

# 基于局部均值分解的同步电机参数辨识方法

黄传金<sup>1</sup>, 陈铁军<sup>2</sup>, 张国志<sup>3</sup>, 宋海军<sup>1</sup>, 罗勇<sup>2</sup>

(1. 中州大学 机电与汽车工程学院, 河南 郑州 450044; 2. 郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001;  
3. 河南送变电工程公司, 河南 郑州 450052)

**摘要:** 提出了基于局部均值分解(LMD)的同步电机参数辨识方法。采用 LMD 从短路电流中提取直流电流和基波电流, 然后分别采用稳健回归最小二乘和 Prony 算法对直流电流和基波电流进行辨识, 进而获得同步电机参数。以理想突然短路电流信号为例, 通过仿真分析了滑动平均跨度与 LMD 循环次数和电流相对均方误差的关系, 确定了滑动平均跨度。高信噪比(30 dB)时, 由于 LMD 具有平滑滤波功能而无模态混叠现象发生。低信噪比(15 dB)时, 提出了基于前置滑动平均 LMD 的短路电流分离方法, 可有效获取直流电流和基波电流分量。较之经验模态分解(EMD), 基于 LMD 的理想突然短路电流分解效果更好。仿真结果表明, 与 EMD 方法相比, 所提方法受噪声影响较小, 参数辨识精度更高。

**关键词:** 局部均值分解; 同步电机; 参数辨识; Prony; 滑动平均跨度; 短路电流

**中图分类号:** TM 341

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.16081/j.issn.1006-6047.2015.12.010

## 0 引言

同步电机是电力系统中的重要设备, 其参数对于电力系统运行和控制至关重要<sup>[1-2]</sup>。GB/T1029—2005 推荐使用的同步电机参数测量方法是三相突然短路法。传统方法是通过短路电流上、下包络线的加减运算提取周期性分量和非周期性分量, 再通过最小二乘曲线拟合的方法获取瞬态参数, 该方法辨识结果误差较大<sup>[3]</sup>。一般用指数函数来表示突然短路电流, 而 Prony 算法适合指数函数的参数辨识, 应用 Prony 算法辨识同步电机参数的效果较好<sup>[4]</sup>, 但 Prony 算法对噪声较敏感。

噪声对同步电机参数辨识的精度影响较大。为提高辨识的精度, 常先滤除噪声, 然后再结合辨识算法辨识同步电机参数。如小波变换和 Prony 算法<sup>[3]</sup>、矩阵束<sup>[5]</sup>、神经网络<sup>[6]</sup>等相结合的同步电机参数辨识算法。这种方法预先滤除了噪声信号, 在低信噪比(如 20 dB)时也能取得较高的参数辨识精度, 但小波变换不仅受 Heisenberg 测不准原理的制约, 还存在基函数选取问题, 缺乏自适应性<sup>[7]</sup>。运用经验模态分解 EMD(Empirical Mode Decomposition)获取同步电机电流中的直流分量和基波电流, 进而辨识同步电机参数, 较好地解决了连续高频噪声时参数辨识精度较低的问题<sup>[7-8]</sup>, 但 EMD 存在模态混叠问题。

局部均值分解 LMD(Local Mean Decomposition)

是一种新的非线性信号分析方法<sup>[9]</sup>。和 EMD 类似, LMD 也是根据信号的包络特征自适应地将信号按频率从高到低的顺序依次分离出若干个瞬时频率具有物理意义的乘积函数 PF(Product Function)分量, 由 PF 可重构原始信号。较之 EMD, LMD 具有分解速度快、端点效应好等优点<sup>[10-12]</sup>。目前, 在电力工程信号中, LMD 主要用于分析电能质量<sup>[10-11]</sup>和电力系统低频振荡<sup>[12]</sup>信号。但上述文献均没有分析含有噪声信号时 LMD 的性能; 另外 LMD 的滑动平均跨度选择还需进一步研究<sup>[10-12]</sup>。

本文提出了基于 LMD 的同步电机参数辨识新方法, 结合突然短路电流, 通过仿真选取了最佳的滑动平均跨度; 在电流信号分别含有高信噪比(30 dB)、随机的低信噪比(15 dB)和连续的高频噪声时采用 LMD 有效地提取了直流分量和基波电流; 然后对其分别采用稳健回归最小二乘和 Prony 算法辨识同步电机参数, 仿真和实验结果证明了本文所提方法的可行性和有效性。

## 1 LMD 算法流程和 Prony 算法

### 1.1 LMD 算法流程

局部均值分解本质上根据信号固有的包络特征自适应地将一个非线性、非平稳信号按频率递减的顺序逐级分离<sup>[11,13]</sup>。LMD 的分解过程是一个三重循环过程: 第一重循环为滑动平滑求取局域均值函数  $m_{in}(t)$  和包络估计函数  $a_i(t)$ , 循环终止条件为滑动平滑后信号的相邻点均不相等; 第二重循环为求取  $P_{Fi}(t)$  的过程, 循环终止条件为求取出来的  $s_{in}(t)$  为纯调频信号; 第三重循环为求取所有  $P_{Fi}(t)$  的过程, 循环终止条件为残余分量  $u_k(t)$  有且只有 1 个极值点。经过 3

收稿日期: 2015-01-21; 修回日期: 2015-07-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51307152); 河南省科技攻关项目(142102210158); 河南省创新型科技人才队伍建设工程

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51307152), Science and Technology Research Projects of Henan Province(142102210158) and Innovation Scientists and Technicians Troop Construction Projects of Henan Province

次循环从原始信号中分离出纯调频信号和包络信号,将纯调频信号和包络信号相乘求出第 1 个 PF 分量,然后再逐步循环处理,分解出所有的 PF 分量,进一步求出瞬时频率和瞬时幅值,便可以得到原始信号完整的时频分布。对于任一信号  $x(t)$ ,LMD 的基本计算流程图如图 1 所示。

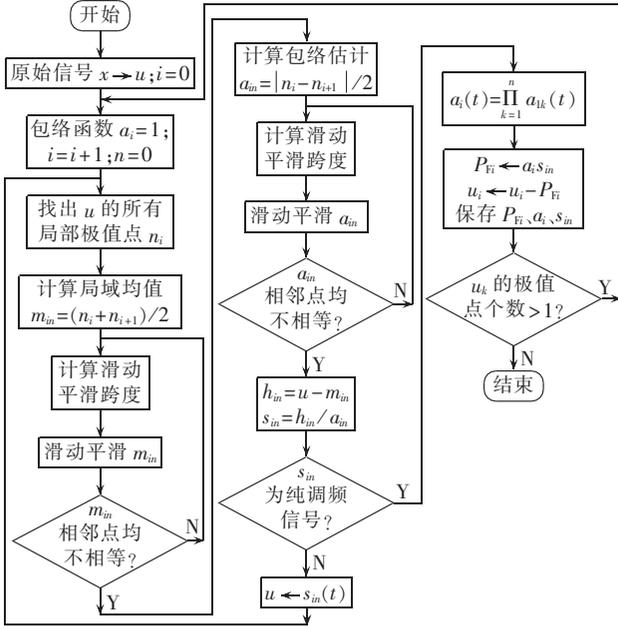


图 1 LMD 的基本计算流程

Fig.1 Basic calculation process of LMD

通过 LMD,信号  $x(t)$  被分解为下列形式:

$$x(t) = \sum_{i=1}^k P_{Fi}(t) + u_k(t) \quad (1)$$

其中,  $P_{Fi}$  为调频调幅函数;  $k$  为  $P_{Fi}$  的个数;  $u_k$  为残差。

## 1.2 Prony 辨识算法

Prony 算法假设离散的数字序列信号可用指数函数的线性组合表示,则有:

$$x(k) = \sum_{i=1}^h B_i z_i^k \quad (2)$$

$$\begin{cases} B_i = A_i e^{j\theta_i} \\ z_i = e^{(\alpha_i + j\omega_i)\Delta t} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $A_i$  为幅值;  $B_i$  为留数;  $\theta_i$  为初始相位;  $\alpha_i$  为衰减因子;  $\omega_i$  为角频率;  $\Delta t$  为采样间隔。

利用 Prony 算法辨识式(2)所示的指数模型参数需要以下 4 个步骤<sup>[4]</sup>。

**a.** 构造线性预测模型。将  $x(k)$  用线性预测方程描述为:

$$x(k) = c_1 x(k-1) + c_2 x(k-2) + \dots + c_h x(k-h) \quad (4)$$

该线性预测模型的拟合模型可由采样数据获得:

$$\begin{bmatrix} x(h) & \dots & x(1) \\ \vdots & & \vdots \\ x(N-1) & \dots & x(N-h) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(h+1) \\ \vdots \\ x(N) \end{bmatrix} \quad (5)$$

采用奇异值分解求解式(5),以得到拟合系数

$c_1, c_2, \dots, c_h$ 。

**b.** 求解线性模型方程的特征根。

$$z_h - (c_1 z^{h-1} + c_2 z^{h-2} + \dots + c_h z^0) = 0 \quad (6)$$

其中,特征根  $z_i = e^{(\alpha_i + j\omega_i)\Delta t}$  ( $i=1, 2, \dots, h$ )。

**c.** 计算留数。由式(5)可得:

$$\begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ z_1 & \dots & z_h \\ \vdots & & \vdots \\ z_1^{N-1} & \dots & z_h^{N-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \\ \vdots \\ B_h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(1) \\ x(2) \\ \vdots \\ x(N) \end{bmatrix} \quad (7)$$

对上式运用最小二乘法求解可得  $B_i$ 。

**d.** 求解各分量相位、幅值、衰减因子和频率。计算出反映各分量特征的量,计算式为:

$$\begin{aligned} \theta_i &= \arctan[\text{Im}(B_i) / \text{Re}(B_i)] \\ A_i &= |B_i| \end{aligned} \quad (8)$$

$$\omega_i = \arctan[\text{Im}(z_i) / \text{Re}(z_i)] / \Delta t$$

$$\alpha_i = \ln |z_i| / \Delta t$$

其中,  $i=1, 2, \dots, h$ 。

## 2 基于 LMD 的同步电机参数辨识

### 2.1 LMD 滑动平均跨度选择

滑动平均的跨度不仅关系到 LMD 精度,如果滑动平均跨度选择不合理,有可能造成 LMD 算法不收敛<sup>[10,12]</sup>。为求出最佳的滑动平均跨度,本文假设:电枢时间常数  $T_a=0.105$  s;直轴瞬态时间常数  $T'_d=0.25$  s,直轴超瞬态时间常数  $T''_d=0.225$  s;直轴电抗  $x_d=1.169$  p.u.,直轴暂态电抗  $x'_d=0.034$  p.u.,直轴次暂态电抗  $x''_d=0.18$  p.u.;交轴次暂态电抗  $x''_q=0.2$  p.u.;短路时转子位置  $\phi_0 = \pi/6$ ;定子激磁电动势  $E=1$  p.u.。然后将参数代入突然短路电流公式<sup>[3]</sup>:

$$\begin{aligned} i_a = & \frac{E}{2} e^{-\frac{t}{T_a}} \left[ \left( \frac{1}{x'_d} + \frac{1}{x''_q} \right) \cos \phi_0 + \left( \frac{1}{x'_d} - \frac{1}{x''_q} \right) \cos(2\omega t + \phi_0) \right] + \\ & \left[ \left( \frac{1}{x'_d} - \frac{1}{x_d} \right) e^{-\frac{t}{T''_d}} + \left( \frac{1}{x'_d} - \frac{1}{x_d} \right) e^{-\frac{t}{T'_d}} + \frac{1}{x_d} \right] \times \\ & E \cos(\omega t + \phi_0) + e(t) = i_0 + i_{2\omega} + i_\omega + e(t) \end{aligned} \quad (9)$$

其中,  $i_0$  为直流分量;  $i_{2\omega}$  为 2 次谐波分量;  $i_\omega$  为基波分量;  $e(t)$  为噪声电流。

由式(9)得到的仿真电流如图 2 所示。运用镜像拓延消除端点效应,取  $\Delta e=0.001$ ,通过仿真分析滑动平均跨度与循环次数的关系,用相对均方误差<sup>[3]</sup>来

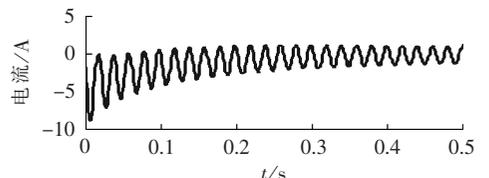


图 2 仿真的短路电流

Fig.2 Simulative waveforms of short circuit current

定量描述本文提取电流和理论电流的误差值。

循环次数与滑动平均跨度的关系如图 3 所示;相对均方误差与滑动平均跨度的关系如图 4 所示。由图 3 可知循环次数随滑动平均跨度的增加而增大;从图 4 可知滑动平均跨度为 3 和 5 时,基波和直流分量的相对均方误差较大;滑动平均跨度为 7、9、13 和 15 时,基波和直流分量的相对均方误差变化不大;但基波包的相对均方误差随滑动跨度的增大而增加。综合以上因素,平均跨度可定为 7。

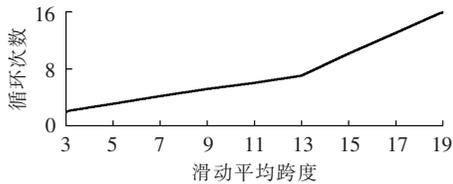


图 3 滑动平均跨度与循环次数的关系图

Fig.3 Relationship between moving average span and cycle

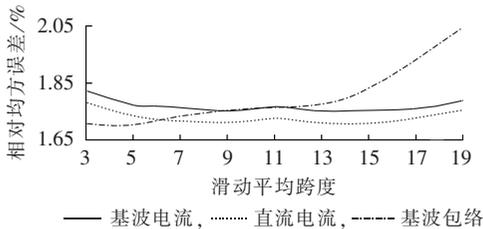
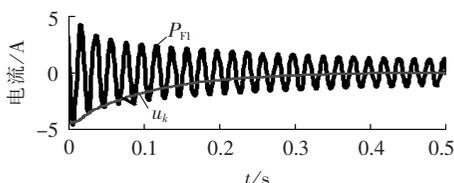


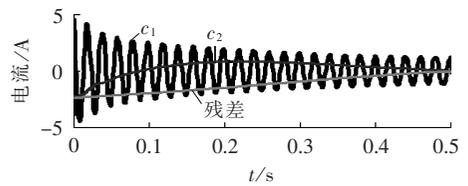
图 4 滑动平均跨度与相对均方误差的关系图

Fig.4 Relationship between moving average span and relative mean square error

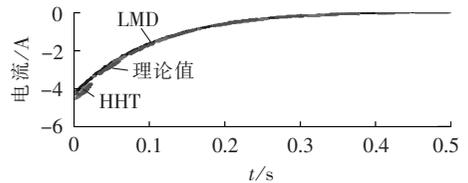
图 5 为 LMD 和希尔伯特-黄变换 (HHT, 采用 Rilling 编写的程序, 参数取默认值) 分析上述信号时提取的基波电流、直流电流、基波频率和基波包络的对比图。从图 5(a)、(b) 可知 LMD 将短路电流仅分解为 1 个 PF 分量和残差信号, 而 HHT 将其分解为 2 个固有模态函数 (IMF) 和残差信号; 其中  $P_{r1}$  可认为是基波分量, 残差信号  $u_k$  可作为直流分量,  $c_1$  可作为基波电流成分, 将  $c_2$  与残差信号相加可得直流分量。2 种方法获取的直流分量与理论值的对比图如图 5(c) 所示, 由图可见, 2 种方法获取的直流分量与理论值很接近; 较之 HHT 方法, LMD 方法仅通过 1 次 PF 分离过程就可获取直流分量, 而且 LMD 获取的直流分量在初始阶段波动较小。从图 5(d)、(e) 可知 LMD 方法获取的基波包络和基波频率波动较小、初始阶段的端点效应较小。



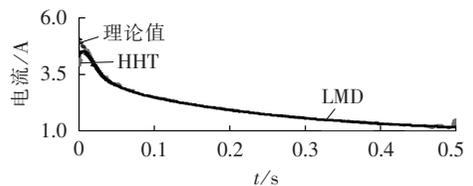
(a) LMD 结果



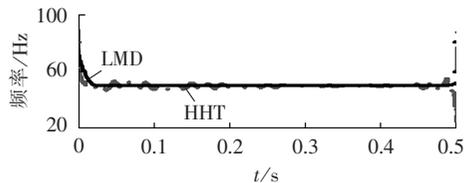
(b) HHT 结果



(c) 2 种方法获取的直流电流



(d) 2 种方法获取的基波包络



(e) 2 种方法求取的基波频率

图 5 基于 LMD、HHT 的短路电流分析对比图

Fig.5 Comparison of short circuit current analysis between LMD and HHT

## 2.2 不同噪声时应用 LMD 提取基波和直流电流

### 2.2.1 高信噪比 (30 dB) 时基波和直流电流的提取

因滑动平均具有滤波特性, 对高信噪比的短路电流可直接采用 LMD 提取基波电流和直流分量。图 6 为信号含 30 dB 噪声和不含噪声时的极值点分布图、平滑前后的局部均值函数和包络估计函数 (跨度为 7)。由图 6(a) 可知加入 30 dB 噪声后, 信号极值点位置略有改变, 由此而产生的平滑前的包络估计函数和局部均值函数有较大差异, 如图 6(b) 所示; 对比图 6(b)、(c) 可知经过 1 次平滑后二者的局部均值和包络估计函数比较接近。

图 7 为对含 30 dB 噪声的信号, 采用 LMD 和 HHT 提取的基波电流和直流分量, 2 种方法获取的基波电流和直流分量很相似。但在分解过程中发现, 应用 HHT 在分解含噪声信号 (30 dB) 的过程中容易发生模态混叠 (如图 8 所示)。其原因主要是当极值点含有噪声时, HHT 的分解结果会受到影响; LMD 获取包络时采取了滑动平均算法, 由于其具有平滑滤波功能, 在处理含 30 dB 噪声的短路电流时不存在这一问题。

### 2.2.2 低信噪比 (15 dB) 时基波和直流电流的提取

大量仿真发现, 当信噪比降低时, 求取信号极值

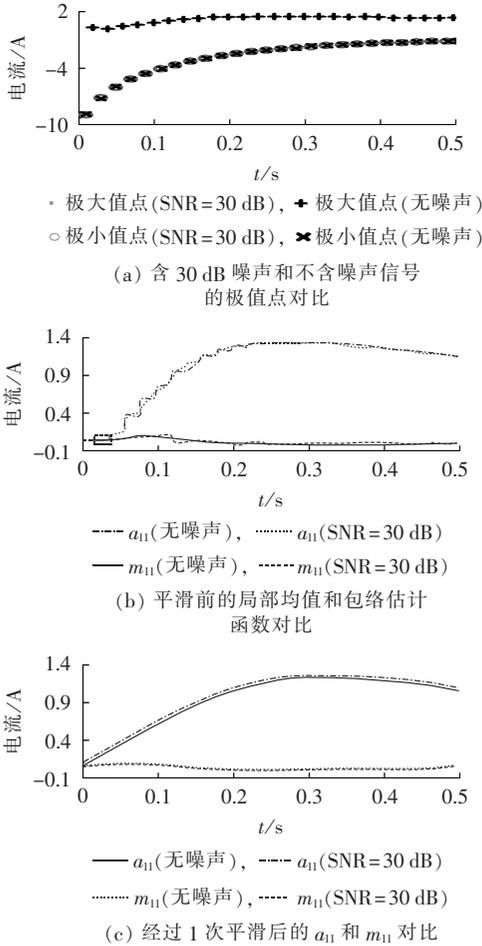


图 6 信号含 30 dB 噪声和不含噪声时的极值点以及一次平滑前后  $a_{11}$  和  $m_{11}$  的对比图

Fig.6 Comparison of extreme point,unsmoothed and smoothed  $a_{11}/m_{11}$  between signal with 30 dB noise and noiseless signal

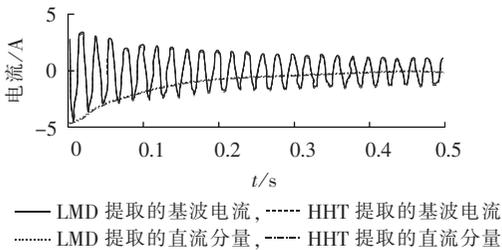


图 7 HHT 和 LMD 提取的基波和直流分量  
 Fig.7 Fundamental and DC components extracted by HHT and LMD

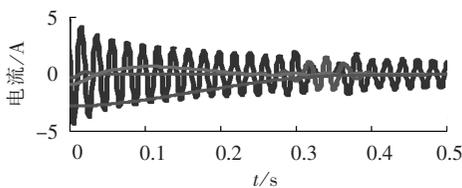


图 8 HHT 处理短路电流时发生的模态混叠问题

Fig.8 Modal aliasing during short circuit current processing by HHT

时会出现伪极值点,此时直接采用 LMD 也会出现模

态混叠问题。为解决这一问题,本文提出了基于前置滑动平均的 LMD 算法提取突然短路电流的基波和直流分量,即在求取信号极值点之前,运用有权重的中心滑动平均算法对其进行滤噪处理,然后再对降噪后的信号应用 LMD 提取直流分量和基波电流。

图 9 为信号信噪比为 15 dB 时,运用前置滑动平均算法获取的直流分量和基波电流。由图 9(a)可知,平滑滤波器较好地滤除了短路电流的噪声成分,特别是在极值点处的毛刺被有效滤除;图 9(b)为短路电流的 LMD 结果,相对于没有噪声的分解结果,虽多了 1 个 PF 分量,但没有发生模态混叠问题;仔细观察,可将  $P_{F1}$  作为基波电流, $P_{F2}$  和残差信号相加可得直流电流,图 9(c)、(d)为理论上的基波电流、直流电流和实际提取的基波电流、直流电流的对比图,从中可知本文所提方法可在低信噪比(15 dB)条件下有效提取短路电流中的基波电流和直流分量。

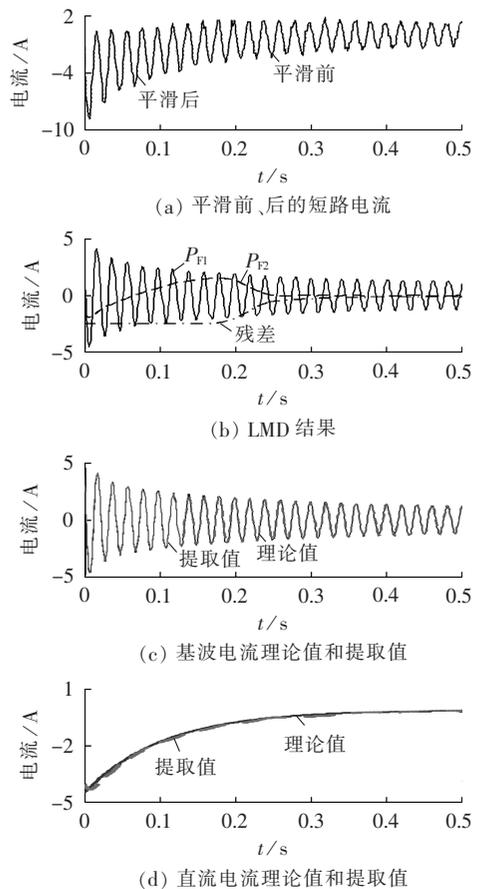


图 9 低信噪比(15 dB)信号的分析结果

Fig.9 Analytic results of signal with low SNR(15 dB)

### 2.2.3 连续高频噪声时直流和基波分量的提取结果

采用普通数据采集卡采集的同步电机突然短路电流信号如图 10 所示,采用 LMD 的结果如图 11 所示。仔细观察图 11 可知, $P_{F1}$  和  $P_{F2}$  是高频、低能量的噪声信号; $P_{F3}$  可认为是基波电流分量;将  $P_{F4}$ 、 $P_{F5}$  和残差信

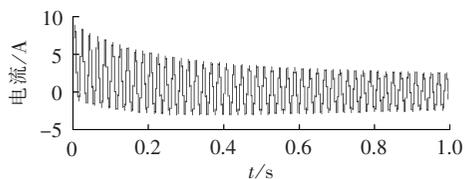


图 10 测试电流信号  
Fig.10 Test current waveform

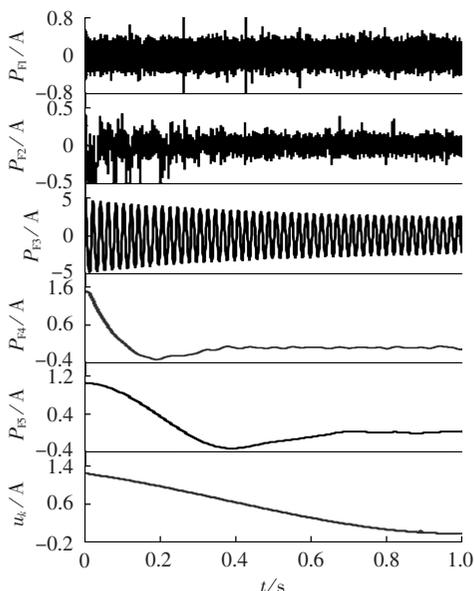


图 11 基于 LMD 的测试电流分解结果  
Fig.11 Results of test current decomposition based on LMD

号相加可得直流电流分量。采用 LMD 提取的直流电流分量和基波电流分量如图 12 所示。

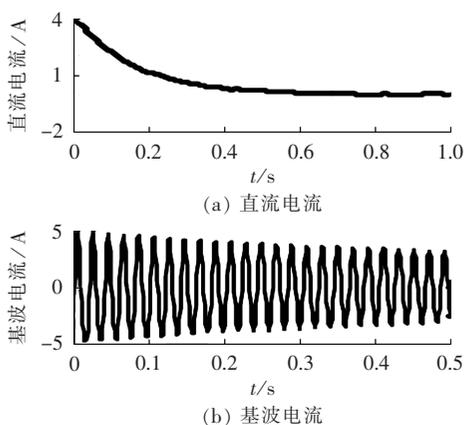


图 12 运用 LMD 提取的直流电流分量和基波电流分量

Fig.12 Fundamental and DC components extracted by LMD

### 3 不同噪声水平下参数辨识结果

为验证本文所提方法的正确性,运用 LMD 分别对第 2 节中的理想的短路电流、高信噪比(30 dB)短路电流、低信噪比(15 dB)的突然短路电流进行分析,从中提取直流电流分量和基波电流分量。以相

对均方误差为目标,与 EMD 方法作比较。不同噪声情况下,2 种方法获取的直流电流分量  $i_0$ 、基波电流分量  $i_1$ 、基波包络  $a_1$  的相对均方误差如表 1 所示。从表 1 中可知,与 LMD 方法对应的相对均方误差明显小于 EMD 方法,特别是低信噪比时,EMD 方法对应的均方误差明显增大,其原因为:EMD 采用三次样条插值拟合包络函数容易引起过包络、欠包络现象;LMD 采用滑动平均算法拟合包络函数,而滑动平均算法有滤波器功能,相对于 EMD 的三次样条插值拟合包络方法,LMD 的端点效应较小;另外,LMD 获取 1 个 PF 分量是采用除法,与 EMD 获取 1 个 IMF 分量采用减法相比,“筛分”次数较少,而“筛分”次数越少,端点对数据的污染程度也就越轻,分解的效果也就越好。

表 1 2 种方法的相对均方误差  
Table 1 Relative mean square errors of two methods

| 信号类型      | 参数    | 相对均方误差/% |      |
|-----------|-------|----------|------|
|           |       | LMD      | EMD  |
| 理想信号      | $i_0$ | 1.68     | 1.72 |
|           | $i_1$ | 1.76     | 1.81 |
|           | $a_1$ | 1.73     | 1.77 |
| SNR=30 dB | $i_0$ | 1.70     | 1.73 |
|           | $i_1$ | 1.78     | 1.84 |
|           | $a_1$ | 1.74     | 1.81 |
| SNR=15 dB | $i_0$ | 1.72     | 3.12 |
|           | $i_1$ | 1.81     | 3.86 |
|           | $a_1$ | 1.74     | 4.83 |

对直流电流分量和基波电流分量分别采用稳健回归最小二乘<sup>[14]</sup>和 Prony 算法<sup>[3-4]</sup>进行辨识(限于篇幅,详细过程请参阅文献[3-4,14]),参数辨识结果以及相对误差如表 2—4 所示。

由表 2—4 可知,对于理想信号,LMD 和 EMD 方法对应的参数辨识效果都具有较高的辨识精度,但 LMD 方法获取的参数辨识精度略好于 EMD 方法;当突然短路电流含有较少的随机噪声信号(如信噪比为 30 dB),LMD 方法对应的参数辨识精度有不同程度的下降,但 LMD 辨识出的大部分参数的相对误差小于 1%;随噪声含量加大(如 15 dB),LMD 方法对应的参数辨识精度会进一步下降,但大多数参数的

表 2 理想信号时基于 LMD 和 EMD 的参数辨识结果  
Table 2 Results of parameter identification based on LMD and EMD for ideal signal

| 参数      | 理论值        | LMD         |        | EMD         |         |
|---------|------------|-------------|--------|-------------|---------|
|         |            | 辨识结果        | 误差/%   | 辨识结果        | 误差/%    |
| $T_n$   | 0.105 s    | 0.1051 s    | 0.0952 | 0.1045 s    | 0.476 1 |
| $T_n'$  | 0.25 s     | 0.2492 s    | 0.32   | 0.2486 s    | 0.56    |
| $x_d'$  | 0.304 p.u. | 0.3042 p.u. | 0.0658 | 0.3033 p.u. | 0.23    |
| $T_d''$ | 0.0225 s   | 0.0226 s    | 0.44   | 0.0223 s    | 0.89    |
| $x_d''$ | 0.187 p.u. | 0.1868 p.u. | 0.107  | 0.1875 p.u. | 0.267   |
| $x_q''$ | 0.20 p.u.  | 0.1986 p.u. | 0.70   | 0.2050 p.u. | 2.5     |

表 3 信噪比 30 dB 时基于 LMD 和 EMD 的参数辨识结果

Table 3 Results of parameter identification based on LMD and EMD for signal with high SNR(30 dB)

| 参数      | 理论值        | LMD         |        | EMD         |         |
|---------|------------|-------------|--------|-------------|---------|
|         |            | 辨识结果        | 误差/%   | 辨识结果        | 误差/%    |
| $T_a$   | 0.105 s    | 0.1049 s    | 0.0952 | 0.1044 s    | 0.476 1 |
| $T_d'$  | 0.25 s     | 0.2485 s    | 0.6    | 0.2482 s    | 0.72    |
| $x_d'$  | 0.304 p.u. | 0.3035 p.u. | 0.1645 | 0.3052 p.u. | 0.41    |
| $T_d''$ | 0.0225 s   | 0.0229 s    | 1.78   | 0.0231 s    | 2.67    |
| $x_d''$ | 0.187 p.u. | 0.186 p.u.  | 0.534  | 0.1913 p.u. | 2.29    |
| $x_q''$ | 0.20 p.u.  | 0.205 p.u.  | 0.70   | 0.2083 p.u. | 4.15    |

表 4 信噪比 15 dB 时基于 LMD 和 EMD 的参数辨识结果

Table 4 Results of parameter identification based on LMD and EMD for signal with low SNR(15 dB)

| 参数      | 理论值        | LMD        |      | EMD         |      |
|---------|------------|------------|------|-------------|------|
|         |            | 辨识结果       | 误差/% | 辨识结果        | 误差/% |
| $T_a$   | 0.105 s    | 0.1048 s   | 0.19 | 0.1042 s    | 0.76 |
| $T_d'$  | 0.25 s     | 0.247 s    | 1.2  | 0.2463 s    | 1.48 |
| $x_d'$  | 0.304 p.u. | 0.302 p.u. | 0.66 | 0.309 p.u.  | 1.64 |
| $T_d''$ | 0.0225 s   | 0.0235 s   | 2.44 | 0.0238 s    | 5.70 |
| $x_d''$ | 0.187 p.u. | 0.189 p.u. | 1.07 | 0.194 p.u.  | 3.74 |
| $x_q''$ | 0.20 p.u.  | 0.208 p.u. | 1.89 | 0.2125 p.u. | 6.25 |

相对误差小于 2%,属于可接受的范围。而随着噪声成分的增多,EMD 方法对应的参数辨识效果较差,相对误差较大,甚至超过 6%。

#### 4 实验案例

为进一步验证所提方法的可行性和有效性,对图 12 中的直流电流分量和基波电流分量分别进行参数辨识,然后将参数辨识结果代入式(9),获取辨识的同步发电机突然短路电流信号并与实测的突然短路电流波形(滤除高频噪声)对比。

对实测的同步发电机突然短路电流的辨识结果为: $T_a=0.1587$  s, $T_d'=1.6447$  s, $T_d''=0.3367$  s; $x_d'=0.2117$  p.u., $x_d''=0.1482$  p.u., $x_q''=0.2189$  p.u.。

由辨识的参数通过式(9)获取的电流和实测的电流(滤除高频分量)对比波形如图 13 所示。

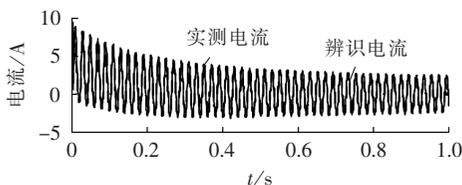


图 13 实测电流波形和辨识电流波形

Fig.13 Measured current waveform and identified current waveform

比较图中辨识电流波形和实测波形(已滤除高次谐波和噪声)可知,两者取得了较好的吻合,二者的相对均方误差为 2.25%,验证了本文所提方法的可行性。试验中,采用 EMD 方法获取的辨识电流和试

验电流的相对均方误差为 2.83%,由此可知本文所提方法的有效性和优越性。

#### 5 结论

本文首次将 LMD 应用于同步电机参数辨识领域,提出了基于 LMD 的同步电机参数辨识新方法,所得主要结论如下。

a. 在处理同步电机突然短路电流时,合适的滑动平均跨度为 7。

b. LMD 可将高信噪比的突然短路电流信号分解为直流电流和基波电流 2 个分量;较之 EMD 方法,LMD 的分解结果更为简单、准确,不存在模态混叠问题。

c. 低信噪比时,前置滑动平均的 LMD 方法可有效提取直流电流和基波电流分量。

d. 较之 EMD 方法,基于 LMD 的参数辨识结果受噪声影响较小,参数辨识精度较高。

#### 参考文献:

- [1] 黄其新,孙黎霞,甄威,等. 同步发电机参数辨识的蚁群算法及扰动分析[J]. 电力自动化设备,2009,29(11):50-53.  
HUANG Qixin,SUN Lixia,ZHEN Wei,et al. Ant colony optimization algorithm and disturbance analysis of synchronous generator parameter identification[J]. Electric Power Automation Equipment,2009,29(11):50-53.
- [2] 陈向宜,查晓明,李春艳,等. 基于物理模型的同步电机参数可辨识性研究[J]. 电力自动化设备,2010,30(9):58-62.  
CHEN Xiangyi,ZHA Xiaoming,LI Chunyan,et al. Identifiability of synchronous generator parameters based on physical models [J]. Electric Power Automation Equipment,2010,30(9):58-62.
- [3] 吴旭升,马伟明,王公宝,等. 基于小波变换和 Prony 算法的同步电机参数辨识[J]. 电力系统自动化,2003,27(19):38-42.  
WU Xusheng,MA Weiming,WANG Gongbao,et al. Parameter identification of synchronous machine based on wavelet transform and Prony algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems,2003,27(19):38-42.
- [4] 苏小林,周双喜. Prony 法在同步发电机参数辨识中应用[J]. 电力自动化设备,2006,26(9):1-4.  
SU Xiaolin,ZHOU Shuangxi. Application of Prony method to parameter identification of synchronous generators[J]. Electric Power Automation Equipment,2006,26(9):1-4.
- [5] 张宇辉,陈峰,李慧敏,等. 基于小波变换和矩阵束算法的同步电机参数辨识[J]. 电力系统保护与控制,2012,40(9):87-92.  
ZHANG Yuhui,CHEN Feng,LI Huimin,et al. Parameter identification of synchronous machine based on wavelet transform and matrix pencil algorithm[J]. Power System Protection and Control,2012,40(9):87-92.
- [6] 王亮,王公宝,马伟明,等. 基于小波变换和神经网络的同步电机参数辨识新方法[J]. 中国电机工程学报,2007,27(3):1-6.  
WANG Liang,WANG Gongbao,MA Weiming,et al. A new method for parameters identification of synchronous electric machine based on wavelet transform and network[J]. Proceedings of the CSEE,2007,27(3):1-6.

- [7] 李兴源,朱瑞可,王渝红,等. 基于 EMD 和 Prony 算法的同步电机参数辨识[J]. 电网技术,2012,36(8):136-139.  
LI Xingyuan,ZHU Ruike,WANG Yuhong,et al. Parameter identification of synchronous machine based on empirical mode decomposition and Prony algorithm[J]. Power System Technology, 2012,36(8):136-139.
- [8] 李天云,高磊,陈晓东,等. 基于 HHT 的同步电机参数辨识[J]. 中国电机工程学报,2006,26(8):153-158.  
LI Tianyun,GAO Lei,CHEN Xiaodong,et al. Parameter identification of synchronous machine based on Hilbert-Huang transform [J]. Proceedings of the CSEE,2006,26(8):153-158.
- [9] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of the Royal Society Interface,2005,2(5):443-454.
- [10] 宋海军,黄传金,刘宏超,等. 基于改进 LMD 的电能质量扰动检测新方法[J]. 中国电机工程学报,2014,34(10):1700-1708.  
SONG Haijun,HUANG Chuanjin,LIU Hongchao,et al. A new power quality disturbance detection method based on the improved LMD [J]. Proceedings of the CSEE,2014,34(10): 1700-1708.
- [11] 黄传金,曹文思,陈铁军,等. 局部均值分解在电力系统间谐波和谐波失真信号检测中的应用[J]. 电力自动化设备,2013,33(9):68-73,81.  
HUANG Chuanjin,CAO Wensi,CHEN Tiejun,et al. Application of local mean decomposition in power quality disturbance detection [J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(9):68-73,81.
- [12] 杨德昌,唐巍,屈瑞谦,等. 基于改进局部均值分解的低频振荡参数提取[J]. 中国电机工程学报,2013,33(4):135-140.  
YANG Dechang,TANG Wei,QU Ruiqian,et al. Extraction of

the oscillatory parameters of low frequency oscillation based on improved local mean decomposition[J]. Proceedings of the CSEE, 2013,33(4):135-140.

- [13] 黄传金,郭向伟,曹文思,等. 基于 LMD 的全矢包络技术及其在 TRT 振动故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备,2015,35(2): 168-174.  
HUANG Chuanjin,WU Xiangwei,CAO Wensi,et al. LMD-based full vector envelope technique and its application in TRT vibration fault diagnosis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015,35(2):168-174.
- [14] LAWSON C,KEATS J B. Comparison of robust and least-squares regression in computer-generated probability plots [J]. IEEE Transactions on Reliability,1997,46(1):108-115.

#### 作者简介:



黄传金

黄传金(1974—),男,河南信阳人,副教授,硕士,主要从事非线性信号及其在电力工程信号中的应用研究(E-mail:zzdxhcj@163.com);

陈铁军(1954—),男,河南信阳人,教授,博士研究生导师,博士,主要从事复杂系统控制、参数辨识方面的研究;

张国志(1966—),男,河南浚县人,高级工程师,硕士,研究方向为非线性信号分析与处理、同步电机参数辨识;

宋海军(1966—),男,河南开封人,副教授,研究方向为非线性信号分析及其在电力工程信号中的应用;

罗勇(1979—),男,湖南桃源人,教授,博士,主要从事电力系统优化、参数辨识方面的研究。

## Synchronous motor parameter identification based on LMD

HUANG Chuanjin<sup>1</sup>,CHEN Tiejun<sup>2</sup>,ZHANG Guozhi<sup>3</sup>,SONG Haijun<sup>1</sup>,LUO Yong<sup>2</sup>

(1. Zhongzhou University,Zhengzhou 450044,China;2. Zhengzhou University,Zhengzhou 450001,China;

3. Henan Electric Power Transmission & Transformation Corporation,Zhengzhou 450052,China)

**Abstract:** A method of synchronous motor parameter identification based on the LMD(Local Mean Decomposition) is proposed,which extracts the DC current and fundamental current from the short circuit current by LMD and identifies them respectively by the least squares regression and Prony algorithm to obtain the synchronous motor parameters. With the ideal sudden short circuit current signal as an example,the relationship between the LMD moving average span and the LMD cycles and that between LMD moving average span and the relative mean square error of short circuit current are analyzed to determine the moving average span. When SNR(Signal-to-Noise Ratio) is high(30 dB),there is no modal aliasing due to the smooth filtering function of LMD. When SNR is low(15 dB),the short circuit current separation method based on the pre-moving average LMD is proposed to effectively extract DC current and fundamental current. Compared with the EMD(Empirical Mode Decomposition),the ideal sudden short circuit current decomposition effect of LMD is better,and the simulative results also show that,the proposed method is less influenced by noise and has higher parameter identification precision.

**Key words:** local mean decomposition; synchronous motors; parameter identification; Prony; moving average span; short circuit currents