

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2025.07.015

医学信号处理与医学仪器

## 基于局部正交加权多项式拟合法的PPG信号平滑技术

李金路<sup>1</sup>, 赖展宇<sup>2</sup>, 董柯阳<sup>2</sup>, 段宇帆<sup>3</sup>, 戴子东<sup>3</sup>, 刘玉嵘<sup>2</sup>, 蒋小平<sup>3</sup>

1. 同方威视技术股份有限公司, 北京 100084; 2. 中国矿业大学(北京)人工智能学院, 北京 100083; 3. 中国矿业大学(北京)机械与电气工程学院, 北京 100083

**【摘要】**针对局部振荡导致光电容积脉搏波信号可用性和分析精度降低的问题,提出一种局部正交加权多项式拟合法进行信号平滑处理。利用数据点前后差分的异或结果确定波动序列的位置,并设计使用加权多项式对该序列进行拟合,利用拟合值替换原局部序列,实现信号平滑,并构造正交基函数降低系数矩阵的条件数,提高高阶拟合下方程组解的稳定性。仿真结果表明该方法的异或平滑度优于滑动平均算法和经验模态分解重构算法。基于241组实测脉搏波信号的平滑处理结果显示,局部正交加权多项式拟合法平滑效率达到89.10%,显著高于经验模态分解算法的78.05%和5点滑动平均算法的59.13%的平滑效率。对局部波动剧烈的信号进行平滑处理时,本文方法具有良好的应用前景。

**【关键词】**光电容积脉搏波;局部正交加权多项式拟合法;信号平滑

**【中图分类号】**R318;TP391

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2025)07-0945-07

## Photoplethysmography signal smoothing technology based on locally orthogonal weighted polynomial fitting

LI Jinlu<sup>1</sup>, LAI Zhanyu<sup>2</sup>, DONG Keyang<sup>2</sup>, DUAN Yufan<sup>3</sup>, DAI Zidong<sup>3</sup>, LIU Yurong<sup>2</sup>, JIANG Xiaoping<sup>3</sup>

1. Nuctech Company Limited, Beijing 100084, China; 2. School of Artificial Intelligence, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China; 3. School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China

**Abstract:** To address the issue of reduced signal quality of photoplethysmography caused by local fluctuation, an approach called locally orthogonal weighted polynomial fitting (LOWPF) is proposed for signal smoothing. After determining the positions of the fluctuation sequences using the forward-backward difference XOR method, weighted polynomial fitting is applied to these sequences, and the fitted values are used to replace the fluctuation sequences to achieve signal smoothing. By constructing orthogonal basis functions, the condition number of the coefficient matrix is reduced, and the stability of the equation system solution for higher-order fitting is improved. Simulation results demonstrate that the smoothed signal's XOR smoothness of the proposed method surpasses that of the moving average algorithm and the empirical mode decomposition reconstruction algorithm. The smoothing results on 241 sets of measured PPG signals show that LOWPF achieves an efficiency of smoothness of 89.10%, significantly higher than the 78.05% of empirical mode decomposition and the 59.13% of the 5-point moving average algorithm. LOWPF has promising application prospects for smoothing signals with significant local fluctuations.

**Keywords:** photoplethysmography; locally orthogonal weighted polynomial fitting method; signal smoothing

### 前言

动脉内压力随心脏收缩和舒张发生的周期性变化称为脉搏波,血管弹性、血液粘性、血液循环中各

级血管阻力、心脏的功能状态等均会对脉搏波造成影响,分析提取脉搏波信号中包含的生理病理信息可为生理指标评估和健康监测提供支持<sup>[1-3]</sup>。容积脉搏波利用光电传感器在人体指端获得,又称光电容积脉搏波(Photoplethysmography, PPG),其原理是 Lambert-Beer 定律和光的散射理论,利用特定波长的光线照射指端皮肤表面,并以透射或反射的方式传送到光电接收器,接收光束的衰减程度可以反映血管容积的变化情况。PPG 因其无创、采集简便及可连续测量等特点,受到越来越广泛的关注<sup>[4-8]</sup>。

**【收稿日期】**2025-01-05

**【作者简介】**李金路,硕士,工程师,研究方向:信号处理与电气自动化,  
E-mail: lijnlu@nuctech.com

**【通信作者】**蒋小平,教授,研究方向:复杂系统的测量与控制, E-mail:  
jiangxiaoping@cumt.edu.cn

在采集传输过程中,PPG信号易受外界噪声干扰,导致信号质量下降、平滑度不足,进而降低定量分析的精准度。原始信号不平滑在计算PPG信号的一阶导数和二阶导数时的影响更为突出。因此,在PPG信号预处理中,信号平滑是一个重要环节<sup>[9-12]</sup>。常见的平滑方法可分为两大类,一是利用特定宽度内的信号值,以拟合的方式或计算其统计学指标对信号进行平滑处理,如取平均数为平滑值的滑动平均法<sup>[13-14]</sup>、取排序后中位数的中值滤波法<sup>[15-16]</sup>以及取多项式拟合值的Savitzky-Golay算法<sup>[17-18]</sup>等,此类方法虽然易于实现,但信号的细节特征会因为平滑操作而被破坏;二是以分解重构为核心,将信号分解为若干模态,选取能代表信号整体趋势的部分模态,利用所选模态重构信号以实现平滑的方法,如小波变换<sup>[19-20]</sup>、经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)<sup>[21-22]</sup>、希尔伯特黄变换(Hibert-Huang Transform, HHT)<sup>[23-24]</sup>等,虽然该类方法在各领域中得到广泛应用,但除各种方法本身存在的技术难题外,如小波变换中小波基函数和分解层数的选择问题,EMD、HHT中的模态混叠和端点效应问题,还面临着难以取舍重构模态,全局分解重构时容易引起信号有用成分丢失等共性问题。

典型PPG信号的形态如图1所示,其中红色部分出现了剧烈的高频小幅值波动,将其定义为间歇信号,间歇信号的特点是仅在有限时间内出现有限次数,在整个信号中占比很小。基于全局信息的平滑方法会产生不必要的计算量以及不同程度的信号失真,因此本研究采用局部分析形式,仅处理噪声序列。为提高运算效率,选用基于最小二乘法的多项式拟合法,引入权系数衡量各拟合点的重要程度,以确保拟合多项式与原信号的良好衔接<sup>[25-26]</sup>。当噪声序列较长时,需要较高阶次的多项式才能保证拟合效果,此时往往对应着病态的法方程,输入的微小变化会引起方程组解的极大波动,构造正交基函数能较好地避免此类情况。

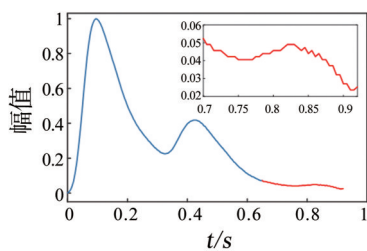


图1 采集PPG信号  
Figure 1 Collected PPG signals

本研究将介绍间歇信号的定位以及加权最小二乘法和正交基函数创建方法,给出局部正交加权多

项式拟合法(Locally Orthogonal Weighted Polynomial Fitting Method, LOWPF)的算法流程和平滑效果的评价指标,并设计仿真测试以对比本文方法与常见的平滑算法,最后利用实测PPG信号验证方法的有效性。

## 1 间歇信号的定位

LOWPF的关键在于找出间歇信号的起始和终止时刻,间歇信号的嵌入破坏了信号的变化规律,导致波动点频繁出现。根据这一特征,本研究提出前后差分异或法用于定位间歇信号位置,核心思想是波动点处信号前后差分不同,异或结果为1则说明该位置存在波动点,波动点在一定时间内连续出现时,可认为该段为间歇信号。

记信号时间序列为 $y(i)$ ,前向差分 $fdy(i) = y(i) - y(i-1)$ ,后向差分 $bdy(i) = y(i+1) - y(i)$ ,  $i=1, 3, \dots, n-1$ 。利用符号函数求符号前向差分 $sfdy$ 和符号后向差分 $sbdy$ ,  $sfdy = \text{sgn}(fdy)$ ,  $sbdy = \text{sgn}(bdy)$ 。符号差分是三值函数,1表示前值大于后值,0表示两值相等,-1表示前值小于后值。若位置 $k$ 处的 $sfdy(k) = sbdy(k)$ ,则 $k$ 前后具有相同的变化趋势,否则 $k$ 处存在波动。广义异或运算可用于判断两值是否相等,相异为真,相同为假。

$sfdy$ 与 $sbdy$ 共有9种组合,其对应的9种基本最小单元如图2所示,异或结果为1时, $k$ 处出现波动,若元素1在异或结果数组中连续或按规律间隔出现,则对应间歇信号导致的连续波动情况。

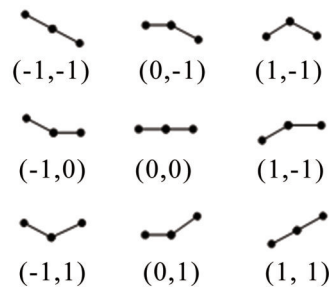


图2 最小基本单元  
Figure 2 Minimum basic units

前后差分异或算法流程如下:(1)计算信号 $y$ 的符号前向差分 $sfdy$ ;(2)计算信号 $y$ 的符号后向差分 $sbdy$ ;(3)对 $fdy$ 和 $bdy$ 进行广义异或,若元素相同,返回结果0,否则返回结果1;(4)利用异或结果定位间歇信号发生和停止位置,在结果数组中找出只含元素1的连续子序列或元素0、1按规律间隔出现的子序列,当其长度大于给定宽度下限阈值时,记为有效子序列,记录有效子序列开始和结束的下标索引LI

和RI, 间歇信号的发生位置为LI-1, 结束位置为RI+1。

构造仿真信号 $y(t)$ 进行测试实验, 验证方法的正确性。图3a是截取于真实PPG信号的两段间歇信号, 将其叠加到图3b, 幅值为1, 频率为0.5 Hz的正弦信号之上, 得到添加间歇信号的正弦信号 $y(t)$ , 其幅值和频率均与归一化后的PPG信号相当, 如图3c所示。

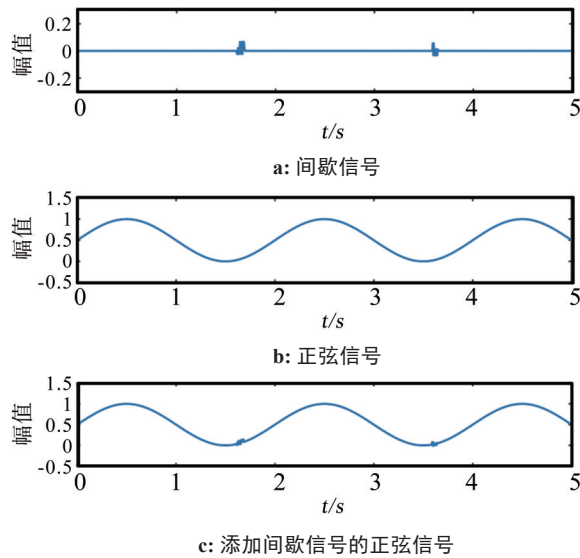


图3 添加间歇信号的正弦信号

Figure 3 Sinusoidal signals with added intermittent signals

对前述 $y(t)$ 使用前后差分算或算法进行间歇信号定位, 结果如图4所示。图4a为异或结果图, 在间歇信号段结果为1, 且持续一定宽度, 其余位置结果为0; 图4b中虚线标注间歇信号的起始和终止位置。

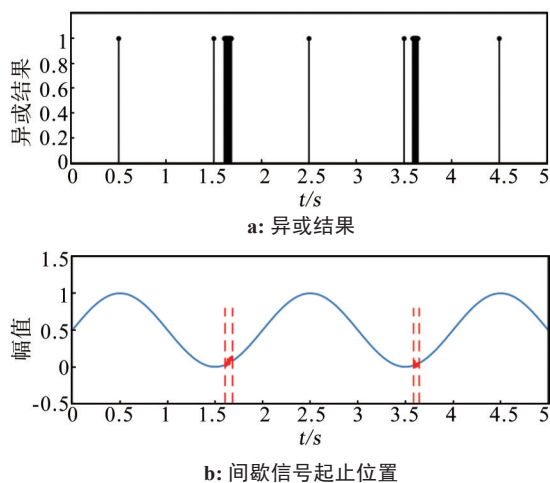


图4 间歇信号起始和终止位置示意图

Figure 4 Start and end positions of the intermittent signals

## 2 正交加权多项式拟合

经前后差分算或算法定位间歇信号后, 可实现间歇信号的分割, 获得若干段 $(x_i, y_i)$ 序列, 现建立 $x, y$ 之间的函数关系, 对信号进行平滑处理。由于信号本身已存在误差, 即 $y_i$ 与真实值之间存在差异, 故需要保证函数值与节点值处处相等的插值法不适合应用于此处<sup>[27]</sup>, 因此选择考察总体误差, 但不要求函数 $y=S(x)$ 严格经过点 $(x_i, y_i)$ 的拟合法, 采用误差平方和作为误差衡量标准。由于拟合数据是原始信号中截取得到的多段子序列, 需要保证拟合多项式在前后两端点处能较好衔接原信号, 因此设计权系数 $\omega_i$ 表示不同位置的重要性, 保证端点处权重大于其余位置的权重。

对于给定数据 $(x_i, y_i)$ 及权系数 $\omega_i (i=1, 2, \dots, m)$ , 在函数类 $\varphi=\{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n\}$ 中找一个拟合函数 $S(x)=a_0\varphi_0+a_1\varphi_1+\dots+a_n\varphi_n$ , 使得式(1)成立:

$$\|\delta\|_2^2 = \min_{S(x) \in \varphi} \sum_{i=0}^m \omega_i [S(x_i) - y_i]^2 \quad (1)$$

其中,  $\delta$ 为拟合值与实际值之间的误差。

问题可转化为求以 $a_0, a_1, \dots, a_n$ 为自变量的多元函数 $I$ 的极小值问题:

$$I(a_0, a_1, \dots, a_n) = \sum_{i=0}^m \omega_i \left[ \sum_{j=0}^n a_j \varphi_j(x_i) - y_i \right]^2 \quad (2)$$

由多元函数极值条件可知, 函数对各自变量的偏导数为0, 见式(3):

$$\frac{\partial I}{\partial a_k} = 2 \sum_{i=0}^m \omega_i \left[ \sum_{j=0}^n a_j \varphi_j(x_i) - y_i \right] \varphi_k(x_i) = 0, k=0, 1, \dots, n \quad (3)$$

改写式(3)得式(4):

$$\sum_{j=0}^n \left\{ \left[ \sum_{i=0}^m \omega_i \varphi_j(x_i) \varphi_k(x_i) \right] a_j \right\} - \sum_{i=0}^m \omega_i y_i \varphi_k(x_i) = 0 \quad (4)$$

分别令加权内积 $(\varphi_j, \varphi_k)$ 和加权内积 $(y, \varphi_k)$ 如下:

$$(\varphi_j, \varphi_k) = \sum_{i=0}^m \omega_i \varphi_j(x_i) \varphi_k(x_i)$$

$$(y, \varphi_k) = \sum_{i=0}^m \omega_i y_i \varphi_k(x_i)$$

代入式(4)得到法方程组, 见式(5):

$$\sum_{j=0}^n (\varphi_j, \varphi_k) a_j = (y, \varphi_k), k=0, 1, \dots, n \quad (5)$$

当函数类 $\varphi$ 中各函数线性无关时, 法方程系数行列式 $\det(\mathbf{A}) \neq 0$ , 方程组有唯一解。常选取幂函数类 $\varphi_k(x)=x^k (k=0, 1, \dots, n)$ 作为基函数, 但当 $n$ 过大( $n>6$ )时, 法方程组常为病态方程组, 输入数据的小波动会引起结果的剧烈变化, 需要变换基函数使其两两之间在点 $x_i$ 处带权正交, 即满足式(6), 此时的法方程系数矩阵 $\mathbf{A}$ 为对角阵。

$$(\varphi_j, \varphi_k) = \sum_{i=0}^m \omega_i \varphi_j(x_i) \varphi_k(x_i) = \begin{cases} 0 & , j \neq k \\ C_k > 0, & j = k \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $C_k$  为第  $k$  个基础函数的权重范数平方。

式(7)为正交基函数族  $\{P_k(x)\}$  的构造方法:

$$\begin{cases} P_0(x) = 1 \\ P_1(x) = (x - a_1)P_0(x) \\ P_{k+1}(x) = (x - a_{k+1})P_k(x) - b_k P_{k-1}(x) \end{cases} \quad (7)$$

系数  $a_k, b_k$  计算方法见式(8), 完成正交基函数构造后便可使用上述解法方程的方式求拟合系数:

$$\begin{cases} a_{k+1} = \frac{\sum_{i=0}^m \omega(x_i) x_i P_k^2(x_i)}{\sum_{i=0}^m \omega(x_i) P_k^2(x_i)} \\ b_k = \frac{\sum_{i=0}^m \omega(x_i) P_k^2(x_i)}{\sum_{i=0}^m \omega(x_i) P_{k-1}^2(x_i)} \end{cases}, k = 0, 1, \dots, n-1 \quad (8)$$

使用系数矩阵的2-条件数(又称谱条件数)评估矩阵的病态程度, 它描述了方程组  $Ax=b$  的解对原始数据的灵敏度,  $A$  和  $b$  在同等干扰下, 条件数越大的方程组的解波动越大, 非奇异矩阵  $A$  的2-条件数  $Cond(A)_2$  定义见式(9), 其中,  $\lambda$  为特征值。

$$Cond(A)_2 = \|A^{-1}\|_2 \|A\|_2 = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(A^T A)}{\lambda_{\min}(A^T A)}} \quad (9)$$

评估拟合效果的常用指标包括以  $R^2$  为代表的拟合优度、均方误差、平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、根均方误差。其中,  $R^2$  描述拟合值和实际值的整体相关性, 取值范围在0到1之间, 越接近1说明拟合效果越好, 后3个指标描述拟合值和实际值在绝对数值上差异, 值越小越好。综合考虑两方面的性能评估, 选用  $R^2$  与 MAE 比值作为拟合效果评价参数  $e$ , 见式(10):

$$e = \frac{R^2}{MAE} = \frac{1 - \frac{SSE}{SST}}{MAE} \quad (10)$$

其中, SSE 表示残差平方和, SST 表示计算总平方和。  $R^2$  越大, MAE 越小, 则  $e$  越大, 对应的拟合效果越好。

选用第一个间歇信号作为拟合算法的测试对象, 该信号持续 0.105 s, 合计 21 个采样间隔。以其发生时刻作为开始索引, 得到受测序列  $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, 21$ 。分别测试 matlab 函数 plotfit、加权多项式拟合法 (Weighted Polynomial Fitting Method, WPFM) 和正交加权多项式拟合法 (Orthogonal Weighted Polynomial Fitting Method, OWPF) 的拟合效果, 结果见图 5。

图 5a 为 plotfit 和 OWPF 拟合结果图, 可以看出 plotfit 的拟合曲线端点和序列端点差别较大, 会导致拟合曲线与原信号衔接时出现跳变, OWPF 引入权系

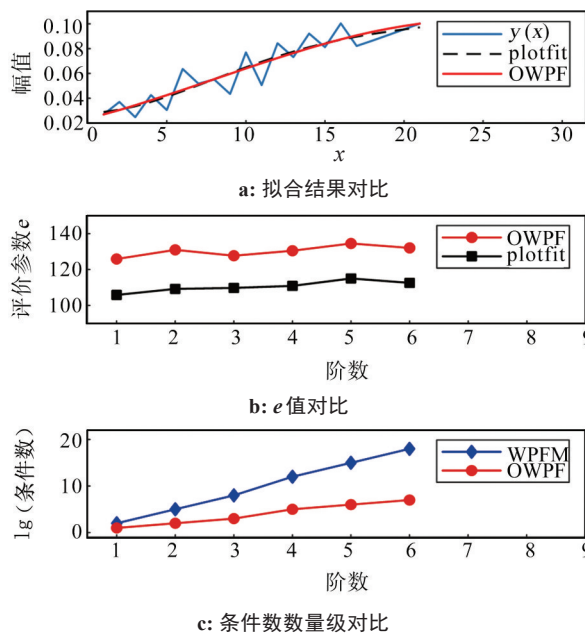


图5 间歇信号拟合情况

Figure 5 Intermittent signal fitting

数, 赋予端点更大的权重, 使得真实值和拟合值在端点处几乎相同, 保证衔接的光滑。依次取阶数为 1~6, 分别进行拟合并计算评价参数  $e$ , 图 5b 是 plotfit 和 OWPF 的  $e$  值对比, 可以发现 OWPF 各阶数下的拟合效果均优于 plotfit。依次取阶数为 1~6, 分别进行拟合并计算方程系数矩阵条件数, 为方便观察, 对条件数进行取以 10 为底的对数并取整的处理。图 5c 是 WPFM 和 OWPF 的条件数数量级对比, 两种方法的条件数均随着阶数的增大而增大, 且 WPFM 增长速率明显大于 OWPF, 阶数为 6 时, WPFM 条件数达到  $10^{15}$ , 当输入为双精度浮点型数据时, 一个最小单位的输入误差所引起的解的波动达到  $10^{-1}$ , 该波动对于进行  $[0, 1]$  区间归一化的数据是显著的, 而此时 OWPF 的条件数为  $10^8$ , 仍能保证一定程度的稳定性和拟合精度。

### 3 LOWPF

局部正交加权最小二乘法的核心思想是找出原始数据中间歇信号的发生、停止位置, 对每一个噪声序列进行正交加权多项式拟合, 利用拟合值代替间歇信号并重新插入原信号对应的位置, 从而达到平滑局部高频波动, 同时不引起信号整体发生较大改变的目的, 算法流程如下: (1) 信号导入和参数初始化。(2) 间歇信号定位, 生成位置索引数组, 按行元素形式保存每个噪声的发生、停止位置和宽度。(3) 遍历索引数组, 对每一个间歇信号进行正交加权多项式拟合, 具体步骤如下: ① 判断索引数组是否完成遍

历,完成则进入步骤(4),否则访问下一行元素,进入下一步;②初始化权系数数组,设置两端点权重为100,其余位置为1;③自适应生成拟合多项式阶数,依次预设拟合阶次为1~6,分别进行拟合并计算评价参数 $e$ ,取最优拟合阶数为 $e$ 极大值点阶数集合中的最小值,若无极大值点,则取最大值点对应的阶数;④正交加权多项式拟合,生成拟合系数数组。(4)根据拟合系数数组生成拟合值。(5)利用拟合值代替真实值,插入原信号。从LOWPF的算法流程可以看出,平滑处理仅作用在间歇信号持续的时间内,不影响其余位置,能实现最大程度的信号保真,因此,LOWPF算法的适用对象为仅受多次局部间歇信号影响,而其余位置的质量较好的信号。

波动点的数目反映信号波动的剧烈程度,如式(11)所示,本研究定义异或平滑度xorS衡量平滑算法在减少波动点方面的性能,分别计算平滑后信号和原始信号采样点前后差分的符号值,进行异或操作并求和得到各自的波动点数目,两数比值即为xorS。若平滑算法使得信号中高频波动得到有效抑制,则波动点数目将显著降低,有效平滑算法xorS的取值区间为[0,1],值越小说明算法平滑效果越好。

$$\text{xorS} = \frac{\sum_{i=2}^{n-1} \text{xor}(\text{sgn}(\hat{y}_{i+1} - \hat{y}_i), \text{sgn}(\hat{y}_i - \hat{y}_{i-1}))}{\sum_{i=2}^{n-1} \text{xor}(\text{sgn}(y_{i+1} - y_i), \text{sgn}(y_i - y_{i-1}))} \quad (11)$$

其中, $y$ 为原信号, $\hat{y}$ 为平滑后信号, $n$ 为信号长度。 $\text{xor}(\bullet)$ 表示广义的异或操作,两元素相异返回数值1,相同返回数值0, $\text{sgn}(\bullet)$ 表示符号函数。

为方便观察,重新设计仿真测试信号 $y(t)$ ,主成分仍是幅值为1、频率为0.5 Hz的正弦信号 $s(t)$ ,并在其一个周期内添加2段截取于真实PPG信号的间歇信号 $n(t)$ ,分别使用滑动平均算法、EMD和LOWPF进行平滑处理并加以评估。

图6为滑动平均算法平滑效果, $y(t)$ 为原始信号,MA3采用3点滑动平均算法,MA5采用5点滑动平均算法,可以看出间歇信号得到一定程度的抑制,但平滑后数据中仍能明显观察到间歇信号引起的波动。

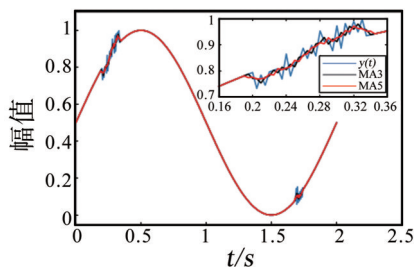


图6 滑动平均法平滑效果

Figure 6 Smoothing performance of the moving average method

图7是EMD分解结果,图7b、图7c分别为分解得到的本征模态分量1(Intrinsic Mode Function 1, IMF1)和本征模态分量2(Intrinsic Mode Function 2, IMF2),可以看出IMF1和IMF2都包含不同的特征尺度:较大特征尺度的真实信号部分段和较小特征尺度的间歇信号,说明分解过程发生严重的模态混叠,真实信号被间歇信号取代的部分推移到了随后的本征模态中,导致混叠现象造成的影响将一直延续到最后一个模态分量中。

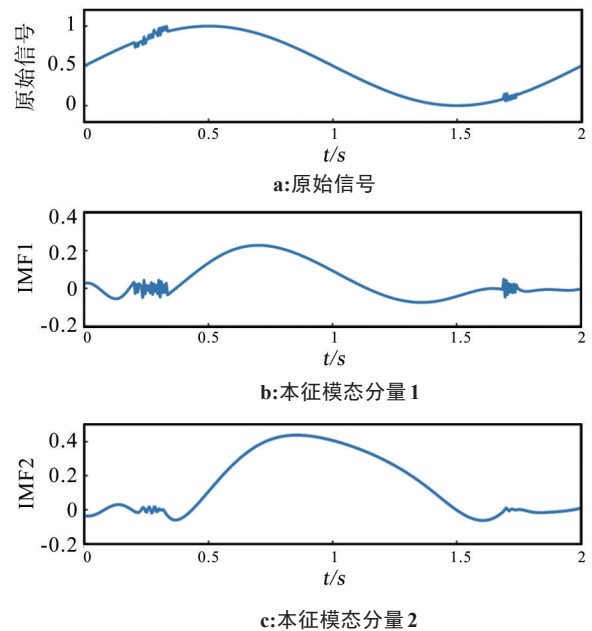


图7 信号的EMD分解

Figure 7 EMD decomposition of the signals

图8是EMD重构结果,根据间歇信号频率较高的特性,选择去掉若干个较高频率的IMF,由剩下的IMF重构原信号,分解重构操作相当于低通滤波器。确定噪声起主导作用和信号起主导作用的分界点是选择IMF进行重构的关键,本研究利用真实信号和噪声信号自相关函数变化情况的差异识别出IMF1为噪声主导信号。图8中 $y(t)$ 为原始信号;完全去除IMF1后,其余模态分量重构得到信号EMD1;对IMF1进行类似小波软阈值平滑,得到平滑后的分量 $\text{IMF}_1^*$ ,并联合它与其余分量重构得到信号EMD2。IMF1软阈值平滑见式(12):

$$\text{IMF}_1^*(i) = \begin{cases} \text{sgn}(\text{IMF}_1(i)) (|\text{IMF}_1(i) - T|), & |\text{IMF}_1(i)| > T \\ 0, & |\text{IMF}_1(i)| \leq T \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\text{sgn}(\bullet)$ 为符号函数, $T$ 为IMF1的阈值, $T$ 的定义如下:

$$T = \frac{\text{media}(\text{abs}(\text{IMF}_1))}{0.6745} \times \sqrt{2 \ln N} \quad (13)$$

其中,  $\text{media}(\bullet)$ 表示取中值函数,  $\text{abs}(\bullet)$ 表示取绝对值函数,  $N$ 为信号长度。

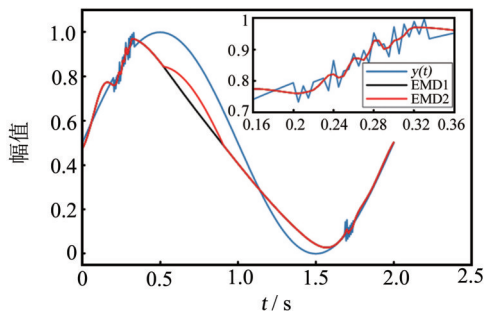


图8 EMD 重构结果  
Figure 8 EMD reconstruction result

观察重构结果, EMD2比EMD1更接近 $y(t)$ ,尤其是在起始于第一段间歇信号停止,终止于第二个间歇信号发生的信号段,说明对噪声主导的模式进行软阈值平滑比完全丢弃该模式更有利于信号保真,也再次证明了模式混叠现象的发生;但是对IMF1平滑后所筛选出来的含噪分量中仍包含有用信号的高频部分,滤除后将不可避免地造成有效成分的丢失,导致重构信号出现较为严重的失真。

图9展示了LOWPF平滑效果,对比原始信号 $y(t)$ 可以发现,该方法有效地消除间歇信号造成的振荡。观察局部放大图,多项式两端点值和原始信号其余部分衔接紧密,未产生新的波动,拟合函数体现了间歇信号的平稳趋势,平滑效果较好。

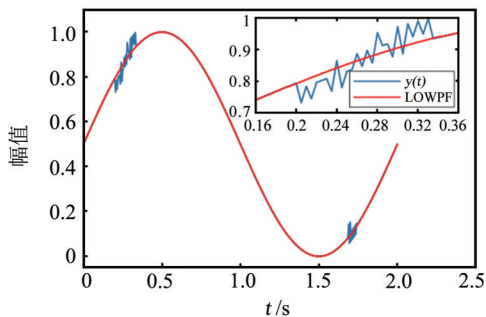


图9 LOWPF 平滑效果  
Figure 9 Smoothing performance of LOWPF

图10是MA3、MA5、完全去除重构EMD1、软阈值平滑重构EMD2和LOWPF的xorS性能对比。LOWPF明显优于MA、EMD,即LOWPF用于仿真信

号的平滑能更好地抑制波动,减少波动点数目。MA5效果优于MA3,在滑动平均算法中增加窗口点数有利于减小波动。对IMF1进行软阈值平滑,改善重构信号的保真度,但并未明显改善平滑效果,观察图8局部放大图可见,间歇信号持续时间内,两算法的重构信号完全重合,因此EMD1和EMD2的xorS数值相等。

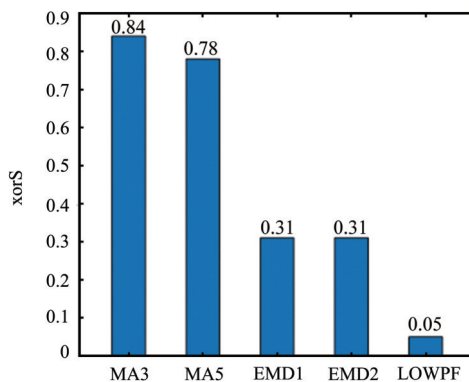


图10 3类平滑算法仿真测试效果对比  
Figure 10 Comparison of simulation results of 3 smoothing algorithms

为验证算法在真实PPG信号平滑中的有效性,使用实际采集得到的241组数据进行测试,红外脉搏采集仪型号HKG-07C,采样频率200 Hz,采样精度10位。为方便展示实验结果,对比测试仅选用效果更优的MA5和EMD2算法。

图11是MA5、EMD2和LOWPF这3种算法在测试组上平滑效果对比。可以看出,LOWPF算法的xorS最低,EMD2次之,MA5的xorS最高,分别计算3种算法的xorS平均值,见表1。

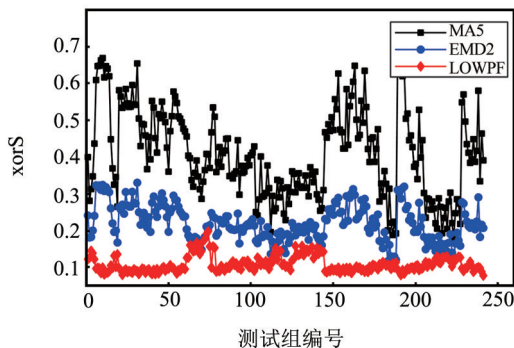


图11 3类平滑算法xorS对比  
Figure 11 Comparison of xorS of 3 smoothing algorithms

由表1可知,LOWPF算法的xorS平均值最低,达到0.109 0,说明LOWPF算法可将原始信号中的波动

表1 3类平滑算法实测效果对比  
Table 1 Comparison of actual test results of 3 smoothing algorithms

算法	平均xorS	平滑效率/%
MA5	0.408 7	59.13
EMD2	0.219 5	78.05
LOWPF	0.109 0	89.10

点数目减少到原本的10.90%。经平滑操作后信号所减少的波动点占原信号波动点的比例即为平滑效率,由于原始信号中存在真实波动点,可认为LOWPF算法的平滑效率下限为89.10%,显著高于EMD2的78.05%和MA5的59.13%。

## 4 结论

为解决局部振荡导致PPG信号可用性和分析精度降低的问题,本研究提出一种LOWPF,定位局部间歇信号的起始和终止位置,并利用多项式拟合值代替该信号段以实现平滑处理。设计的仿真测试和241组实测数据的对比测试得出以下结论:(1)间歇信号持续时间内信号频繁出现波动点,基于该特征设计的前后差分异或法能有效确定间歇信号的起始和终止位置。(2)为保证局部拟合多项式与前后信号段能较好衔接,设计了带权系数的多项式拟合法,将基函数正交化有利于减小法方程系数矩阵的条件数,保证方程组解的稳定性。(3)仿真测试表明,在针对具有局部剧烈起伏特征的信号平滑处理中,局部正交加权最小二乘法的异或平滑度优于滑动平均算法(3点、5点)和EMD分解重构算法。实测实验表明,局部正交加权最小二乘法有效减小了PPG信号波动,平滑效率为89.10%,显著高于EMD算法的78.05%和MA5的59.13%。

## 【参考文献】

[1] Allen J. Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement[J]. *Physiol Meas*, 2007, 28(3): R1-R39.  
 [2] Sun Y, Thakor N. Photoplethysmography revisited: from contact to noncontact, from point to imaging[J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2016, 63(3): 463-477.  
 [3] 张列亮,朱娟,徐磊. 光电容积脉搏波临床应用研究进展[J]. *临床麻醉学杂志*, 2013, 29(11): 1132-1134.  
 Zhang LL, Zhu J, Xu L. Progress in clinical applications of photoplethysmogram[J]. *Journal of Clinical Anesthesiology*, 2013, 29(11): 1132-1134.  
 [4] Nabipour M, Nikan S. A deep learning-based remote plethysmography with the application in monitoring drivers' wellness[C]//2023 International Symposium on Signals, Circuits and Systems (ISSCS). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2023: 1-4.  
 [5] Charlton PH, Kyriaco PA, Mant J, et al. Wearable photoplethysmography for cardiovascular monitoring[J]. *Proc IEEE Inst Electr Electron Eng*, 2022, 110(3): 355-381.  
 [6] Hosanee M, Chan G, Welykholowa K, et al. Cuffless single-site

photoplethysmography for blood pressure monitoring[J]. *J Clin Med*, 2020, 9(3): 723.  
 [7] Park J, Seok HS, Kim SS, et al. Photoplethysmogram analysis and applications: an integrative review[J]. *Front Physiol*, 2022, 12: 808451.  
 [8] Krizea M, Gialelis J, Kladas A, et al. Accurate detection of heart rate and blood oxygen saturation in reflective photoplethysmography[C]//2020 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 1-4.  
 [9] Selvaraj N, Mendelson Y, Shelley KH, et al. Statistical approach for the detection of motion/noise artifacts in photoplethysmogram[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2011, 2011: 4972-4975.  
 [10] Elgendi M. On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals[J]. *Curr Cardiol Rev*, 2012, 8(1): 14-25.  
 [11] Liu DH, He CJ. Peak-aware guided filtering for spectrum signal denoising[J]. *Chemometr Intell Lab Syst*, 2022, 222: 104508.  
 [12] Panchuk V, Semenov V, Legin A, et al. Signal smoothing with PLS regression[J]. *Anal Chem*, 2018, 90(9): 5959-5964.  
 [13] Kaur M, Singh B, Seema. Comparison of different approaches for removal of baseline wander from ECG signal[C]//Proceedings of the International Conference & Workshop on Emerging Trends in Technology. New York, NY, USA: ACM, 2011: 1290-1294.  
 [14] Pandey V, Giri VK. High frequency noise removal from ECG using moving average filters[C]//2016 International Conference on Emerging Trends in Electrical Electronics & Sustainable Energy Systems (ICETEESES). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 191-195.  
 [15] Krupiski R. Recursive polynomial weighted median filtering[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(11): 3004-3013.  
 [16] 袁勇,张固澜. 一种改进的中值滤波方法[J]. *成都理工大学学报(自然科学版)*, 2013, 40(2): 125-129.  
 Yuan Y, Zhang GL. An improved median filter method[J]. *Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition)*, 2013, 40(2): 125-129.  
 [17] Quan Q, Cai KY. Time-domain analysis of the Savitzky-Golay filters[J]. *Digit Signal Process*, 2012, 22(2): 238-245.  
 [18] Gupta S, Singh A, Sharma A. Denoising and analysis of PPG acquired from different body sites using Savitzky Golay filter[C]//TENCON 2022-2022 IEEE Region 10 Conference (TENCON). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 1-4.  
 [19] Guo TT, Zhang TP, Lim E, et al. A review of wavelet analysis and its applications: challenges and opportunities[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 58869-58903.  
 [20] Ahmed R, Mehmood A, Rahman MM, et al. A deep learning and fast wavelet transform-based hybrid approach for denoising of PPG signals[J]. *IEEE Sens Lett*, 2023, 7(7): 1-4.  
 [21] Bokde N, Feijóo A, Villanueva D, et al. A review on hybrid empirical mode decomposition models for wind speed and wind power prediction[J]. *Energies*, 2019, 12(2): 254.  
 [22] Jaros R, Byrtus R, Dohnal J, et al. Advanced signal processing methods for condition monitoring[J]. *Arch Computat Methods Eng*, 2023, 30(3): 1553-1577.  
 [23] Ma PB, Sun BZ, Gu BH. Impact tension damage mechanism analyses of Co-Woven-Knitted composite from Hilbert-Huang transform[J]. *Int J Damage Mech*, 2012, 21(4): 493-523.  
 [24] Yu Z, Shi D, Li HF, et al. An extended Kalman filter enhanced Hilbert-Huang transform in power system oscillation detection[C]//2018 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT-Europe). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 1-6.  
 [25] Gao JH, Ji WX, Zhang LL, et al. Fast piecewise polynomial fitting of time-series data for streaming computing[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 43764-43775.  
 [26] Ma X, Zhou B, Xue SF. A meshless Hermite weighted least-square method for piezoelectric structures[J]. *Appl Math Comput*, 2021, 400: 126073.  
 [27] Chen YK, Chen XH, Wang YF, et al. The interpolation of sparse geophysical data[J]. *Surv Geophys*, 2019, 40(1): 73-105.

(编辑:谭斯允)