

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202503005

EMD-PCA 组合的低慢小目标 微动特征提取方法

于 焯, 毛鑫骞, 金国栋, 赵建伟
(火箭军工程大学, 陕西 西安 710025)

摘 要: 针对雷达信号处理领域存在的低慢小目标非线性、非平稳回波信号分析难题, 提出利用时频分析组合方法, 构建了基于经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 与主成分分析 (principal component analysis, PCA) 的组合模型, 旨在弥补传统方法在计算冗余与局部特征丢失等方面存在的不足。首先, 利用 EMD 对原始雷达回波信号进行自适应分解, 得到一系列本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 分量, 以精确表征信号的局部时频特性; 其次, 通过 PCA 法对 IMF 分量的能量谱进行降维处理来提取主成分特征, 从而有效降低数据冗余并保留关键信息; 最后, 采用《雷达学报》发布的低慢小目标数据集对其进行实验验证。结果表明: EMD-PCA 组合提取方法的均方根误差均值、峰值信噪比均值和结构相似性均值分别为 0.061 9 像素、19.118 5 dB 和 0.848 2, 相比于采用单一 EMD 模型的均方根误差均值降低了 38.65%, 峰值信噪比均值和结构相似性均值分别提高了 14.54% 和 22.29%, 表明所提方法能够显著提升复杂雷达信号特征提取的精度和可靠性, 为低慢小目标的精确探测与分析提供技术参考。

关键词: 低慢小目标; 微动特征提取; 经验模态分解; 主成分分析

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

开放科学标识码(OSID):

文章编号: 2097-2741(2025)03-045-09



听语音
与作者互动
聊科研

EMD-PCA Combination-Based Micromotion Feature Extraction Method of Low-Slow-Small Targets

YU Ye, MAO Xinqian, JIN Guodong, ZHAO Jianwei
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

ABSTRACT: To address the challenges of nonlinear and non-stationary echo signal analysis of low-slow-small (LSS) targets in radar signal processing, a hybrid time-frequency analysis approach was proposed by constructing a combined model based on empirical mode decomposition

收稿日期: 2025-03-18

修回日期: 2025-05-03

录用日期: 2025-05-08

基金项目: 国家自然科学基金 (12403080); 国家资助博士后研究人员计划 (GZC20233565); 中国博士后科学基金面上项目 (2024M764304); 陕西省自然科学基金计划 (2023-JC-QN-0027)

第一作者: 于焯 (1989—), 男, 讲师, 主要从事信号处理、卫星导航方面研究。E-mail: lucky-yy0823@qq.com

引用格式: 于焯, 毛鑫骞, 金国栋, 等. EMD-PCA 组合的低慢小目标微动特征提取方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39 (3): 45-53. YU Ye, MAO Xinqian, JIN Guodong, et al. EMD-PCA combination-based micromotion feature extraction method of low-slow-small targets[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39 (3): 45-53.

(EMD) and principal component analysis (PCA). The proposed model compensated for the shortcomings of traditional methods in terms of computational redundancy and loss of local features. First, the EMD method was applied to adaptively decompose the original radar echo signal into a series of intrinsic mode function (IMF) components, accurately capturing the local time-frequency characteristics. Second, the PCA method was employed to reduce the dimensionality of the energy spectra of the IMF components to extract the principal features, effectively reducing data redundancy, and preserving key information. Finally, an experimental verification was conducted using the LSS target dataset published in the *Journal of Radars*. The results demonstrate that the proposed EMD-PCA method achieves mean values of 0.061 9 pixels for the root mean square error (RMSE), 19.118 5 dB for the peak signal to noise ratio (PSNR), and 0.848 2 for the structural similarity index (SSIM), corresponding to 38.65% reduction in RMSE and improvement of 14.54%, and 22.29% in PSNR and SSIM, respectively, compared to the standalone EMD model. The results indicate that the proposed method can significantly improve the accuracy and reliability of feature extraction from complex radar signals, providing a technical reference for the accurate detection and analysis of LSS targets.

KEYWORDS: low-slow-small target; micromotion feature extraction; empirical mode decomposition; principal component analysis

微动特征提取是雷达信号处理中的一个关键技术,主要用于从复杂的雷达回波数据中识别和提取出细微但非常重要的运动特征。这些特征通常表现为目标在运动过程中产生的微小振动、旋转或摆动,尽管其幅度较小,却蕴含了运动目标的重要信息。这一技术在多个领域具有广泛的应用,特别是在雷达目标识别、遥感监测和军事侦察中^[1-3]。通过精确提取这些微动特征,研究人员能够更加深入地理解雷达目标的动态行为,从而优化雷达系统的性能并提高其可靠性。此外,微动特征提取对于增强雷达数据的解析能力至关重要,使得雷达系统能够在各种复杂环境中实现更精确的测量和控制^[4-6]。

目前,国内外学者围绕目标微动特征提取方法开展了大量相关研究工作。在算法应用方面,希尔伯特-黄变换凭借其良好的时频分析能力,被用于处理具有复杂时变特性的雷达信号,以提取目标微动特征;经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)因其自适应性强,在非平稳信号处理中表现出色,常被用于分解雷达回波信号以获取不同尺度的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),进而分析目标微动信息;主成分分析(principal component analysis, PCA)则多用于高维数据的降维处理,通过减少数据冗余来突出主要特征,从而提高特征提取效率。在实际应用中,一些先进的雷达系统已将这些算法

集成并应用于航空航天目标监测、海上目标识别等场景中,取得了较好的效果^[7-10]。李茂等^[11]结合 EMD 与快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT),能有效提取出不同典型缺陷下振动信号的频率点,进而构建特征谱图。该方法结合了 EMD 在处理非平稳信号时的自适应性以及 FFT 在频域分析中的高效性,能够较为精准地捕捉到信号中的频率特征。然而,在面对复杂多变的实际工况时,该方法可能会受到噪声干扰的影响,导致频率点提取的准确性有所下降,且对于信号中深层次的非线性特征挖掘能力有限。张银波等^[12]利用 PCA 对高维样本进行降维处理后,借助弹性 BP 网络进行参数选择并提取特征,显著降低了数据维度,在图像识别任务中表现良好。但由于弹性 BP 网络存在训练时间长、易陷入局部最优解的问题,且在 PCA 降维时若参数设置不当,可能无法充分保留对图像识别的关键特征信息,从而影响识别精度。

上述仅采用单一 EMD 或 PCA 的特征提取方法存在一定的局限性,如 EMD 方法虽然具有较强的自适应性,但计算复杂冗余,在处理大规模数据时效率较低,而 PCA 虽能高效降维,却无法细致地处理数据,容易导致局部结构丢失,从而影响特征提取精度。为实现更加精确和高效的特征提取,本文将 EMD 与 PCA 算法进行深度融合,构建了一种高效的信号处理方法。不仅克服了传

统 EMD 计算效率低的问题, 还弥补了 PCA 在局部特征提取中的不足, 实现了信号特征提取精度与效率的双重提升, 为复杂雷达回波信号的分析提供了更加可靠的技术手段。

1 多波段雷达下低慢小目标微动特征提取方法原理

1.1 经验模态分解法

EMD 方法^[13-17]是将原始雷达回波信号分解为若干个本征信号函数 $f_i(t)$ 和一个残差 $r_n(t)$, 其数学表达式为

$$X(t) = \sum_{i=1}^n f_i(t) + r_n(t) \quad (1)$$

式中: $X(t)$ 为雷达回波信号; $f_i(t)$ 为第 i 阶本征模态函数; $r_n(t)$ 为分解后的残差信号, 表示信号的低频趋势分量; n 为本征信号函数的个数。

每个 IMF 分量必须满足 2 个条件: 一是对信号的每一点而言, 函数极大值拟合成的上包络线与极小值拟合成的下包络线的平均值必须为零; 二是对整段信号函数而言, 极值的点数与过零值的点数应该相等或者最多相差 1 个。

对信号进行 EMD 分解的步骤如下。

1) 找到原信号的全部极大值点与极小值点, 并采用三次样条拟合分别得到其包络线, 由此可得信号的平均包络线为

$$e_{ave}(t) = \frac{e_{max}(t) + e_{min}(t)}{2} \quad (2)$$

式中: $e_{ave}(t)$ 为通过三次样条插值拟合得到的极值平均包络线; $e_{max}(t)$ 和 $e_{min}(t)$ 分别为 t 时刻信号极大值点和极小值点的包络线。

2) 将原信号减去平均包络线后即可得到第 1 个去掉低频的新信号, 将该信号作为原信号后重复上述过程, 直到其满足 IMF 的条件为止。

1.2 主成分分析法

PCA 算法^[18-25]是一种常用的数据降维压缩处理方法。假设由雷达回波数据得到的特征数据集包含 m 组数据和 h 个采集点, 对样本矩阵 X 进行标准化处理可以得到标准化样本矩阵 Z 为

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{ij}}{\sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m \left(x_{ij} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{ij} \right)^2}} \quad (3)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, h$; x_{ij} 为样本矩阵 X 中的元素; Z_{ij} 为标准化样本矩阵 Z 中的元素。

计算标准化样本矩阵 Z 的相关系数矩阵为

$$\Delta = \frac{1}{m-1} Z^T Z \quad (4)$$

式中: Δ 为相关系数矩阵, 表示数据之间的相关性。

设特征值为 λ , 则可以得到相关系数矩阵 Δ 的特征方程为

$$|\Delta - \lambda I| = 0 \quad (5)$$

由式 (5) 计算得到特征值 λ , 即可得到单位特征向量 $P_1, P_2, \dots, P_t$, 进一步可以对 IMF 分量进行降维处理。

1.3 EMD-PCA 组合方法

EMD-PCA 组合模型将多波段雷达回波数据作为原信号 $X(t)$, 在添加白噪声 $N_i(t)$ 后即可得到加噪信号 $X_i(t)$, 其数学表达式为

$$X_i(t) = X(t) + N_i(t) \quad (6)$$

式中: $N_i(t)$ 为第 i 次添加的白噪声。

对每个加噪信号 $X_i(t)$ 进行 EMD 分解, 得到 IMF 分量 $l_{ij}(t)$, 对多次分解的 IMF 分量取平均值, 即

$$l_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N l_{ij}(t) \quad (7)$$

式中: N 为添加噪声的次数; $l_j(t)$ 为最终得到的第 j 个 IMF 分量。

图 1 直观展示了 EMD-PCA 组合方法的特征提取流程。首先, 对原始雷达回波信号进行去直流预处理以减小其对信号的干扰, 然后对预处理的信号进行 EMD 分解, 得到多个 IMF 分量; 其次, 构建标准矩阵并计算相关系数矩阵, 对多个 IMF 分量进行 PCA 降维处理; 最后, 对 IMF 分量进行多次分解去平均, 最终提取出主成分特征并输出重构信号。

2 实验与分析

2.1 实验数据来源

为充分分析上述 2 种微动特征提取方法的实际效果, 采用《雷达学报》发布的中低慢小目标探测数据集, 针对 Ku 和 L 波段下调制带宽为 100 MHz 且调制周期固定为 0.3 ms 的目标数据进行仿真分析。本文选取大疆御 2、大疆精灵、大疆 M600 和固定翼无人机的探测数据进行实验, 相应的目标信息如表 1 所示。

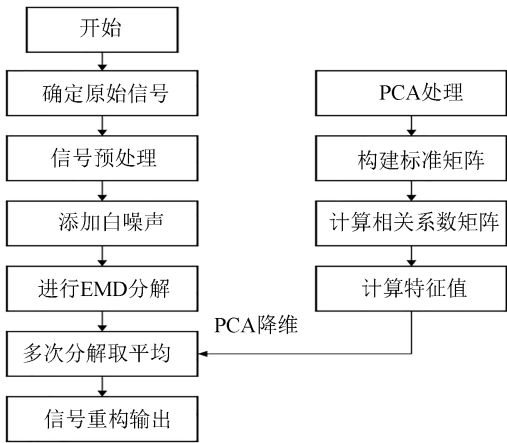


图 1 EMD-PCA 特征提取流程
Fig. 1 Flow chart of EMD-PCA feature extraction

表 1 低慢小目标相关信息
Table 1 Relevant information of selected low-slow-small (LSS) targets

无人机类型	调制带宽/MHz	调制周期/ms	距离范围/m	雷达波段
大疆御 2	100	0.3 或 1.024	5~12	Ku+L
大疆精灵	100	0.3 或 1.024	5~12	Ku+L
大疆 M600	100	0.3 或 1.024	5~12	Ku 或 L
固定翼无人机	100	0.3 或 4.192	5~12	Ku+L 或 Ku

上述 4 种低慢小目标较为常见，使用频率高，探测雷达回波数据清晰完整，具有充分的代表性。通过去直流和距离维处理的数据波形如图 2 所示。

由图 2 可知，大疆御 2 的回波信号波动相对稳定，在整个时间-距离范围内的信号强度变化呈现出周期性特征，表明其机身结构和飞行姿态对雷达回波具有相对一致的反射模式。同时，大疆精灵的信号强度在整体上也较为均匀，与大疆御 2 相比，其波动的幅度和频率略有不同，这是由于大疆精灵在外形结构、飞行速度和飞行模式等方面与大疆御 2 存在差异，导致雷达回波的散射特性有所区别。大疆 M600 的信号波动特征与大疆御 2 有相似之处，但在某些时间段，信号的强度变化更为明显，表明其自身的运动状态变化对雷达回波产生了更为显著的影响。固定翼无人机的信号表现出与多旋翼无人机明显不同的特征，其回波信号相对稀疏，波动规律性较差，因固定翼无人机具有更高的飞行速度和更稳定的飞行姿态，从而导致回波信号呈现出如图 2（d）所示的特征。

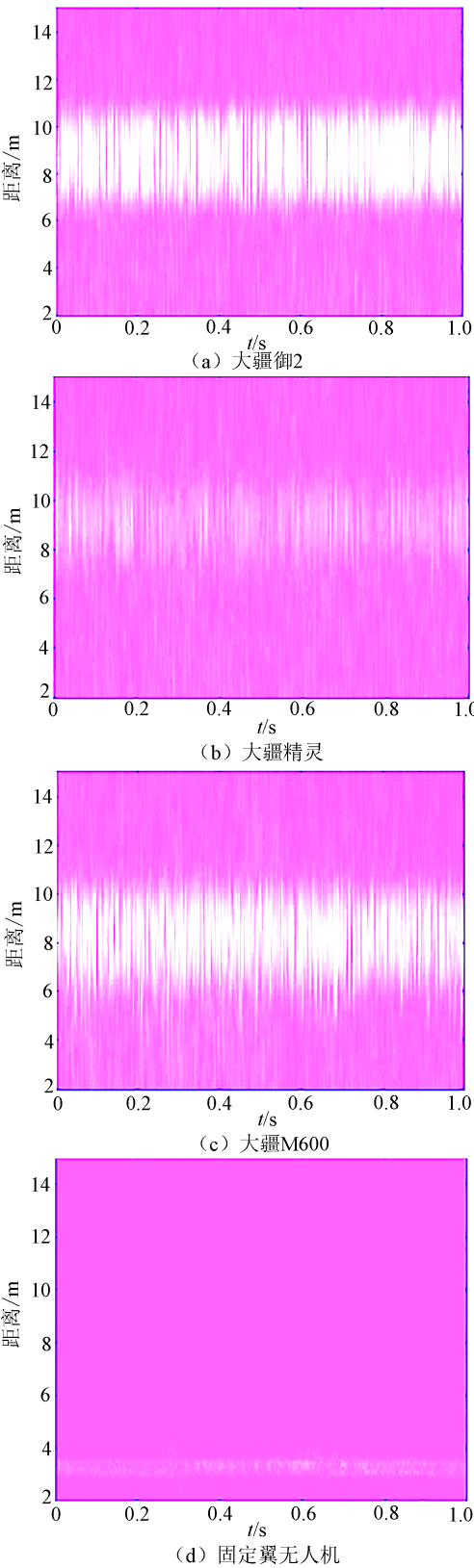


图 2 大疆御 2、大疆精灵、大疆 M600 和固定翼无人机的
雷达数据处理波形
Fig. 2 Radar data processing waveforms of DJI Mavic 2, DJI Phantom, DJI M600, and fixed-wing UAVs

2.2 结果与分析

为充分分析与评估本文方法的特征提取精度, 选取4种低慢小目标探测数据集中第一项雷达回波数据, 对调制带宽为100 MHz, 调制周期为0.3 ms, 处于Ku+L和Ku波段的雷达回波数据进行特征提取, 然后对提取得到的特征图进行精度分析与比较, 从而计算得到模型的性能提升情况。

本实验采用均方根误差 (root mean square error, RMSE)、峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 以及结构相似性指数 (structural similarity index, SSIM) 作为评价指标, 以评估 EMD-PCA 模型的特征提取效果。RMSE 用于表示提取值与真实值之间平方误差的均方根, 其值越低表明模型特征提取效果越好; PSNR 用于衡量原始信号的质量与特征提取后信号质量的差异, 其值越高意味着提取质量越好; SSIM 则用于衡量特征图亮度和对比度, 在不同尺度上, 其值越靠近1表明特征提取损失越小。

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (8)$$

$$Q_{\text{PSNR}} = 10 \cdot \lg \left(\frac{M_{\text{MAX}}^2}{M_{\text{MSE}}} \right) \quad (9)$$

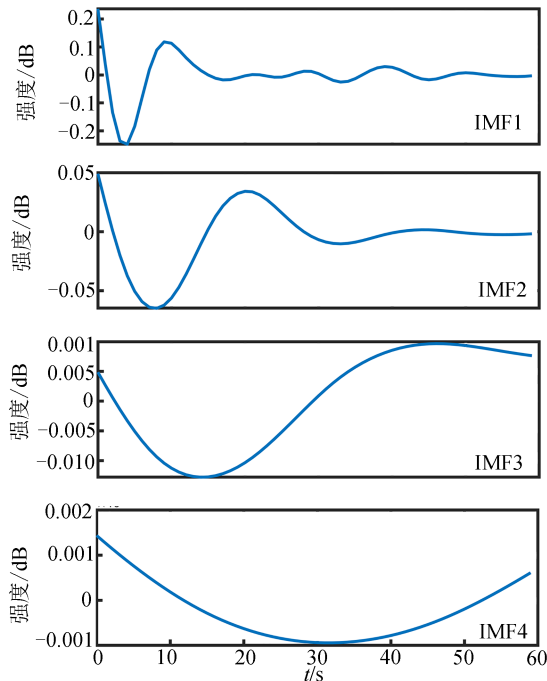
$$S_{\text{SSIM}}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (10)$$

式中: E_{RMSE} 为均方根误差; K 为样本数量; x_i 为

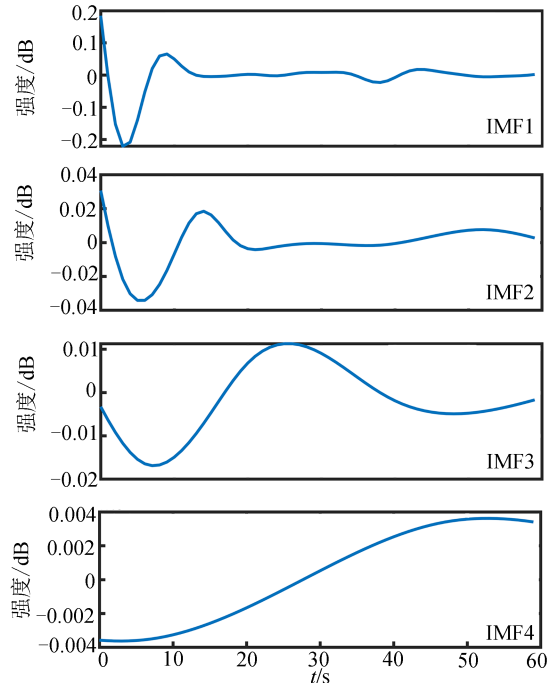
第 i 个样本的真实取值; $\hat{x}_i$ 为第 i 个样本的提取值; Q_{PSNR} 为峰值信噪比; M_{MSE} 为信号的均方误差; M_{MAX} 为信号的最大可能取值; $S_{\text{SSIM}}(x, y)$ 为结构相似性指数, x 和 y 为2个不同的信号; σ_x^2 、 σ_y^2 分别为信号 x 和信号 y 的方差; μ_x 、 μ_y 分别为信号 x 和 y 的标准差; σ_{xy} 为信号 x 和 y 的协方差; C_1 和 C_2 为常数。

图3展示了大疆御2、大疆精灵、大疆 M600 以及固定翼无人机经过 EMD 处理后得到的 IMF 时域结果。

如图3所示, 不同无人机的 IMF 数量和曲线特征均存在较大差异。大疆御2有4个 IMF 分量, 其中, IMF1 在起始阶段变化幅度较大, 随后逐渐趋于平缓, 反映出信号在初始阶段内包含的高频信息较为丰富, 之后高频分量又逐渐衰减; IMF2~IMF4 的变化幅度均不超过 ± 0.05 dB, 说明这些分量包含的能量较低, 多为信号的低频或残余趋势成分。大疆精灵也有4个 IMF 分量, IMF1 的变化趋势与大疆御2极为相似, 但整体变化幅度略小, 说明其初始高频能量较低; 同时, IMF2~IMF4 的曲线形态也与大疆御2类似, 但在具体数值上有差异, 显示出二者信号成分的细微不同。大疆 M600 有3个 IMF 分量, 其中, IMF1 的波动较为明显, 变化幅度较大, 尤其在中间时段出现多个峰值, 表明该分量包含较多能量和较



(a) 大疆御2



(b) 大疆精灵

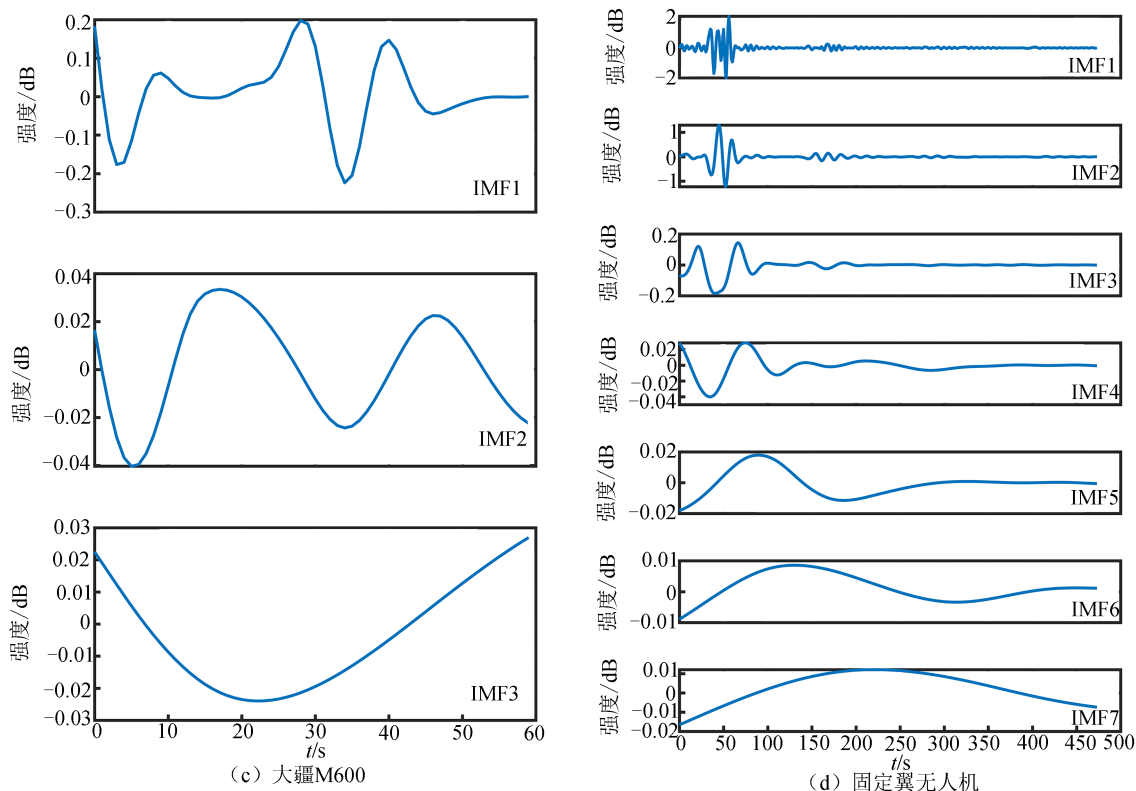


图 3 大疆御 2、大疆精灵、大疆 M600 和固定翼无人机 IMF 时域结果

Fig. 3 Time domain results of IMF of DJI Mavic 2, DJI Phantom, DJI M600, and fixed-wing UAVs

为复杂的信息。固定翼无人机有 7 个 IMF 分量，数量最多，各 IMF 分量的曲线形态各异，波动频繁且幅度变化较大；其中，IMF1~IMF3 高频分量波动剧烈，幅度值在不同时刻变化明显，体现出高频能量较为丰富；IMF4~IMF7 的波动逐渐变缓，变化幅度减小。

综上所述，由于大疆御 2 和大疆精灵同属消费级多旋翼无人机，其飞行特性和机体结构具有相似性，因此分解得到的 IMF 数量相同；大疆 M600 的 IMF 数量较少，与其专业用途、较大机身及相对稳定的飞行状态有关；固定翼无人机因其不同于旋翼飞行器的飞行原理和复杂的飞行姿态导致其信号频率成分丰富，分解得到的 IMF 分量最多。

对 4 种低慢小目标数据进行 EMD 分解提取 IMF 分量，随后进行 PCA 信号融合，其结果如图 4 所示。

图 4 中的每条曲线对应一种无人机信号经过 PCA 处理后得到的主成分值随样本点数的变化情况。如图 4 (a) 所示，样本数在 0~20 之间时，大疆御 2 的主成分值先减小后增加，达到峰值后又逐渐减小；当样本数在 20~60 区间内，曲线逐渐趋于平缓，整体波动幅度相对较小，说明信号的主

要特征在前面部分样本中体现得较为集中，后面部分样本主要是对这些特征的补充和微调。大疆精灵的曲线走势和大疆御 2 具有相似之处，在样本数为 0~20 时，曲线先下降后上升至峰值随后又下降，但下降的幅度和速度相对大疆御 2 略有不同；在样本数为 20~60 区间内曲线同样趋于平缓，但整体的主成分值范围大致在 -0.15~0.05 之间，说明大疆精灵和大疆御 2 在信号特征上具有一定的相似性，但二者在特征的具体分布和强度上存在差异。如图 4 (c) 所示，大疆 M600 的曲线波动更为明显，在样本数为 0~20 之间时，曲线先下降后快速上升到峰值后又继续下降，下降过程中出现了多次起伏；在 20~40 区间内有明显的几个波峰和波谷，主成分值波动范围较大，在 -0.2~0.15 之间，这意味着大疆 M600 的信号包含了更加丰富多样的特征信息，经过 PCA 降维后，在多个样本点上都有显著的特征变化。固定翼无人机的曲线在样本数为 0~100 之间时波动非常剧烈，主成分值在 -1.5~1.5 之间存在大幅振荡，有众多波峰和波谷，在样本数达到 50 之后才逐渐趋于平稳，但仍有小幅度波动，其微动特征具有高度的复杂性和多样性。

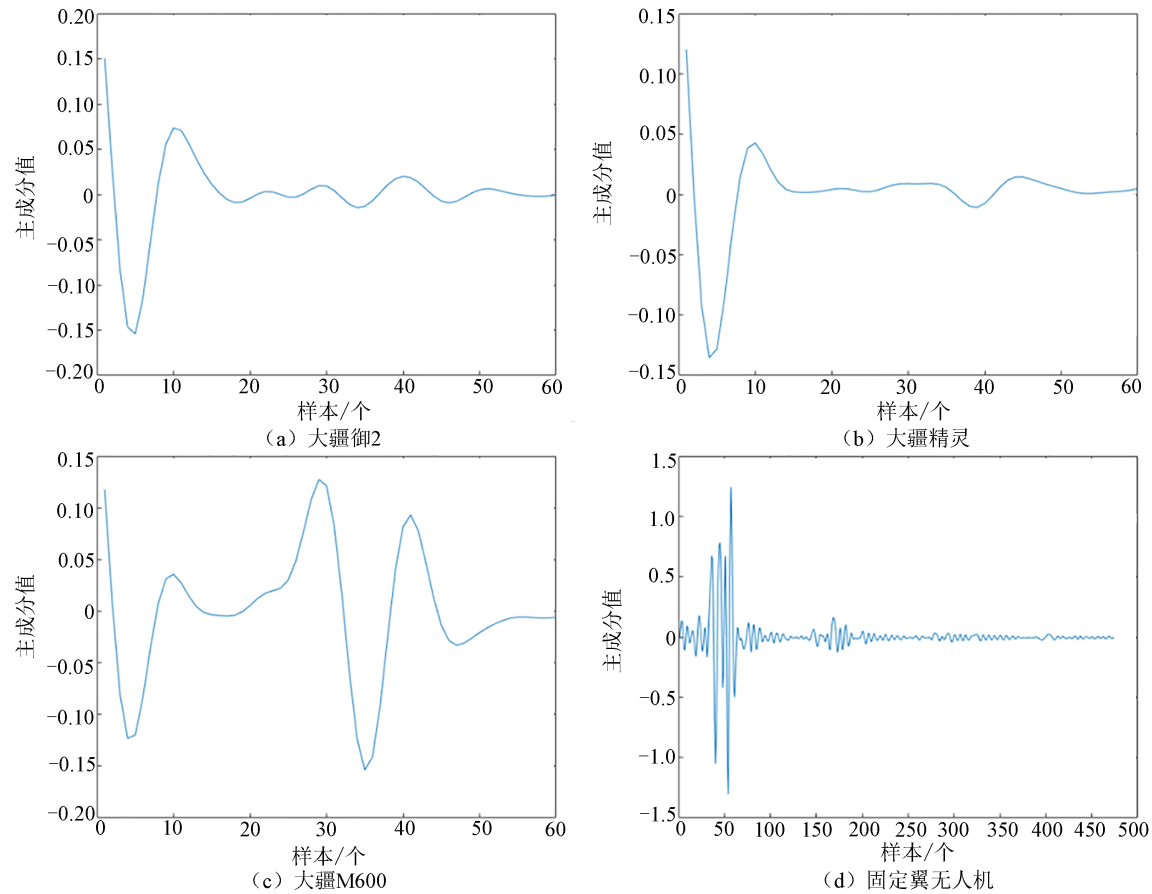


图 4 大疆御2、大疆精灵、大疆 M600 和固定翼无人机 PCA 降维处理结果 (融合信号)

Fig. 4 PCA dimensionality reduction results (fused signal) of DJI Mavic 2, DJI Phantom, DJI M600, and fixed-wing UAVs

表 2 模型指标统计结果

Table 2 Statistical results of model indicators

模 型	评价指标	大疆御2	大疆精灵	大疆 M600	固定翼无人机
EMD	E_{RMSE} /像素	0.047 9	0.053 4	0.067 2	0.235 2
	Q_{PSNR} /dB	24.072 5	14.341 7	8.926 3	19.423 6
	S_{SSIM}	0.726 3	0.676 5	0.672 6	0.699 1
EMD-PCA	E_{RMSE} /像素	0.029 0	0.025 3	0.034 7	0.158 4
	Q_{PSNR} /dB	20.015 5	18.202 6	15.352 3	22.903 4
	S_{SSIM}	0.910 6	0.939 7	0.765 2	0.777 4

由表2可知, EMD 算法的均方根误差均值为 0.100 9 像素, 峰值信噪比的平均值为 16.691 0 dB, 结构相似性指数的平均值为 0.693 6; 而 EMD-PCA 组合算法的均方根误差平均值为 0.061 9 像素, 峰值信噪比的平均值为 19.118 5 dB, 结构相似性指数的平均值为 0.848 2。EMD-PCA 组合算法的均方根误差平均值相比 EMD 算法降低了约 38.65%, 表明特征提取过程中能够更准确地还原

信号并减少误差, 提高了特征提取的精度。同时, EMD-PCA 组合算法的峰值信噪比的平均值相比 EMD 算法提升了约 14.54%, 表明 EMD-PCA 组合算法在去除噪声和保留目标信号方面表现更优。EMD-PCA 组合算法的结构相似性指数的平均值相比 EMD 算法提高了约 22.29%, 表明在提取特征时能够更好地保持信号的结构信息, 使得提取的特征更接近原始信号的结构特征。

3 结论

本文针对低慢小目标的微动特征提取难题, 提出了一种基于 EMD-PCA 组合的处理方法, 通过结合 EMD 的时频分解能力和 PCA 的降维优势, 显著提升了复杂雷达环境下非线性、非平稳信号的特征提取精度。所提算法在分解阶段采用 EMD 提取信号的本征模态分量, 并通过 PCA 对多维特征进行优化重构, 在保留关键微动特征的同时, 显著提升了运算效率。实验结果表明, EMD-

PCA 组合算法的均方根误差平均值相比 EMD 算法降低了约 38.65%，且峰值信噪比的平均值与结构相似性指数的平均值相比 EMD 算法分别提升了约 14.54% 和 22.29%，表明本文所提算法相比单一 EMD 算法能够显著提升特征提取的精度和鲁棒性。同时，本文算法结合 EMD 的时频分解能力和 PCA 的降维去噪能力，有效去除了冗余信息和噪声干扰，保留了与低慢小目标相关的关键特征，使其在复杂背景噪声环境下表现更优，为目标识别和跟踪提供了一定参考。

参考文献

- [1] 于森, 张耀鲁, 徐泽辰, 等. 基于 MEEMD-HHT 的分布式光纤振动传感系统信号特征提取方法[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(7): 207-218.
YU M, ZHANG Y L, XU Z C, et al. Signal feature extraction method based on MEEMD-HHT for distributed optical fiber vibration sensing system[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(7): 207-218.
- [2] FARHAN M A A, SONI K, THELEGTHOTI M K, et al. Islanding detection using empirical mode decomposition and artificial neural network for inverter interfaced distributed generation[J]. Journal of the Institution of Engineers (India): Series B, 2025, 106(1): 15-30.
- [3] 谢跃雷, 刘信, 梁文斌. 基于权重不可知神经网络的旋翼无人机检测[J]. 电讯技术, 2022, 62(1): 46-53.
XIE Y L, LIU X, LIANG W B. Micro-motion feature detection of rotary-wing UAV based on weight agnostic neural network[J]. Telecommunication Engineering, 2022, 62(1): 46-53.
- [4] 宿利平, 严志豪, 王辉, 等. 基于 EEMD-HHT 的隧道爆破振动信号分析[J]. 施工技术(中英文), 2023, 52(12): 21-26.
SU L P, YAN Z H, WANG H, et al. Blasting vibration signal analysis of tunnel based on EEMD-HHT[J]. Construction Technology, 2023, 52(12): 21-26.
- [5] 陈小龙, 袁旺, 杜晓林, 等. 多波段 FMCW 雷达低慢小探测数据集(LSS-FMCWR-1.0)及高分辨微动特征提取方法[J]. 雷达学报, 2024, 13(3): 539-553.
CHEN X L, YUAN W, DU X L, et al. Multi-band FMCW radar LSS-target detection dataset (LSS-FMCWR-1.0) and high-resolution micromotion feature extraction method[J]. Journal of Radars, 2024, 13 (3): 539-553.
- [6] 单宝琛, 陈晔, 郑宾, 等. 基于 HHT 的激光超声缺陷检测分析[J]. 应用激光, 2020, 40(4): 745-750.
SHAN B C, CHEN Y, ZHENG B, et al. Laser ultrasonic flaw detection analysis based on HHT[J]. Applied Laser, 2020, 40(4): 745-750.
- [7] DU Z H, ZHU T F, LIN M L, et al. A novel mutation in human EMD gene and mitochondrial dysfunction in emerlin knockdown cardiomyocytes[J]. Journal of Cellular and Molecular Medicine, 2022, 26(19): 5054-5066.
- [8] MA C X, HUANG X T, WANG K, et al. Prediction of remaining parking spaces based on EMD-LSTM-BiLSTM neural network[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition), 2025, 12(1): 201-213.
- [9] DELANEY P G, EISNER Z J, THULLAH A H, et al. Evaluating feasibility of a novel mobile emergency medical dispatch tool for lay first responder prehospital response coordination in Sierra Leone: a simulation-based study[J]. Injury, 2023, 54(1): 5-14.
- [10] SUN R, CAO H, FU Y, et al. Development of IMBs-qPCR method for detection of foodborne Salmonella[J]. International Food Research Journal, 2023, 30(4): 978-991.
- [11] 李茂, 杨录, 张艳花. 基于 EMD 及主成分分析的缺陷超声信号特征提取研究[J]. 中国测试, 2018, 44(2): 118-121, 133.
LI M, YANG L, ZHANG Y H. Research on feature extraction of ultrasonic flaw signal based on EMD and principal component analysis[J]. China Measurement & Test, 2018, 44 (2): 118-121, 133.
- [12] 张银波, 李思宁, 姜鹏, 等. PCA 特征提取和弹性 BP 神经网络的水下气泡识别[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(6): 209-215.
ZHANG Y B, LI S N, JIANG P, et al. Underwater bubble recognition based on PCA feature extraction and elastic BP neural network[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(6): 209-215.
- [13] TEIXEIRA V S, LABITZKY V, SCHUMACHER U, et al. Use of electrical impedance spectroscopy to distinguish cancer from normal tissues with a four electrode terminal setup[J]. Current Directions in Biomedical Engineering, 2020, 6(3): 341-344.
- [14] NGUYEN G H, HUA Y T H, NGUYEN L C, et al. Image enhancement using bidimensional em-

- pirical mode decomposition and morphological operations for brain tumor detection and classification [J]. *Asian Pacific Journal of Cancer Prevention*, 2024, 25(9): 3327-3336.
- [15] 何伟琨, 孙景波, 王晓亮, 等. 基于 RSP-CFD 方法的小型旋翼无人机微动特征提取 [J]. *信号处理*, 2021, 37(3): 399-408.
- HE W K, SUN J B, WANG X L, et al. Micro-motion feature extraction of micro-rotor UAV based on RSP-CFD method [J]. *Journal of Signal Processing*, 2021, 37(3): 399-408.
- [16] YE X Y, MA X D, PAN Z Y, et al. Denoising complex-valued diffusion MR images using a two-step, nonlocal principal component analysis approach [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2025, 93(6): 2473-2487.
- [17] 章鹏飞, 李刚, 霍超颖, 等. 基于双雷达微动特征融合的无人机分类识别 [J]. *雷达学报*, 2018, 7(5): 557-564.
- ZHANG P F, LI G, HUO C Y, et al. Classification of drones based on micro-doppler radar signatures using dual radar sensors [J]. *Journal of Radars*, 2018, 7 (5): 557-564.
- [18] 韩晓伟, 田晓蓓. 基于 HHT 及主成分分析的光缆识别信号特征提取 [J]. *河北工业科技*, 2022, 39(5): 381-387.
- HAN X W, TIAN X B. Feature extraction method of optical cable identification based on HHT and PCA [J]. *Hebei Journal of Industrial Science and Technology*, 2022, 39(5): 381-387.
- [19] XIE S J, LIN H, MA T X, et al. Prediction of joint roughness coefficient via hybrid machine learning model combined with principal components analysis [J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2025, 17(4): 2291-2306.
- [20] 肖璞, 殷一鸣. 一种基于 PCA 降维的 SIFT 算法 [J]. *现代计算机*, 2020(34): 15-18, 43.
- XIAO P, YIN Y M. A dimension reduction SIFT algorithm based on PCA [J]. *Modern Computer*, 2020(34): 15-18, 43.
- [21] PATHAK S S, MANE S J, VESMAWALA G R, et al. Prediction of compressive strength of concrete using multilayer perception network, generalized feedforward network, principal component analysis network, time lagged recurrent network, recurrent network [J]. *Asian Journal of Civil Engineering*, 2025, 26(1): 431-450.
- [22] 张朝伟, 夏赛强, 杨军, 等. 低信噪比条件下直升机微动特征提取方法 [J]. *雷达科学与技术*, 2021, 19(6): 689-696.
- ZHANG C W, XIA S Q, YANG J, et al. An extraction method for helicopters micro-motion features under low SNR [J]. *Radar Science and Technology*, 2021, 19 (6): 689-696.
- [23] LIU X L, SU M M, ZHANG J L, et al. Analysis of multiple physical fields and the study of optimal design method for PCA [J]. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, 2024, 24(6): 3504-3516.
- [24] ZHANG X Q, CHEN H Y, WEN Y H, et al. A new water level prediction model based on ESM-D-VMD-WSD-ESN [J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2023, 37(8): 3221-3241.
- [25] TAVISHA S, SEEMA B, PRIYANKA G, et al. Assessment of terminal heat stress tolerance in doubled haploids derived from synthetic hexaploid wheat (*Triticum aestivum* L) using genetic variability and PCA-based cluster analyses [J]. *Journal of Experimental Agriculture International*, 2024, 46 (11): 333-352.

(编辑: 刘建民)