

LMD方法在脑电信号处理中的应用研究

朱晓军¹ 樊刘娟¹ 吕士钦² 余雪丽¹

(太原理工大学计算机科学与技术学院 太原 030024)¹ (太原理工大学数学学院 太原 030024)²

摘要 局部均值分解(LMD)是一种新的非线性非平稳信号处理方法,该方法具有较强的自适应性,能将复杂信号分解为一系列具有物理意义的PF(production function)分量。但在信号分解过程中会产生端点效应,这将影响LMD分解精度,严重时会导致信号失真。在详细分析了LMD产生端点效应的原因之后,提出了一种基于相似波形加权匹配的端点延拓算法。通过对视觉诱发脑电信号进行仿真,并且和不做延拓的LMD分解结果做对比,说明该方法能够有效抑制LMD的端点效应,取得较好的分解效果。

关键词 局部均值分解,端点效应,相似波形加权匹配,脑电,视觉诱发电位

中图分类号 TP391.9 **文献标识码** A

Application Research of LMD Method in EEG Signal Processing

ZHU Xiao-jun¹ FAN Liu-juan¹ LV Shi-qin² YU Xue-li¹

(College of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)¹

(College of Mathematics, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)²

Abstract As a new nonlinear and non-stationary signal analysis method, local mean decomposition (LMD) has a good self-adaptability. This method can decompose complicated signals into a series of physically meaningful production function (PF) components. But performing LMD will produce end effects which make results distorted. After analyzing reasons for end effects of LMD in detail, a new method based on weighted matching similar waveform was proposed. The results from simulation signals of VEP indicate that this method can restrain the end effects effectively and get a good decomposition effect.

Keywords Local mean decomposition (LMD), End effect, Weighted matching similar waveform, EEG, VEP

脑电信号是一种典型的非线性非平稳信号,其中蕴含了大量的生理和病理信息,现阶段常见的这类信号分析方法有小波变换^[1]、Hilbert-Huang变换^[2]等。小波变换依赖于小波基的选取,不具有自适应性,处理过程中容易产生虚假谐波。Hilbert-Huang变换中的EMD分解虽然具有良好的自适应性,但是理论上还存在一些问题,如模态混叠^[3]、迭代终止条件问题^[4]等,这些问题都还在进一步的研究中。

在前人研究的基础上,Jonathan S. Smith于2005年提出了一种新的非线性非平稳信号分析方法——局部均值分解^[5](Local Mean Decomposition, LMD),该方法具有较强的自适应性,并且一开始就在脑电信号的处理中取得了一定的成功。但是如同经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)一样,LMD方法也存在着端点效应问题,虽然程度上较EMD要轻一些,影响的范围也相对较小,但仍然可能造成信号两端的发散现象,严重的时候会使得信号的特征提取产生较大误差。本文将深入分析LMD产生端点效应的原因,并提出一种基于相似波形加权匹配的端点延拓方法,通过对

脑电信号进行仿真实验,将实验结果和直接进行LMD分解相比较可以看出,该方法能够有效抑制LMD的端点效应,取得较好的分解效果。

1 局部均值分解(LMD)方法

1.1 LMD方法简介

从本质上来看,LMD就是自适应地将一个复杂的非平稳信号从高频到低频逐级分解,得到一系列PF分量。其分解过程如下^[6]。

①设待分析的信号为 $x(t)$,找出其所有的局部极值点 n_i ($i=1,2,\dots$),并求出所有两个相邻的局部极值点的平均值,记为 m_i ,则:

$$m_i = (n_i + n_{i+1}) / 2 \quad (1)$$

将式(1)中所有相邻的两个均值点 m_i 和 m_{i+1} 用折线连起来,然后用滑动平均法将其进行平滑处理,得到局部均值曲线 $m_{11}(t)$ 。

②计算出包络估计值 a_i :

到稿日期:2011-08-18 返修日期:2011-11-23 本文受国家自然科学基金(60873139),教育部高校博士点基金(200801120007),太原理工大学青年基金(K201022)资助。

朱晓军(1977-),男,博士生,讲师,CCF会员,主要研究方向为人工智能与智能计算,E-mail:zhuxiaojun@tyut.edu.cn;樊刘娟(1989-),硕士生,主要研究方向为智能算法;吕士钦(1979-),男,讲师,主要研究方向为信号处理;余雪丽(1944-),女,博士生导师,主要研究方向为人工智能。

$$a_i = |n_i - n_{i+1}| / 2 \quad (2)$$

跟步骤①类似,将式(2)中所有相邻的两个包络估计值 a_i 和 a_{i+1} 用折线连接起来,再采用滑动平均进行处理,得到包络估计曲线 $a_{11}(t)$ 。

③将局部均值曲线 $m_{11}(t)$ 从原始信号中分离出来,得到信号 $h_{11}(t)$:

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (3)$$

④用 $h_{11}(t)$ 除以包络估计函数 $a_{11}(t)$, 得到调频信号 $s_{11}(t)$:

$$s_{11}(t) = h_{11}(t) / a_{11}(t) \quad (4)$$

判断 $s_{11}(t)$ 是否为纯调频信号,如果不是,则将 $s_{11}(t)$ 作为新的原始信号重复步骤①—④,循环直到 $s_{1n}(t)$ 为纯调频信号为止,即 $s_{1n}(t)$ 的包络估计函数 $a_{1(n+1)}(t) = 1$ 。循环过程如下所示:

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \vdots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases} \quad (5)$$

式中,

$$\begin{cases} s_{11}(t) = h_{11}(t) / a_{11}(t) \\ s_{12}(t) = h_{12}(t) / a_{12}(t) \\ \vdots \\ s_{1n}(t) = h_{1n}(t) / a_{1n}(t) \end{cases} \quad (6)$$

迭代停止的条件是:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} a_{1n}(t) = 1 \quad (7)$$

实际应用中,在不影响分解效果的前提下,为了减少迭代次数,节省运算时间,可以事先设定一个变动量 δ , 当 $1 - \delta \leq a_{1n}(t) \leq 1 + \delta$ 时,迭代停止。 δ 的取值范围,需要针对具体的信号类型和应用要求来确定,一般情况下 δ 取值为 0.001~0.01 比较合理, δ 的取值越小,LMD 的分解精度就越高,计算量也就会越大。

⑤将迭代过程中产生的所有包络估计函数做乘积,得到包络信号 $a_1(t)$:

$$a_1(t) = a_{11}(t) a_{12}(t) \cdots a_{1n}(t) = \prod_{k=1}^n a_{1k}(t) \quad (8)$$

⑥将式(8)得到的包络信号 $a_1(t)$ 与纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 做乘积,得到原始信号 $x(t)$ 的第一个 PF 分量:

$$PF_1(t) = a_1(t) s_{1n}(t) \quad (9)$$

⑦将分量 $PF_1(t)$ 从原始信号 $x(t)$ 中分离出来,得到信号 $u_1(t)$,再将 $u_1(t)$ 作为新的原始信号,重复步骤①—⑦,循环 k 次,直到 $u_k(t)$ 为一个单调函数为止。循环过程如下所示:

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t) \\ \vdots \\ u_k(t) = u_{k-1}(t) - PF_k(t) \end{cases} \quad (10)$$

综上所述,原始信号 $x(t)$ 可由所有的 PF 分量和 $u_k(t)$ 重构:

$$x(t) = \sum_{i=1}^k PF_i(t) + u_k(t) \quad (11)$$

可以明显看出,LMD 分解是完备的,没有造成原始信号的信息丢失。

1.2 端点效应问题

LMD 的分解过程中,在计算局部均值函数和包络估计函

数时,都用到了信号的极值点信息,它们都假定信号的端点处就是极值点,然而事实上往往并非这样。因此,利用滑动平均法对局部均值曲线和包络估计曲线分别进行平滑处理时,在信号的端点处容易产生端点效应,“污染”数据序列。而且,随着迭代的进行这种“污染”会延伸到信号的内部,严重时会导致信号的失真。为了有效抑制 LMD 的端点效应,本文提出了一种相似波形加权平均的方法对信号的端点进行延拓,并通过仿真实验来验证该方法的有效性。

2 相似波形加权匹配延拓法

LMD 方法与 EMD 方法类似,都是由于分解过程中在信号端点处产生了发散,因此都需要对信号的端点进行处理。针对 EMD 方法的端点效应,已经提出了很多改进的办法,如镜像延拓法、神经网络延拓法、极值点延拓法、波形匹配延拓法^[7-9]等。这些方法都取得了一定的效果,但也有一定的不足,如镜像延拓法在处理数据长度较短的信号时效果比较差^[7];极值点延拓法只考虑了信号边缘处的变化趋势,没有考虑到信号的内在规律^[10]等。

根据 EMD 改进办法的经验与不足,在综合分析了造成 LMD 端点效应的原因之后,本文提出了一种相似波形加权匹配的端点延拓办法来改善 LMD 的端点效应。

设 $s_1(t)$ 、 $s_2(t)$ 为时间轴上长度均为 l 的两个信号。取 $s_1(t)$ 上坐标为 $(t_1, s_1(t_1))$ 的点 p_1 , $s_2(t)$ 上坐标为 $(t_2, s_2(t_2))$ 的点 p_2 ,且满足条件 $t_1 \neq t_2$,但 $s_1(t_1) = s_2(t_2)$ 。不妨假设 $t_1 < t_2$,将信号 $s_1(t)$ 沿时间轴 t 向右平移 $(t_2 - t_1)$ 个单位,使得 p_1 与 p_2 两点重合,则信号 $s_1(t)$ 与信号 $s_2(t)$ 针对点 p_1 (或点 p_2) 的波形匹配度 m 可以定义为:

$$m = \frac{\sum_{i=1}^l [s_2(i) - s_1(i)]^2}{l} \quad (12)$$

由上式可以看出,信号 $s_1(t)$ 与 $s_2(t)$ 的匹配度越高, m 的值就越小。

根据信号分析理论可知,相似的波形在信号中会反复出现,因此在该信号中可以取多个与端点处波形相似的匹配波,对这些匹配波进行加权求平均,然后用得到的这个均值波对信号的端点进行延拓。端点的延拓包括左、右两个端点,下面以左端点为例,详细介绍本文提出的算法,设原始信号为 $x(t)$ 。

①以信号的左端点 $x(t_0)$ 为起点,向右取 $x(t)$ 的部分曲线段,设该曲线段为 $w(t)$,其中 $w(t)$ 需包含且仅包含一个极值点(极大值或极小值均可)和一个过零点。

②设曲线段 $w(t)$ 的右端点是一个过零点,将其记为 $x(t_n)$ 。取 $w(t)$ 的中间点 $x(t_m)$,其中 $t_m = (t_0 + t_n) / 2$ 。以 $x(t_m)$ 为参考点,沿着时间轴 t 向右平移子波 $w(t)$,当出现信号 $x(t)$ 上某一点 $x(t_i)$ 与 $x(t_m)$ 重合时,取以点 $x(t_i)$ 为 midpoint 且与 $w(t)$ 等长度的子波,记为 $w_i(t)$ 。计算出 $w_i(t)$ 与 $w(t)$ 的波形匹配度 m_i ,并存储该波形匹配度 m_i 与 $w_i(t)$ 的前一小段数据波(取此段波形长度为 $0.1l$),将存储的这些长度为 $0.1l$ 的左邻数据波依次记为 $v_1(t), v_2(t), \dots, v_k(t)$,最后得到一个波形匹配度与相应的匹配波左邻部分子波组成的数据集:

$$[V, m] = \{(v(t), m) | (v_1(t), m_1), (v_2(t), m_2) \cdots (v_k(t), m_k)\}$$

③若集合 $[V, m]$ 为空,说明原始信号的波形极不规则,不

宜采用相似波形理论,则不对其进行延拓,并且假设信号端点处的点就是极值点,用传统方法求解即可,转⑤。

④若集合 $[V, m]$ 不为空,则按求得的所有波形匹配度的值由小到大进行排序,得到 $[V', m']$,取出 $[V', m']$ 的前 n 个数据对,其中 $n = \lceil \sqrt{k} \rceil$ 。计算出这 n 个数据对中所有子波的加权平均值,得到一个平均波 v_p ,然后用 v_p 对信号的 $x(t)$ 的左端点进行延拓。

⑤延拓结束。

同理可对信号 $x(t)$ 的右端点进行延拓。

延拓分解的算法流程图如图1所示。

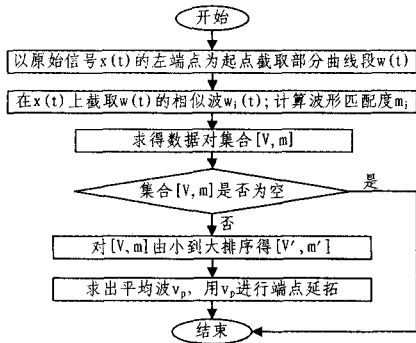


图1 延拓分解算法流程图

3 仿真实验

为了验证该延拓算法在LMD分解中的有效性,本文采用了来自美国加州理工大学的一组公开脑电(EEG)信号数据集进行仿真实验(数据集的URL: <http://www.vis.caltech.edu/~rodri/data.htm>),取其中的4号数据集的两组数据做仿真,并且和传统的LMD分解方法的结果做简单的比较。

以4号数据集的第一组数据为例做详细分析。该数据集采集棋盘格翻转刺激的视觉诱发电位,采用经典的“oddball”范式,靶刺激的概率为25%,标准刺激的概率为75%,受试者被要求忽略标准刺激而对偏差刺激做出计算反应,取左枕骨O1处导联的数据作分析(此处靠近视觉感应区),参考电极置于耳垂,采样率为250Hz,带通滤波范围为0.1~70Hz,刺激呈现的时间为1s,刺激间隔取2.5~3.5s之间的一个随机数,实验共包含200个刺激呈现,其中有50个靶刺激,剔除过多眼动、严重漂移等伪迹的数据,取30个数据做进一步分析,经过平均叠加后的原始脑电图如图2所示。

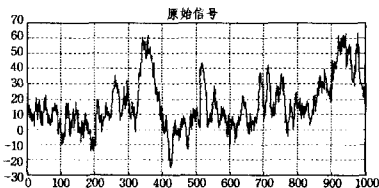


图2 原始EEG信号 $x(t)$

由图2可以看出,原始脑电信号是典型的非线性非平稳信号,需要对其进行处理。将数据下载后,在计算机上进行仿真实验,本机的配置为酷睿处理器双核,处理器主频2.3GHz,内存为2G,安装有Matlab7.0软件,对下载得到的数据分别用传统的LMD和改进后的LMD进行分解,结果如图3、图4所示。

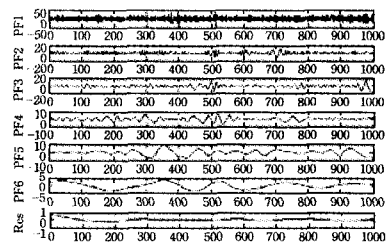


图3 传统的LMD分解结果

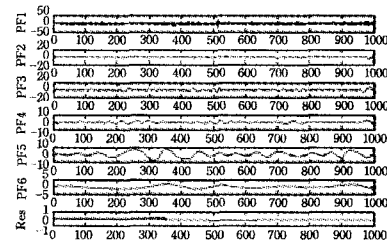


图4 改进的LMD分解结果

图3为传统的局域均值分解结果,图4为改进后的局域均值分解结果,通过比较不难看出,由于端点效应问题的存在,图3中的PF6分量和残余量Res在端点处产生了明显的飞翼,而图4中的所有的PF分量及Res分量在端点处都没有产生飞翼的现象,特别是残余量Res几乎接近为零,从而也说明改进后的分解方法得到的波形图在信号端点处更加符合原始信号的自然发展趋势,分解得到的分量更加有效。

从迭代次数上看,改进后的算法的迭代次数也少于传统的LMD分解方法。对4号数据集的两组数据分别进行传统的LMD分解和本文所提出的改进算法的LMD分解,并且对迭代次数做平均值和标准差分析,得到的比较结果如表1、表2所列。

表1 数据1的分解次数及均值和标准差

	PF ₁	PF ₂	PF ₃	PF ₄	PF ₅	PF ₆	Res	Mean	Std
传统的LMD	21	17	16	9	13	13	8	13.86	4.56
改进的LMD	16	11	12	9	8	11	6	10.43	3.21

表2 数据2的分解次数及均值和标准差

	PF ₁	PF ₂	PF ₃	PF ₄	PF ₅	PF ₆	Res	Mean	Std
传统的LMD	25	15	14	9	12	8	7	12.86	6.15
改进的LMD	13	16	16	7	6	—	5	10.5	5.09

从这两个表的数据可以看出,改进后的LMD分解次数明显少于传统的LMD的分解次数。表1中,传统的LMD分解产生6个PF分量和1个残余分量Res,改进后的LMD分解也产生6个PF分量和1个残余分量Res,但是改进方法的每一个PF分量的产生需要迭代的次数都比传统的LMD方法需要迭代的次数少,传统的LMD分解的平均迭代次数Mean为13.86,标准差Std为4.56;改进的LMD分解的平均迭代次数Mean为10.43,标准差Std为3.21。

对于数据2,在表2中,传统方法产生了6个PF分量和1个残余分量,改进的方法产生了5个PF分量和1个残余分量。尽管,对于PF₂分量和PF₃分量的迭代次数而言,改进方法比传统方法多一些,但是对于整个迭代过程的平均值和标准差,传统方法的平均迭代次数为12.86,标准差为6.15,而改进的方法的平均迭代次数为10.5,标准差为5.09,所以,从

(下转第313页)

和 x_1 的求解,而 1 号处理机 P1 则负责对 x_2 和 x_3 的求解。计算开始时,两台处理机并行地对主对角元素右边的数据项(老值)进行求和,此时 P0 处理机首先计算出 x_0 ,然后把 x_0 广播给 P1 处理机。此时 P1 用 x_0 的新值和其系数求对应项的乘积并与主对角元素右边的数据项(老值)作求和计算;接着 P0 用已算出的 x_0 和其系数的乘积与老值求和可求出 x_1 。当 P0 完成 x_1 的计算之后,便把该 x_1 广播给 P1。此时 P1 开始用刚接收到的 x_1 进行计算求出 x_2 ,并把它广播给 P0;处理机 P0 再用 x_2 的新值和其系数求对应项的乘积并作求和计算;然后 P1 用刚计算出来的新值 x_2 便可计算出 x_3 。当 P1 完成对 x_3 的计算和广播后就完成了第一轮(迭代)计算。当然这个时候还需要判断当前计算是否已达到精度要求。如果达到了精度要求,就可把当前计算出的 x_0, x_1, x_2, x_3 作为方程组的解;否则 P0 便开始计算新一轮新的 x_0 ,以此类推,直至满足精度要求为止。

上述四元一次方程组的并行过程执行流程如图 3 所示。

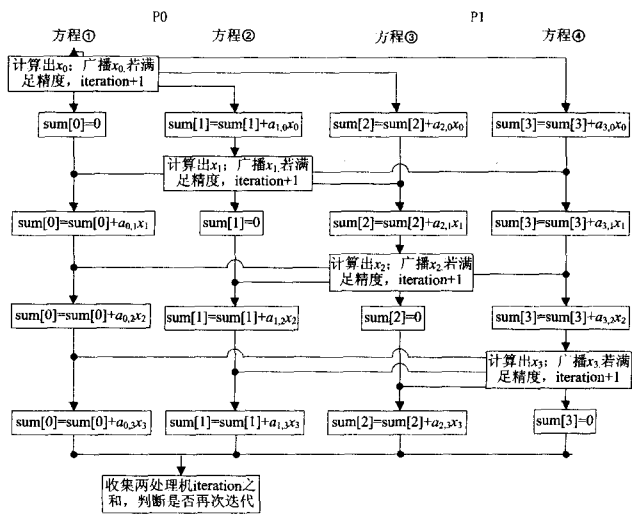


图 3 一次迭代求解的并行算法流程

结束语 通过由最小集群——两台处理机完成的对四元方程组的并行求解实例,我们不难看出,对每个方程的求解都

在不同程度上用到了时间偏移机制。可以说,也正是运用了时间偏移机制这个基本原理才使许多高性能复杂计算问题能够在并行系统中得到解决。浅显的道理在高端应用中派上了用场,个中道理或许可以使用户在正确理解并行行为和设计并行程序时受到一点启发。

参考文献

- [1] Buyya R. High Performance Cluster Computing [Z]. Prentice Hill PTR, 1999, 409-434, 554-557
- [2] Wu Jie-sheng, Wyckoff P, Panda D. High Performance Implementation of MPI Derived Datatype Communication over InfiniBand[C]// Proceedings of the 18th International Parallel and Distributed Processing Symposium, 2004
- [3] 罗省贤,李录明.基于MPI的并行计算集群通信及应用[J].计算机应用,2003,23(6):51-53
- [4] Group W, Luck E, Skjellum A. Using MPI: Portable Parallel Programming with the Message Passing Interface(2nd Edition) [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1999
- [5] 陈峻,陈云霞,殷新春,等. MPP 上的并行松弛迭代算法[J]. 中国科学技术大学学报, 2002, 6
- [6] 张建. 方程组的迭代法求解在 GPU 上的实现[J]. 电子器件, 2010, 6(33)
- [7] Li Wen, Sun Wei-wei. Modified Gauss-Seidel type methods and Jacobi type methods for Z-matrices[J]. Linear Algebra and its Applications, 2000
- [8] Niki H, Harada K, Morimoto M, Sakakihara M. The survey of preconditioners used for accelerating the rate of convergence in the Gauss-Seidel method[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, March 2004
- [9] Braimerd W S, Golberg C H, Adams J C. Programmer's Guide to Fortran 90[M]. McGraw-Hill, New York, 1990
- [10] 陈国良,孙广中,徐云,等. 并行算法研究方法学[J]. 计算机学报, 2008, 9(31)
- [11] 陈国良. 并行算法的设计与分析[M]. 北京: 高等教育出版社, 1994

(上接第 275 页)

整体上看,改进的 LMD 分解方法比传统的 LMD 具有更优的迭代效率。

结束语 本文根据 LMD 产生端点效应的原因,提出了一种相似波形加权匹配的延拓算法,该算法综合考虑了信号内部的规律及信号边缘处的变化趋势,通过寻找相似波形集,对其进行加权求平均得到一个平均波,再用该平均波对信号进行延拓。利用该方法编制的 LMD 分解程序对脑电信号进行仿真,并且和原始的未延拓的 LMD 分解结果作了比较,仿真结果表明,应用相似波形加权平均的端点延拓的 LMD 分解能够解决传统方法的端点效应问题,同时因为延拓后的信号在端点处更加符合信号的自然发展趋势,使得采用该延拓的 LMD 分解能够大大减少运算过程中的迭代次数,从而使其具有广阔的应用前景。

参考文献

- [1] Nanavati S P, Panigrahi P K. Wavelet transform[J]. Resonance-Heidelberg, 2004, 9(3): 50-64
- [2] Huang N E, Shen Zheng, Long S R, et al. The empirical mode

decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary Time Series Analysis [J]. Proceeding of Royal Society A, 1998(454): 903-995

- [3] 程发斌. 基于小波包和改进 HHT 的瞬时特征分析[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(6): 3-4
- [4] Yan Ru-qiang, Gao R X. A tour of the Hilbert-Huang transform: an empirical tool for signal analysis[J]. IEEE Instrumentation & Measurement Magazine, 2007, 10(5): 40-45
- [5] 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
- [6] 鞠萍华,秦树人,赵玲. 基于 LMD 的能量算子解调方法及其在故障特征信号提取中的应用[J]. 振动与冲击, 2011, 30(2): 1-4
- [7] 王传菲,安钢,王凯,等. 基于镜像延拓和神经网络的 EMD 端点效应改进方法[J]. 装甲兵工程学院学报, 2010, 24(2): 62-65
- [8] 林丽,周鑫,余轮. EMD 算法中边界效应处理技术[J]. 计算机工程, 2009, 35(23): 265-268
- [9] 邵晨曦,王剑,范金锋,等. 一种自适应的 EMD 端点延拓方法[J]. 电子学报, 2007, 35(10): 1944-1948
- [10] 张亢,程军圣,杨宇. 基于自适应波形匹配延拓的局部均值分解端点效应处理方法[J]. 中国机械工程, 2010, 21(4): 457-462