

引文格式: 高锋, 郭子昂, 赵振平, 等. 航空发动机温度传感器预处理及动态补偿研究[J]. 航空制造技术, 2025, 68(17): 72-81.

GAO Feng, GUO ZiAng, ZHAO Zhenping, et al. Research on preprocessing and dynamic compensation of aero-engine temperature sensors[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2025, 68(17): 72-81.

航空发动机温度传感器预处理及动态补偿研究*

高 锋, 郭子昂, 赵振平, 黄 超, 胡 斌, 王 旭

(中航工业上海航空测控技术研究所, 上海 201601)

[摘要] 针对航空发动机服役过程中复杂工况引起的温度瞬时变化, 导致温度传感器因自身材料热惰性形成的迟滞现象, 且采集的温度信号易受噪声干扰的问题, 采用铂电阻传感器的动态响应实测温度信号, 对某型航空发动机进行了预处理分析和动态补偿研究。通过优化的 CEEMDAN 算法实测信号进行中高频噪声特征提取和滤除, 基于希尔伯特变换滤除微小随机噪声和最终信号重构, 并通过与传感器理论响应曲线的相关系数来评估去噪效果。在此基础上, 利用参数优化的 ARX 模型对重构后的信号进行整体动态误差补偿, 通过均方根动态误差和时间常数计算进行对比分析, 并对重构信号进行不确定度评定。结果表明, 优化的 CEEMDAN 和希尔伯特变换可以更为有效地去除噪声并重构原信号, 与传感器响应曲线相关系数达到 99.9%, 相对扩展不确定度约为 3.3%; ARX 模型参数 w 较大, 补偿后的整体动态误差最大下降幅度为 71.36%, 时间常数降低 2.76 s。

关键词: 航空发动机; 传感器预处理; 信号重构; 动态补偿; 模型参数

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2025.17.072



高 锋

工程师, 研究方向为航空传感器测试与控制。

航空发动机压气机进气温度和涡轮后排气温度的精准测量, 对于航空发动机的健康监测及实时控制起着关键作用, 且对发动机整个生命周期具有重要意义^[1-3]。目前, 航空发动机流道内温度测量最常用的方法是采用温度传感器直接测量, 但在测量过程中发动机的工作环境充满振动、电磁干扰以及噪声, 传感器采集到的温度数据可能受到严重干扰, 并且在发动机高温、高压、高速气流的复杂恶劣工况下, 温度传感器的稳定性和实时响应性能会受到破坏。为保证航空发动机气流温度的精确测量和实时跟踪, 需对发动机气流温度传感器的温度信号进行预处理分析和动态补偿^[4-8]。

在航空发动机实际工作时, 其产生的气流温度往往具有复杂的特

性, 包括非平稳性、时变性以及多尺度特征等, 这些特性使得通过传统滤波算法难以较好地提取出目标温度值。小波变换能够对数据进行多分辨率分析, 同时在时域和频域中对数据进行局部化处理, 从而有效地捕捉数据的细节特征和全局趋势^[9-10]。然而, 如何选择合适的母小波函数、确定合理的阈值策略及优化算法的实现过程, 仍是需要深入研究的问题^[11-14]。为了进一步提取航空发动机气流温度传感器的噪声信号特征, 考虑经验模态分解^[15] (EMD) 对于非线性时变信号的自适应处理优势, 相比小波分析等其他分解方法, EMD 克服了需要人为经验选择小波基函数与分解层数等不足, 减少了主观因素对结果的影响; Wu 等^[16] 通过白噪声辅助的方式加入分解信号, 多次试验求取平均值

* 基金项目: 国家科技重大专项 (航空发动机及燃气轮机重大专项) 基础研究项目 (J2022-V-0005-0031)。

获取模态分量(IMF),并利用白噪声均值为零的特点消除噪声对结果的影响;Yeh^[17]和Torres^[18]等在此基础上对随机白噪声进行了不同的改进,通过采用互补正负白噪声及添加控制原始信号和噪声信噪比的参数,使分解结果在一定程度上抑制了模态混叠现象;然而,上述分解方法中需向原始信号中添加不同幅值的白噪声并进行独立分解,导致在分解的每个阶段间缺乏关联,可能产生不同阶数的IMF分量,从而形成虚假模态分量。对于温度传感器的动态响应补偿,大量的学者也做了相关研究^[19-22],但上述研究对实际测量中产生的噪声信号处理效果并不理想。

本文提出了一种优化的自适应噪声完备集合经验模态(CEEMDAN)分解算法及希尔伯特变换的温度信号预处理方法,以及优化参数的有源自回归(ARX)模型动态补偿研究。首先采用极值对称延拓的方法得到每阶分量,在每阶余量信号中引入正负成对的高斯白噪声和标准偏差系数,并考虑每阶分量的关联性;然后通过希尔伯特变换对每阶分量进行时频分析,根据时频分析结果将温度噪声信号分离出来并重构信号,再与小波变换和快速傅里叶变换(FFT)方法进行相关系数计算对比分析,同时对去噪结果进行测量不确定度评定。此外,利用优化参数的ARX模型对温度重构信号进行动态补偿和对比分析,为航空发动机气流温度的实时监控与健康提供数据支撑。

1 信号预处理和动态补偿原理

1.1 小波阈值去噪

小波变换基于有限长度和具有衰减特性的小波基函数,能够对非平稳信号进行多分辨率分析,同时在时域和频域中对数据进行局部化处理,从而有效地捕捉数据的细节特征和全局趋势。目前,该方法已广泛应用于图像处理、信号处理、数据压缩和

语音识别等领域。待分析信号分解为小波函数之和,其计算公式为

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \left| \psi \left(\frac{x-b}{a} \right) \right| \quad (1)$$

式中, $\psi(x)$ 为母小波函数; a 和 b 分别为尺度和平移系数; $\frac{1}{\sqrt{a}}$ 为归一化系数,使其范数不受 a 、 b 影响,即 $\|\psi_{a,b}(x)\| = \|\psi(x)\|$ 。信号 $f(x)$ 以 $\psi(x)$ 为基函数的连续小波函数,定义为

$$W_f(a,b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \int_0^{+\infty} f(x) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{x-b}{a} \right) dx \quad (2)$$

通过系数 a 、 b 伸缩和平移生成一系列小波函数,分别与信号 $f(x)$ 进行内积运算,从而分析信号在不同尺度和位置上的特征。离散小波分解是对连续小波的离散化处理,而实现离散小波变换最广泛且最高效的算法为Mallat算法,该算法常用于信号的分解、滤波和去噪。其去噪过程主要包括小波分解、阈值处理和信号重建。其中,阈值处理对最终的去噪效果影响最大,自适应阈值大小定义为

$$\lambda = \sigma \sqrt{\frac{1}{5} j \cdot \lg L} \quad (3)$$

式中, σ 为信号噪声的标准方差; j 为分解层数; L 为信号长度。

1.2 优化的CEEMDAN算法

CEEMDAN算法通过添加白噪声与多次迭代的方式,并在每一阶IMF分量计算后进行平均处理,来降低加入白噪声的影响,但分解结果往往会现出虚假模态分量和端点效应。

为了进一步优化CEEMDAN算法,基于极值延拓的思想,定义温度信号 $x(t)$ 内极大值的数量为 M ,极小值的数量为 N ,极值点序列定义为 I ,时间序列为 T ,温度值为 U ,表达式如下

$$\begin{aligned} I_m &= [I_m(1), I_m(2), \dots, I_m(M)] \\ I_n &= [I_n(1), I_n(2), \dots, I_n(N)] \\ T_m(i) &= t_m, U(i) = S_{t_m}, i=1, 2, \dots, M \\ T_n(i) &= t_n, U(i) = S_{t_n}, i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (4)$$

温度信号序列左端点 K_1 及对应的时间序列和温度值为

$$K_1 = \begin{cases} I_m(2) - I_m(1), I_m(1) < I_n(1) \\ I_n(2) - I_n(1), I_m(1) > I_n(1) \\ 2|I_m(1) - I_n(1)|, M = N = 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中, t 为采样间隔时间。

$$\begin{aligned} T_m(0) &= T_m(1) - K_1 \Delta t, U_m(0) = U_m(1) \\ T_m(-1) &= T_m(1) - 2K_1 \Delta t, U_m(-1) = U_m(1) \\ T_n(0) &= T_n(1) - K_1 \Delta t, U_n(0) = U_n(1) \\ T_n(-1) &= T_n(1) - 2K_1 \Delta t, U_n(-1) = U_n(1) \end{aligned} \quad (6)$$

同理,信号序列右端点 K_2 及对应的时间序列和温度值分别为

$$K_2 = \begin{cases} I_m(M) - I_m(M-1), I_m(M) > I_n(N) \\ I_n(N) - I_n(N-1), I_m(M) < I_n(N) \\ 2|I_m(M) - I_n(N)|, M = N = 1 \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} T_m(M+1) &= T_m(M) + K_2 \Delta t, U_m(M+1) = U_m(M) \\ T_m(M+2) &= T_m(M) + 2K_2 \Delta t, U_m(M+2) = U_m(M) \\ T_n(N+1) &= T_n(N) + K_2 \Delta t, U_n(N+1) = U_n(N) \\ T_n(N+2) &= T_n(N) + 2K_2 \Delta t, U_n(N+2) = U_n(N) \end{aligned} \quad (8)$$

若温度序列端点处幅值大于距离端点最近的极值点幅值,按照式(9)处理。

$$\begin{aligned} T_m(0) &= t_1, U_m(0) = S_1, S_1 > U_m(1) \\ T_n(0) &= t_1, U_n(0) = S_1, S_1 < U_n(1) \\ T_m(M+1) &= t_n, U_m(M+1) = S_n, S_1 > U_m(M) \\ T_n(N+1) &= t_n, U_n(N+1) = S_n, S_1 > U_n(N) \end{aligned} \quad (9)$$

则形成极值延拓的上下包络线可表示为

$$\begin{aligned} u_m(t) &= f(T_m, U_m, t) \\ u_n(t) &= f(T_n, U_n, t) \end{aligned} \quad (10)$$

基于上述理论,定义算子 $E_k(\cdot)$ 为第 k 阶IMF分量, $M_k(\cdot)$ 为相应的信号包络均值。优化的CEEMDAN分解方法具体步骤如下。

(1) 基于CEEMDAN分解第一阶IMF分量,将正负成对的高斯白噪声加入温度信号,同时引入了高斯白噪声标准偏差系数 β_k ,其表达式为

$$\begin{bmatrix} x^j(t) \\ x^{-j}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \beta_k E_1(w^j(t)) \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中, $\beta_k = \varepsilon_0 \text{std}(r_k)$ ($k \geq 0$), ε_0 为所添噪声的标准差; $w^i(t)$ 为加入的第 i 个高斯白噪声; $x^i(t)$ 为加入第 i 个正高斯白噪声形成的合成信号; $x^{-i}(t)$ 为加入第 i 个负高斯白噪声形成的合成信号; r_k 为 k 阶余量。

(2) 在 $k=1$ 时, 计算第一阶 IMF 分量的余量信号。

$$r_1(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I M_1(x^i(t))$$

$$r_{-1}(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I M_1(x^{-i}(t))$$

则第一阶 IMF 分量可表示为

$$\bar{c}_1(t) = x(t) - \frac{1}{2}(r_1(t) + r_{-1}(t)) \quad (13)$$

(3) 在第一阶剩余分量中加入自适应正负噪声的第二阶 IMF 分量, 并定义第二阶 IMF 分量。

$$\bar{c}_2(t) = \frac{1}{2}(r_1(t) + r_{-1}(t)) - \frac{1}{2}(r_2(t) - r_{-2}(t)) =$$

$$\frac{1}{2}(r_1(t) + r_{-1}(t)) - \frac{1}{2I} \left(\sum_{i=1}^I M_2(r_1(t) + \beta_1 E_2(w^i(t))) + \sum_{i=1}^I M_2(r_{-1}(t) - \beta_1 E_2(w^i(t))) \right) \quad (14)$$

(4) 对剩余各阶 IMF 分量的余量进行计算, 对 $r_{k-1}(t) + \beta_{k-1} E_k(w^i(t))$ 和 $r_{k-1}(t) - \beta_{k-1} E_k(w^i(t))$ 进行分解, 得出 k 阶 IMF 分量。

$$\bar{c}_k(t) = r_{k-1}(t) - r_k(t) \quad (15)$$

(5) 执行步骤 (4), 所获取的余量信号的极值点数满足小于等于两个的条件时, 则分解结束。

1.3 ARX 动态补偿模型

铂电阻温度传感器动态模型大多近似为一阶模型, 其传递函数定义为

$$G_T(s) = \frac{1}{1 + sN_T} \quad (16)$$

通过参数优化的 ARX 模型^[23] 来补偿铂电阻的动态误差, 其校正器模型为

$$G_0(s) = \frac{1 + sN_0}{1 + \frac{sN_0}{w}} \quad (17)$$

$$G_{T0}(s) = \frac{1}{1 + \frac{sN_0}{w}} \quad (18)$$

$$T_0(n) = x \times T_{0-1}(n-1) + y \times T_j(n) + z \times T_j(n-1) \quad (19)$$

式中, N_0 传感器时间常数; w 为补偿系数; n 为信号采样序列; $T_0(n)$ 为补偿模型输出; $T_j(n)$ 为第 n 采样序列的原始温度。其中, 比例系数 $x = \frac{N_0}{w\Delta t + N_0}$, $y = w \frac{\Delta t + N_0}{w\Delta t + N_0}$, $z = -w \times \frac{N_0}{w\Delta t + N_0}$, 通过调整参数 w 和比例系数 x 、 y 、 z , 最大化降低响应时间和动态误差。

2 铂电阻动态响应试验

本研究的试验数据来自某型航空发动机选用的铂电阻温度传感器的动态响应测试结果。气流温度传感器动态响应校准原理如图 1 所示。试验流程为: 首先开启风洞系统, 使试验段的气流温度和速度达到设定值; 然后采用冷热气流不同比例掺混的方式, 通过温度阶跃装置来改变试验段温度, 分别记录温度传感器从初始状态到阶跃状态过程中的温度-时间的变化关系。其中, 试验工

况如表 1 所示, 具体过程如下。

(1) 测量装置准备: 将总压探针放置于稳定段内以测量气流总压, 并用引压管连接总压探针和压力传感器; 同时, 用引压管连接静压孔和压力传感器, 以测量气流静压。

(2) 将被测温度传感器固定在试验段的安装座上, 并连接至多功能万用表和高精度示波器。测试前, 需对测试仪器和稳压电源进行充分预热。

(3) 开启并调节风洞系统, 使试验段的气流速度 (马赫数) 和气流温度达到要求值。

(4) 通过冷气流改变被测温度传感器的温度, 调整到温度阶跃的初始温度, 记录初始状态, 包括气流总压、静压、大气压、总温和被测温度传感器温度等。

(5) 发动机进口温度测量系统开始采集数据, 启动温度阶跃装置, 使被测温度传感器周围产生温度突变, 记录被测温度传感器的温度-时间变化关系, 采集记录时间为 80 s。

(6) 完成温度响应记录后, 记录终止状态, 包括气流总压、静压、大气

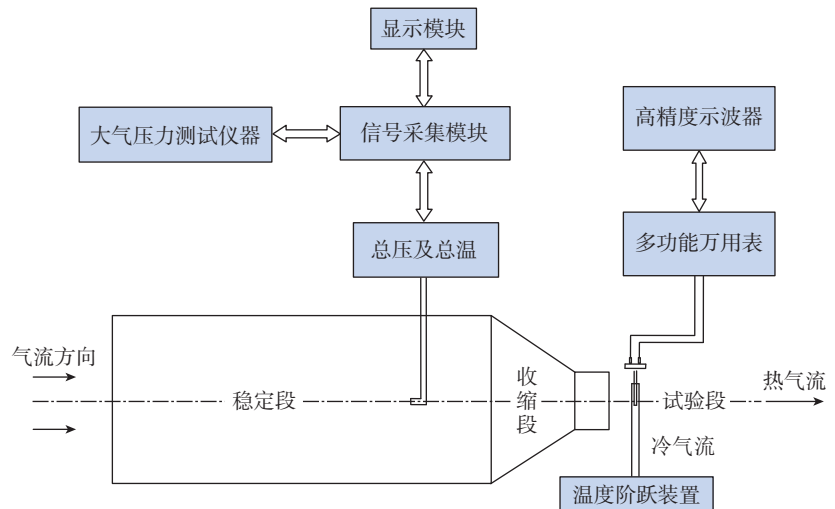


图 1 气流温度传感器动态测量原理

Fig.1 Dynamic measurement principle of airflow temperature sensor

表 1 动态响应试验工况

Table 1 Dynamic response test conditions

来流气压/MPa	来流马赫数 Ma	阶跃温度 1/°C	阶跃温度 2/°C
0.102	0.297	50~120	20~80

压、总温和被测温度传感器温度等。

(7)重复步骤(3)~(6),共测量3次。

在上述测量参数及试验工况下,选取某型铂电阻传感器的两组测量信号,如图2所示,气流温度50~120℃阶跃条件的试验结果为测量信号1,气流温度20~80℃阶跃条件的试验结果为测量信号2。可以看出,测量信号1和测量信号2动态响应曲线中,初始温度和阶跃后的温度与目标工况误差在2℃内;不同阶跃温度的响应速度(时间常数)差异约为4s;同时,两个试验工况下动态响应曲线均出现了大量噪声信号,虽然可以大致得出气流温度的趋势,但是仍覆盖了气流温度的实际有效测量值。为提取气流温度的有效信号,分别采用传统算法(包括FFT、小波变换)及优化的CEEMDAN分解算法和希尔伯特变换进行去噪重构信号。

3 试验结果分析

3.1 FFT与小波去噪

在去噪过程中,通过选取不同的窗函数参数、小波基函数和阈值函数来达到最优的去噪效果。FFT去噪算法窗口点数设置为200,截止频率为3.4 Hz;小波去噪选用db8小波基函数,分解层数为8,阈值函数为软阈值函数。图3为FFT算法和小波变换的去噪结果,分别显示了两种工况下的原始信号和处理后的信号。

图3展示了FFT和小波变换的去噪效果,两种算法均明显地滤除了大量的噪声信号,最终的信号与传感器理论响应趋势一致。但FFT在初始时间段的0~10s和75s附近与原始数据的温度变化有明显的偏离;而小波阈值去噪则更好地贴近温度变化趋势,但在中间时间段仍出现短暂的波峰,表明去噪后的重构信号仍然包含部分噪声信号的分量。

3.2 优化算法去噪分析

根据1.2节可知,优化的

CEEMDAN可以进一步抑制模态混叠和端点效应,更好地提取出信号中不同频段的各个IMF分量。本节基于优化的CEEMDAN分解方法对原始信号进行了分解,并通过希尔伯特变换(HT)对每阶分量进行了时频分析,提取出敏感噪声分量,并将剩余的分量进行重构。图4和5展示了优化的CEEMDAN分解结果,可以看出,图4中测量信号1原始信号在前3阶提取的IMF分量为敏感高频噪声信号,4~7阶IMF分量为低频噪声信号;图5中测量信号2在前5阶为敏感高频噪声信号,6、7阶IMF分量为低频噪声信号,而图5中紫红色部分为8~10阶IMF分量,均表现出了气流温度的阶跃趋势,说明这几阶信号的IMF分量为气流温度有效值分量。

根据图4和图5提取出敏感噪声IMF分量及气流温度有效值分量,

为了进一步分析各IMF分量的局部特征,对其进行希尔伯特变换,如图6和图7所示,根据瞬时频率可知,图6(a)和(b)与图7(a)和(b)代表了原始信号中的高频噪声和中频噪声,图6(c)和(d)与图7(c)和(d)为少量的低频噪声及残余分量。由图6(c)和(d)与图7(c)和(d)可以看出,整体频率较为均匀且接近于0,但分别在56s附近和80s附近呈现尖锐的瞬时频率突变,说明在此刻出现了噪声的干扰。在没有噪声干扰的时间域中,瞬时幅值较为平缓。因此,在重构信号过程中,需要将中高频及突变噪声信号滤除。

图8和图9分别展示了测量信号1和测量信号2的中高频去噪及重构信号,图8(a)和图9(a)显示了原始气流温度信号滤除高频噪声的结果,可以看出,传感器采集过程

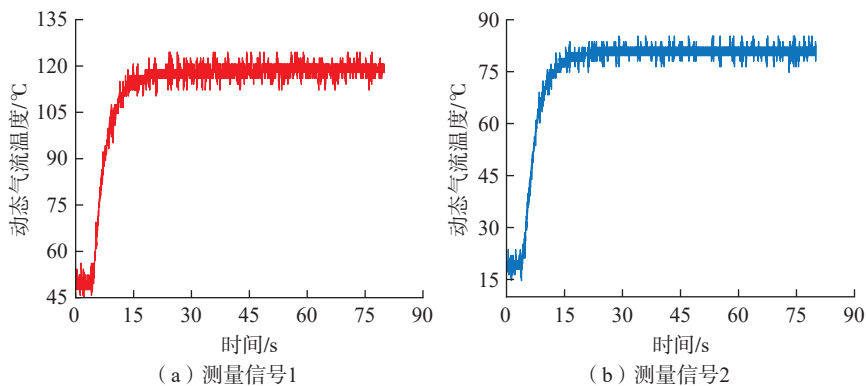


图2 动态温度试验不同阶跃温度测量信号

Fig.2 Measurement signals of different step temperatures in dynamic temperature test

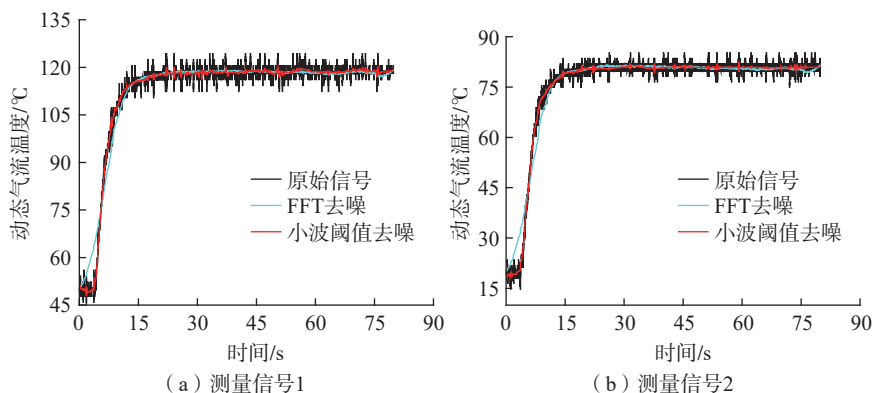


图3 FFT与小波变换去噪结果

Fig.3 Denoising results of FFT and wavelet transform

的高频噪声信号基本去除,在达到阶跃温度趋于稳定的时域段幅值在 120 °C 和 80 °C 附近噪声明显降低(放大

部分蓝色区域)。图 8 (b)和图 9 (b) 为进一步消除中低频的噪声信号,并重构了温度有效信号。可以看出,重

构后气流温度信号与传感器理论温度趋势基本一致, 20 s 后的温度稳定区域整体分布在 119 °C 和 80 °C 附近,

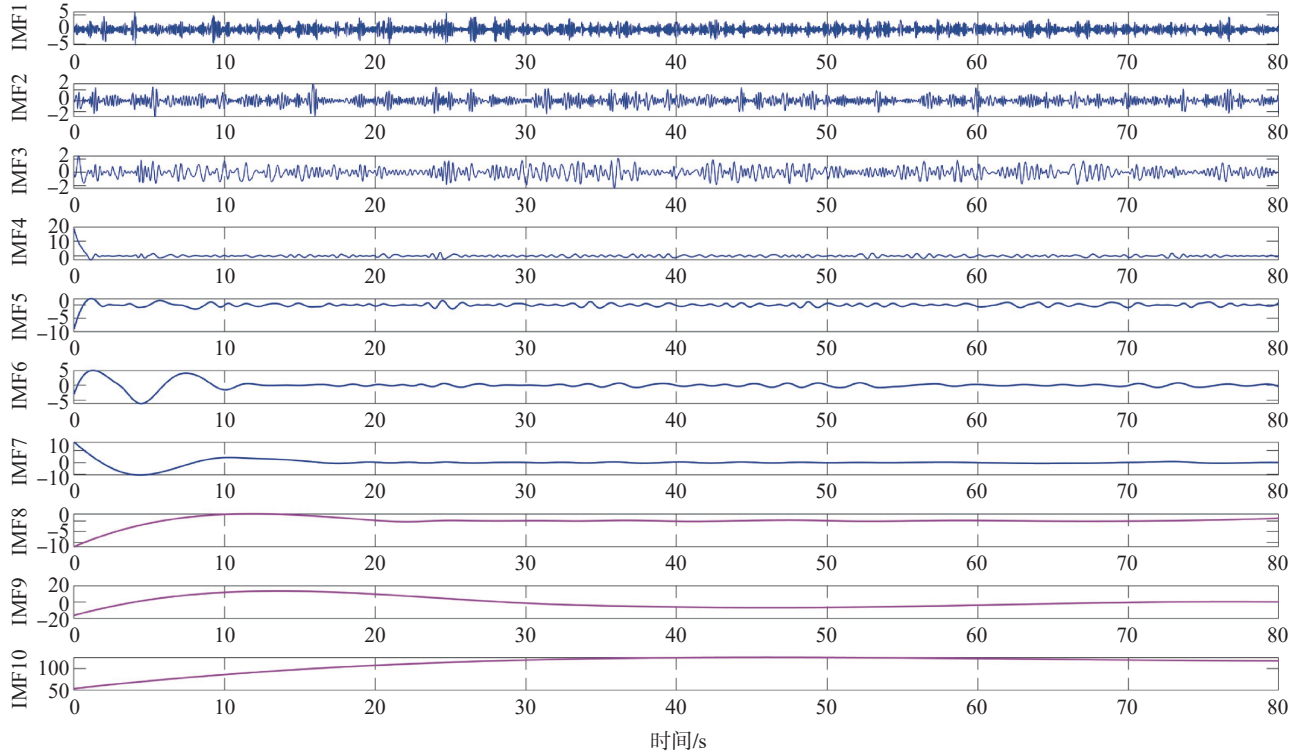


图 4 基于优化的 CEEMDAN 的测量信号 1 分解结果

Fig.4 Decomposition results of measurement signal 1 based on optimized CEEMDAN

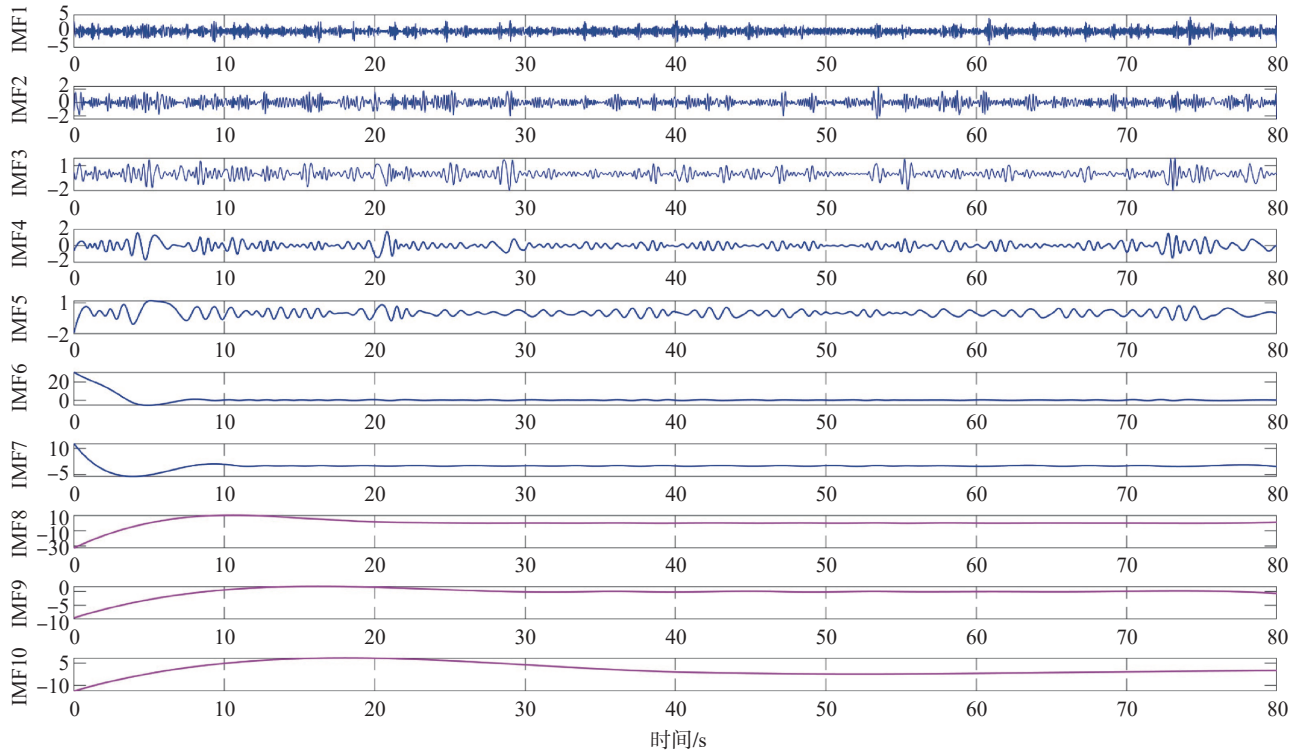


图 5 基于优化的 CEEMDAN 的测量信号 2 分解结果

Fig.5 Decomposition results of measurement signal 2 based on optimized CEEMDAN

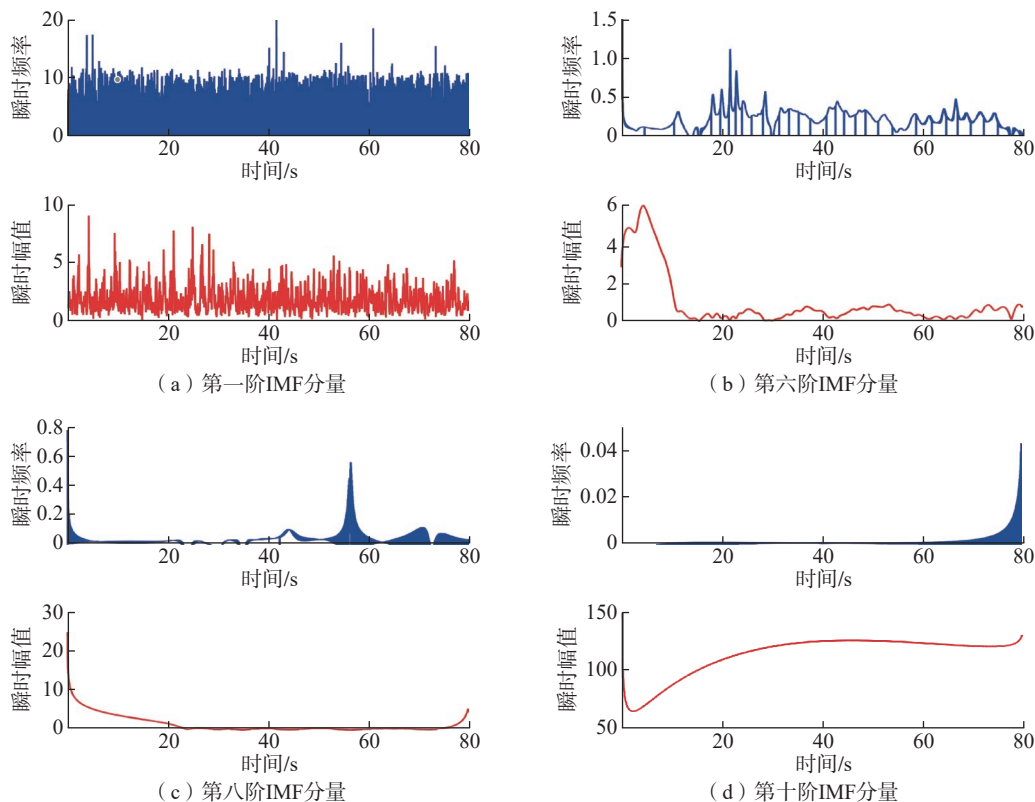


图6 测量信号1 希尔伯特变换结果

Fig.6 Hilbert transform result of measurement signal 1

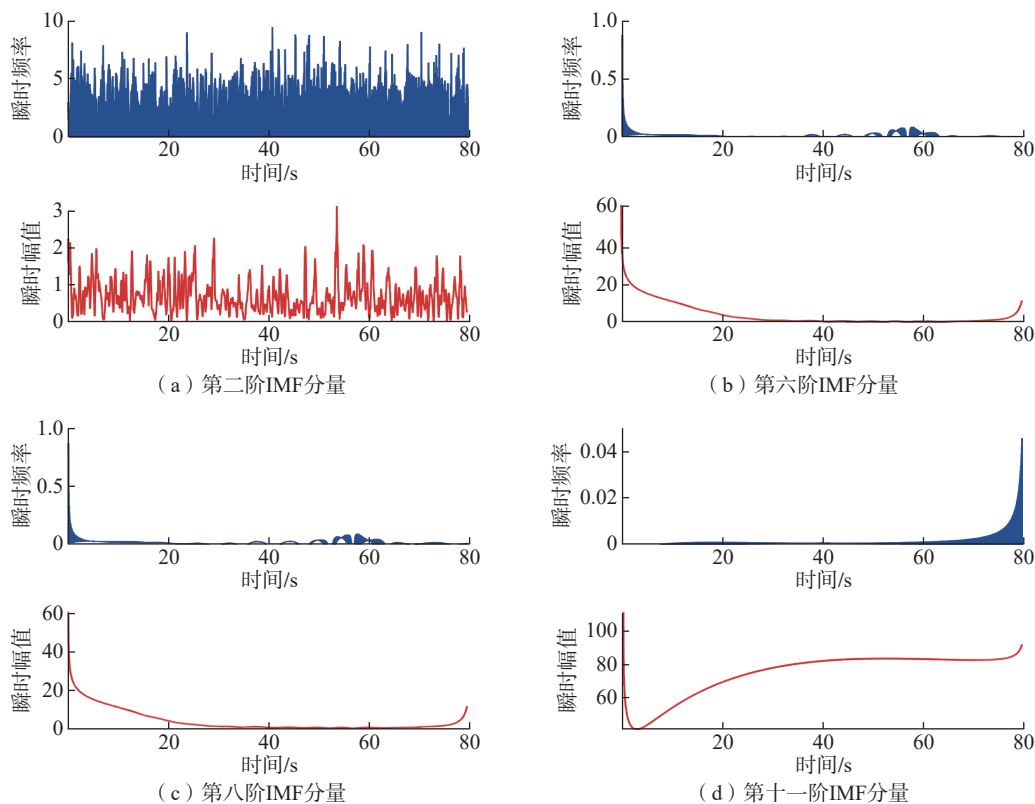


图7 测量信号2 希尔伯特变换结果

Fig.7 Hilbert transform result of measurement signal 2

且在 1 °C 范围内上下浮动,这是由气流温度的不稳定性及温度传感器的温漂共同作用形成的,未出现某时间点的明显尖锐峰值(噪声干扰)。同时,为了进一步对比传统算法和优化后算法的效果,通过去噪重构后信号与传感器理论响应趋势(理论模型)的相关系数计算表征去噪效果,如表 2 所示。本研究优化算法的相关系数计算值明显优于另外两种传统去噪方法,测量信号 1 和测量信号 2 经去噪重构后的信号与理论模型相关系数均最接近于 1。

表 3 为测量信号 1 的不确定度分量,参考《温度传感器动态响应校准规范》,对去噪后的气流温度信号进行了测量不确定度评定,计算公式为

$$u_r(\tau) = \frac{\sqrt{[u_p]^2 + [u(t_B)]^2 + [u(t_A)]^2 + \left[\frac{\partial \tau}{\partial Ma} u(Ma)\right]^2}}{\tau} \quad (20)$$

式中, $u_r(\tau)$ 为相对合成标准不确定度; u_p 、 $u(t_B)$ 、 $u(t_A)$ 和 $u(Ma)$ 由表 3 中不确定度来源的标准不确定度得出; τ 为时间常数; $\frac{\partial \tau}{\partial Ma}$ 取 0.5。

根据式(20)计算得出,测量信号 1 时间常数的相对合成标准不确定度为 1.7%,相对扩展不确定度(包含因子为 2)为 3.4%;测量信号 2 时间常数的相对合成标准不确定度为 1.6%,相对扩展不确定度(包含因子为 2)为 3.2%。

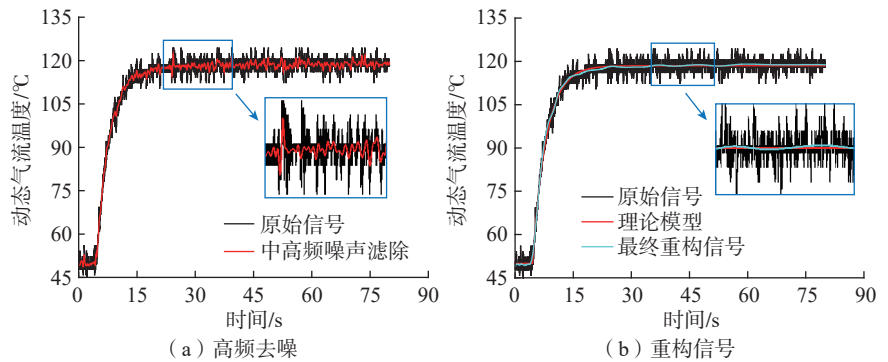


图 8 测量信号 1 优化算法去噪及重构信号

Fig.8 Optimization algorithm for denoising and reconstructing signal of measurement signal 1

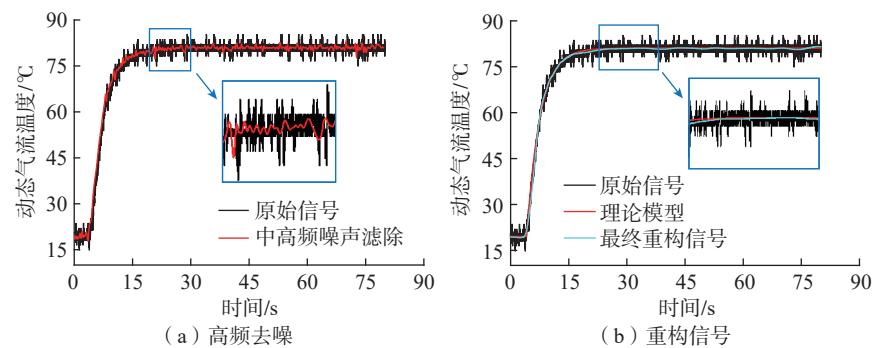


图 9 测量信号 2 优化算法去噪及重构信号

Fig.9 Optimization algorithm for denoising and signal reconstruction of measurement signal 2

表 2 不同种去噪算法与原始温度信号的相关系数

Table 2 Correlation coefficients between different denoising algorithms and raw temperature signals %

测量信号	FFT 去噪	小波阈值	优化的算法
1	96.15	96.87	99.95
2	95.99	97.85	99.99

表 3 测量信号 1 不确定度分量

Table 3 Uncertainty components of measurement signals 1

不确定度来源	包含因子值	标准不确定度		不确定度来源	包含因子值	标准不确定度/Pa	
		测量1	测量2			测量1	测量2
测量的重复性	—	0.05 s	0.03 s	风洞气流的总压波动	$\sqrt{3}$	5.8	5.8
温度传感器的示值误差	$\sqrt{3}$	0.1 °C	0.05 °C	数采系统的测量误差	$\sqrt{3}$	5.8	5.8
阶跃起点 A 选取误差	$\sqrt{3}$	0.12 °C	0.12 °C	静压传感器的示值误差	$\sqrt{3}$	3.5	3.5
高速采集设备的示值误差	$\sqrt{3}$	0.15 °C	0.15 °C	无汞气压计的示值误差	$\sqrt{3}$	23	23
风洞气流的有效温度波动	$\sqrt{3}$	0.17 °C	0.17 °C	风洞气流的静压波动	$\sqrt{3}$	5.8	5.8
数据采样间隔	$\sqrt{3}$	0.01 s	0.01 s	总压传感器的示值误差	$\sqrt{3}$	87	87
阶跃起点 A 选取误差	$\sqrt{3}$	0.06 s	0.06 s	—	—	—	—

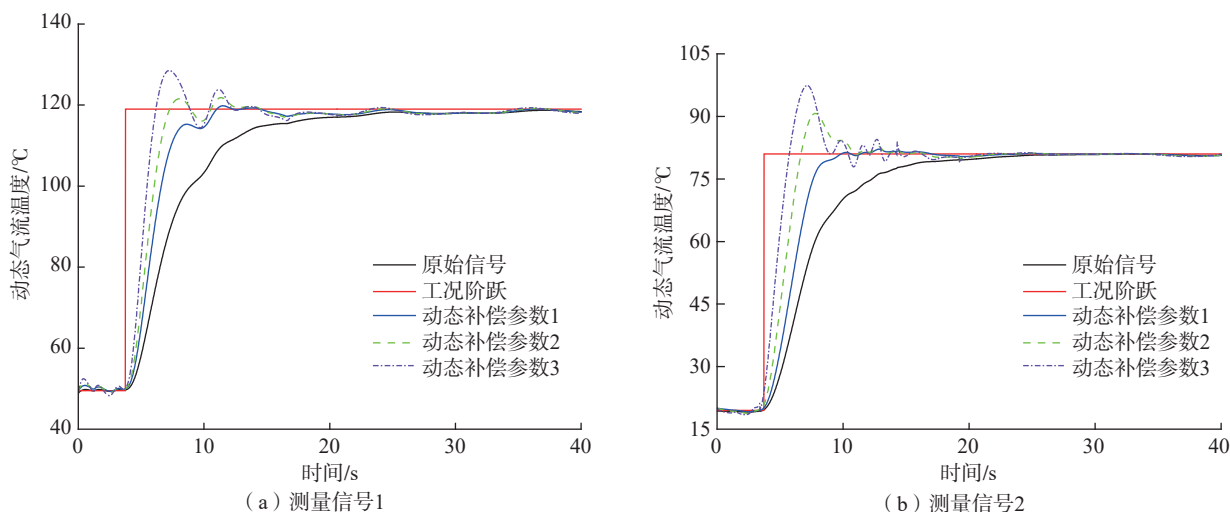


图 10 重构信号动态补偿结果

Fig.10 Dynamic compensation results of reconstructed signal

3.3 动态补偿结果

如图 10 所示,基于 1.3 节参数优化的 ARX 补偿模型对优化的算法重构信号进行动态补偿,通过进一步优化模型中的 w 值来获取不同的动态补偿效果,动态补偿参数 1、参数 2 和参数 3 分别代表 w 为 2、4 和 6,原始信号为传感器重构温度信号。可以看出,参数 w 越大,温度响应曲线越贴近于工况阶跃曲线,在达到阶跃温度后首次波峰极值处误差最大,测量信号 1 和测量信号 2 动态误差分别达到 9.5 °C 和 16.4 °C,且振荡较为明显,呈现由大逐渐变小的趋势。此外,根据均方根计算和响应时间常数(阶跃温度的 63.2%)来定量分析整体动态误差的下降幅度和传感器的实时响应,计算公式为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{Q} \sum_{k=1}^N (T_k - \hat{T}_k)^2} \quad (21)$$

式中, Q 为温度采样序列; T_k 和 \hat{T}_k 为理想热电偶动态响应(工况阶跃温度)和补偿前后热电偶的动态响应。

由表 4 和表 5 可得出整体动态误差补偿后的下降幅度和时间常数值。动态补偿参数 w 越大,整体动态误差降低百分比越大,在 w 值为 6 时测量信号 1 和测量信号 2 整体动态误差分别下降了 71.36% 和 59.42%,

表 4 动态误差补偿均方根误差计算

Table 4 Calculation of root mean square error for dynamic error compensation %

测量信号	动态补偿参数1	动态补偿参数2	动态补偿参数3
1	33.27	54.04	71.36
2	36.63	48.02	59.42

表 5 动态补偿前后时间常数计算

Table 5 Time constant calculation before and after dynamic compensation s

测量信号	动态补偿前	动态补偿参数1	动态补偿参数2	动态补偿参数3
1	4.06	2.53	2.06	1.56
2	3.94	2.77	1.91	1.18

动态响应时间也下降最多,分别降低了 2.5 s 和 2.76 s; 动态补偿参数 w 越小,整体动态误差和时间常数下降幅度减小,在测量信号 1 工况的阶跃温度下,参数 w 对于整体动态误差的影响较大,在测量信号 2 工况的阶跃温度下,对时间常数的影响较大。

4 结论

本文基于某型航空发动机采用铂电阻温度传感器的动态响应实测数据,对数据中的噪声信号进行处理,提出了一种优化的 CEEMDAN 算法和希尔伯特变换,分别用于噪声提取和原始信号的重构,并通过相关系数计

算对去噪效果表征进行了对比;同时,对去噪处理后的信号进行了参数优化的 ARX 模型的动态误差补偿,依据不同参数 w 对比分析补偿后的整体动态误差和响应时间常数,主要结论如下。

(1) 优化的 CEEMDAN 算法和希尔伯特变换重建的传感器温度信号整体较平缓,相比两种传统去噪算法,无明显的尖锐噪声信号,与传感器理论响应的一致性较好。

(2) 基于优化的算法重建的传感器温度信号,在 3 种去噪算法中与传感器理论响应的相关系数值最接近于 1,两种阶跃温度工况下分别

为 99.95% 和 95.99%; 同时对测量信号进行了不确定度评定, 相对扩展不确定度 (包含因子为 2) 分别为 3.4% 和 3.2%。

(3) 参数优化的动态补偿模型 (ARX) 对动态误差补偿效果较为明显, 下降幅度均大于 30%, 时间常数降低值大于 1.2 s, 模型中参数 w 对整体动态误差和时间常数的下降幅度影响较大, 且不同阶跃温度工况的下降幅度不同。

(4) 动态补偿模型 w 值越大, 整体动态误差和时间常数下降幅度越大, 在达到阶跃温度后的极值处出现过拟合补偿, 振荡现象较为明显, 在首峰出现首峰的 5 s 后温度波动趋于稳定; 动态补偿模型 w 值较小时, 振荡频率和幅度明显降低, 整体动态误差和时间常数下降幅度减小。

参考文献

- [1] 田青林, 李海勇, 孙勇, 等. 某型发动机低压涡轮盘温度遥测技术[J]. 中国测试, 2023, 49(12): 23–28, 40.
- [2] 姚艳玲, 代军, 黄春峰. 现代航空发动机温度测试技术发展综述[J]. 航空制造技术, 2015, 58(12): 103–107.
- [3] 冯爽, 李宝宽, 杨晓晰, 等. 射流预冷对航空发动机进气温度的特征性分析[J]. 航空动力学报, 2024, 39(7): 182–193.
- [4] LEBIODA M. Dynamic properties of cryogenic temperature sensors[J]. Przegląd Elektrotechniczny, 2015, 1(2): 227–229.
- [5] RUPNIK K, KUTIN J, BAJSIĆ I. Identification and prediction of the dynamic properties of resistance temperature sensors[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2013, 197: 69–75.
- [6] 崔志文, 李文军, 虞思思, 等. 基于自回归与长短期记忆网络混合模型的热电偶动态补偿方法研究[J]. 中国测试, 2023, 49(9): 63–72.
- [7] CHU J R, WANG S L, GAN R L, et al. Dynamic compensation by coupled triple-thermocouples for temperature measurement error of high-temperature gas flow[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2024, 46(5): 952–961.
- [8] ARUNPRASATH V, PATEL J V, ROY K. In-situ measurement and dynamic compensation of thermocouple time constant in nuclear reactors[J]. International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration, 2016, 3(22): 125–130.
- [9] RAJINI G K. A comprehensive review on wavelet transform and its applications[J]. Journal of Signal and Information Processing, 2020, 11(2): 115–132.
- [10] 汪贺延, 刘国栋, 庙存彬. 基于 PSNR-NC 函数优化和非抽样双树复小波变换的自适应多重水印算法[J]. 光学学报, 2022, 42(5): 0510001.
- [11] HE Z Y, LIU Q W. Optical fiber distributed acoustic sensors: A review[J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(12): 3671–3686.
- [12] LIU J C, GU Y, CHOU Y X, et al. Seismic random noise reduction using adaptive threshold combined scale and directional characteristics of shearlet transform[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17(9): 1637–1641.
- [13] LU J Y, LIN H, YE D, et al. A new wavelet threshold function and denoising application[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016, 2016(1): 3195492.
- [14] ZUO L Q, SUN H M, MAO Q C, et al. Noise suppression method of microseismic signal based on complementary ensemble empirical mode decomposition and wavelet packet threshold[J]. IEEE Access, 2019, 7: 176504–176513.
- [15] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A, 1998, 454(1971): 903–998.
- [16] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1–41.
- [17] YE H J R, SHIEH J S, HUANG N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: A novel noise enhanced data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 135–156.
- [18] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]//2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 4144–4147.
- [19] LI Y F, ZHANG Z J, ZHAO C Y, et al. Laser based method for dynamic calibration of thermocouples[J]. Applied Thermal Engineering, 2020, 174: 115276.
- [20] 赵晨阳, 张志杰, 陈昊泽, 等. 一种用于瞬态高温测试系统动态误差修正的数字反滤波器模块化设计方法[J]. 中国测试, 2021, 47(5): 112–117, 144.
- [21] ZHAO Chenyang, ZHANG Zhijie, CHEN Haoze, et al. Modular design method of digital inverse filter for dynamic error correction of system on transient high temperature test[J]. China Measurement & Test, 2021, 47(5): 112–117, 144.
- [22] LI W J, CUI Z W, JIN M J, et al. Dynamic temperature measurement with a dual-thermocouple sensor based on a dual-head one-dimensional convolutional neural network[J]. Measurement, 2021, 182: 109679.
- [23] ZHANG W, ZHAO R, CHENG W L. Temperature control performance of a spaceborne PTC heating system: Dynamic modeling and parametric analysis[J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2023, 44: 102062.
- [24] JACKOWSKA-STRUMIŁŁO L. Analytical and neural correctors of temperature sensors dynamic errors[J]. Wydawnictwa Agh, 2010. oai:abc.krakow.pl:dd2011321058.

Research on Preprocessing and Dynamic Compensation of Aero-Engine Temperature Sensors

GAO Feng, GUO ZiAng, ZHAO Zhenping, HUANG Chao, HU Bin, WANG Xu
(AVIC Shanghai Aero Measurement Controlling Research Institute, Shanghai 201601, China)

[ABSTRACT] In response to the instantaneous temperature changes caused by complex operating conditions in the service state of aero-engine, the temperature sensor exhibits hysteresis due to the thermal inertia of its own materials, and the collected temperature signals are susceptible to noise interference. We conducted pre-processing analysis and dynamic compensation research on the dynamic response measured temperature signal of a certain type of aero-engine using platinum resistance sensors in service. By using the optimized CEEMDAN algorithm to extract and filter out mid to high frequency noise features from measured signals, and based on Hilbert transform to filter out small random noise and reconstruct the final signal, the denoising results are characterized by the correlation coefficient with the theoretical response curve of the sensor. On this basis, the ARX model with parameter optimization of the reconstructed signal was used for overall dynamic error compensation. Comparative analysis was conducted through root mean square dynamic error and time constant calculation, and uncertainty of the reconstructed signal was evaluated. The results show that the optimized CEEMDAN and Hilbert transform can more effectively remove noise and reconstruct the original signal, with a correlation coefficient of 99.9% with the sensor response curve and a relative expanded uncertainty of about 3.3%. The ARX model parameter w is relatively large, the maximum reduction in overall dynamic error after compensation is 71.36%, and the time constant is reduced by 2.76 s.

Keywords: Aero-engine; Sensor pre-processing; Signal reconstruction; Dynamic compensation; Model parameter

(责编 阳光)

(上接第 71 页)

Study on Aliasing Pattern of Low-Intervention Blade Tip Timing Signals

WANG Zengkun¹, GAO Chengwenbo², YANG Zhibo², QIAO Baijie², CAO Jiahui², ZUO Hao¹,
CHEN Xuefeng²

(1. Key Laboratory of Road Construction Technology & Equipment, Ministry of Education, Chang'an University,
Xi'an 710064, China;

2. National Key Laboratory of Aerospace Power System and Plasma Technology, Xi'an Jiaotong University,
Xi'an 710049, China)

[ABSTRACT] To address the issue of multiple sensor requirements in current blade tip timing (BTT) techniques, which limit their practicality, this study proposes a strategy for identifying the blade natural frequency using a single sensor without prior knowledge by investigating the aliasing pattern in single-sensor BTT signals. The strategy involves time-frequency analysis of variable-speed BTT signals, projecting the time-frequency diagram onto the frequency axis, and performing peak searching on the projected diagram to identify the blade's natural frequency using a single sensor without prior knowledge. Simulation and experimental results demonstrate the feasibility and effectiveness of the proposed identification strategy. Compared with traditional identification methods, this approach has the ability to filter out synchronous components and offers a new solution for the application of low-intrusion BTT techniques.

Keywords: Blade tip timing; Single sensor; Aliasing patterns; Multiple signal classification method;

Vibration parameter identification

(责编 阳光)