即可接收到含有多普勒畸变的轴承故障声音信号。

动态实验中麦克风采集到的含有多普勒畸变的轴承外圈故障声信号如图 5(a) 所示, 从中截取分析信号片段如图 5(b) 所示, 其频谱如图 5(c) 所示, 对应图 1 所示 TADS 模型参数分别为 $r = 0.6 \text{ m}$, $x_0 = 4 \text{ m}$, $v = 32.8 \text{ m/s}$, 麦克风的采样频率 $f_s = 50 \text{ kHz}$ 。经 4 阶巴特沃斯带通滤波后的信号如图 5(d) 所示, 冲击成分间隔分别为 $\{328, 274, 348, 290\}$, 呈现明显的伪等周期特点, 其对应的频域特性如图 5(e) 所示, 与静态采集轴承信号相比, 频谱不尖锐, 混叠现象明显。



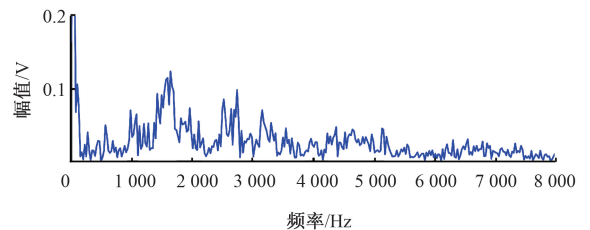
(a) NJ(P)3226XI 外圈故障信号时域波形

(a) The time domain waveform of NJ(P)3226XI outer ring fault signal



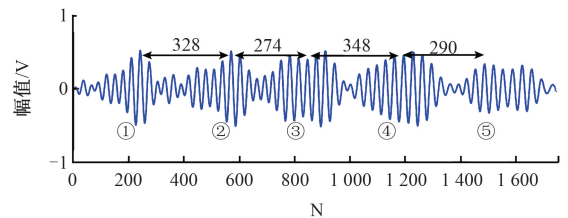
(b) 截取分析信号片段

(b) Intercept and analyzed signal fragments



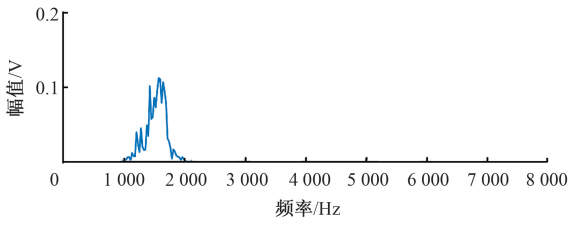
(c) 分析信号频谱

(c) The spectrum of analyzed signal



(d) 带通滤波后的分析信号波形

(d) The waveform of analyzed signal after bandpass filtering



(e) 带通滤波后的分析信号频谱

(e) Spectrum of the analyzed signal after bandpass filtering

图5 NJ(P)3226XI 外圈故障信号

Fig.5 NJ(P)3226XI outer ring fault signal

首先,使用传统的等周期模型对麦克风接收的故障轴承外圈信号进行瞬态成分提取。初始化小波参数 $\gamma: f_c = [1\ 100:100:1\ 800]$ Hz, $\zeta = [0.02:0.01:0.12]$, $T = [280:1:420]$, 利用式(1)~(8)构造参数集 γ 中每组参数组合约束下的等周期小波 $\{\psi^{dop}(t)_\lambda\}$ 。利用式(9)~(12)进行包络谱相关滤波分析,相关滤波分析过程中式(12)所示的相关系数随周期参数 T 的变化曲线如图6所示。其中,相关系数最大值对应的 $T = 0.006\ 76$ s, 对应的参数组合为 $f_k = 1\ 500$ Hz, $\zeta_k = 0.05$, $\tau_k = 332$ 。所构造的 $\psi^{dop}(t)_\lambda_{max}$ 即为瞬态成分提取结果,如图7(a)所示。经测量各个瞬态成分之间的间隔为 $\{315, 309, 328, 338\}$, 与图5(d)中本文分析的原始信号中的瞬态成分间隔数值相比存在一定的误差。提取结果与原信号瞬态成分(虚线)的局部放大对比如图8(a)所示,可以明显看出波形匹配误差。提取结果减去原信号得到的残差信号如图7(b)所示,由于匹配误差较大,残差信号幅值较大。

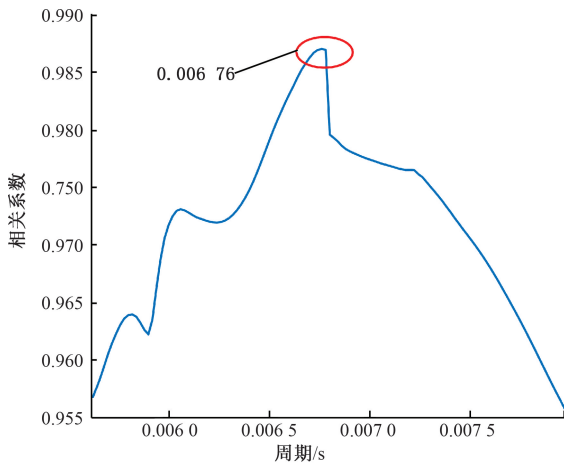
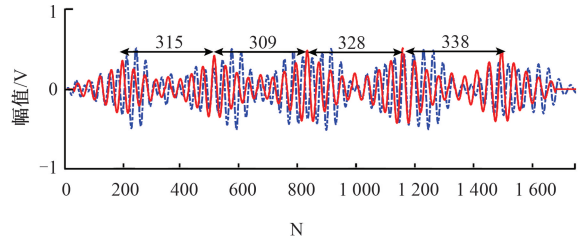


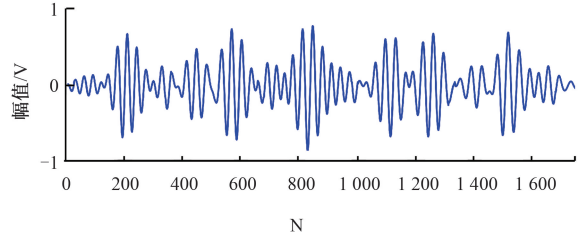
图6 相关系数随周期参数走势曲线

Fig.6 Correlation coefficient trend curve with period parameters



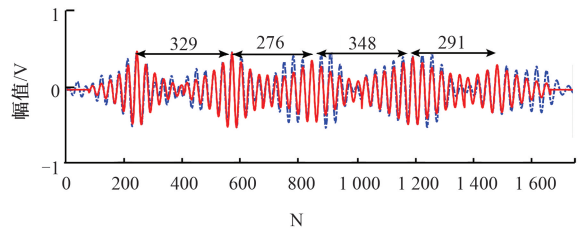
(a) 等周期模型提取结果与分析信号对比

(a) Comparison between the extraction result of the period model and the analysis signal



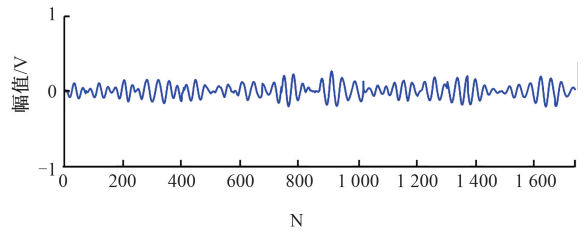
(b) 等周期模型提取结果的残差信号

(b) Residual signal of the extraction result of the period model



(c) 本文方法提取结果与分析信号对比

(c) Comparison between the extraction result of the method in this paper and the analysis signal



(d) 本文方法提取结果的残差信号

(d) Residual signal of the extraction result of the method in this paper

图7 外圈故障信号分析结果对比

Fig.7 Comparison of analysis results of outer ring fault signal

然后,利用本文所提方法处理,经等周期模型提取小波参数为 $f_k = 1\ 500$ Hz, $\zeta_k = 0.05$, $\tau_k = 332$, 分别添加浮动范围得到为 $\varphi: f_c = [1\ 400:100:1\ 600]$ Hz, $\zeta = [0.02:0.01:0.07]$, $\tau = [241:1:1\ 570]$ 。根据式(2)构建参数集 φ 中每组参数组合对应的小波集 $\{\psi(t)_\varphi\}$, 然后通过

式(4)~(8)构建对应的时移模型集合 $\{\psi^{dop}(t)_\phi\}$ 。将 $\{\psi^{dop}(t)_\phi\}$ 中的每个小波与 $x(t)$ 作相关滤波处理,逐个提取最大相关系数对应的瞬态模型叠加提取到的5个小波 $\psi^{dop}(t)_\phi_{max}$ 得到构成 $y^{dop}(t)_n$,即为瞬态成分提取结果。

提取到的5个小波 $\psi^{dop}(t)_\phi_{max}$ 对应的参数集合如表1所示。叠加各个最优参数组合对应的Laplace小波重构瞬态成分即为本文方法提取瞬态成分结果,如图7(c)所示,经测量各瞬态成分的间隔为 $\{248, 246, 256, 279\}$,可见与原始信号的瞬态成分之间的间隔基本一致,提取效果较好。提取的瞬态成分的局部放大图以及残差图分别如图8(b)和7(d)所示。与图8(a)和7(b)相比,可以发现本文所提方法提取精度更高。提取

效率对比如表2所示,可以看出本文方法较直接提取方式效率提高了71.46%。

表1 NJ(P)3226XI外圈故障信号瞬态参数估计结果
Table 1 Transient parameters estimation results of NJ(P)3226XI outer ring fault signal

$\psi_\gamma^{SINGLE}(f_{ci}, \zeta_i, \tau_i)$	频率/Hz	阻尼比	中心时刻
$i=1$	1 500	0.03	1 268
$i=2$	1 500	0.04	908
$i=3$	1 500	0.05	616
$i=4$	1 500	0.06	263
$i=5$	1 500	0.04	1 559

表2 NJ(P)3226XI外圈故障信号瞬态提取效率对比
Table 2 Comparison of transient extraction efficiency of NJ(P)3226XI outer ring fault signal

信号类型	直接提取 消耗时间/s	所提方法 消耗时间/s	效率提升 百分比/%
外圈信号	396	113	71.46

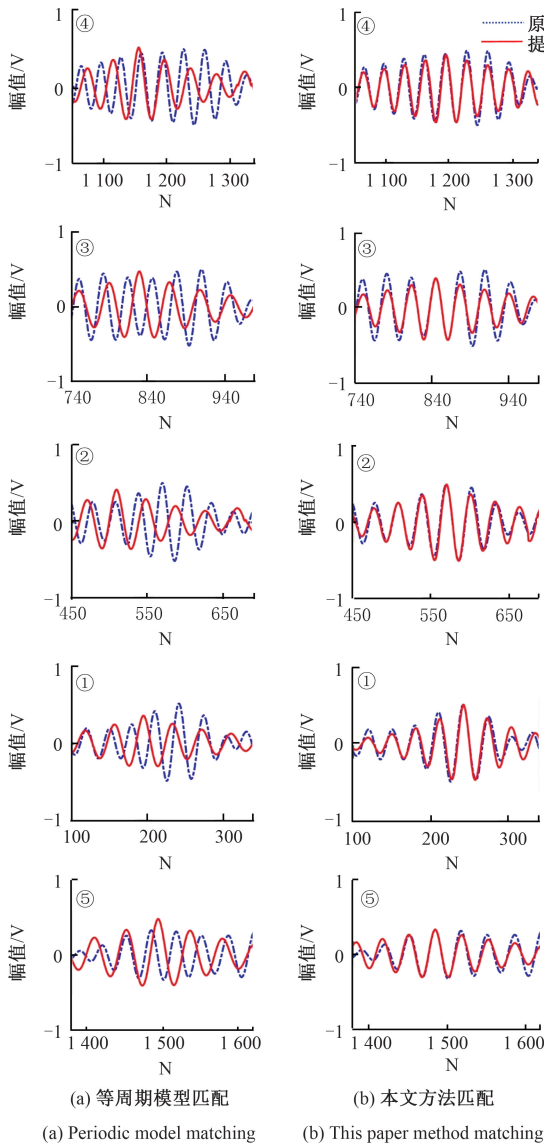


图8 NJ(P)3226XI外圈故障信号瞬态提取结果局部放大图

Fig. 8 Partial enlarged view of transient extraction results of NJ(P)3226XI outer ring fault signal

3 结论

为了解决现有的基于周期瞬态成分模型的提取方法在提取列车轴承声信号伪周期瞬态成分时存在的匹配误差问题,本文提出了一种基于多普勒调制时移Laplace小波的列车轴承故障声信号瞬态成分快速提取方法。使用的多普勒调制时移Laplace小波模型在时域内仅有一个时延参数定位的小波成分,能够有效解决现有的基于周期瞬态成分模型的提取方法在提取伪周期瞬态成分时存在的匹配误差问题。另一方面,提出了“先粗后精”的瞬态参数估计策略来保证算法计算效率。实验分析结果表明,所提方法与现有方法相比,在瞬态成分呈现伪周期特点时匹配提取精度更高。并且所提出的提取策略在计算效率上有显著的提升。本研究提供了一种从含有多普勒畸变的列车轴承故障声信号中精确地、高效率地提取瞬态成分的新方法,能够为高速列车轮对轴承在线检测技术提供新的理论支撑和技术手段。

参考文献

- [1] DING J M, ZHOU J Y, YIN Y L. Fault detection and diagnosis of a wheelset-bearing system using a multi-Q-factor and multi-level tunable Q-factor wavelet transform[J]. Measurement, 2019, 143: 112-124.
- [2] 陈仁祥, 朱玉清, 胡小林, 等. 自适应正则化迁移学习的不同工况下滚动轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学

- 报, 2021, 41(8): 95-103.
- CHEN R X, ZHU Y Q, HU X L, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under different working conditions using adaptation regularization based transfer learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 41(8): 95-103.
- [3] BARKE D, CHIU W K. Structural health monitoring in the railway industry: A review [J]. Structural Health Monitoring-an International Journal, 2005, 4 (1): 81-93.
- [4] PENG D D, WANG H, LIU ZH L, et al. Multibranch and multiscale cnn for fault diagnosis of wheelset bearings under strong noise and variable load condition[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16 (7): 4949-4960.
- [5] 崔玲丽, 王婧, 邬娜, 等. 基于轴承故障信号特征的自适应冲击字典匹配追踪方法及应用[J]. 振动与冲击, 2014(11): 54-60.
- CUI L L, WANG J, WU N, et al. Bearing fault diagnosis based on self-adaptive impulse dictionary matching pursuit [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014(11): 54-60.
- [6] LI J L, WANG H Q, SONG L Y, et al. A novel feature extraction method for roller bearing using sparse decomposition based on self-Adaptive complete dictionary[J]. Measurement, 2019, 148:106934.
- [7] 温江涛, 闫常弘, 孙洁娣, 等. 基于压缩采集与深度学习的轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1): 171-179.
- WEN J T, YAN CH H, SUN J D, et al. Bearing fault diagnosis method based on compressed acquisition and deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1): 171-179.
- [8] 黄伟国, 李仕俊, 毛磊, 等. 多源稀疏优化方法研究及其在齿轮箱复合故障检测中的应用[J]. 机械工程学报, 2021, 57(7): 87-99.
- HUANG W G, LI SH J, MAO L, et al. Research on multi-source sparse optimization method and its application in compound fault detection of gearbox[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57 (7): 87-99.
- [9] DENG F Y, QING Y W, YANG SH P, et al. Sparse representation of parametric dictionary based on fault impact matching for wheelset bearing fault diagnosis[J]. Isa Transactions, 2021, 110: 368-378.
- [10] SUN R B, YANG ZH B, ZHAI ZH, et al. Sparse representation based on parametric impulsive dictionary design for bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 737-753.
- [11] WANG SH B, HUANG W G, ZHU ZH K, et al. Transient modeling and parameter identification based on wavelet and correlation filtering for rotating machine fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(4): 1299-1320.
- [12] 瞿艳阳, 李庆祥, 何正嘉. Laplace 小波相关滤波法与冲击响应提取[J]. 振动工程学报, 2003, 16(1): 67-70.
- ZI Y Y, LI Q X, HE ZH J. Extraction of impulse response based on correlation filtering method of Laplace wavelet [J]. Journal of Vibration Engineering, 2003, 16(1): 67-70.
- [13] WANG D, SHEN CH Q, TSE P W. A novel adaptive wavelet stripping algorithm for extracting the transients caused by bearing localized faults[J]. Journal of Sound and Vibration, 2013, 332(25): 6871-6890.
- [14] LI J M, WANG H, WANG X D, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on improved adaptive parameterless empirical wavelet transform and sparse denoising [J]. Measurement, 2020, 152: 107392.
- [15] 李景乐, 谢馨, 王华庆. 改进 Laplace 小波字典在轴承故障诊断中的应用[J]. 轴承, 2018(11): 57-60.
- LI J L, XIE X, WANG H Q. Application of improved Laplace wavelet dictionary in fault diagnosis for bearings[J]. Bearing, 2018(11): 57-60.
- [16] WANG D, MIAO Q. Smoothness index-guided Bayesian inference for determining joint posterior probability distributions of anti-symmetric real Laplace wavelet parameters for identification of different bearing faults[J]. Journal of Sound and Vibration, 2015, 345: 250-266.
- [17] YANG SH P, GU X H, LIU Y Q, et al. A general multi-objective optimized wavelet filter and its applications in fault diagnosis of wheelset bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 145: 106914.
- [18] SHEN C Q, LIU F, WANG D, et al. A doppler transient model based on the laplace wavelet and spectrum correlation assessment for locomotive bearing fault diagnosis [J]. Sensors, 2013, 13(11): 15726-15746.
- [19] 施杰, 伍星, 刘韬. 基于 MPDE-EEMD 及自适应共振解调的轴承故障特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(9): 47-54.

- SHI J, WU X, LIU T. Method of bearing fault feature extraction based on MPDE-EEMD and adaptive resonance demodulation technique [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34 (9): 47-54.
- [20] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics—A tutorial [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(2): 485-520.
- [21] ANTONI J. Cyclic spectral analysis in practice [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(2): 597-630.
- [22] ZHANG SH B, HE Q B, OUYANG K S, et al. Multi-bearing weak defect detection for wayside acoustic diagnosis based on a time-varying spatial filtering rearrangement [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 100: 224-241.
- [23] LIU F, WU R X, TENG F R, et al. A two-stage learning model for track-side acoustic bearing fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 3516512.
- [24] LIU F, HE Q B, KONG F R, et al. Doppler-effect reduction based on time-domain interpolation resampling for wayside acoustic defective bearing detector system [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, 46(2): 253-271.
- [25] ZHANG D CH, ENTEZAMI M, STEWART E, et al. A novel doppler effect reduction method for wayside acoustic train bearing fault detection systems [J]. *Applied Acoustics*, 2019, 145: 112-124.

- [26] FAN X F, LIANG M, YEAP T. H, et al. A joint wavelet lifting and independent component analysis approach to fault detection of rolling element bearings[J]. *Smart Materials & Structures*, 2007, 16(5): 1973-1987.

作者简介



刘方(通信作者),分别在2009年和2014年于中国科学技术大学获得学士学位和博士学位,现为安徽大学电气工程与自动化学院副教授,主要研究方向为TADS技术、状态监测与故障诊断。

E-mail: ufun@foxmail.com

Liu Fang (Corresponding author) received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from University of Science and Technology of China in 2009 and 2014, respectively. He is currently an associate professor in the School of Electrical Engineering and Automation at Anhui University. His main research interests include TADS technology, condition monitoring and fault diagnosis.



翟涛涛,2018年于宿州学院获得学士学位,现为安徽大学硕士研究生,主要研究方向为状态监测与故障诊断。

E-mail: ztt1019085074@foxmail.com

Zhai Taotao received his B. Sc. degree from Suzhou University in 2018. He is currently a master student at Anhui University. His research interests include condition monitoring and fault diagnosis.