

挖掘机动态性能试验及其数据的小波处理方法

王安麟, 石世宁, 李晓田

(同济大学 机械与能源工程学院, 上海 201804)

摘要: 为了找出挖掘机工作时载荷变化规律, 用现场试验的方法代替传统的台架试验, 并将小波变换理论引入到挖掘机回转工况主泵压力载荷分析中, 对现场试验所采集的压力数据进行时频处理。结果表明, 与传统的随机理论分析对比, 小波分析除了能分离信号的趋势项之外, 还可以进一步将随机项按高低频率进行分解, 能精细地揭示液压挖掘机的压力频谱结构特征, 从而为液压挖掘机液压系统的设计和可靠性分析提供依据。

关键词: 液压挖掘机; 现场试验; 小波分析; 随机理论

中图分类号: TD422.2

文献标志码: A

Dynamic Performance Test and Wavelet Processing Method for Non-stationary Random Data of Hydraulic Excavator

WANG Anlin, SHI Shining, LI Xiaotian

(College of Mechanical Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: In order to find out the regular pattern of load variation in the working process of excavator, the field test was resorted to instead of the traditional bench test. Furthermore, the wavelet transform theory was also introduced into the main pump pressure load analysis of excavator in rotary condition and the time-frequency processing of pressure data collected in the field test was made. The results show that compared to the traditional random theory analysis, wavelet analysis can not only separate signal trend term, but also further decompose the random terms in accordance with the high and low frequency compared to the traditional random theory analysis. Significantly, wavelet analysis can subtly reveal the structural characteristics of the pressure spectrum of the hydraulic excavator. Therefore, it can provide the fundamental basis for the design and reliability analysis of the hydraulic system of excavators.

Key words: hydraulic excavator; field test; wavelet analysis; random theory

与其他采用液压传动的设备相比, 以挖掘机为典型代表的工程机械, 其具有工况复杂、载荷变化剧烈的特点^[1], 挖掘机挖掘作业时的负载具有较强的低频随机性质, 难以采用单一的描述形式。此外, 挖掘机在循环式作业过程中, 系统主要元件上的负荷随机波动的动态过程, 其特点主要由机器的工作模式, 车辆结构的参数以及工作介质的随机因素所决定, 同时与驾驶员的操作习惯相关。研究挖掘机工作过程中液压系统的压力变化情况, 进而分析挖掘机工作过程中的载荷分布情况, 对挖掘机的性能评价、挖掘机液压系统的设计和机器的可靠性设计方面具有重要意义。

对挖掘机、推土机等工程机械现场测试数据的传统处理方法是采用随机理论, 对记录下的随机载荷, 应用概率统计方法, 分析得出其内在的统计特性即压力载荷谱^[2]。传统方法虽能较好地分离信号的趋势项, 但难以把随机项按高低频率进行分解, 从而无法更充分地揭示压力的频谱特征。小波分析作为一种变分辨率的时频分析方法, 具有多分辨特性, 能通过伸缩和平移等运算功能对函数或信号进行多尺度细化分析^[3-4]。因此, 小波分析在气蚀噪音时频特性的实验研究^[5]、液压马达振动信号建模及其故障诊断^[6]、空间风速场模拟^[7]、水轮机非平稳信号分析^[8]等方面已有较广泛的应用, 但在液压挖掘机方面, 文献基本集中在应用小波分析方法进行故障诊断, 例如提取液压缸的故障特征^[9], 对挖掘机工作装置各液压元件与系统进行状态监测^[10], 以及对挖掘机的噪声信号进行处理, 确定主要噪声所在的频段^[11], 而在挖掘机液压系统载荷分析文献较少。本文

收稿日期: 2012-12-26

第一作者: 王安麟(1954—), 男, 教授, 工学博士, 博士生导师, 主要研究方向为工程机械及机电一体化等。

E-mail: wanganlin@tongji.edu.cn

通讯作者: 石世宁(1987—), 男, 硕士生, 主要研究方向为工程机械性能测试评价及数字化设计。E-mail: myronshi2002@163.com

以某公司中型液压挖掘机整机现场试验代替台架试验,通过液压挖掘机的现场载荷试验,获取挖掘机现场测试数据。以回转工况为例,应用小波分析理论对主泵压力数据进行处理,分析挖掘机回转过程中主泵压力载荷的幅值分布及频率结构,并通过与传统随机理论对比,验证小波分析方法在处理挖掘机回转过程中压力载荷非平稳数据的合理性和有效性。

1 挖掘机现场动态性能试验

1.1 现场试验定义

现场试验指在机器现场作业的条件下,直接测定和记录表征机器动态牵引性能的各项参数。其特点在于试验在实际工作条件下进行,因而试验的结果最能真实地反映机器的实际作业性能。本实验以挖掘机整机为试验对象,使其在确定的施工工法下进行作业,反映20 t挖掘机的实际工作中的几种常见工况(高速、低速行走,空载、满载回转,各油缸单独挖掘和复合挖掘等)。

1.2 现场试验目的

通过在液压挖掘机整机现场试验中合理布置传感器测点,实时、同步、多通道地获取挖掘机在现场实际工作过程中液压系统的压力、流量及油温等实验数据。在此基础上,采用随机理论及小波分析等方法对获取的实验数据进行分析处理,可为液压挖掘机液压系统的优化设计和可靠性分析提供动态载荷抽象性理论依据。

1.3 现场试验设计

采用13个压力传感器、5个流量传感器、3个线

位移传感器、1个温度传感器和发动机转速传感器,在线测试和采集液压挖掘机相应模拟量动态数据,并记录入32通道数据采集仪。

1.3.1 测试仪器

(1) 数据采集仪。采用INTEST公司自行开发的数据采集仪,其具有30个模拟量输入接口(AI),2个转速输入接口(RPM),2个数字量接口(CT),2个热电偶接口(K),可以用来采集压力、温度、流量传感器等传输的信号。采用在线测量方式,将传感器、数据采集仪通过无线路由器与电脑相连,在样机实验测量的同时即进行所测数据的在线传输,利用电脑实时存储、显示、处理现场采集的数据。

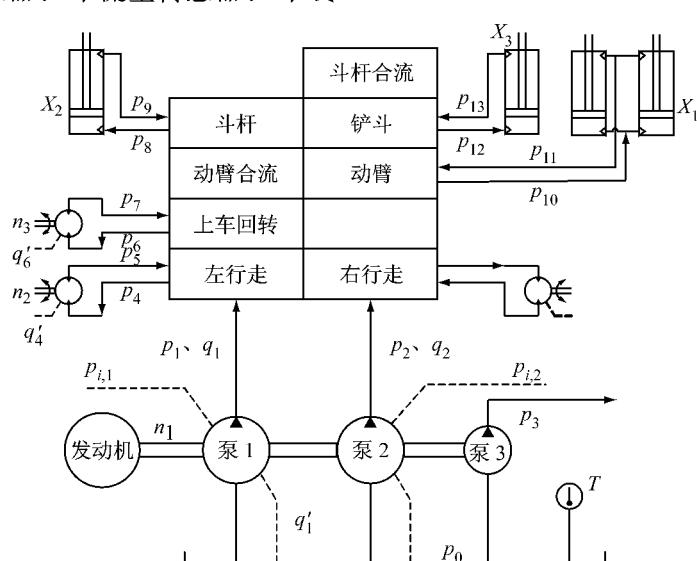
(2) 压力、流量、温度、位移、转速传感器。压力传感器的测量范围为0~6 MPa、0~60 MPa及0~160 MPa,流量传感器的测量范围为15~300 L·min⁻¹及40~600 L·min⁻¹,线位移传感器的测量范围为0~2 000 mm,温度传感器的测量范围为-25~100 °C。

(3) 笔记本电脑,用于数据的转移存储以及处理分析。

(4) 其他设备。用于连接传感器的连接线若干;逆变器2个,分别为将12和24 V电源转化为交流220 V;无线路由器,用于笔记本电脑无线传输和配置设备;F/V转换模块(10 KHz-5 V),用于将脉冲信号转化为电压信号。

1.3.2 传感器测点布置

传感器测点及现场布置方案如图1~2所示。具体测量的参数有:



- ① 主泵泵 1 出口压力 p_1 , 负流量反馈控制压力 $p_{i,1}$, 流量 q_1 , 泄漏流量 q_1' ;
- ② 主泵泵 2 出口压力 p_2 , 负流量反馈控制压力 $p_{i,2}$, 流量 q_2 ;
- ③ 辅泵出口压力 p_3 ;
- ④ 动臂油缸的大腔压力 p_{10} , 小腔压力 p_{11} ;
- ⑤ 斗杆油缸的大腔压力 p_8 , 小腔压力 p_9 ;
- ⑥ 铲斗油缸的大腔压力 p_{12} , 小腔压力 p_{13} ;
- ⑦ 回转马达的进口压力 p_6 , 出口压力 p_7 , 泄漏

- 流量 q_6' ;
- ⑧ 行走马达的进口压力 p_4 , 出口压力 p_5 , 泄漏流量 q_4' ;
- ⑨ 动臂油缸位移 x_1 , 斗杆油缸位移 x_2 , 铲斗油缸位移 x_3 ;
- ⑩ 发动机的转速 n_1 , 行走马达转速 n_2 , 回转马达转速 n_3 ;
- ⑪ 油液温度 T .

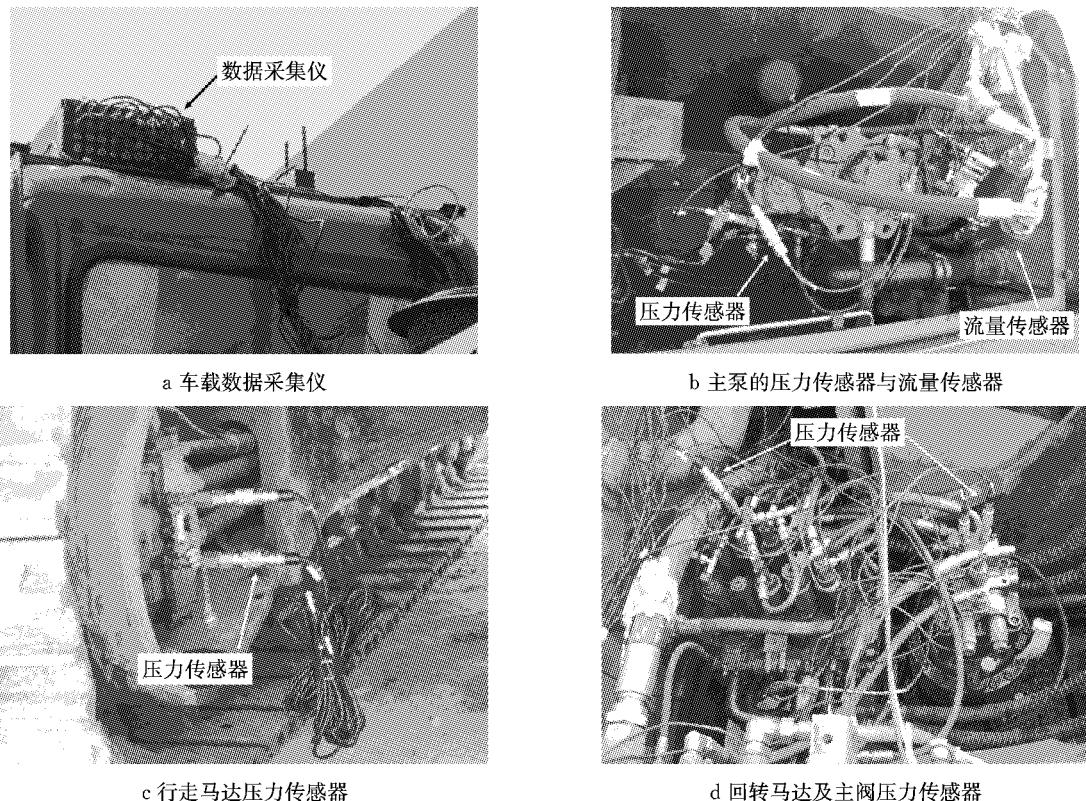


图 2 传感器现场布置图

Fig. 2 The diagram of sensor placement in the field test

2 挖掘机现场试验数据处理的模型及处理方法

2.1 液压挖掘机压力载荷信号的特点

挖掘机是一种载荷变化剧烈的机械,其在挖掘、举升、回转、卸土等各个工序中,负荷的大小以及波动的剧烈程度有着很大的差别,而且每一工序是反复循环进行的。工作过程负荷变化与驾驶员操纵工装之间存在一定的联系,反映在各测定参数的动态测试数据上,其主要特点有^[12]:① 试验样本长度很短,试验样本总体只能靠多次重复试验获得;② 挖土工序随机性更大,即使严格控制试验条件也不可

能具有平稳数据的性质;③ 非平稳随机数据包含着某种带有确定性趋势的分量,它是一种缓慢变化的趋势项,且有可能从过程中分离出来;④ 机器巨大的质量系统决定了各项参数动态测试数据的谱长极其有限,它的频率结构属于低通窄带型,缓慢变化的直流分量在整个频谱能量中占主要地位。

2.2 非平稳数据模型的随机理论处理方法

对于工作过程负荷的变化与驾驶员对工装有意识的操纵之间存在着某种规律性的联系,传统上是根据随机理论,对大量重复作业,应用概率统计的方法,对记录下的随机载荷进行数据处理,可得出其内在的统计特性即压力载荷谱^[13]。对于带有明显趋势项的非平稳实验数据,采用一些特殊的非平稳数据

模型,即将驾驶员有意识的操纵而形成具有明显非平稳性质的缓慢变化的趋势项从实验数据的时间历程记录中分离出来,从而把数据分解成非平稳的确定性分量和平稳性随机分量两部分来进行分析。

分离趋势项可以按最小二乘法原理采用曲线拟合的方法来实现。设按间隔 h 进行数据采样后的 n 个离散数据 $\{x(t_k)\}$ ($k=1, 2, \dots, n$), 可用 M 阶多项式拟合这些数据^[14]:

$$\hat{x}(t_k) = \sum_{m=0}^M b_m \cdot (t)^m, k = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中: t 为时间; $\hat{x}(t_k)$ 为拟合多项式; b_m 为拟合多项式系数; M 为阶数。

根据最小二乘法原理, $x(t_k)$ 与 $\hat{x}(t_k)$ 偏差的平方和应为最小, 即式(2)等式右边取最小。

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^n [x(t_k) - \hat{x}(t_k)]^2 = \\ & \sum_{k=1}^n \left[x(t_k) - \sum_{m=0}^M b_m (t_k)^m \right]^2 \end{aligned} \quad (2)$$

在求得 $\hat{x}(t_k)$ 后, 可按式(3)计算消除趋势项后实验数据的数字序列 $u(t_k)$:

$$u(t_k) = x(t_k) - \hat{x}(t_k), k = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

经过曲线拟合后, 动态测试数据的原始时间历程记录可分解为如下两部分:

$$x(t) = \hat{x}(t) + u(t) \quad (4)$$

式中: $\hat{x}(t)$ 为缓慢变化的确定性函数; $u(t)$ 为均值为零的平稳随机过程。

在严格保持实验条件不变的情况下, 在所有时间历程记录的挖掘机动态性能实验测试数据, 在某一时刻采样值的样本总体仍然会呈现某种平稳随机数据的性质。当实验次数无限增大时, 这些采样值的样本总体即数学期望。从物理意义上说, 代表了所测量的参数在挖掘过程中某一时刻最可能出现的平均水平。数学期望本身随时间而变化的函数则代表了挖掘过程具有概率统计意义的平均变化规律。

2.3 非平稳数据模型的小波分析方法

小波分析在分析低频信号时, 其时间窗很大, 而在分析高频信号时, 其时间窗较小。这恰恰符合实际问题中高频信号持续时间短, 低频信号持续时间长的自然规律, 因而被誉为“数学显微镜”^[15]。

2.3.1 小波定义

设 $a > 0, b \in R$, 则按如下方式生成的函数族 $\{\psi_{a,b}(t)\}$:

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (5)$$

式中: $\Psi_{a,b}(t)$ 称为连续小波或分析小波; $\Psi(t)$ 叫作小

波函数或母小波; a 为尺度参数; b 为时移参数。改变 a 的值, 对函数 $\Psi_{a,b}(t)$ 具有伸展($a > 1$)和收缩($a < 1$)的作用。参数 b 起着平移的作用。小波 $\Psi(t)$ 的选择并不是任意的, 也不是唯一的。它的选择应满足定义域是紧支撑的, 即在一个很小的区间之外, 函数为零, 函数应有速降特性, 以便获得空间局域化。

2.3.2 连续小波变换和离散小波变换

设 $\Psi(t)$ 为小波函数, $\{\psi_{a,b}(t)\}$ 按式(5)给出, 对 $f(t) \in L^2(R)$, $f(t)$ 的连续小波变换定义为

$$W_f(a, b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \int f(t) a^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (6)$$

式中: $f(t)$ 对应于信号, 小波变换就像用镜头相对于目标平行移动; $\Psi(t)$ 代表镜头所起的作用; b 相当于使镜头相对于目标平行移动; a 的作用相当于镜头向目标推进或远离。当 a 较大时, 视野宽而分析频率低, 可以做平滑部分(概貌)的观察; 当 a 较小时, 视野窄而分析频率高, 可以对细节进行观察。

连续小波变换由于计算量及存储量大, 所以多用于理论分析方面。实际应用中需要对尺度参数 a 和定位参数 b 进行离散化处理。可以选取 $a = a_0^m$ (m 是整数, $a_0 > 1$), $b = nb_0 a_0^m$ (n 为整数, $b_0 > 1$), 于是有:

$$\begin{aligned} \psi_{m,n}(t) &= \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t-nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) = \\ & a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m} t - nb_0) \end{aligned} \quad (7)$$

为了便于计算机实现, 对平移时间进行离散化, 且保证小波函数生成的小波为标准正交基。选择 $a_0 = 2, b_0 = 1$, 则式(7)变为二进离散小波:

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-\frac{m}{2}} \psi\left(\frac{t-2^m}{2^m}\right) = 2^{-\frac{m}{2}} \psi(2^{-m} t - n) \quad (8)$$

相应的离散小波变换:

$$\begin{aligned} \langle f, \psi_{a,b} \rangle &= 2^{-\frac{m}{2}} \int f(t) \psi_{m,n}(t) dt = \\ & 2^{-\frac{m}{2}} \int f(t) \psi(2^{-m} t - n) dt \end{aligned} \quad (9)$$

信号的离散小波变换可以看作分别用低通与带通滤波器将信号分解成低频部分(平滑部分, 即趋势项)和高频部分(细节部分, 即随机项)。类似的过程对每次分解后的低频部分可再重复进行。按照上述分解规律对信号进行小波变换, 其结果可理解为信号通过一系列中心频率不同的带通滤波器组和带宽不同的低通滤波器。

2.3.3 多尺度一维小波分解

根据多尺度一维小波变换的基本原理^[16], 选择合适的小波函数和小波分解层次, 计算时间序列 S_0

到第 N 层 (N 为严格的正整数) 的小波分解, 即首先对原始信号 X 进行小波变换, 得到 1 组小波系数 $W_f(j, k)$. 根据多分辨率分析理论, 分解的层次越高, 去掉的高频成分就越多, 而剩下的低频成分主要代表“平滑信号”, 即趋势项. 为得到合理的处理结果, 一般选择的分解层次为 3 到 4 层即可. 以一个 4 尺度分解为例, 其分解结构的组织形式如图 3 所示. 图中, X 为原始信号, A_k ($k=1, 2, 3, 4$) 为小波分解得到的低频分量, D_k ($k=1, 2, 3, 4$) 为小波分解得到的高频分量, C 为小波分解得到的分量的集合.

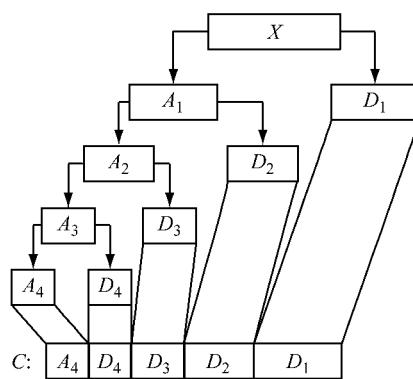


图 3 多尺度一维小波分解结构的组织形式

Fig. 3 The organizational form of the one-dimensional multi-scale wavelet decomposition structure

由图 3 可知, 小波变换对信号的分解都是对低频逼近信号进行再分解, 不再对高频细节进行分解.

若离散信号 X 的频率上限是 f_n , 则首次分解得到信号 A_1 的频带为 0 至 $2^{-1}f_n$, D_1 的频带为 $2^{-1}f_n$ 至 f_n ; 第二次分解则对 A_1 进行分解, 而 D_1 保持不变, 得到分解信号 A_2 和 D_2 , A_2 的频带为 0 至 $2^{-2}f_n$, D_2 的频带为 $2^{-2}f_n$ 至 $2^{-1}f_n$; 依此类推, 小波分解输出的参数 C 是由 $[A_j, D_j, D_{j-1}, \dots, D_1]$ 组成.

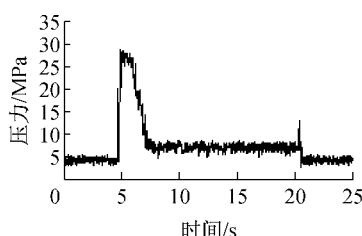
3 实验数据的处理及分析

3.1 非平稳数据模型的随机理论处理

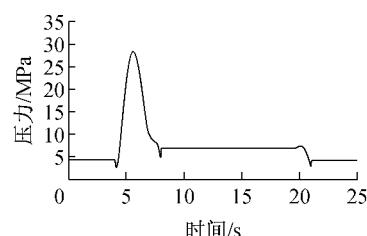
以挖掘机回转工况为例, 其工作过程中有明显趋势项的非平稳试验数据, 可以分解成缓慢变化的非平稳确定性分量和平稳性随机分量来进行分析. 其非平稳的确定性分量由机器的类型(工作模式)所决定, 不同机器的差别即在于此, 这是一种准静态的缓慢变化的分量.

测试工况 1: 某型号挖掘机发动机调至 H 档(额定转速 $2155 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$), 铲斗空载的情况下, 操纵转台起动、稳定回转 3 圈、制动, 主泵出口压力 p_1 的一个典型历程记录样本一如图 4a 所示.

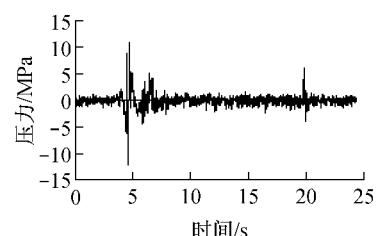
测试工况 2: 某型号挖掘机发动机调至 H 档(额定转速 $2155 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$), 铲斗满载的情况下, 操纵转台起动、稳定回转 1 圈(360°)、制动, 主泵出口压力 p_1 的一个典型历程记录样本二如图 5a 所示.



a 原始数据



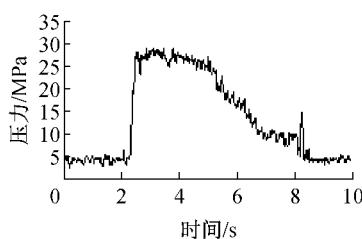
b 拟合数据(趋势项)



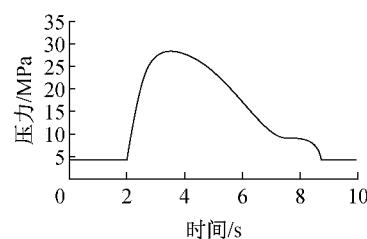
c 随机项

图 4 主泵压力 p_1 负荷及其分解(测试工况 1)

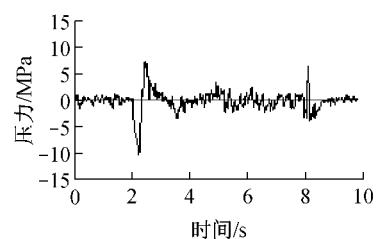
Fig. 4 The pressure p_1 load of main pump and its decomposition(Test condition 1)



a 原始数据



b 拟合数据(趋势项)



c 随机项

图 5 主泵压力 p_1 负荷及其分解(测试工况 2)

Fig. 5 The pressure p_1 load of main pump and its decomposition(Test condition 2)

从图4~5可见主泵压力 p_1 变化有一定规律,其快速波动中包含有缓慢变化的成分,使测试数据带有平稳性。将不同测试工况下的压力原始数据分解成多项式拟合的趋势项和随机项,分别如图4b、4c和图5b、5c所示。

消除趋势项后,用Matlab对两种测试工况下主泵压力的随机项在时域分析所得的自相关函数如图6所示,可见消除趋势项后的随机项呈现平稳性的特点。

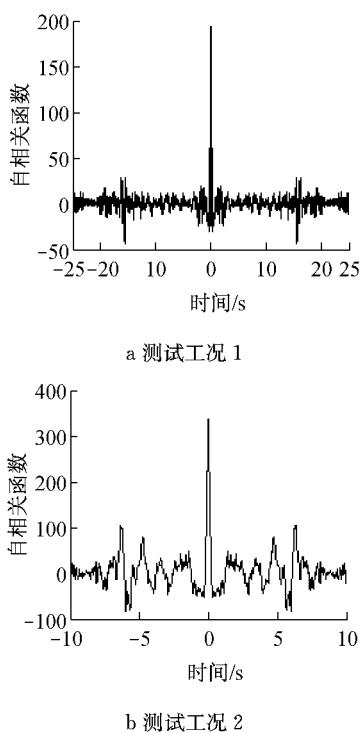


图6 主泵压力 p_1 随机项的自相关函数

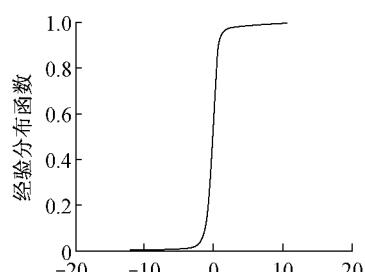
Fig.6 The random term's self-correlation function of main pump pressure p_1

两种测试工况下主泵压力随机项的经验分布图和统计直方图分别如图7~8所示。

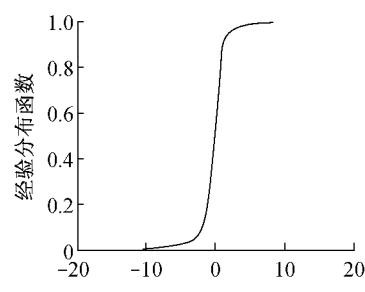
由图7可以看出,两种测试工况随机项的经验分布函数图像上升速度较快,图像呈S形均衡对称,均值处经验分布函数的函数值为0.5。图8中曲线是均值为零的正态分布曲线的拟合。

上述结果表明:非平稳的主泵压力的随机过程,确实可以分解为一个确定的过程与一个随机过程之和。趋势项反映了机器工作的模式,其形态取决于机器类型与操作方式;随机项反映了机器本身在回转过程中的固有频率,这是一个均值为零的服从正态分布的平稳随机过程。

用Matlab对随机项分析处理得到的功率谱函数曲线,如图9所示。



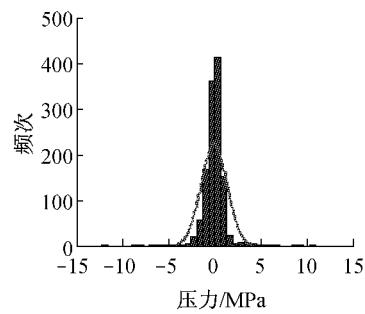
a 测试工况 1



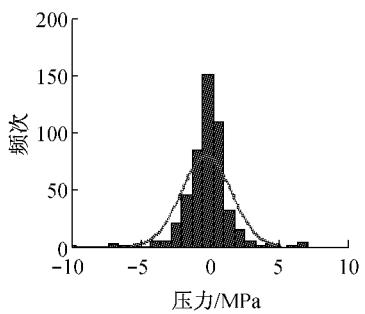
b 测试工况 2

图7 主泵压力 p_1 随机项的经验分布图

Fig.7 The random term's empirical distribution image of main pump pressure p_1



a 测试工况 1

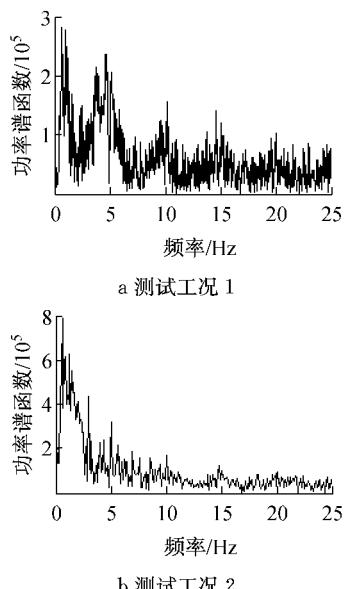


b 测试工况 2

图8 主泵压力 p_1 随机项统计直方图

Fig.8 The random term's statistical histogram of main pump pressure p_1

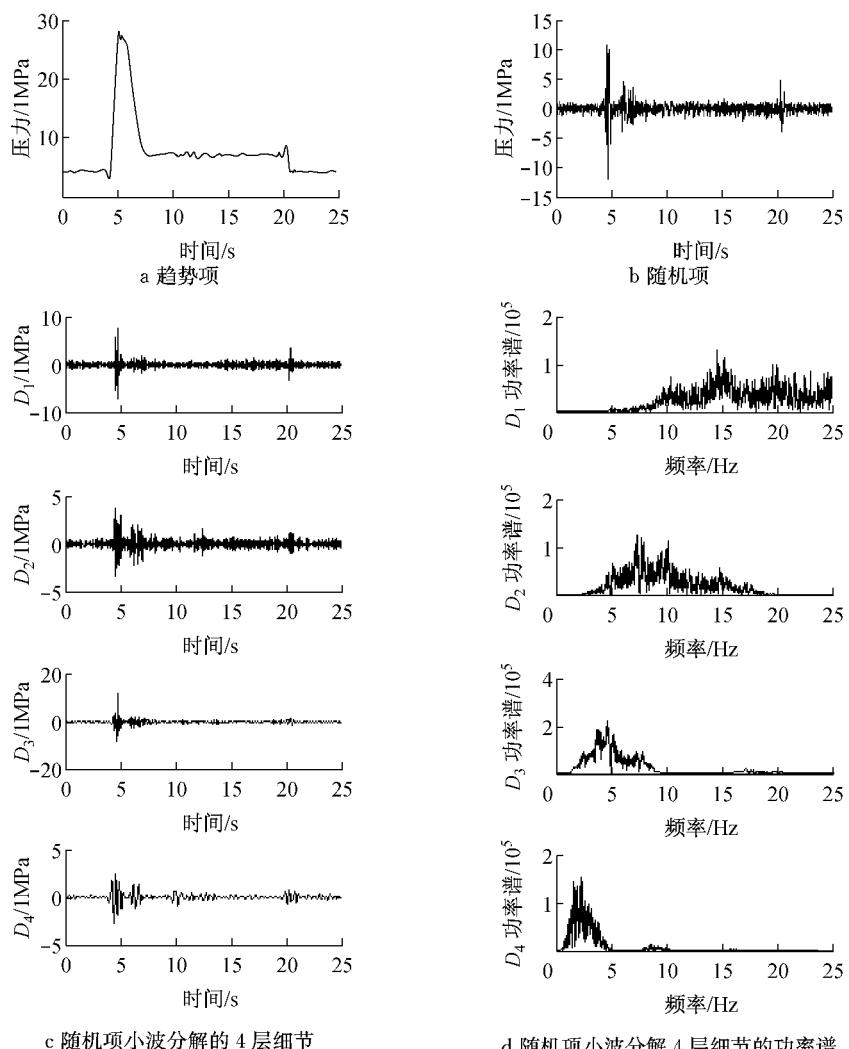
从图9可以看出,压力波动的频率结构是十分近似的,而且谱长十分有限:信号的能量大多集中在0~15 Hz以内,而且能量峰值在1 Hz左右,呈现出明显的低频振动特性。

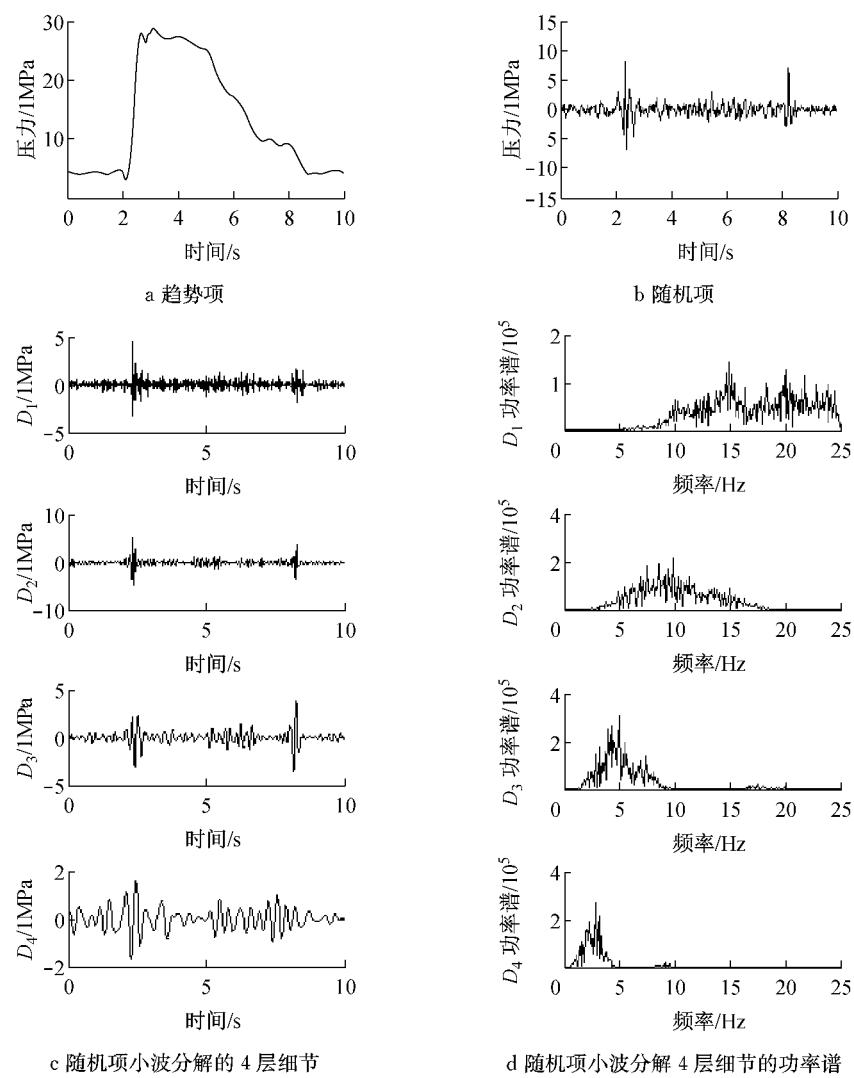
图9 主泵压力 p_1 随机项的功率谱Fig.9 The random term's power spectrum of main pump pressure p_1

3.2 非平稳数据模型的小波分析

考虑到挖掘机现场测试中测试数据往往混有不同程度的环境噪声,甚至还有由于传感器故障而引入传感器误差噪声等,而小波变换具有很好的时频和滤波特性,因此利用小波分析来处理挖掘机主泵压力,不仅可以降低噪声,分离趋势项和随机项,而且能同时显示信号的时频特性。这样,可以获得对主泵压力更深层次的了解,更充分地揭示液压系统载荷状况。

同样以上文挖掘机空载与满载回转两个测试工况为例,利用小波对主泵压力原始数据进行4层小波分解,得到的低频趋势项、高频随机项、随机项的1~4层的细节信号及其功率谱如图10~11所示。图中 D_k ($k=1,2,3,4$)为主泵压力小波分解得到的高频分量。

图10 主泵压力 p_1 小波离散分解及其功率谱(测试工况 1)Fig.10 The wavelet discrete decomposition and its power spectrum of main pump pressure p_1 (Test condition 1)

图 11 主泵压力 p_1 小波离散分解及其功率谱(测试工况 2)Fig.11 The wavelet discrete decomposition and its power spectrum of main pump pressure p_1 (Test condition 2)

由图 10a 和图 11a 可见, 经小波离散分析后的趋势项数据更能反映实际压力的变化趋势, 且更容易分辨出压力波动的峰值状况。图 10b 和图 11b 显示小波分解得到主泵出口压力 p_1 的随机项。图 10c 和图 11c 表明小波分解可将主泵出口压力 p_1 随机项按频率高低进一步分解为 4 层细节。图 10d 和图 11d 中第 1 层小波分解的频谱图可以看出主泵压力的高频成分是一宽带过程, 其频谱近似于一白噪声谱。第 2 层小波的频谱也近似为一宽带过程, 但它与第 1 层小波相比, 具有一定的明显峰值。第 3~4 层小波为压力的低频段, 这说明主泵压力的低频成分是一个窄带过程, 而且还可以看见, 第 3 层小波功率谱的峰值比较大, 第 4 层小波功率谱近似于一个理想的窄带谱。

3.3 非平稳数据模型的多项式拟合与小波分解对比

使用随机理论的多项式拟合方法或小波分解方法都可以把原始实验中的趋势项和随机项分离, 其二者的对比见表 1~2。

从表 1 趋势项关键点数据对比可以看出, 应用多项式拟合与小波分解方法, 主泵输出压力 p_1 的趋势项形态相似, 从两个测试工况的对比得知, 稳定回转压力值及制动压力峰值, 满载回转工况均比空载回转工况大。从表 2 随机项重要统计量对比可以看出, 主泵输出压力 p_1 的随机项都是呈正态分布, 对比两种处理方法所获得的均值和标准差, 测试工况 1 差别不大, 测试工况 2 略微有所差别。具体而言, 采用多项式拟合需要根据实验数据的特点, 分段进行拟合, 处理过程繁琐, 工作量大, 此外, 采用小波分解方法所得结果比多项式拟合方法更为精确。

表1 多项式拟合和小波分解主泵压力 p_1 趋势项关键点数据对比Tab.1 The comparison of key points for trend term of main pump pressure p_1 between polynomial fitting and wavelet decomposition

	处理方法	怠速 1	启动峰值	稳定回转	制动峰值	怠速 2	MPa
多项式拟合	测试工况 1	4.39	28.56	7.21	7.45	4.36	
	测试工况 2	4.31	28.55	8.77	8.77	4.43	
小波分解	测试工况 1	4.30	28.06	7.21	8.69	4.35	
	测试工况 2	4.31	28.84	9.24	9.26	4.44	

表2 多项式拟合和小波分解主泵压力 p_1 随机项重要统计量对比Tab.2 The comparison of key statistics for random term of main pump pressure p_1 between polynomial fitting and wavelet decomposition

	处理方法	最小值	最大值	平均值	中值	标准差	MPa
多项式拟合	测试工况 1	-12.18	10.96	0.000 18	0.032	1.39	
	测试工况 2	-10.37	7.16	-0.22	-0.076	1.82	
小波分解	测试工况 1	-11.96	10.76	0.000 29	0.029	1.21	
	测试工况 2	-6.81	8.20	0.000 88	0.037	1.14	

4 结论

通过液压挖掘机整机现场试验代替台架试验,合理布置传感器测点,可以实时、同步、多通道地获取挖掘机在现场实际工作过程中液压系统压力、流量等反映其动态性能的实验数据。以随机理论及小波变换理论为基础,对压力实验数据进行平稳化处理、随机项统计分析以及多尺度小波分解,可获得其压力载荷的幅值分布及频谱结构。通过本文分析,可以得出以下结论:

(1) 在回转工况中,挖掘机主泵压力的波动是一个非平稳的随机过程,这个过程可以分解成一个确定的趋势项和一个平稳的随机项。趋势项反映了机器工作的模式,其形态取决于机器类型与操作方式。随机项是一个服从正态分布的平稳随机过程,其形态取决于机器本身的固有频率和元件的内在结构。

(2) 小波变换为挖掘机动态测试数据的时频分析处理提供了一种新方法,通过小波对测试数据的多尺度离散分解,不仅可以滤波去噪,将实验数据的趋势项分离出来,还能将随机项按高低频率进行分解,更能充分揭示压力的频谱结构。同时通过使用随机理论的多项式拟合方法和小波分解方法的对比,证明小波分析方法在处理非平稳数据模型的合理性和有效性。

参考文献:

- [1] 王安麟,岳滨楠,周鹏举,等.工程机械液压泵和马达模型的非线性改进[J].同济大学学报:自然科学版,2011,39(8):

1212.

WANG Anlin, YUE Binnan, ZHOU Pengju, et al. Nonlinear improvement on hydraulic pump and motor models for construction machinery [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2011, 39(8): 1212.

- [2] 易小刚.全液压推土机液压与控制系统研究[D].西安:长安大学工程机械学院,2004.

YI Xiaogang. The study of hydraulic and controlling system of the full hydraulic bulldozer[D]. Xi'an: School of Construction Machinery of Chang'an University, 2004.

- [3] CHEN Xuefeng, HE Zhengjia, XIANG Jiawei, et al. A dynamic multiscale lifting computation method using daubechies wavelet [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2006, 188(2): 228.

- [4] 陈静,王武,毛林.基于差分进化小波神经网络的刀具磨损状态识别[J].机械设计与制造,2012(7): 176.

CHEN Jing, WANG Wu, MAO Lin. State recognition of tool wear based on differential evolution wavelet neural networks [J]. Machinery Design & Manufacture, 2012(7): 176.

- [5] HE Yongyong, LIU Yuan. Experimental research into time-frequency characteristics of cavitation noise using wavelet scalogram[J]. Applied Acoustics, 2011, 72(10): 721.

- [6] CHEN H X, CHUA Patrick S K, LIM G H. Adaptive wavelet transform for vibration signal modelling and application in fault diagnosis of water hydraulic motor[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(8): 2022.

- [7] 孙芳锦,顾明.基于小波方法的空间风速场模拟[J].同济大学学报:自然科学版,2011,39(11): 1581.

SUN Fangjin, GU Ming. Spatial wind field simulation based on wavelet method [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2011, 39(11): 1581.

- [8] 张进,冯志鹏,卢文秀,等.交叉小波变换在水轮机非平稳信号分析中的应用[J].中国电机工程学报,2010,30(23): 84.

ZHANG Jin, FENG Zhipeng, LU Wenxiu, et al. Application of cross-wavelet transform to hydraulic turbine nonstationary signal analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(23): 84.

(下转第 143 页)