

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2024.01.07

声学测温信号时延优化方法

李书缘, 赵俭, 赵义鋈

(航空工业北京长城计量测试技术研究所, 北京 100095)

摘要: 为了优化发动机燃烧室声学测温信号的时延处理, 提高温度测量的准确性和稳定性, 提出了一种结合小波包分解变换重组和孤立森林算法的信号处理新方法。首先, 通过热校准风洞实验, 得到声学测温探头在高温气流环境中的数据; 然后, 采用小波包分解变换重组方法结合孤立森林算法对温度数据进行滤波和重构, 消除噪声和提取有效信息; 同时, 为了提高数据质量和准确性, 对重构后的数据进行异常值检测。热校准风洞试验结果表明: 经过信号处理后的数据分布更平缓 and 对称、标准差显著降低、数据更集中于均值, 从而提高了温度测量的准确性和稳定性。本研究为声学测温更准确的应用于发动机燃烧室提供了一种有效的技术方案。

关键词: 声学测温; 发动机燃烧室; 时延优化方法; 小波包变换

中图分类号: TB9; V23; O42

文献标志码: A

文章编号: 1674-5795 (2024) 01-0080-08

Optimization method for acoustic temperature measurement signal delay

LI Shuyuan, ZHAO Jian, ZHAO Yijun

(Changcheng Institute of Metrology & Measurement, Beijing 100095, China)

Abstract: This research is dedicated to the optimization of time delay processing for acoustic temperature measurement signals within engine combustion chambers, aiming to significantly enhance the precision and reliability of temperature determinations. A novel signal processing methodology is introduced, integrating wavelet packet decomposition transformation recombination with the isolation forest algorithm. This approach promises to refine the quality of temperature data by effectively mitigating noise interference and extracting pivotal information. Firstly, the acoustic temperature probe was thermally calibrated in a wind tunnel to obtain the data in a high temperature airflow environment. Secondly, the wavelet packet decomposition transformation and reorganization method combined with the isolated forest algorithm was used to filter and reconstruct the temperature data to eliminate noise and extract effective information. At the same time, outliers in the reconstructed data was detected to improve data quality and accuracy. The results of thermal calibration wind tunnel experiments show that the data distribution after signal processing is smoother and more symmetrical, the standard deviation is significantly reduced, and the data is more concentrated on the mean, so as to improve the accuracy and stability of temperature measurement. The research provides an effective technical solution for acoustic temperature measurement.

Key words: acoustic thermometry; the combustion chamber of engine; time delay optimization method; wavelet packet transform

收稿日期: 2023-11-23; 修回日期: 2024-01-11

基金项目: 国家民用飞机专项科研项目(XXXX-XXXX)

引用格式: 李书缘, 赵俭, 赵义鋈. 声学测温信号时延优化方法[J]. 计测技术, 2024, 44(1): 80-87.

Citation: LI S Y, ZHAO J, ZHAO Y J. Optimization method for acoustic temperature measurement signal delay [J]. Metrology & Measurement Technology, 2024, 44(1): 80-87.



0 引言

航空发动机燃烧室出口温度分布调试与测试对发动机的安全性和可靠性存在重要影响。然而,高温高压环境给传统的温度测量手段带来了巨大挑战。超声测温技术作为一种新型的温度测量方法,具有高精度、无损、反应速度快等优点,在发动机燃烧室温度测量领域得到了广泛应用^[1-2]。

超声测温技术是利用超声波在介质中传播时受到温度影响而产生时延变化的原理,通过探头向被测物体发送超声波信号,根据获得的信号计算声波传递时间,通过多种重建方法还原温度场^[3]。此外,该技术还可以分析信号的幅值变化^[4],适用于气体、液体等多种介质的温度测量^[5]。时延是超声测温技术的核心参数,直接决定了温度的计算结果。然而,热校准风洞中超声信号在传输过程中会受到各种噪声的干扰,导致时延信号的质量降低,从而影响温度的测量精度。因此,对时延信号进行去噪处理是非常必要的。

目前,常用的去噪方法有以下几种:①滤波器去噪:使用不同类型的数字滤波器,对信号进行滤波处理,以消除噪声;优点是简单易用、计算效率高,可以根据信号的特点选择不同的滤波器,以达到最优的滤波效果;缺点是可能使信号快速变化出现滞后效应,同时滤波器的设计和参数调整也比较复杂,而且需要考虑滤波器的稳定性和相位响应。②基于深度学习的去噪:使用深度神经网络,对信号进行非线性映射,以实现信噪分离^[6];优点是可实现最优的去噪效果,同时保留信号的主要特征;缺点是需要大量的训练数据和计算资源,而且网络的设计和训练也比较复杂。③基于小波的去噪:使用不同的小波基对信号进行小波变换,将信号分解为多个频率分量,对每个分量进行阈值处理以去除噪声^[7];优点是去除噪声的同时保留了信号的整体趋势;缺点是需要选择合适的小波基和阈值处理方法,否则可能会影响滤波效果。小波变换可以高效地处理复杂信号数据,具备捕捉信号局部特征的能力,其自适应性能够处理非平稳和非线性信号,这在动态环境中尤其重要;此外,小波包变换能精细划分频带,提取更多有用信息,从而提高去噪效果和

温度测量准确性。因此,选择小波变换作为本文信号去噪的基本方法。

国内外学者对超声测温的信号时延计算方法进行了多方面的研究。文献[9]针对传统采集方案器件性能的限制,利用细线超声测温技术设计高速数据采集系统。文献[10]利用小波变换的分析方法做出频率集中处能量分布图,并根据始波和一次底波能量峰值采样差值计算时延。文献[11]改善了温度场边缘处温度信息的缺陷。文献[12]介绍了孤立森林算法在数据异常检测的聚类性和收敛性的良好表现。文献[13]介绍了一种连续小波变换(CWT)动态优化的多变量阈值方法。文献[14]提出了一种小波变换和维纳滤波技术结合的方法,可以减少高斯白噪声。

本文主要介绍了一种基于小波的去噪方法,该方法利用Python的pywt模块实现了小波包分解变换和重构,用于提高时延信号的质量和温度的测量精度。同时,还采用了孤立森林(Isolation Forest, IF)算法^[8]对小波包系数进行筛选和异常值检测,增强了信号时延计算的准确性和可靠性。

1 超声测温原理

声学测温方法基于声波在传递过程中属性参数和温度之间的联系,利用对声波属性参数的检验或改动计算温度的数值。声波在传播时会因温度的影响而改变速度,利用这一特性可以求解温度或温度场,这是目前研究较多的声学测温方法。通过牛顿第二定律、质量守恒定律和热力学定律推导出声波的三个方程:运动方程、连续性方程和物态方程。由声学原理可知,声波在热校准风洞内以纵波的形式存在,此种情况下,声应力即声压。假设在声压 P 作用下,长度为 Δx 的介质其体积将会产生大小为 Δv 的变化量。由于介质横截面积不发生变化,因此体积的相对变化 $\Delta v/v$ 实际上等同于振动位移的相对变化,即 $\Delta \xi/\Delta x$ 。根据弹性模量 B 定义

$$P = -B \frac{\Delta v}{v} = -B \frac{\Delta \xi}{\Delta x} \quad (1)$$

结合媒质运动方程,式(1)可化为

$$\rho \frac{\partial^2 \xi}{\partial t^2} = -\frac{\partial P}{\partial x} = B \frac{\partial^2 \xi}{\partial x^2} \quad (2)$$

式中: ρ 为媒质密度, t 为时间。

又由波动理论可知,沿轴正向或负向传播的波动方程为

$$\frac{\partial^2 \xi}{\partial t^2} = c^2 \frac{\partial^2 \xi}{\partial x^2} \quad (3)$$

$$c^2 = \frac{B}{\rho} \quad (4)$$

式中: c 为温场中的声速。

把理想气体在理想条件下的传热过程看作范德瓦耳斯气体的绝热过程,其中静态压强 P 、定压比热和定容比热的比值是常数 γ , γ 也是被测介质的绝热状态指数。进而得到

$$B = \gamma \cdot P \quad (5)$$

通过克拉佩龙方程 $PV = M / RT$, 可知声波在传输介质中的传播速度与介质温度相关

$$c = \sqrt{\frac{\gamma RT}{M}} = Z \sqrt{T} \quad (6)$$

式中: R 、 M 分别为摩尔气体常数和气体摩尔质量; Z 为常数,一般取值为 20.05; T 为热力学温度。

后续进行的试验中将采用单路径测温法计算平均声速:在待测区域内布置一对超声探头,通过测量该路径上的声波的平均传播速度,计算出该路径上的温度分布情况。超声测温原理示意图如图 1 所示,通常有反射式与对射式两种方法,本文使用的是对射式。

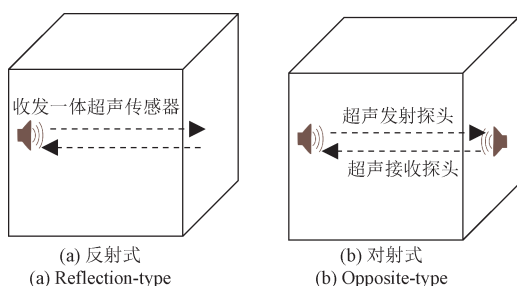


图 1 超声测温原理示意图

Fig.1 Schematic diagram of principle of ultrasonic temperature measurement

温度的平方根与声波的传播时间成反比关系。在工程应用中,超声收发器的间距和被测气体的气体常数通常是已知的,所以只需测量声波的飞行时间就能得到该路径上的平均温度^[12]

$$T = \left(\frac{L}{Zt} \right)^2 \times 10^6 - 273.15 \quad (7)$$

式中: L 为路径长度。

声波传递时间可以通过超声波探头收发的方

式测量,其测量精度直接影响后续温度场重建计算和插值计算。为减小噪声对声波信号的影响,调制高频信号通过希尔伯特变换提取包络,对包络信号进行滤波处理提取特征,再利用互相关算法计算时延^[15]。对于连续时间信号 $x(t)$,其对应的希尔伯特变换为

$$\hat{x}(t) = x(t) * \frac{1}{\pi t} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (8)$$

式中: $\hat{x}(t)$ 为 $x(t)$ 经过单位冲击响应为 $h(t)=1/\pi t$ 的滤波器的输出, τ 为积分变量。

信号经过希尔伯特变换后,幅值不变,正频率分量相位滞后 90° ,负频率分量相位提前 90° ,这相当于对信号进行了全通相移滤波。在获取了包络之后,可以通过软件获取相关函数的最大值点或者信号分离的分离点。

2 时延分析方法

由于直接提取的包络数据噪声较大,波形中有许多不规则的噪声,这会干扰互相关计算中最大值点的位置,也会影响利用最大值和最小值计算时延的准确性。为了对信号进行去噪处理,采用小波包分解和重构的方法。使用小波变换的方法计算得到的数据存在异常值,影响数据的分布、统计特征和分析结果,因此需要对其进行有效的检测和处理,同时尽量减少对原数据的影响,对数据集中与大多数数据有显著差异的观测值进行剔除。另外,小波包分解重构过程结合孤立森林算法,并检测滤波后数据集中的异常值。孤立森林算法作为一种基于树的方法,它通过随机选择特征和切分点来隔离数据点,从而判断哪些数据点是异常的。异常点通过较少的切分就能被隔离出来,因此可以用树的路径长度来衡量异常程度,完成算法要求。时延分析方法流程图如图 2 所示。

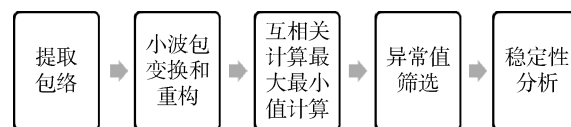


图 2 时延分析方法流程图

Fig.2 Flowchart of delay analysis method

2.1 小波包变换分解重构

连续小波变换的基本思想是利用小波函数对信号进行滤波和下采样,得到信号在时频域的系

数。小波包分解重构的基本思想是把信号在不同尺度和频率上进行分解和重构,实现信号的多分辨力分析。小波包分解重构的过程可以用树形结构和滤波器组来表示,树上的每个节点代表一个子空间,每个子空间可以分解为两个正交的子空间,如图3所示^[16]。选择合适的小波包基函数是小波包分解重构的关键,合适的小波包基函数可以更好地表示信号,对信号进行更细致、灵活的划分,适用于中高频信号的去噪,保留信号的细节和边缘,减少信号失真。

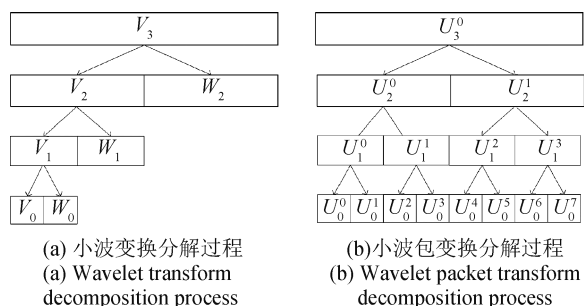


图3 小波变换分解过程与小波包变换分解过程对比图
Fig.3 Comparison between wavelet transform decomposition process and wavelet packet transform decomposition process

小波包分解去噪的基本步骤:

1) 对发射信号进行小波包分解,得到小波包系数,并计算小波包系数绝对值矩阵的均值。小波包系数是信号在不同尺度(频率)和时间上的幅度值,可以显示信号的时频分布特点。

式(9)为小波包分解公式

$$\begin{aligned} d_j^{2n}[k] &= \sum_{l \in Z} h_{l-2n} d_{j+1}^{2n}[l] \\ d_j^{2n+1}[k] &= \sum_{l \in Z} g_{l-2n} d_{j+1}^{2n}[l] \end{aligned} \quad (9)$$

式中: d_j^{2n} 和 d_j^{2n+1} 分别为第 j 层第 $2n$ 个节点和第 j 层第 $2n+1$ 个节点的小波包系数, k 为信号采样点索引, l 为滤波器的系数索引, h 和 g 均为滤波器系数^[17]。

2) 对小波包系数进行阈值处理,阈值可以根据信号和噪声的特性来选择,为满足阈值遍历目标信号的所有节点更新,可将阈值设为动态参数,并将处理后的结果赋值给相应的节点。这里提出一种动态阈值函数设置。

$$f(x, \lambda) = \begin{cases} x - r\lambda(1 - e^{-x/\lambda}), & x > \lambda \\ 0, & -\lambda \leq x \leq \lambda \\ x + r\lambda(1 - e^{x/\lambda}), & x < -\lambda \end{cases} \quad (10)$$

式中: x 为小波包系数; λ 为阈值; r 为一个小于 1 的正数,用于控制压缩的程度。

动态阈值函数的特点为当 x 接近 λ 时,斜率较大,可以保留信号的细节;当 x 远离 λ 时,斜率较小,可以抑制噪声的影响。小波包系数反映了信号的能量、极性和局部性,因此,函数对不同大小的小波包系数进行了不同程度的压缩,并保持符号不变。噪声小,波系数较小,分布在零点附近,该函数进行了较大的压缩,使之接近于零;信号小,波系数较大,分布在零点两侧,函数对其进行较小压缩,使尽量保持原有的能量和极性。

3) 利用更新后的小波包分解结果对处理后的小波包系数进行重构,得到去噪后的信号。小波包重构公式如式(11)。

$$d_{j+1}^n[k] = \sum_{l \in Z} h_{k-2l} d_j^{2n}[l] + \sum_{l \in Z} g_{k-2l} d_j^{2n+1}[l] \quad (11)$$

本文在实现算法中使用了 pywt 模块中提供的 WaveletPacket 类来实现小波包分解变换和重构。WaveletPacket 类是一种用于进行小波包变换的类,提供了一个简单高效的接口,可以方便地创建、访问和操作声信号和噪声信号小波包树的节点,可以利用 Cython 的低级性能快速获取不同层次和排序方式的节点数据,支持多种小波和信号扩展模式,并根据声信号和噪声信号数据特性和需求调整参数。本文还使用了自定义的自适应阈值函数对小波包系数进行阈值处理,以去除噪声并保留有效信息。同时使用了具有良好的正则性和消失动量为 8 阶的 db8 作为小波包基,可以精确表达 8 阶多项式,很好地拟合平滑声信号,去除了大部分噪声信号。

2.2 孤立森林算法应用

孤立森林算法是由 Liu 等人^[18]提出,主要用于数据挖掘中的离群点检测,其通过构建随机划分的二叉树来隔离异常点^[19]。但孤立森林也对数据集中的噪声敏感,可能将噪声点错误地标记为异常点。而在时延数据的筛选中结合了小波包去噪算法,使得孤立森林具有较高的计算效率和良好的可扩展性。

本文提出了一种结合小波包变换和孤立森林算法的信号处理方法,利用孤立森林算法对小波包系数进行分割,对分割后的小波包系数再进行动态阈值处理,流程图如图4所示。

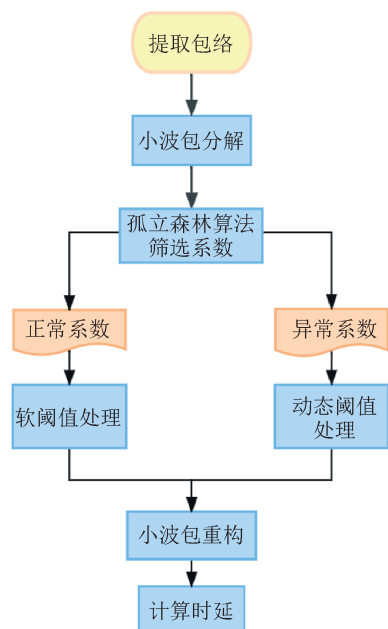


图4 小波包去噪孤立森林算法优化流程图

Fig.4 Flow chart of wavelet packet denoising isolated forest algorithm optimization

小波包去噪孤立森林算法优化的具体步骤:

1) 对输入的数据集进行小波包去噪处理, 选择合适的小波基、分解层数和阈值方法, 对数据进行小波包分解, 得到小波包系数。

2) 利用孤立森林算法的对小波包系数进行处理, 计算每个系数的异常评分和异常标签, 将系数分为正常系数和异常系数。

3) 对正常系数进行软阈值处理, 对异常系数根据系数的灰度直方图, 动态地调整阈值, 将系数二值化, 得到去噪后的正常系数。

4) 将去噪后的正常系数和异常系数合并, 进行小波包重构, 得到去噪后的数据集。

孤立森林的公式为

1) 隔离程度(Isolation)

$$h(x) = E(h(x)) \quad (12)$$

$$s(x) = 2^{(-E(h(x)))} \quad (13)$$

式中: $h(x)$ 为数据点 x 在孤立森林中的高度, $E(h(x))$ 为所有树高度的平均值, $s(x)$ 为数据点 x 在孤立森林中的隔离程度。

2) 异常分数(Anomaly Score)

$$c(n) = 2H(n-1) - (2(n-1)/n) \quad (14)$$

$$A(x) = 2^{(-s(x)/c(n))} \quad (15)$$

式中: $c(n)$ 为包含 n 个数据点的完全二叉树的平均

路径长度, 其中 $H(n-1)$ 是调和数, $A(x)$ 为异常分数, 表示数据点 x 的异常程度。

这种数据去噪方法利用孤立森林算法的高效性和小波包去噪算法的灵活性, 对数据进行两层的去噪处理, 既可以消除数据中的异常点, 又可以消除数据中的噪声成分, 从而提高数据的质量和可用性。

3 试验研究

本研究在热校准风洞中进行试验, 研究超声波在不同工况下的传递时间与温度的关系。研究设置风洞工况为 600、700、800 °C, 气流速度为 0.3 Ma, 以形成稳定的高温气流环境。试验中, 首先设置信号发生器的载波信号为 40 kHz 正弦波, 调制信号为 500 Hz 正弦波, 并调整放大器增益以确保发射探头产生足够强度的超声波; 接着, 采用 LabVIEW 采集程序, 采样率为 1 MHz, 采样时间为 2 ms; 然后, 通过分析采集数据, 计算超声波在风洞中的传递时间; 最后, 分析试验结果的稳定性。

为了比较小波包去噪和其他滤波器去噪的效果, 在 600 °C、气流速度为 0.3 Ma 的工况下, 测量了环境噪声的特性, 分别提取包络并将其叠加到发射信号上, 模拟出含噪信号。同时, 将发射信号作为纯净信号, 计算了不同去噪方法的信号去噪性能指标。滤波效果比较示意图如图 5 所示。

表 1 中用 3 个指标来描述去噪性能, 波形相似数、信噪比和均方误差, 分别反映了滤波后的信号与原始信号的形状相似度、信号与噪声的比例和稳定性。4 种方法的波形相似数除卡尔曼滤波外都达到了 0.95 以上, 说明对波形的还原效果较好。而卡尔曼滤波在滤波后的信号没有保持信号特征, 如峰值。因为卡尔曼滤波适用于周期性线性信号, 叠加噪声信号的非周期性非线性可能无法准确地描述信号的动态特性, 导致滤波后的波形失真或者相位延迟。

从图 5 的滤波结果得出, 小波包变换重构和巴特沃斯带通滤波器对于高频噪声的抑制效果更好, 波形表现更加平滑。小波包变换重构方式的信噪比另外 3 种方法高, 而均方误差仅次于 LMS 滤波器。这说明, 小波包变换重构的方法能够更好地

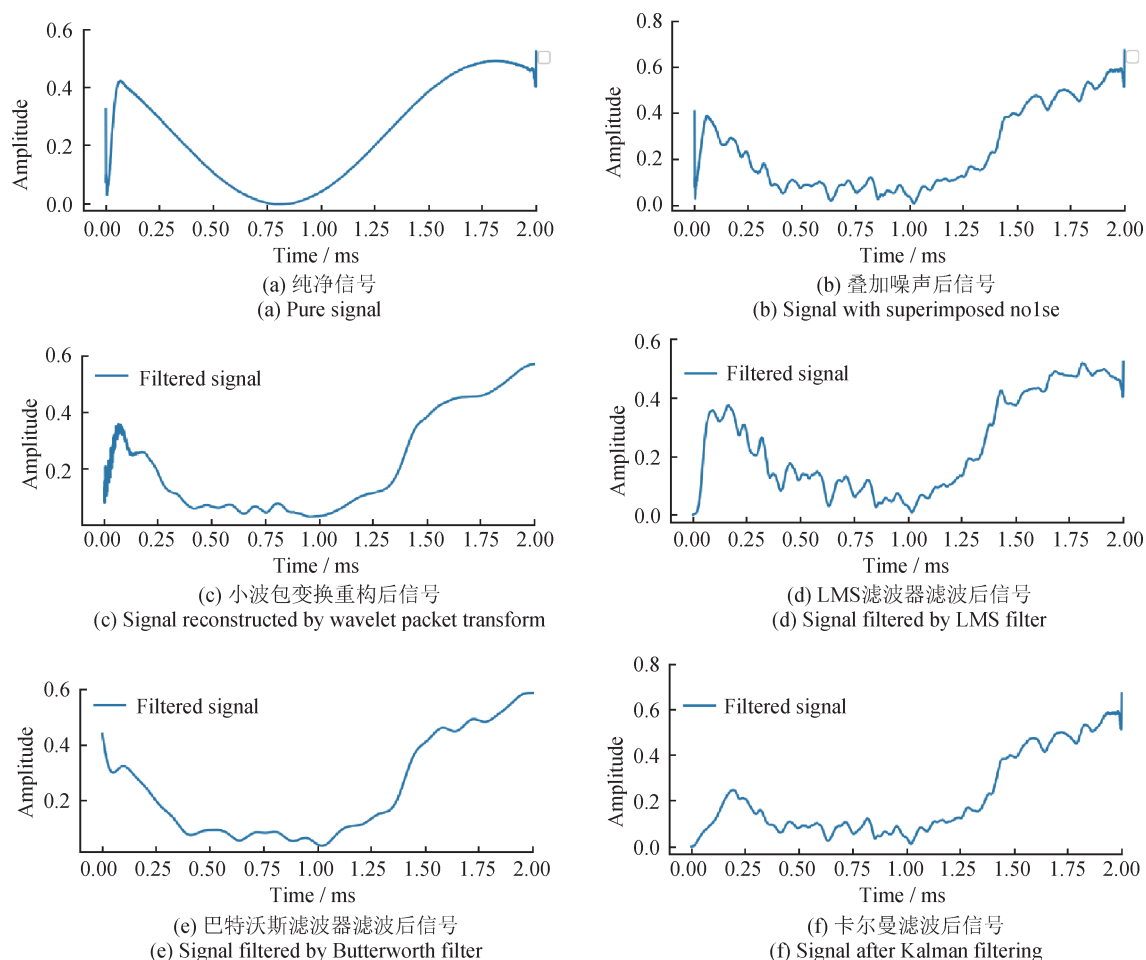


图5 滤波效果比较示意图

Fig.5 Schematic diagram of filtering effect comparison

表1 信号去噪性能指标在4种滤波方法下的对比分析

Tab.1 Comparative analysis of signal denoising performance indicators under four filtering methods

滤波方法	波形相似数	信噪比	均方误差
小波包变换重构	0.974 2	0.646 1	0.004 6
LMS滤波器	0.987 4	0.141 5	0.002 1
巴特沃斯滤波器	0.972 9	0.063 5	0.004 7
卡尔曼滤波	0.945 9	0.460 4	0.009 2

保持信号的原始形态,同时有效地抑制噪声的干扰,提高信号的质量。

小波包变换重构的方法利用了小波包的多分辨率分析能力,能够对信号的不同频段进行精细的分解和重构,从而达到信号去噪和增强的目的。通过试验发射信号和噪声信号的叠加验证,小波包变换重构的方法具有明显的优越性,是一种有效的信号处理技术。

通过试验数据结果分析,对接收信号提取包络后信号滤波前后对比如图6所示。

滤波后的信号的能量分布更均匀,频率范围更窄,颜色更接近蓝色,时域波形更平滑,没有明显的尖峰或跳变,说明滤波后减小了一些能量较大的信号波动、消除了一些瞬态干扰或脉冲噪声。

探头间距 15 cm,试验温度设置为 600、700、800 °C。通过采集到的包络信号分别计算互相关函数最大值位置、幅值最大处最小处计算时延,结果如表2所示。

统计数据滤波和筛选前后的标准差和峰度,计算结果如表3所示。

以 600 °C 为例,经过滤波处理后,温度数据的标准差从原来的值减小到了 0.000 073 s,表明数据的波动性降低。同时,峰度也发生了变化,由 4.280 变为 -0.778。这表明:在滤波后,数据的分布形态发生了变化,呈现出更平缓和对称的特征,

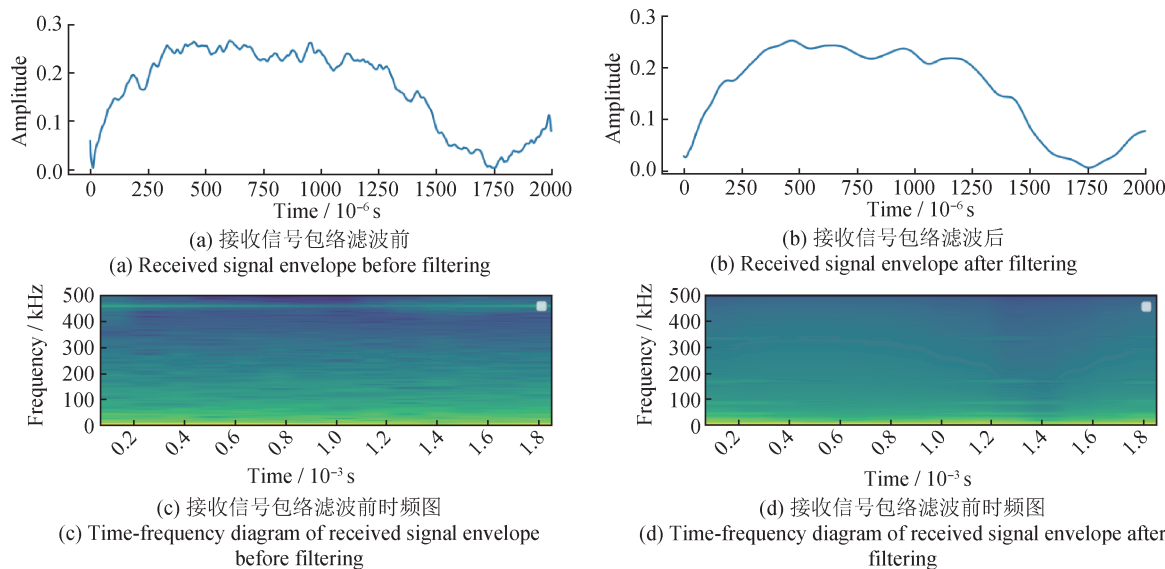


图6 信号滤波前后示意图

Fig.6 Schematic diagram of signals before and after filtering

表2 时延计算均值

Tab.2 Mean time delay

温度 / °C	滤波和筛选前后	互相关时延均值 / ms	最大值时延均值 / ms	最小值时延均值 / ms
600	前	0.636	0.682	0.772
	后	0.644	0.675	0.747
700	前	0.592	0.711	0.969
	后	0.602	0.716	0.934
800	前	0.551	0.983	0.979
	后	0.589	0.820	0.826

表3 时延均值计算稳定性

Tab.3 Stability of mean time delay

温度 / °C	滤波和筛选前后	标准差 / 10 ⁻³ s	峰度
600	前	0.310	4.280
	后	0.073	-0.778
700	前	0.291	-0.708
	后	0.217	-1.070
800	前	0.764	-1.510
	后	0.294	2.870

数据更加集中于均值。

4 结论

通过热校准风洞试验采集数据，将测量的噪声信号与发射信号叠加，采用小波包变换重构方法和孤立森林算法对接收信号进行滤波和计算时延，验证了时延优化算法的有效性。该方法能够

降低温度数据中的噪声影响，减小数据的标准差，并改善数据的分布形态，使其更加平缓、对称，从而提高信号时延计算的准确性和可靠性。本文的评价指标包括波形相似数、信噪比、均方误差等去噪效果评价指标，以及时延标准差和峰度等时延稳定性评价指标，还绘制了滤波前后的波形图以直观地展示算法的效果。

本研究存在一定局限性，如只针对单通道时延结果的优化、只关注数据稳定性的比较、没有考虑多组时延的计算和平面温度场的还原等。因此，未来的研究需要进一步拓展研究范围，优化探头排布，提高技术的可靠性和适用性。

参考文献

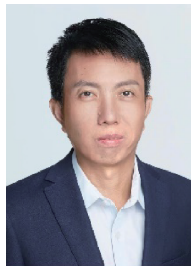
[1] 赵俭, 杨永军. 气流温度测量技术[M]. 北京: 中国标准出版社, 2017.
ZHAO J, YANG Y J. Airflow temperature measurement technology [M]. Beijing: China Standards Press, 2017. (in Chinese)
[2] 赵义鋈, 赵俭. 声学测温研究现状及发展总结 [J]. 计测技术, 2021, 41 (6): 7-16.
ZHAO Y J, ZHAO J. Current studying status and developing review of acoustic thermometry [J]. Metrology & Measurement Technology, 2021, 41 (6): 7-16. (in Chinese)
[3] MATTEO P, LORENZO F. Time-of-flight estimation in acoustic pyrometry: sensitivity to pulse characteristics [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023.
[4] 陈鑫虎, 赵俭. 声速法温度场重建接收信号幅值影响

- 分析[J]. 计测技术, 2022, 42(6): 40-47.
- CHEN X H, ZHAO J. Analysis of the influence of received signal amplitude on acoustic temperature field reconstruction[J]. Metrology & Measurement Technology, 2022, 42(6): 40-47. (in Chinese)
- [5] GRIGORY D, YURI M, ALEXANDER B, et al. Methodology for the practical implementation of monitoring temperature conditions over vast sea areas using acoustic thermometry[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(1): 137-137.
- [6] LIU F, SONG Q, JIN G. The classification and denoising of image noise based on deep neural networks[J]. Applied Intelligence, 2020, 50(7): 2194-2207.
- [7] 位瑞英, 卓坚毅. 基于小波分析的信号去噪研究[J]. 应用数学进展, 2021, 10(4): 1329-1335.
- WEI W Y, ZHUO J Y. Research on signal denoising based on wavelet analysis[J]. Advances in Applied Mathematics, 2021, 10(4): 1329-1335. (in Chinese)
- [8] 刘政伟. 基于互相关与小波变换的微弱信号检测研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2018.
- LIU Z W. Weak signal detection based on cross correlation and wavelet[D]. Chongqing: Chongqing University, 2018. (in Chinese)
- [9] 郭亚飞, 王高, 梁海坚, 等. 用于超声导波测温技术的数据采集系统设计[J]. 传感器世界, 2016, 22(1): 33-37.
- GUO Y F, WANG G, LIANG H J, et al. Design of a data acquisition system for ultrasonic guided-wave temperature measurement technology[J]. Sensor World, 2016, 22(1): 33-37. (in Chinese)
- [10] 陈乐. 超声检测数字信号处理方法研究[J]. 工业锅炉, 2023(2): 18-22, 29.
- CHEN L. Research on digital signal processing methods for ultrasonic testing[J]. Industrial Boilers, 2023(2): 18-22, 29. (in Chinese)
- [11] 张凯. 基于阵列超声系统的温度场重建研究[D]. 太原: 中北大学, 2023.
- ZHANG K. Reconstruction of temperature field based on array ultrasonic system[D]. Taiyuan: North University of China, 2023. (in Chinese)
- [12] 牛罡, 王蕾, 谭磊, 等. 基于孤立森林算法的电力数据异常检测方法设计[J]. 自动化与仪器仪表, 2023(8): 52-55.
- NIU G, WANG L, TAN L, et al. Design of electric power data anomaly detection method based on isolation forest algorithm[J]. Automation and Instrumentation, 2023(8): 52-55. (in Chinese)
- [13] RAATH C K, ENSOR B K, CRIVELLO A, et al. Denoising non-stationary signals via dynamic multivariate complex wavelet thresholding[J]. Entropy, 2023, 25(11).
- [14] BRIOUA A, BENZID R, SAIDI L. Efficient wavelet thresholding and wiener filtering association incorporating a median filter smoother followed by R-Peaks recovery for ECG denoising[J]. Traitement du Signal, 2023, 40(3).
- [15] 常蕾, 赵俭. 超声波测温技术在高温气流测温场测量中的应用[J]. 计测技术, 2014, 34(1): 1-4, 9.
- CHANG L, ZHAO J. Application of ultrasonic thermometry in measuring temperature field of high-temperature gas flow[J]. Metrology & Measurement Technology, 2014, 34(1): 1-4, 9. (in Chinese)
- [16] MALLAT S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693
- [17] 胡健, 玄志武, 刘学, 等. 基于动态阈值函数的改进小波包遥测信号去噪方法[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(12): 258-261, 266.
- HU J, XUAN Z W, LIU X, et al. An improved wavelet packet denoising method for telemetry signals based on dynamic threshold function[J]. Computer Measurement & Control, 2020, 28(12): 258-261, 266. (in Chinese)
- [18] LIU F, TING K M, ZHOU Z H. Isolation forest[C]. 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining, IEEE.
- [19] SATHE S, AGGARWAL C C. Isolation-based anomaly detection[J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2016, 10(1): 1-39.

(本文编辑: 刘宇轩)



第一作者: 李书缘(1997—), 女, 吉林吉林人, 硕士研究生, 主要研究方向为声学测温。



通讯作者: 赵俭(1973—), 男, 河北秦皇岛人, 研究员, 专业副总师, 主要研究方向为高温气流温度测量校准、动态温度测量校准、特殊环境下温度测量。