

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407503

基于集合经验模态分解与样本熵联合小波的 固肥流量微波信号去噪方法*

张俊宁¹ 赵礼豪¹ 陈宁波² 杨立伟² 刘刚² 吕树盛³

(1. 北京信息科技大学机电工程学院 北京 100192; 2. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室 北京 100083; 3. 中国农业机械化科学研究院集团有限公司行业技术服务中心 北京 100083)

摘要:针对使用多普勒微波传感器测量颗粒肥料流量时,施肥机运作产生的振动和外部多种干扰导致采集到的信号失真的问题,首先对小波分析与卡尔曼滤波算法进行寻找最优参数。通过对比两种算法的去噪效果,提出一种基于集成经验模态与样本熵联合小波的去噪算法。并以史丹利 15-15-15 颗粒肥为实验对象,将多普勒微波传感器等检测系统部署在施肥机上,采集颗粒肥料质量流量信号进行算法效果实验验证。结果表明:与原始信号相比,优化增益系数后的卡尔曼滤波算法,平均信号信噪比提升了 3.548 dB。优化小波去噪参数后的小波分析算法,平均信噪比提高了 7.184 dB。结合优化去噪参数后的小波分析联合集合经验模态与样本熵的去噪算法,去噪后的信号平均信噪比提高了 7.899 dB,平均均方根误差降低了 0.184,该算法对用多普勒微波传感器测量颗粒肥料质量流量信号的去噪处理上具有显著的优势。

关键词: 固肥;多普勒微波;去噪;小波分析;集合经验模态;样本熵

中图分类号: TN713; S237 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.99

Microwave signal denoising method for solid fertilizer flow based on combined empirical mode decomposition and sample entropy joint wavelet

Zhang Junning¹ Zhao Lihao¹ Chen Ningbo² Yang Liwei² Liu Gang² Lyu Shusheng³

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China;
2. Key Laboratory of Smart Agriculture System Integration of China Agricultural University, Beijing 100083, China;
3. Chinese Academy of Agricultural Machinery Industry Technology Service Center, Beijing 100083, China)

Abstract: When using a Doppler microwave sensor to measure the flow of granular fertilizer, the vibration generated by the operation of the fertilizer applicator and various external disturbances can cause the collected signal to be distorted. This article first explores the optimal parameters for wavelet analysis and Kalman filtering algorithms. By comparing the denoising effects of the two algorithms, a denoising algorithm based on the combination of empirical mode decomposition and sample entropy combined with wavelet is proposed. Taking Stanley 15-15-15 granular fertilizer as the experimental object, the detection system such as Doppler microwave sensor is deployed on the fertilizer applicator to collect the mass flow signal of granular fertilizer for algorithm effect experimental verification. The results indicate that, compared to the original signal, the average signal-to-noise ratio of the Kalman filtering algorithm improved by 3.548 dB after optimizing the gain coefficient. After optimizing the wavelet denoising parameters, the average SNR of the wavelet analysis algorithm increased by 7.184 dB. When combining the optimized wavelet analysis with the denoising algorithm of integrated empirical mode decomposition and sample entropy, the average SNR of the denoised signal increased by 7.899 dB, while the average root mean square error decreased by 0.184, this algorithm demonstrates significant advantages in denoising the mass flow rate signals of granular fertilizers.

Keywords: solid fertilizer; doppler microwave; denoising; wavelet analysis; ensemble empirical mode decomposition; sample entropy

0 引言

农业技术的进步显著提高了全球粮食产量,满足了不断增长的人口需求^[1]。与此同时,农业活动的环境影响也日益引起人们的关注^[2]。传统农业施肥作业中,出现施肥量精度低导致漏播,重播等导致资源消耗大、环境污染严重等问题,已经对全球生态环境造成了巨大压力^[3]。为了解决这些问题,智慧农业的概念应运而生。精准施肥是精细农业中的关键环节之一^[4],准确检测施肥质量流量时保证精准施肥的重要前提。

微波多普勒信号滤波去噪方法是一种基于信号频率变化的滤波技术,适用于测量动态系统中信号的变化。在颗粒肥料质量流量测量中,微波多普勒雷达传感器可以检测颗粒肥料在输送带上的堆积密度和分布状态,从而实现颗粒肥料质量的精确测量。然而实际测量信号中往往存在噪声干扰,如电磁干扰、机械振动等,对测量精度产生不利影响。因此,对多普勒信号进行滤波去噪处理至关重要。

近年来,微波多普勒信号滤波去噪方法的研究已经取得一些成果。研究者们针对不同类型和应用场景的多普勒信号,提出了多种滤波去噪算法。Kizilkaya 等^[5]提出一种基于小波变换和固有模式函数的方法,使用一种基于自适应滤波器的方法,将提取出的噪声成分从原始信号中去除,得到去噪后的信号,但算法参数选择依赖经验,计算复杂度较高。Mohan 等^[6]介绍了基于经验模式分解(empirical mode decomposition, EMD)的去噪方法,用于间歇性和地面杂波的去除。通过对固有模式函数进行阈值处理和重构,可以去除噪声并保留信号中的有用信息。张达等^[7]提出一种基于小波滤波的激光多普勒测振仪信号处理方法。将信号分解成多个频段,并对每个频段进行滤波处理。通过对小波系数阈值处理和重构,可去除噪声并保留信号中的有用信息,但小波系数的选取没有明确的指标衡量,容易导致信号失真。张继旺等^[8]对叶尖定时传感器信号因严重的非均匀性采样和欠采样导致的谱分析难题,提出了基于扩展离散傅里叶变换(extended discrete Fourier transform, EDFT)的分析方法。该方法突破了奈奎斯特采样定理的限制,提高了频率分辨率,并通过实验验证了其可行性和可靠性。杨立伟等^[9]对原始数据用卡尔曼滤波法进行平滑处理,有效还原真实的质量流量信号。综上所述使用微波传感器对颗粒肥料质量流量检测的过程,使用不同的算法对采集到的数据进行滤波去噪具有重要意义。

将封装好的多普勒微波传感器采集装置安装在撒肥机排肥口进行静态标定,然后通过拖拉机油门下加固定快的方式固定车速,分级调节自动施肥电机装置转速,

重复试验 3 次采取数据。分别使用小波分析法,卡尔曼滤波法和基于集成经验模态分解与样本熵联合小波法对数据进行处理,研究对比处理后的数据平滑程度和失真情况,旨在获取更精准的排肥信号和排肥量。

1 微波多普勒测速及信号去噪原理

1.1 多普勒微波测速

根据多普勒基本原理^[10],利用物体辐射的波长因为波源和观测者的相对运动而产生的变化,来测量物体运动的速度。假设传感器与被测物体之间相对速度远小于光速(c),且以速度 v 向传感器运动,多普勒频移和发射信号之间满足公式:

$$f_d = 2f_0 \frac{v}{c} \cos\theta \quad (1)$$

式中: f_d 是频移, f_0 是发射频率, v 是速度, c 是光速, θ 是信号源于物体速度方向夹角。

由式(1)可得:

$$v = \frac{c \cdot f_d}{2f_0 \cdot \cos\theta} \quad (2)$$

1.2 小波分析

小波分析去噪基本原理是将信号通过小波变换进行多尺度分解,将信号分解成不同频率分量的系数^[11-12]。然后根据噪声在小波系数上的特性,消除噪声对小波系数的影响,利用小波逆变换重构信号,达到去噪的目的^[13]。

步骤如下:

1) 对含噪声信号进行小波分解,得到小波系数:

$$c_{j,k}(t) = \int x(t) \varphi_{j,k}(t) dt \quad (3)$$

式中: $x(t)$ 是含噪声信号, j 是尺度, k 是位置, $\varphi_{j,k}(t)$ 是小波基函数, $c_{j,k}(t)$ 是小波系数。

2) 对小波系数进行阈值处理,使用软阈值处理方法去除噪声对小波系数的影响:

$$d_{j,k}(t) = \begin{cases} c_{j,k}(t) - \lambda, & c_{j,k}(t) > \lambda \\ c_{j,k}(t) + \lambda, & c_{j,k}(t) < -\lambda \\ 0, & |c_{j,k}(t)| \leq \lambda \end{cases} \quad (4)$$

式中: $d_{j,k}(t)$ 是经阈值处理后小波系数, λ 是阈值。

3) 对处理后的小波系数进行小波逆变换,得到去噪后的信号:

$$x_{denoised}(t) = \sum_j \sum_k d_{j,k}(t) \varphi_{j,k}(t) \quad (5)$$

式中: $x_{denoised}(t)$ 是去噪后的信号, $\varphi_{j,k}(t)$ 是与分解时相同的小波基函数。

1.3 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波是一种高效的递归滤波方法,用于估计

信号的状态^[14]。使用系统的状态方程和观测方程来描述信号的动态变化和观测数据的获取过程,并利用这些方程来更新对信号状态的估计^[15-16]。在去噪方面,卡尔曼滤波通过减少噪声的影响来提高估计的精度。

步骤如下:

1) 定义系统模型,即状态方程和观测方程:

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + w_k \\ z_k = Hx_k + v_k \end{cases} \quad (6)$$

式中: x_{k+1} 是下一时刻的状态, x_k 是当前时刻状态, u_k 是控制输入, w_k 是过程噪声, z_k 是观测数据, v_k 是测量噪声, H 是观测矩阵, A, B 是系统矩阵。

2) 设置初始状态估计值 $\hat{x}_{0|0}$ 、误差协方差矩阵 $P_{0|0}$ 、过程噪声协方差矩阵 Q 、测量噪声协方差矩阵 R 。

3) 使用当前测量数据 z_k 和上一步状态估计量 $\hat{x}_{k|k-1}$ 更新状态估计,并计算卡尔曼增益:

$$K = P_{k|k-1}H^T / (HP_{k|k-1}H^T + R) \quad (7)$$

式中: K 为卡尔曼增益矩阵。

4) 通过卡尔曼增益和观测数据更新调整状态估计和误差协方差矩阵:

$$\begin{cases} \hat{x}_{k|k+1} = \hat{x}_{k|k-1} + K(z_k - H\hat{x}_{k|k-1}) \\ P_{k|k} = (I - KH)P_{k|k-1} \end{cases} \quad (8)$$

5) 最后重复步骤 2)~4), 直到达到所需处理时间或满足停止准则。

1.4 集合经验模态与样本熵联合小波法

经验模态分解是一种针对非线性和非平稳信号的处理方法,其核心思想是将信号分解为一组内蕴模态函数(intrinsic mode function, IMF) 和一个最后的剩余值^[17]。集合经验模态分解^[18] (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 在 EMD 的基础上,通过添加噪声并多次重复分解的方式,避免了 EMD 中出现的模态混叠等问题,得到更加精准的上下包络线^[19]。并且由于引入随机扰动和不需要事先确定信号的统计特性,通过多次对原始信号添加不同的噪声进行分解,提高了噪声抑制能力和分解稳定性。提出一种基于集合经验模态与样本熵联合小波的去噪算法,算法流程图如图 1 所示。

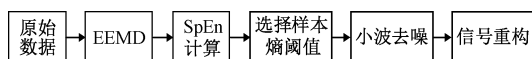


图 1 集合经验模态与样本熵联合小波算法流程图

Fig. 1 Schematic diagram of the wavelet algorithm based on the combination of empirical mode decomposition and sample entropy

首先使用 EEMD 将原始信号分解为一系列本征模态函数(intrinsic mode functions, IMFs) 和一个残差分量,对每个 IMF 分量计算样本熵^[20-21] (sample entropy, SpEn), 选择一个适当的样本熵阈值,对于每个 IMF 分量,使用小

波阈值去噪方法去除小于阈值的小波系数。最后,将去噪后的 IMF 分量和残差分量进行重构,得到去噪信号。这种方法能够有效地去除信号中的噪声,并保留信号的原始信息。

1.5 信噪比估计与均方根误差

信噪比和均方根误差是衡量微波信号质量的重要指标,在微波多普勒传感器采集颗粒肥料质量信号的过程中,由于环境干扰、设备噪声等因素,采集到的信号往往包含一定的噪声。通过去噪算法预处理后的信号通常使用信噪比和均方根误差评估去噪处理的效果,进而优化信号处理算法,提高测量精度。信噪比表示信号中有效信息成分与噪声成分的比例,首先根据式(9)计算微波信号的均值(mean_data):

$$mean_data = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N data_i \quad (9)$$

式中: N 是采集到的微波信号长度, $data_i$ 为信号数组中的第 i 个元素。

根据式(10)计算微波信号的标准差(std_data):

$$std_data = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (data_i - mean_data)^2} \quad (10)$$

根据计算的均值和标准差计算信噪比(SNR_data)与均方根误差(MSE_data):

$$\begin{cases} SNR_data = 10\log_{10}\left(\frac{mean_data^2}{std_data^2}\right) \\ MSE_data = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (data_i - mean_data)^2 \end{cases} \quad (11)$$

2 试验设计

2.1 颗粒肥流量检量系统结构

颗粒肥料的质量流量检测系统主要由多普勒微波传感器,数据采集卡,电动排肥装置,肥料输送管道和收集装置组成,如图 2 所示。



图 2 颗粒肥料质量流量检测系统

Fig. 2 Mass flow measurement system for granular fertilizer

车载试验中使用山东大华农业机械有限公司组合式玉米播种施肥机,试验颗粒肥选用史丹利 15-15-15 颗粒

肥,对车载实验进行细节调整,包括多普勒传感器位置为距排肥口 500 mm 处、排肥轴开度为 100%、传感器的发射频率为 24.125 GHz、采样频率设置 1 024 Hz 等。

2.2 试验方法

试验方法分为标定实验和上机实验两个部分。标定实验即施肥机在静止的条件下,将史丹利 15-15-15 颗粒肥料填满肥箱,设置步长为 5 r/min,调整排肥轴电机转速从 20 r/min 增加到 50 r/min,共 7 个转速级。将多普勒微波传感器模块固定在距排肥口 500 mm 处,安装角度为 78°。

在实验启动前,预先设定排肥轴转速及运行时间为 60 s,同时开启微波多普勒传感器和信号采集设备,采集时长为 60 s,采样频率为 1 024 Hz。实验过程中,确保排肥与数据采集同步进行,当排肥轴达到预设时间停止旋转后,数据采集设备亦同步停止收集数据。随后,利用精度为 0.01 g 的电子天平对收集装置中的颗粒进行称重,并记录重量数据。在标定实验中,为确保测量结果的准确性,需重复进行 5 次实验。在整个标定过程中,拖拉机保持静止,肥料输送管道持续排放肥料。因此,所收集的数据信号仅包含颗粒肥料的质量流量信息,避免了其他干扰因素的影响。

上机实验是在施肥机稳定速度行进间进行数据采集。肥料、微波传感器设置和采集卡设置均与标定实验一致。实验过程中,通过调整拖拉机的档位来改变其速度,为保证行驶速度稳定,使用一块木板垫在油门下方并将油门紧压在木板上。当拖拉机速度刻度盘的指针稳定后,松开离合器。当拖拉机速度稳定后,启动微波多普勒雷达进行实验,实验时间为 60 s。选择 3 个档位 A、B 和 C 进行实验,并重复进行了至少 5 组测量实验。对标定实验和上机实验采集到的数据进行多种算法去噪处理对比并分析去噪前后信号的信噪比和均方根误差。

3 试验结果与分析

3.1 卡尔曼滤波和小波分析寻优

卡尔曼滤波和小波分析在信号去噪方面都有着良好的效果。由于采集到的微波信号往往具有非线性 and 时变特性,卡尔曼滤波能够通过预测和修正数据来减小噪声的影响,使得它非常适合处理颗粒肥料质量流量信号。而小波分析能够自适应地选择合适的小波基函数和分解层数,根据信号的特性和噪声水平进行灵活处理。而且能够将信号分解到不同的频率成分上,从而更好地处理和提取有用信号这使得小波分析在处理颗粒肥料质量流量信号时能够更好地适应不同的场景和需求。

增益系数在卡尔曼滤波中起到调节误差的作用,其

值由 Q 和 R 共同决定。 Q 和 R 分别代表过程噪声协方差和测量噪声协方差。过程噪声协方差 Q 表示模型对系统的描述的准确度,即系统本身的动态特性;测量噪声协方差 R 表示测量值的准确性,即测量设备或观测手段的可靠性。通过调整 Q 和 R 的值,可以影响滤波器的性能。在某些情况下,如果 Q 或 R 设置得过大,可能会导致滤波器发散;如果设置得过小,可能会导致滤波器过于保守,无法有效跟踪真实值的变化。为了找到最优的增益系数,采用递归优化与理论验证的方法,通过比较不同增益系数下的信号的信噪比,均方根误差等指标,用来确定最佳的增益系数。

通过递归优化,每次更新过程测量噪声协方差 R ,计算去噪信号的信噪比,直到达到最大递归深度,确定 R 的最优解为 1。当过程噪声可近似为高斯分布,由于高斯分布的性质决定其方差等于标准差平方。在这种情况下,将 Q 值取为标准差的平方可使得系统状态估计误差的方差与过程噪声的方差保持一致,从而保证滤波器的性能。故卡尔曼增益系数经计算与递归优化可得 Q 为 0.188, R 值为 1,时域上去噪效果如图 3 所示。

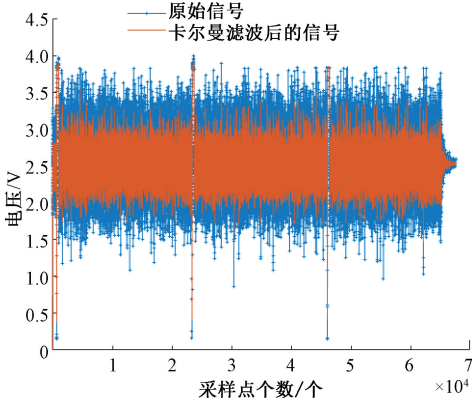


图 3 卡尔曼去噪前后信号时域频域对比
Fig. 3 Comparison of the time domain of signals before and after Kalman denoising

频域去噪效果如图 4 所示。
寻优增益系数下的卡尔曼算法对原始微波信号具有良好的去噪效果,具体指标如表 1 所示。

表 1 卡尔曼滤波去噪效果指标
Table 1 Kalman filter denoising effect index

	实验组序号					平均
	1	2	3	4	5	
信噪比/dB	18.635	18.121	18.986	19.515	19.602	18.974
均方根误差	0.300	0.318	0.288	0.271	0.268	0.289

分别对 5 组测量实验数据进行调参后的卡尔曼滤波去噪,经计算原始信号的信噪比为 15.426 dB,均方根误

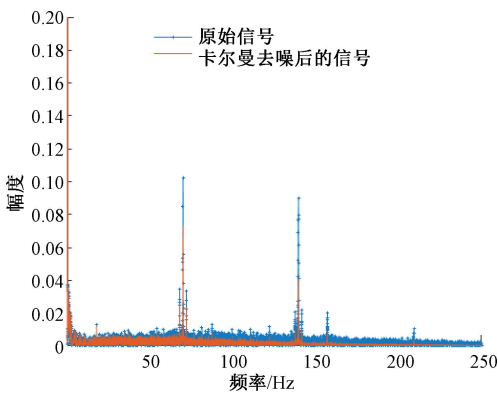


图 4 卡尔曼去噪前后信号时域频域对比
Fig. 4 Comparison of the frequency domain of signals before and after Kalman denoising

差为 0.434。而经卡尔曼滤波去噪后的平均信噪比为 18.974 dB,平均均方根误差为 0.289。去噪前后信噪比提升了 3.548 dB,均方根误差降低了 0.145。

小波分析的去噪效果与小波基函数的选择和分解层数密切相关。为找到最优的小波基函数和分解层数,采用变量迭代的方法,对多个小波基函数和分解层数进行了测试。通过比较不同组合下的去噪结果,确定最佳的小波基函数和分解层数。

根据经验,首先固定分解层数为 5,确定小波基函数。常用的小波基函数 Daubechies 小波有 db 系列和 Sym 系列,由于 db 系列小波处理后会造信号严重失真,故只讨论 Sym 系列小波。

表 2 固定分解层数调整小波基
Table 2 The adjustment of wavelet basis by fixing the number of decomposition layers

	小波基函数						
	Sym1	Sym2	Sym3	Sym4	Sym5	Sym6	Sym7
SNR/dB	22.401	22.231	22.123	22.088	22.069	22.088	22.104
MSE	0.194	0.198	0.201	0.179	0.202	0.202	0.201

表 2 数据可知,当小波基 Sym 阶数由 1 递增 6 时,处理后的信号信噪比逐步减少,当阶数为 7 时信噪比略微提升,而均方根误差在阶数为 4 时取最小值。综合考虑小波基函数应选取四阶 Sym 小波。

在确定小波分解的层数时,具体的选择范围取决于多种因素,包括数据特性、问题需求以及所使用的小波类型等。一般 level 的选择范围从 1~10,如果 level 设置得过高,可能会导致过拟合和增加计算复杂度;如果 level 设置得过低,可能无法充分提取信号中的特征。故在固定小波基为 Sym4 时,观察分解层数由 4~7 时信噪比和均方根误差的变化,如表 3 所示。

表 3 固定小波基调整分解层数
Table 3 The adjustment of decomposition layers by fixing the wavelet basis

	分解层数			
	4	5	6	7
信噪比/dB	21.623	22.088	22.224	22.314
均方根误差	0.213	0.202	0.198	0.196

表 3 中数据可知,当小波基为 Sym4 时,分解层数越大信噪比越高,均方根误差越小。原始信号和经过该参数小波分析去噪后效果时域对比如图 5 所示。

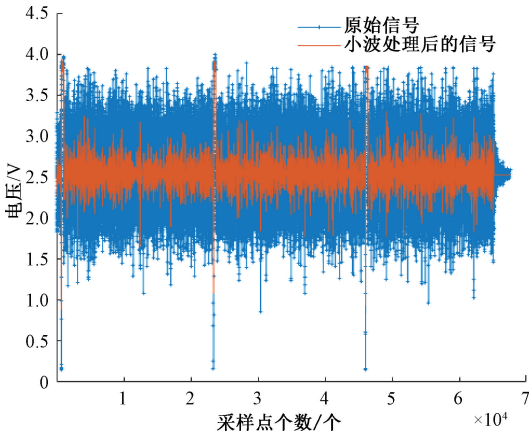


图 5 小波去噪前后信号时域对比
Fig. 5 Comparison of the time domain of signals before and after wavelet denoising

经过该参数小波分析去噪后效果频域对比如图 6 所示。

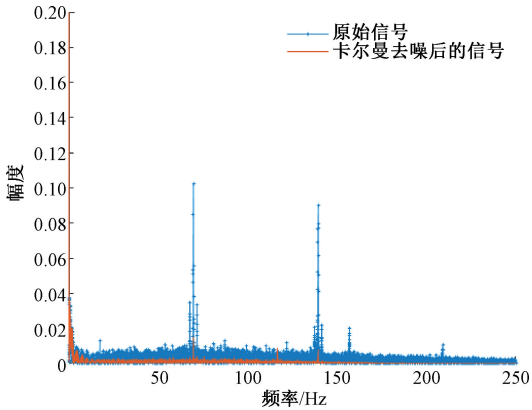


图 6 小波去噪前后信号频域对比
Fig. 6 Comparison of the frequency domain of signals before and after Wavelet denoising

小波分析去噪参数小波基为 Sym4,分解层数为 7,该系数下的小波分析去噪效果指标如表 4 所示。

表 4 小波分析去噪效果指标

Table 4 Wavelet analysis denoising effect index

	实验组序号					平均
	1	2	3	4	5	
信噪比/dB	22.314	21.779	22.664	23.095	19.602	22.610
均方根误差	0.196	0.209	0.1887	0.179	0.177	0.199

分别对 5 组测量数据进行调参后的小波分析去噪,经调优小波参数后的小波分析去噪处理后信号平均信噪比为 22.610 dB,平均均方根误差为 0.199。相比原始信号信噪比提升了 7.184 dB,均方根误差降低了 0.235。

3.2 集合经验模态与样本熵联合小波法

由于小波分析在时频域上具有良地局部化特性,能有效地检测和提取微波颗粒肥信号中噪声和扰动引起的异常成分。且小波分析能自适应地选择合适的小波基函数和分解层数,根据信号的特性和噪声水平进行灵活处理,更好地去除噪声干扰,故小波分析在对微波传感器采集的颗粒信号处理中具有明显优势。

而 EEMD 是一种改进的 EMD 方法,通过引入噪声来克服 EMD 模态混叠问题。在处理非线性的和包含振动噪声的微波颗粒肥信号时,EEMD 能够更准确地提取出信号的 IMF_s,通过计算每个 IMF 分量的 SpEn,了解其包含的信息量确定何时去除小波系数,避免过度去噪导致信号失真,更好地保留信号的原始结构和信息。故提出一种基于集成经验模态分解与样本熵联合小波的算法(ensemble empirical mode decomposition based sample entropy analysis with wavelet transform, EEMD-SpEn-WL),综合运用经验模态分解、样本熵和小波阈值处理技术,进一步提高小波分析的去噪效果,将对微波颗粒肥信号有效降噪。

利用经验模态分解将原始信号分解为一系列经验模态函数(IMFs),每个 IMF 对应不同的频率段,如图 7 所示。

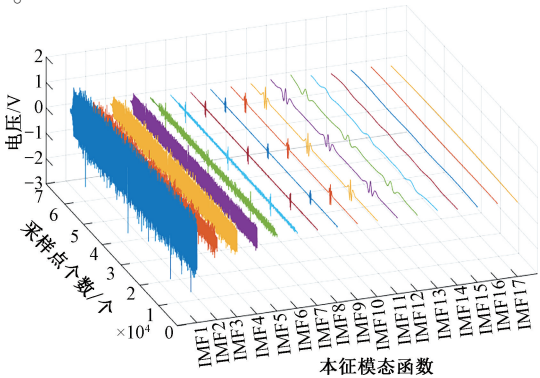


图 7 EEMD 迭代分解结果

Fig. 7 EEMD iterative decomposition results

样本熵值是衡量信号复杂度的指标,计算各 IMF 的样本熵值。当信号复杂度高时,样本熵值会相应增大。根据各 IMF 的样本熵值和预设阈值,筛选出需要去噪的 IMF_s。通常样本熵值较大的 IMF_s 含有较多的噪声成分,因此更容易被选中进行去噪处理。最后对筛选后的 IMF_s 进行小波处理,以消除其中的噪声。原始信号和 EEMD-SpEn-WL 去噪后信号时域对比如图 8 所示。

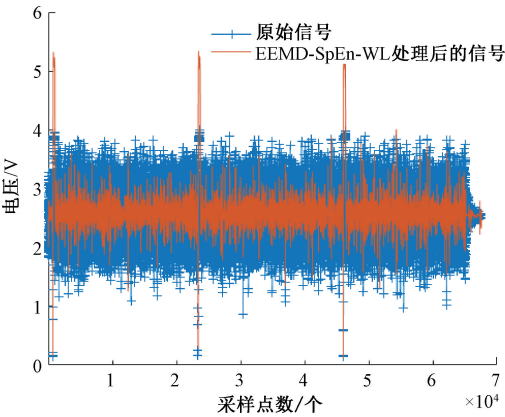


图 8 EEMD-SpEn-WL 去噪前后信号频域对比

Fig. 8 Comparison of the frequency domain of signals before and after EEMD-SpEn-WL denoising

经 EEMD-SpEn-WL 去噪后信号频域对比如图 9 所示。

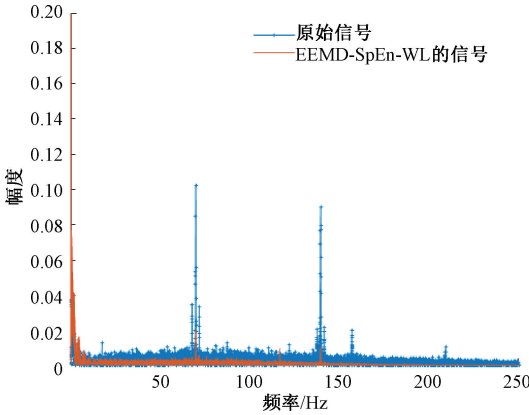


图 9 EEMD-SpEn-WL 去噪前后信号时域对比

Fig. 9 Comparison of the time domain of signals before and after EEMD-SpEn-WL denoising

EEMD-SpEn-WL 法去噪中的小波参数为上文讨论的寻优参数,EEMD 的迭代次数取 2,IMFs 个数取 5,该系数下的去噪效果指标如表 5 所示。

EEMD-SpEn-WL 算法在去除低频和高频噪声的同时,能够保留信号的细节信息。对 5 组实验数据进行 EEMD-SpEn-WL 去噪,经计算去噪后的平均信噪比为

表 5 EEMD-SpEn-WL 去噪效果指标

Table 5 EEMD-SpEn-WL denoising effect index

	实验组序号					平均
	1	2	3	4	5	
信噪比/dB	23.181	22.721	23.358	23.605	23.758	23.325
均方根误差	0.256	0.275	0.248	0.238	0.234	0.250

23.325,平均均方根误差为 0.250。去噪前后信噪比提升了 7.899 dB,均方根误差降低了 0.184。

卡尔曼滤波去噪、小波去噪以及基于集合经验模态与样本熵联合小波法在处理微波传感器采集到的颗粒信号方面均表现出良好的去噪效果,3 种算法与原始信号去噪后的对比如图 10 所示。

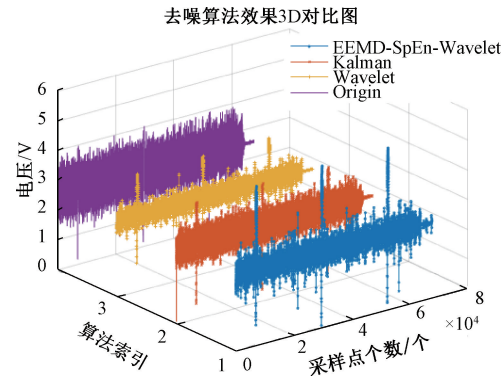


图 10 原始数据和 3 种去噪处理前后信号对比图

Fig. 10 Comparison diagram of original data and three kinds of denoising processing before and after

在处理微波传感器采集到的颗粒信号时,提出的联合算法充分结合了小波去噪、EEMD 和 SpEn 的优点:小波去噪的结合能够有效提高信号的估计精度;引入 EEMD 联合算法能够更好地适应信号的非线性、非平稳特性;通过样本熵选取合适的 IMF 分量,使得去噪后的信号更加接近原始信号,提高了信号的质量同时在去噪过程中充分考虑了信号的时域和频域特性,与单一方法相比,联合算法在去噪效果、信号保真度和实用性方面均具有显著优势具有明显优势。

4 结 论

针对微波传感器采集颗粒肥料流量信号中存在电磁、机械振动等噪声干扰的问题,首先分析小波与卡尔曼去噪算法,通过比较两种算法寻优后的去噪效果,提出一种基于集合经验模态与样本熵联合小波的去噪算法(EEMD-SpEn-WL)。该算法在处理非线性和包含振动噪声的微波颗粒肥信号时,够更准确地提取出信号的本征模态函数。通过计算每个 IMF 分量的样本熵,确定何时去除小波系数,避免过度去噪导致信号失真。实验结果

表明,集合经验模态与样本熵联合小波法去噪后的信号平均信噪比提高了 7.899 dB,平均均方根误差降低了 0.184。该算法在处理微波传感器采集到的固肥流量微波信号去噪问题上具有较高的应用价值,为微波传感器在固肥检测领域的应用提供有力支持。

参考文献

[1] 李普,梁春英,王紫玉,等.我国精准变量施肥技术研究现状和建议[J].农业工程,2021,11(11):31-34.
LI P, LIANG CH Y, WANG Z Y, et al. Research status and suggestions on precision variable fertilization technology in China [J]. Agricultural Engineering, 2021, 11(11): 31-34.

[2] 杨立伟,黄家运,张季琴,等.基于微波多普勒法的施肥质量流量检测系统研究[J].农业机械学报,2020,51(S1):210-217.
YANG L W, HUANG J Y, ZHANG J Q, et al. Research on the fertilizer mass flow detection system based on microwave doppler method [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2020, 51(S1): 210-217.

[3] 杨硕,王秀,翟长远,等.支持种肥监测的变量施肥系统设计与试验[J].农业机械学报,2018,49(10):145-153.
YANG SH, WANG X, ZHAI CH Y, et al. Design and experiment of variable fertilization system supporting seed and fertilizer monitoring[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2018, 49(10): 145-153.

[4] 戚武振.智能稻麦播种机变量施肥系统设计与研究[D].泰安:山东农业大学,2018.
QI W ZH. Design and research on variable fertilization system of intelligent rice and wheat seeder [D]. Tai'an: Shandong Agricultural University, 2018.

[5] KIZILKAYA A, ELBI M. Different scenarios on denoising of signals in the intrinsic mode function selection framework [J]. IETE Journal of Research, 2016, 62(5): 1-10.

[6] MOHAN M C N, PAUL B, RAKESH V, et al. EMD-Based intermittent and ground clutter removal in radar windprofilers[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-8.

[7] 张达,孙圣军.基于小波滤波的激光多普勒信号研究[J].机械制造,2017,55(11):39-42,45.
ZHANG D, SUN SH J. Research on laser doppler signal based on wavelet filtering [J]. Mechanical Manufacturing, 2017, 55(11): 39-42,45.

[8] 张继旺,丁克勤.基于 EDFT 的非均匀欠采样叶尖定时信号分析[J].振动与冲击,2021,40(5):39-45.

- ZHANG J W, DING K Q. Analysis of non-uniformly undersampled tip-timing signals based on EDFT [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(5):39-45.
- [9] 杨立伟,赵礼豪,张俊宁,等. 基于微波传感的颗粒肥料质量流量测量方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(S2):323-329.
- YANG L W, ZHAO L H, ZHANG J N, et al. Microwave sensing-based mass flow measurement method for granular fertilizer[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2023, 54(S2): 323-329.
- [10] WANG D, SUN J, WANG Y, et al. Eliminating the influence of moisture on solid concentration measurement in gas-solid flows using combined sensors [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023; 72:1-10.
- [11] 王世纪. 基于 MATLAB 的小波分析在基坑监测数据处理中的应用[J]. 安徽地质, 2022(S1):33-37.
- WANG SH J. Application of wavelet analysis based on Matlab in the processing of foundation pit monitoring data [J]. Anhui Geology, 2022 (S1): 33-37.
- [12] CAILING F, PENGFEI L, RONGLONG S, et al. High-spatial-resolution OFDR distributed temperature sensor based on step-by-step and image wavelet denoising methods[J]. Sensors, 2022, 22(24): 9972-9972.
- [13] 马欢,程膺豪,蔡飞,等. 改进小波阈值去噪方法在电机电流信号处理中的应用[J]. 机电工程技术, 2022, 51(11):55-57,72.
- MA H, CHENG Y H, CAI F, et al. Application of improved wavelet threshold denoising method in motor current signal processing [J]. Mechanical and Electrical Engineering Technology, 2022, 51(11): 55-57,72.
- [14] 孙琼琼,李娜. 压力管道声发射信号去噪方法研究[J]. 低温与特气, 2022, 40(2):49-51.
- SUN Q Q, LI Y. Study on denoising methods for acoustic emission signals in pressure pipelines [J]. Cryogenics and Specialty Gases, 2022, 40(2): 49-51.
- [15] 刘世洪,夏洪君,蒋元兵,等. 衰落信道基于卡尔曼滤波的信噪比估计[J]. 通信技术, 2021, 54(1):44-50.
- LIU SH H, XIA H J, JIANG Y B, et al. Signal-to-noise ratio estimation based on Kalman filtering in fading channels [J]. Communication Technology, 2021, 54(1): 44-50.
- [16] 杨承志,张晓明,张鸽. 基于 WLS-KF 的 UWB 室内定位滤波算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(1):25-33.
- YANG CH ZH, ZHANG X M, ZHANG G. Research on the UWB indoor positioning filtering algorithm based on WLS-KF [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(1): 25-33.
- [17] KHAN J. PQ event detection after noise removal using fuzzy transform and Hilbert spectral analysis on EMD[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2023:523-532.
- [18] 梁友斌,许建康,周俊,等. 基于小波阈值-卡尔曼的水田旋耕平地机倾角信号的去噪方法[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2020, 46(2):248-252.
- LIANG Y B, XU J K, ZHOU J, et al. A wavelet threshold-Kalman method for denoising the tilt angle signal of a paddy field rotary tiller[J]. Journal of Hunan Agricultural University (Natural Science Edition), 2020, 46(2):248-252.
- [19] LIU D, LIANG X, OUYANG SH, et al. Combined EEMD with a novel flexible wavelet threshold function for weighing signal denoising approach [J]. Journal of Sensors, 2022, 2022(1): 5314532.
- [20] 贾亚超,李国龙,何坤,等. 基于灰色准则与 EEMD 的滚刀振动信号降噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7):187-194.
- JIA Y CH, LI G L, HE K, et al. A noise reduction method for vibration signals of hob based on grey criterion and EEMD[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 187-194.
- [21] 崔德馨,胡以怀. 基于 EEMD 样本熵的船舶空压机噪声分析与诊断[J]. 航海技术, 2024, (4):65-68.
- CUI D X, HU Y H. Noise analysis and diagnosis of marine air compressors based on EEMD sample entropy [J]. Navigation Technology, 2024, (4): 65-68.

作者简介



张俊宁(通信作者), 2009 年于中国农业大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为数字农业智能装备、农业信息检测、农业传感器。
E-mail: zhangjunning@bistu.edu.cn

Zhang Junning (Corresponding author)

received his Ph. D. degree from China Agricultural University in 2009. He is currently a professor and doctoral supervisor at Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include digital agricultural intelligent equipment, agricultural information detection, and agricultural sensors.



赵礼豪, 2022 于安徽科技学院获得学士学位, 现为北京信息科技大学在读硕士生, 主要研究方向为微波传感器。
E-mail: zlh_it@163.com

Zhao Lihao received his B. Sc. degree from Anhui of Science and Technology in 2022. He is currently a M. Sc. candidate at Beijing Information Science and Technology University. His main research interest includes microwave sensor.