

# 基于 CEMD 的燃油消耗率提取方法<sup>\*</sup>

王小飞, 曲建岭, 高峰, 姚凌虹, 孙文柱

(海军航空工程学院青岛校区控制系 青岛, 266041)

**摘要** 针对飞参系统记录的剩余燃油信号量化噪声较大且呈非线性、非平稳性的特点以及经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)中存在的模态混叠给燃油消耗率提取带来的问题, 提出了基于复数据经验模态分解(complex empirical mode decomposition, 简称 CEMD)的燃油消耗率提取方法。首先, 提取记录信号中的关键信息, 并利用非线性支持向量回归构造与真实信号形态上接近的模拟信号; 然后, 在 CEMD 中利用模拟信号来指导记录信号同步分解以减小模态混叠; 最后, 从分解结果中估算真实的剩余燃油信息并对其求一阶导数得到燃油消耗率。仿真结果表明, 该方法相对于其他方法具有明显的性能优势, 可以提取出精确的燃油消耗率参数。

**关键词** 经验模态分解; 模态混叠; 复数据经验模态分解; 非线性支持向量回归; 燃油消耗率

**中图分类号** V328.3; TP274<sup>+</sup>.2

## 引言

燃油消耗率参数携带了飞行过程中的众多信息, 在实际研究中具有重要作用。一方面, 它可用于和飞行航迹、飞机姿态、发动机状态和气象条件等参数一起建立飞机的燃油消耗模型<sup>[1-2]</sup>, 用于航空燃油的优化控制, 节约飞行成本; 另一方面, 它可以和转子转速、排气温度等气动热力参数一起建立发动机的气路监控模型<sup>[3]</sup>。然而大多数飞参系统只记录了剩余燃油参数, 用于估计飞机续航时间以保证飞行安全, 而没有记录燃油消耗率参数。一方面, 较低的采样分辨率和恶劣的采集条件, 使得剩余燃油参数中量化噪声较大(远高于飞机的燃油消耗率), 且呈现出强烈的非线性和非平稳性; 另一方面, 常规的数据分析方法(傅里叶变换和小波分解等)对信号的线性和平稳性具有较高的要求<sup>[4]</sup>。因此, 采用常规方法来获取精确的剩余燃油数据进而提取燃油消耗率信息并不可行。

Huang 等<sup>[5]</sup>于 1998 年提出了一种适用于非线性非平稳信号的时频分析方法, 即以 EMD 为核心的 Hilbert-Huang 变换。然而在 EMD 中, 干扰噪声自适应分解会造成内禀模态函数(intrinsic mode function, 简称 IMF)之间模态混叠<sup>[6]</sup>, 使得提取的目标信号中部分有用信息丢失。集成经验模态分解

(ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD)利用白噪声在时频空间中均匀分布的特性来减小模态混叠问题<sup>[7-9]</sup>, 其本质是叠加白噪声的多次 EMD 分解, 显然, EEMD 并不适用于量化噪声较大且分布不均匀的剩余燃油参数。

笔者利用剩余燃油参数的采集原理和形态结构变化信息, 构建出与真实信号形态学上近似的模拟信号。结合 CEMD 同步分解复数据实部和虚部的特性, 提出了一种基于 CEMD 的利用模拟信号来指导剩余燃油参数分解的方法, 最终提取出精确的燃油消耗率参数。该方法降低了模态混叠的影响, 增强了 EMD 方法的鲁棒性。

## 1 剩余燃油量信号

剩余燃油参数具有典型特征: a. 采样的油量传感器分辨率较低, 参数中含有大幅度的量化噪声(通常可以将干扰噪声掩盖), 且量化噪声幅度远大于飞机的燃油消耗率; b. 由于剩余燃油参数独特的变化特性(单调递减), 使得量化噪声在时域上分布很不均匀。

图 1 为某型飞机剩余燃油参数采样原理示意图。其中, 圈划线为该型飞机某架次飞行过程中的剩余燃油数据。由于采样分辨率较低, 使量化噪声明显超出了发动机单位时间内的耗油率, 造成记录

\* 国家自然科学基金资助项目(61372027)

收稿日期: 2013-10-21; 修回日期: 2013-12-20

数据呈阶梯递减状,但在局部会出现二值间反复变化的波动点(如图中435 s附近)。根据采样原理,可以判断出各个量化阈值所在的位置(阶梯中点)和采样分辨率(量化阈值间距,即26 L)。为了辅助说明二值波动点的形成原理,在图1中添加了理想剩余燃油参数(实线)和受干扰的剩余燃油参数(折线)。两者存在差异,一方面是因为燃油液面容易受到机体振动和姿态变化的影响;另一方面是因为飞行过程中复杂的电磁环境使得采集数据中存在少量的电磁干扰噪声。

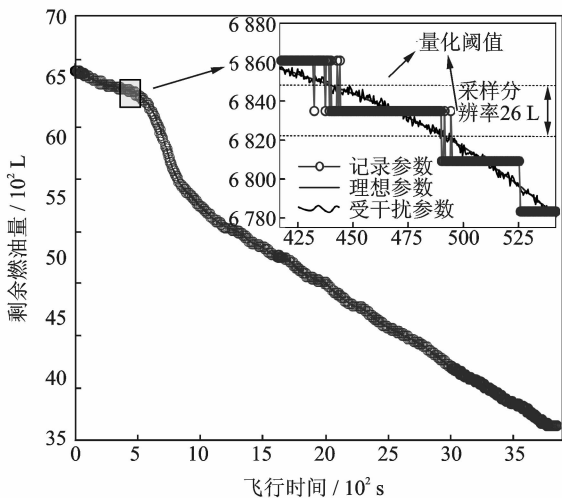


图1 剩余燃油参数采集原理

Fig. 1 Sampling principle of residual fuel volume

由图1可以看出,当受干扰数据在量化阈值线上下反复穿越时,会造成阶梯下降处的二值波动点。其量化精度(13 L)远大于燃油消耗率(约1 L/s),故量化噪声较大且在时域上分布很不均匀。当受干扰数据远离量化阈值时(如图中425 s附近),记录值与真值相对接近,量化噪声较小;而当受干扰数据在量化阈值附近时(如图中525 s附近),记录值与真值偏差较大,量化噪声较大。

显然,直接提取精确的剩余燃油参数是非常困难的,因为大量分布不均匀的量化噪声超过了单位时间内的耗油率,一般的数据分析方法会将这些量化噪声默认为参数的真实变化趋势。

## 2 经验模态分解理论

### 2.1 经典经验模态分解

实信号  $x(t)$  的 EMD 分解结果形式为

$$x(t) = \sum_{k=1}^K d_k(t) + r(t) \quad (1)$$

其中:  $\{d_k(t)\}_{k=1}^K$  为 IMF 集,每个 IMF 对应着一个振荡模态,第 1 个 IMF 包含了局部频率最高的振荡模态;残余项  $r(t)$  通常只包含一个极值,或者只是一个简单的趋势。

对剩余燃油参数进行 EMD 分解,得到的趋势项包含了大部分真实剩余燃油信息。由于模态混叠的影响,少量真实信息混叠在低频 IMF 中。

### 2.2 复数据经验模态分解

文献[10-12]先后提出了不同的 CEMD 算法。Rilling 等的方法通过在三维空间中提取不同模态旋转分量的方式来进行分解,具有形态学上的逻辑依据[13-14]。笔者采取文献[12]中的规则 II 来执行 CEMD,具体过程如下。

1) 确定投影方向的个数  $N$  并计算投影方向:  $\varphi_k = 2k\pi/N$ , 其中  $1 \leq k \leq N$ 。

2) 将复数  $x(t)$  投影到  $\varphi_k$  上,  $p_{\varphi_k}(t) = \text{Re}(e^{-i\varphi_k} x(t))$ 。

3) 提取  $p_{\varphi_k}(t)$  的局部最大值  $\{t_j^k, p_j^k\}$ 。对集合  $\{t_j^k, e^{i\varphi_k} p_j^k\}$  进行插值,得到在方向  $\varphi_k$  上的切线  $e'_{\varphi_k}(t)$ 。

4) 计算所有方向上切线的均值

$$m(t) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e'_{\varphi_k}(t) \quad (2)$$

5) 判断  $s(t) = x(t) - m(t)$  是否满足 IMF 的条件,其分解迭代过程与 EMD 一致。

## 3 基于 CEMD 的燃油消耗率提取

本节研究利用 CEMD 解决 EMD 提取燃油消耗率参数时遇到的模态混叠问题。

解决问题的思想是在分解过程中着重提高与真实参数特性相关的趋势项和少量低频 IMF 的精度,而忽略由干扰噪声和量化噪声造成的高频 IMF 分量。首先,根据参数采集原理提取记录剩余燃油信号(记作  $x_r(t)$ )中的关键信息,并结合真实剩余燃油信号(记作  $x_i(t)$ )的形态学先验知识,构造一个与  $x_i(t)$  形态接近的模拟信号(记作  $x_s(t)$ );然后,利用 CEMD 将记录信号  $x_r(t)$  和模拟信号  $x_s(t)$  组成的复数据同步分解。由于 CEMD 分解时实部和虚部的各层 IMF 具有对应的物理特征,因此模拟真实信号  $x_s(t)$  具有指导记录信号  $x_r(t)$  分解的作用。同时,由于模拟真实参数  $x_s(t)$  主要集中在低频部分,因而减小了趋势项和低频 IMF 之间的模态混叠。

### 3.1 模拟剩余燃油信号的构造

由于CEMD分解是在时域内进行的,因此构造模拟信号 $x_s(t)$ 的前提是提取记录信号 $x_i(t)$ 中最接近真实数据的关键信息(简称关键点)。

由采样原理可知,记录信号在受干扰信号穿过量化阈值时必然产生幅值变化,因此没有发生二值反复跳跃的阶梯下降处(情况1)受到的噪声干扰相对较小,而阶梯下降的中点在理论上与真值最为接近,文中将其选为关键点。如图2所示,设 $a_1$ 的坐标为 $(t_1, \delta_1)$ ,  $a_2$ 的坐标为 $(t_2, \delta_2)$ ,那么关键点 $a$ 的坐标为 $((t_1 + t_2)/2, (\delta_1 + \delta_2)/2)$ 。

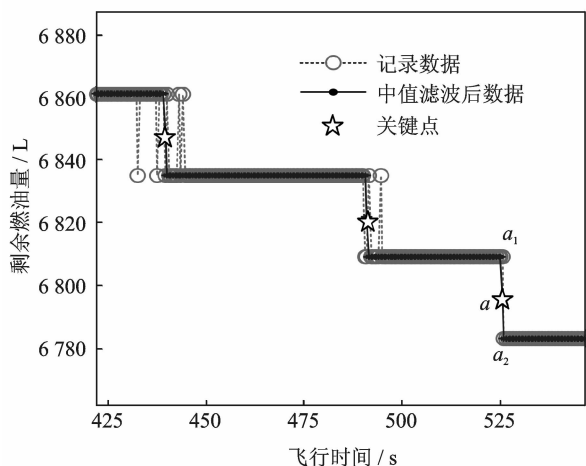


图2 关键点选取原理

Fig. 2 Selection principle of key points

对于出现二值跳跃的阶梯处(情况2),由于白噪声在时域上是均匀分布的,在真实关键点之前的下跳跃点和关键点之后的上跳跃点的数量在理论上是相等的,因此将它们的位置互换,并不会改变关键点的位置。中值滤波算法是一种常用于数字图像处理领域的非线性平滑滤波算法,选择合适的窗口长度,中值滤波在处理二值数据时就具有位置互换排序的功能,笔者选择中值滤波来处理情况2下的二值波动点。

对图1中的剩余燃油参数进行中值滤波处理。经过实验和统计分析,使用窗口宽度为87的中值滤波算法可以将所有的二值波动点按大小重新排序,使情况2恢复到情况1,经过处理后的数据呈严格阶梯递减状,然后就可以按情况1的方法确定关键点。中值滤波处理结果(局部)如图2所示。

在利用选取的关键点构造模拟信号时,由于支持向量机具有较好的泛化能力和结构风险最小化的优点,故笔者采用非线性支持向量回归处理关键点

来构建模拟信号。为了保证模拟信号形态上的真实性,必须注意2个问题:a. 由于飞行过程中的持续消耗,真实信号应该是单调减少的,因此必须保证回归得到的模拟信号单调递减;b. 真实信号相对时间的变化率即为燃油消耗率,而在实际飞行过程中燃油消耗率具有最小值限制,即不能小于飞机发动机最小稳定工作状态(慢车转速时)的耗油率(该机型为0.175 L/s),因此要对回归结果进行斜率最小值限制。

由于燃油流量参数整体趋势呈多项式型,因此在非线性支持向量回归机中,选择多项式核函数 $K(x, y) = [(x \cdot y) + 1]^d$ ,并通过K交叉验证方法来确定核函数参数 $d$ 和惩罚系数 $C$ 的最优值,使得到的回归结果满足单调递减和最小斜率条件。非线性支持向量机的回归结果如图3所示。可以看出,构造出的模拟信号单调递减,而且在整体变化趋势上和记录的剩余燃油量信号一致。由于模拟信号利用了关键点的信息,而且在回归的过程中考虑了真实信号的形态结构先验信息,使得模拟信号与真实信号具有共同的形态特征。

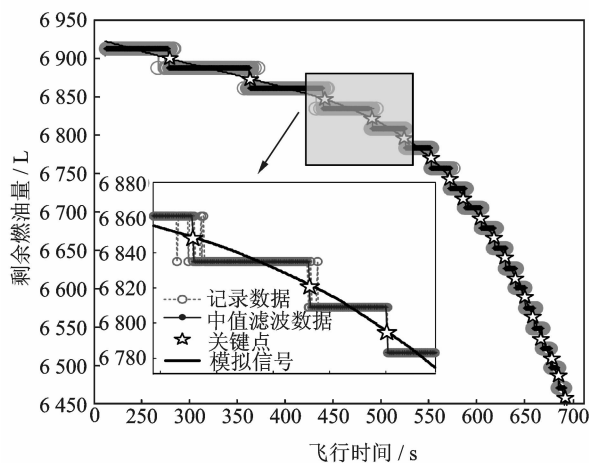


图3 剩余燃油量模拟信号的构造

Fig. 3 Simulated signal construction of residual fuel volume

### 3.2 剩余燃油复数据的构造与分解

利用记录信号 $x_r(t)$ 和模拟信号 $x_s(t)$ 组成的复数据 $x_c(t)$ 为

$$x_c(t) = x_r(t) + jx_s(t) \quad (3)$$

EMD和CEMD的区别在于EMD利用记录信号 $x_r(t)$ 的极值来建立上下包络线,而CEMD建立的是复信号 $x_c(t)$ 在各个方向上投影极值的三维样条包络线,因此模拟信号 $x_s(t)$ 的真实信号形态信息可以指导记录信号 $x_r(t)$ 的分解,从而解决EMD

方法中存在的问题。

对  $x_c(t)$  进行 CEMD 分解,得到

$$x_c(t) = \sum_{k=1}^K d_k(t) + r(t) + j \left[ \sum_{k=1}^K d'_k(t) + r'(t) \right] \quad (4)$$

其中:  $\{d_k(t)\}_{k=1}^K$  和  $r(t)$  为实部的分解结果;  $\{d'_k(t)\}_{k=1}^K$  和  $r'(t)$  为虚部的分解结果。

然后,需要从  $\{d_k(t)\}_{k=1}^K$  和  $r(t)$  中估算出真实剩余燃油量信号。

由于真实信号是单调递减的,理论上残余项  $r(t)$  就代表了 CEMD 提取出来剩余燃油量信息。然而,模拟信号与真实信号的微小偏差,使得分解过程中的模态混叠无法彻底消除,因此真实信息也有可能混叠在低阶 IMF 中。笔者采用计算 IMF $d_k(t)$  和  $x_r(t)$  之间相关系数  $\rho_k$  的办法来判断某一低阶的  $d_k(t)$  是否包含了真实信息,  $\rho_k$  计算公式为

$$\rho_k = \frac{\text{cov}[d_k(t), x_r(t)]}{\sigma[d_k(t)] \cdot \sigma[x_r(t)]} \quad (5)$$

最后,由趋势项  $r(t)$  和相关系数大于某一阈值  $\rho_l$  的  $\{d'_k(t)\}$  组合得到真实剩余燃油信号的估计值  $\hat{x}_i(t)$ ,再对其求一阶导数,就可以得到燃油消耗率数据。 $\hat{x}_i(t)$  计算公式为

$$\hat{x}_i(t) = r(t) + \sum d'_k(t) \quad (6)$$

经实验统计,本研究中  $\rho_l$  取 0.2 时获得的  $\hat{x}_i(t)$

与  $x_r(t)$  的相关性最大。

## 4 实例分析

### 4.1 模拟记录数据实验

由于无法获取飞行过程中的真实剩余燃油消耗率数据,选用美国航空航天学会 2011 年提出的基于真实飞行航迹的燃油消耗模型<sup>[15]</sup>,产生 8 000 点步长为 0.5 s 的燃油消耗率数据,对其积分得到真实剩余燃油信号  $x_i(t)$  进行实验。在  $x_i(t)$  中加入 60, 65, 70 dB 3 种不同信噪比的高斯白噪声(由于采样分辨率相对满量程较小,故当信噪比较低时,量化后的  $x_r(t)$  不会出现与飞参记录参数相似的阶梯下降状),设置采样分辨率为 26 L,对添加噪声后的信号进行量化,得到的 8 000 点数据作为模拟记录信号  $x_r(t)$ 。首先,采用窗口宽度为 87 的中值滤波器处理模拟记录信号  $x_r(t)$ ,去除阶梯下降处的二值波动点;然后,标记所有关键点并采用非线性支持向量回归构造模拟真实信号  $x_s(t)$ ;最后,对由  $x_s(t)$  和  $x_r(t)$  构造的复信号  $x_c(t)$  进行 CEMD 分解获取估算的剩余燃油参数  $\hat{x}_i(t)$ 。

图 4 为采用 EMD 和本研究方法分解的残余项

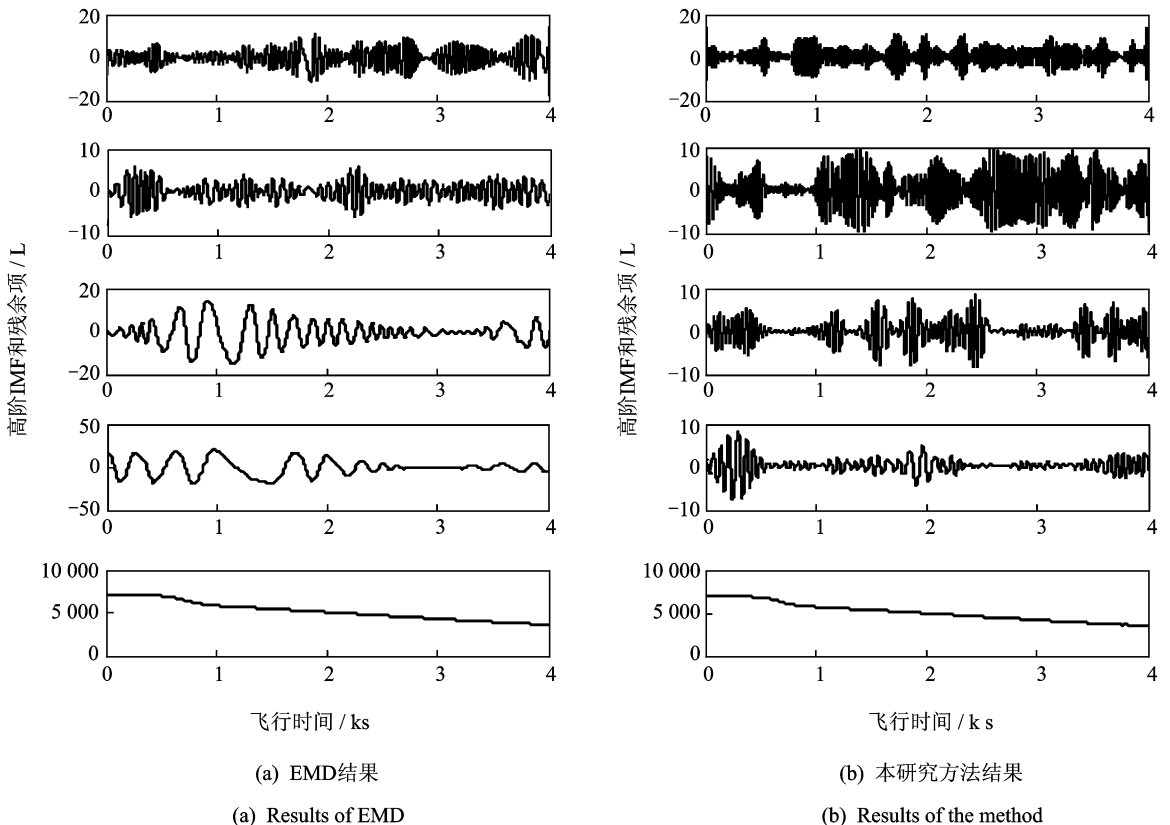


图 4 模拟数据的分解结果

Fig. 4 Decomposition results of simulated data

和最高的四阶 IMF 分量。可以看出:a. EMD 分解的最高两阶 IMF 中混入了与本征频率差异较大低频成分,存在模态混叠现象,本研究方法的分解结果明显降低了模态混叠;b. EMD 分解的高阶 IMF 幅度较大且和残余项之间的频率界限不明显;而本方法的高阶 IMF 幅度相对较小且和残余项之间的频率界限较为清晰,这从客观上说明本研究方法减小了真实信息在高阶 IMF 中的混叠。

与此同时,分别进行如下实验:a. EMD 法,直接将  $x_r(t)$  进行 EMD 分解,采用式(5)和式(6)的方法获取  $\hat{x}_i(t)$ ; b. 插值法,选用低阶多项式对选取的关键点进行延拓,再用斜率约束系数为 0.175 的保单调二次样条 Hermite 插值方法<sup>[16]</sup>获取  $\hat{x}_i(t)$ 。分别对本研究方法和上述两种方法得到的  $\hat{x}_i(t)$  求一阶导,得到的燃油消耗率结果如图 5(添加 60 dB 噪声)所示。可以看出,由于模态混叠效应的影响,EMD 方法的精度明显较低;由于存在部分干扰噪声较大的关键点,插值法得到的剩余燃油参数在这些关键点局部的斜率变化较大,造成燃油消耗率曲线在对应时刻(如图 5 中 750 s 附近)发生突变,当这些突变超过一定范围,会导致误判发动机出现性能故障,其实用性较差。

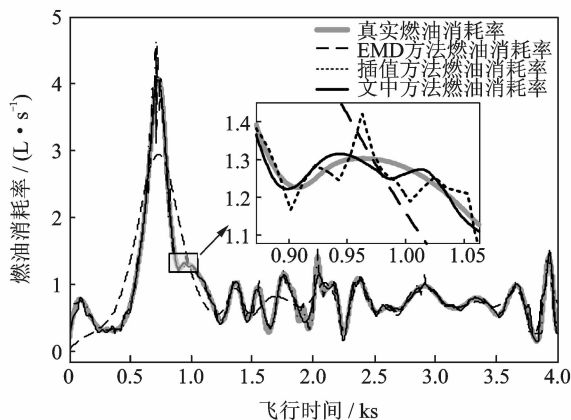


图 5 模拟数据燃油消耗率提取结果

Fig. 5 Fuel consumption extraction results of simulated data

以均方根误差(root mean square error, 简称 RMSE)和相关系数(cross correlation, 简称 CC)作为衡量标准比较 3 种方法的性能,计算结果如表 1 所示。

可以看出,在 3 种不同信噪比情况下,本研究方法的效果都显优于 EMD 和插值法,且提取的燃油消耗率同真实信号的相关性超过了 0.99,这充分说明了本研究方法的有效性。

表 1 模拟数据燃油消耗率提取精度

Tab. 1 Fuel consumption extraction precision of simulated data

方法	笔者方法	EMD	插值法	SNR/dB
RMSE	0.034 7	0.096 8	0.062 2	60
	0.032 1	0.155 0	0.056 8	65
	0.036 9	0.119 9	0.054 4	70
CC	0.992 3	0.932 7	0.971 1	60
	0.993 0	0.817 2	0.974 8	65
	0.990 6	0.895 4	0.973 6	70

#### 4.2 实际试车数据实验

在地面试车情况下,由于燃油液面受飞机姿态变化的影响较小,因此可以采用安装高精度燃油流量传感器的方法,以传感器的输出信号为真实信号来验证本研究方法的性能。选取该型飞机某次发动机试车实验中获取的传感器测量数据  $x_i(t)$  和飞参记录数据  $x_r(t)$  为实验数据,采样频率为 2 Hz,数据长度为 617 s 共 1 234 点,进行对比实验,得到的燃油消耗率结果如图 6 所示。可以看出,由于模态混叠效应,EMD 方法提取的燃油消耗率在起始阶段为负严重偏离了真值。结合图 5 和图 6 可以看出,插值法在燃油消耗率极大值部位容易产生突变,这说明在剩余燃油参数曲线曲率变化较大部位,干扰噪声对关键点选取的影响较大。表 2 为计算各算法

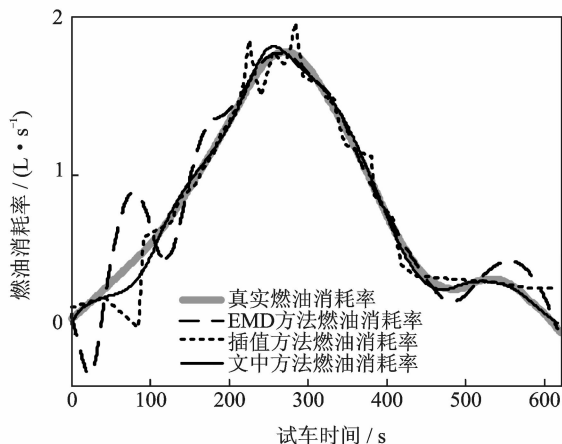


图 6 试车数据燃油消耗率提取结果

Fig. 6 Fuel consumption extraction results of engine test data

表 2 试车数据燃油消耗率提取精度

Tab. 2 Fuel consumption extraction precision of engine test data

方法	笔者方法	EMD	插值法
RMSE	0.023 3	0.098 0	0.053 4
CC	0.996 9	0.945 4	0.971 2

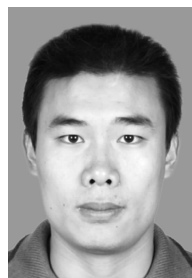
的燃油消耗率提取精度。可见,本研究方法在试车数据中的性能同样明显优于其他两种方法。

## 5 结束语

解决了部分机型因飞参系统缺记燃油消耗率参数给燃油消耗模型和发动机状态监控模型的建立带来不便的问题。本研究方法解决了EMD算法中存在的模态混叠问题以及EEMD算法不适用于量化噪声大且分布不均匀的信号问题。实例计算结果表明,本研究方法的性能明显优于EMD方法和具有斜率约束的保单调二次样条 Hermite 插值法,具有较高的燃油消耗率提取精度,为CEMD在其他一维实信号中的应用提供了指导。

### 参 考 文 献

- [1] Senzig D A, Fleming G G, Iovinelli R J. Modeling of terminal-area airplane fuel consumption[J]. Journal of Aircraft, 2009, 46(4): 1089-1093.
- [2] Oaks R D, Paglione M. Prototype implementation and concept validation of a 4-D trajectory fuel burn model application [J]. Journal of American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2010, 8164: 2-5.
- [3] Muhammad N. Implications of high-pressure turbine's erosion for a military turbofan's fuel consumption[J]. Journal of Aerospace Engineering, 2012, 25 (1): 108-116.
- [4] 冯广斌,吴震宇,袁惠群. 基于混沌理论与SVM的内燃机振动信号趋势预测[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(1): 64-69.  
Feng Guangbin, Wu Zhenyu, Yuan Huiqun. Trend prediction of engine vibration signals using chaotic theory and support vector machine [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(1): 64-69. (in Chinese)
- [5] Huang N E, Norden E, Long S R, et al. The empirical mode decomposition method and the hilbert spectrum for non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1998, 454(1971): 903-995.
- [6] 胡爱军,孙敬敬,向玲. 经验模态分解中的模态混叠问题[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(4): 429-434.  
Hu Aijun, Sun Jingjing, Xiang Ling. Mode mixing in empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(4): 429-434. (in Chinese)
- [7] Wu Zhaohua, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1 (1): 1-41.
- [8] 陈隽,李想. 运用总体经验模式分解的疲劳信号降噪方法[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(1): 15-19.  
Chen Jun, Li Xiang. Application of ensemble empirical mode decomposition to noise reduction of fatigue signal [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(1): 15-19. (in Chinese)
- [9] 陈仁祥,汤宝平,吕中亮. 基于相关系数的EEMD转子振动信号降噪方法[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32 (4): 542-546.  
Chen Renxiang, Tang Baoping, Lü Zhongliang. Ensemble empirical mode decomposition de-noising method based on correlation coefficients for vibration signal of rotor system [J] Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 542-546. (in Chinese)
- [10] Tanaka T, Mandic D P. Complex empirical mode decomposition[J]. Signal Processing Letters, 2006, 14 (2): 101-104.
- [11] Bin Altaf M U, Gautama T, Tanaka T, et al. Rotation invariant complex empirical mode decomposition [C] // International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing. Hawaii: IEEE, 2007: 1009-1012.
- [12] Rilling G, Flandrin P, Gonalves P. Bivariate empirical mode decomposition [J]. Signal Processing Letters, 2007, 14(12): 936-939.
- [13] Park C, David L, Preben K. Time-frequency analysis of EEG asymmetry using bivariate empirical mode decomposition[J]. Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2011, 19(4): 366-373.
- [14] Ahrabian A, Rehman N, Mandic D. Bivariate empirical mode decomposition for unbalanced real-world signals[J]. Signal Processing Letters, 2013, 20 (3): 245-248.
- [15] Chatterji G B. Fuel burn estimation using real track data [C] // 11th AIAA Aviation Technology, Integration and Operations (ATIO) Conference. Virginia: AIAA, 2011:1-17.
- [16] Qu Jianling, Sun Whenzhu. Slope constrained quadratic spline hermite interpolation [J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 411: 1404-1408.



**第一作者简介:**王小飞,男,1986年3月生,博士生。主要研究方向为飞参数据的应用处理、航空发动机性能趋势监控及智能故障诊断等。曾发表《基于噪声辅助非均匀采样复数据经验模态分解的混沌信号降噪》(《物理学报》2014年第17卷第9期)等论文。

E-mail: cody05@163.com

