

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306580

基于优化变分模态分解的海杂波去噪方法^{*}

周 星 行鸿彦 叶 如 赵 迪

(南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘 要:文章分析了确定变分模态分解(VMD)参数存在的问题,提出了一种基于优化变分模态分解的海杂波去噪方法。利用鲸鱼优化算法(WOA)对模态个数 K 和惩罚参数 α 进行寻优,对海杂波原信号自适应分解,去除方差贡献率(VCR)较低模态分量,结合模糊熵筛选出噪声占主导的模态分量,将其进行 Savitzky-Golay (SG) 滤波处理。对滤波后的分量和有用分量叠加重构去噪后的信号,通过最小二乘支持向量机(LSSVM)对海杂波信号进行预测并验证去噪效果。仿真结果表明,本文所提算法能够有效抑制噪声干扰,去噪后的均方根误差(RMSE)为 0.000 29,比去噪前的均方根误差 0.012 3 降低了两个数量级。

关键词:海杂波;鲸鱼优化算法;模糊熵;去噪

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510. 40

Sea clutter denoising algorithm based on optimized variational mode decomposition

Zhou Xing Xing Hongyan Ye Ru Zhao Di

(School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: The problem of determining the parameters of variational mode decomposition (VMD) is analyzed, and a sea clutter denoising method based on optimized variational mode decomposition (VMD) is proposed. The whale optimization algorithm (WOA) was used to optimize the number of modes K and penalty parameters, and the original sea clutter signal was decomposed adaptively to remove the modal component with low variance contribution rate (VCR). The modal component dominated by noise was screened by combining with fuzzy entropy and processed by Savitzky-Golay (SG) filtering. The least square support vector machine (LSSVM) was used to predict the sea clutter signal and verify the denoising effect for the signal reconstructed by superposition of filtered component and useful component. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively suppress noise interference, and the root mean square error (RMSE) after denoising is 0.000 29, which is two orders of magnitude lower than the root mean square error (RMSE) before denoising is 0.012 3.

Keywords: sea clutter; whale optimization algorithm; fuzzy entropy; denoising

0 引 言

海杂波是指在雷达照射下海面的后向散射回波,它是雷达杂波中最为复杂的一种形式。随着海浪机理以及海杂波特性研究的深入,研究人员提出对海杂波的分析,其呈现的非线性、非平稳特性是海杂波的混沌性且随机性的本质体现。雷达的海面回波受到测量噪声或海

面动态噪声的干扰时,混沌背景下的信号预测误差的增加,导致检测效果下降。因此,海杂波去噪已成为微弱目标信号检测的关键问题。

针对海杂波混沌背景下的微弱信号检测问题,国内外学者提出了大量研究成果。对于海杂波的非线性序列去噪,窗口傅里叶变换是常用的分析方法,但受制于其线性本质,它对那些具有非周期性或者局部特征很明显的信号处理上效果不佳。小波变换具有多尺度分析的特

点,但其具体去噪效果依赖合适的基函数与阈值函数选取,不具备自适应的信号分解特性。国外,Huang 等^[1]提出了经验模态分解(empirical mode decomposition,EMD),它用不同特征尺度的数据序列本征模态函数(intrinsic mode functions,IMF)分量来分解信号,对非平稳信号进行平稳化处理。针对 EMD 分解方法所导致的模态混叠现象,Wu 等^[2]于 2009 年提出一种噪声辅助信号分析方法—集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition,EEMD),该算法利用白噪声频谱均匀分布的统计特性,有效抑制由间歇性高频分量等因素造成的模态混叠,但耗时较长,影响重构结果。2010 年,Yeh 等^[3]提出了互补总体平均经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition,CEEMD),此方法在 EEMD 的基础上进行改进,较好的消除残余噪声;Dragomiretskiy 等^[4]于 2014 年提出变分模态分解(variational mode decomposition,VMD),它是一种完全非递归的信号处理方法,能够将多分量信号分解成多个单分量调幅调频信号,避免了虚假分量问题^[5]。国内,王福友等^[6]提出基于 EMD 算法对海杂波信号的去噪,采用信噪比和均方差两项指标验证该算法的有效性。2016 年,行鸿彦等^[7]提出了基于集成 EEMD 的海杂波去噪,结合最小二乘支持向量机(least squares support vector machines,LSSVM)建立混沌序列预测模型,克服了噪声占主导作用的模态分量中有效信息丢失的缺点。2018 年,陈伟等^[8]提出基于改进的集成经验模态分解(MEEMD)的海杂波去噪方法,结合排列熵进行处理,此算法对模式混淆有良好的抑制效果。2019 年,Sun 等^[9]提出了基于 VMD 去噪算法,分析分解后信号的自相关特性,并对具有噪声特征的模态分量进行小波硬阈值滤波。将滤波分量和残差分量进行重构,输出去噪信号。此去噪算法去噪效果明显,但是算法结构有待优化。

VMD 算法进行信号分解时需要确定分解模态个数和惩罚因子。缺乏考虑二者的相关性以及不能根据输入信号的特点来选取参数,会导致信号分解效果变差。因此,本文在分析现有研究成果的基础上,提出了一种基于鲸鱼算法优化变分模态分解(WOA-VMD)的海杂波去噪方法,并结合模糊熵和 SG(Savitzky-Golay)滤波得到去噪后的混沌时间序列。通过 LSSVM^[10]建立混沌序列的单步预测模型,从而进行对海杂波中的微弱重要信息进行检测,并采用均方根误差作为衡量去噪效果的指标。

1 基本理论

1.1 变分模态分解

Dragomiretskiy 等^[4]于 2014 年提出变分模态分解方法,VMD 的优点是能根据不同情况确定模态个数,并能

够自适应和匹配每个模态的最佳中心频率和有限带宽,分解固有模态分量。变分模态分解以各个模态估计的带宽之和最小为目标,将原始信号 $h(t)$ 分解成若干个子信号 $g_k(k=1,2,\dots,k)$,每个子信号 g_k 都有一个中心频率 φ_k 。在得到 k 个分解子信号时,对应的约束变分模型构造为:

$$\min_{\{g_k\},\{\varphi_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^k \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) g_k(t) \right] e^{-j\varphi_k t} \right\}_2^2 \quad (1)$$

式中: k 表示模态数; $h(t)$ 表示原始信号; g_k 为模态函数; φ_k 为 k 模态的中心频率。定义非约束的 Lagrange 表达式为:

$$L(\{g_k\}, \{\varphi_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^k \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) g_k(t) \right] e^{-j\varphi_k t} \right\|_2^2 + \|h(t) - \sum_{k=1}^k g_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), h(t) - \sum_{k=1}^k g_k(t) \rangle \quad (2)$$

式中: λ 表示 Lagrange 乘数, α 表示二次惩罚因子,此表达式的目的是降低高斯噪声对信号分解的干扰。通过交替方向乘子法(ADMM)对 g_k 和 φ_k 迭代更新,得到最优解:

$$\hat{g}_k^{n+1}(\varphi) = \frac{\hat{h}(\varphi) - \sum_{i=k}^n \hat{g}_i^n(\varphi) + \frac{1}{2} \hat{\lambda}^n(\varphi)}{1 + 2\alpha(\varphi - \varphi_k^n)^2} \quad (3)$$

$$\varphi_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \varphi |\hat{g}_k^{n+1}(\varphi)|^2 d\varphi}{\int_0^\infty |\hat{g}_k^{n+1}(\varphi)|^2 d\varphi} \quad (4)$$

$$\lambda^{n+1} = \lambda^n + \tau(f - \sum_k g_k^{n+1}) \quad (5)$$

式中: n 表示迭代的数量; $\hat{g}_k^{n+1}$ 、 $\hat{h}(\varphi)$ 、 $g(\varphi)$ 、 $\hat{\lambda}(\varphi)$ 分别是 $g_k^{n+1}(t)$ 、 $h(t)$ 、 $g_i(t)$ 、 $\lambda(t)$ 的傅里叶变换, τ 表示更新因子。判断是否满足终止条件:

$$\sum_k (\|g_k^{n+1} - g_k^n\|_2^2 / \|g_k^n\|_2^2) < \varepsilon \quad (6)$$

式中: ε 表示阈值,满足条件则结束迭代。

1.2 鲸鱼优化算法

Mirjalili 等^[11]提出了鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm,WOA),它是模拟座头鲸捕猎方式的智能优化算法。WOA 采用随机或最佳搜索代理来模拟捕猎行为,并使用螺旋方式以采取泡泡网攻击机制^[12]。该算法具有机制简单、参数少、寻优能力强等优点。座头鲸的捕猎行为主要分为 3 个阶段:

1) 缩小包围机制

目标猎物在搜索空间范围内的分布是随机的,当鲸群发现猎物时,开始收缩包围圈,并且根据当前最优候选解的位置更新目标猎物的搜索位置。公式如下:

$$D = |CX^*(t) - X(t)| \quad (7)$$

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{A}\mathbf{D} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{A} = 2\alpha r - \alpha$, $\mathbf{C} = 2r$ 都表示向量, α 为收敛因子, r 为 $[0, 1]$ 内的随机数; $\mathbf{X}$ 表示当前鲸鱼个体的位置向量, $\mathbf{X}^*$ 表示当前最优候选解的位置向量。

2) 螺旋气泡攻击方法

螺旋气泡攻击过程有两种方法, 第 1 种: 由于 $\mathbf{A}$ 的值域为 $[-\alpha, \alpha]$, 且 α 值会从 2 递减至 0, $\mathbf{A}$ 的值域会逐渐缩小至空集。为了实现收缩包围机制, 可以采取减小 α 值的方式。第 2 种计算 $(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 的位置以及 $(\mathbf{X}^*, \mathbf{Y}^*)$ 之间的距离, 然后在个体位置和目标猎物之间建立螺旋方程式, 模仿鲸群螺旋上升的状态, 当更新概率 $p \geq 0.5$ 时, 方程式为:

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{D}' e^{bl} \cos(2\pi l) + \mathbf{X}^*(t) \quad (9)$$

式中: $\mathbf{D}'$ 表示个体位置到目标猎物的矢量距离; b 为螺旋形状常量; l 为 $[-1, 1]$ 内的随机数。

3) 随机搜索机制

在鲸群搜索猎物阶段, 当 $p < 0.5$ 且 $|\mathbf{A}| \geq 1$ 时, 表示目标猎物在座头鲸攻击范围之外, 此时算法采取随机搜索策略。

$$\mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}_{rand}(t) - \mathbf{X}(t)| \quad (10)$$

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_{rand}(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{X}_{rand}(t)$ 是当前种群中随机个体的位置矢量。当 $p < 0.5$ 且 $|\mathbf{A}| < 1$ 时, 鲸鱼会选择最优搜索代理进行收缩包围, 并根据式(8)更新个体位置。

1.3 模糊熵

模糊熵^[13-14]是一种针对信号复杂度进行度量的方法, 它可以计算时间序列在维数变化时产生新模式的概率。信号序列的复杂度与模糊熵值呈正相关, 其主要解决信号复杂难以量化的问题, 有效量化信号指标。模糊熵算法步骤如下:

1) 对 N 点时间序列 $\{u(i): 1 \leq i \leq N\}$ 按顺序构造 m 维向量:

$$\mathbf{X}_i^m = \{u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1) - u_n(i)\} \quad (i = 1, 2, \dots, N-m+1) \quad (12)$$

$$u_0(i) = m^{-1} \sum_{j=0}^{m-1} u(i+j) \quad (13)$$

2) 定义窗口向量 $\mathbf{X}(i)$ 和 $\mathbf{X}(j)$ 间的距离 d_{ij}^m 为两者差值的极大值, 即:

$$d_{ij} = d[\mathbf{X}_i^m, \mathbf{X}_j^m] = \max\{|u(i+k) - u_0(i) - u(j+k) - u_0(j)|\} \quad (i, j = 1, 2, \dots, N-m) \quad (14)$$

通过模糊函数 $u(d_{ij}^m, n, r)$ 定义矢量 $\mathbf{X}_i^m$ 和 $\mathbf{X}_j^m$ 的相似度 D_{ij}^m :

$$D_{ij}^m = u(d_{ij}^m, n, r) = \exp(-(d_{ij}^m/r)^n) \quad (15)$$

其中, $u(d_{ij}^m, n, r)$ 是指数函数, n 和 r 是其边界梯度和宽度。

3) 定义函数:

$$\varphi^m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^m \right) \quad (16)$$

其中, $D_{ij}^m = \exp[-\ln(2)(\frac{x}{r})^2]$ 是模糊隶属函数, r

是相似容限。

4) 定义模糊熵:

$$\text{FuzzyEn}(m, n, r) = \lim[\ln(\varphi^n(n, r) - \ln\varphi^{m+1}(n, r))] \quad (17)$$

当 N 为有限值, 模糊熵定义为:

$$\text{FuzzyEn}(m, n, r) = \ln(n, r) - \ln\varphi^{m+1}(n, r) \quad (18)$$

从计算步骤中可以看出, 其中嵌入维数 m , 相似度容限 r , 模糊函数的梯度 n 和序列长度 N 需要确定。

模糊熵算法中的模糊隶属度函数可以让熵值连续平滑变化, 并减小了模糊熵对参数的敏感度。相比于信息熵和近似熵, 模糊熵在不同噪声比例下都能很好地度量序列的复杂度^[15-16], 故采用模糊熵可较好地筛选出与噪声有关的最佳分量组, 消除残噪干扰并有效提取信息, 从而提高海杂波信号预测模型的精度。本文采用 WOA-VMD 算法对海杂波信号进行分解得到本征模态函数, 由于高频噪声信号的模糊熵值较大, 故使用熵阈值判据函数筛选噪声分量^[17], 公式如下:

$$\alpha(k) - \alpha(k-1) < \alpha(k+1) - \alpha(k) \quad 1 < k \leq u/2 \quad (19)$$

其中, $\alpha(k)$ 表示升序后的第 k 个模糊熵值, k 为不大于 $u/2$ 的整数, u 为分解层数。

若存在满足式(19)的 k , 此时 k 为满足条件的最小整数。除了排序前 k 个熵值对应的 IMF 分量, 余下的 IMF 分量通常是以噪声占主导的分量。

2 基于 WOA-VMD 与模糊熵的海杂波联合去噪算法

对于海杂波背景下微弱信号的检测, 不仅要抑制海杂波噪声, 还要尽可能保留微弱信号。本文首先对海杂波信号进行预处理, 然后利用 WOA 算法对 VMD 的参数 K 和 α 进行优化。其中, K 是模态个数, α 是惩罚参数。在获得最优参数组合后进行 VMD 分解, 计算分解分量的方差贡献率并去除方差贡献率低的分量, 然后计算各阶模态分量的模糊熵值, 通过模糊熵阈值函数判断 IMF 分量是否满足噪声特性, 将噪声占主导的 IMF 分量通过 SG 滤波处理。滤波处理后的模态分量与剩余分量进行叠加重构, 得到去噪后的海杂波信号。该方法的流程如图 1 所示。

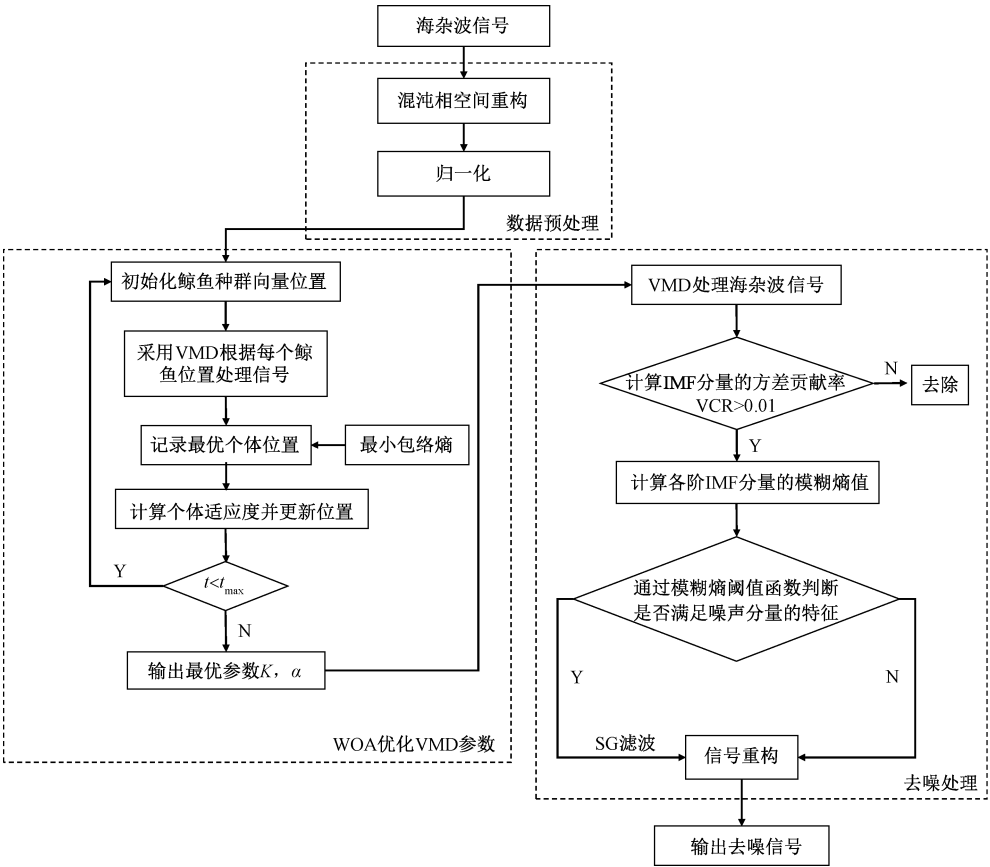


图 1 基于优化变分模态分解的海杂波去噪方法

Fig. 1 Sea clutter denoising algorithm based on optimized variational mode decomposition

具体步骤如下：

1) 海杂波具有混沌特征,处理混沌时间序列的第一步是相空间重构。本文采用 C-C 法对海杂波信号进行相空间重构^[18],其中嵌入维数 $m = 5$,时间延迟 $\tau = 1$ 。将重构后的数据归一化,得到的混沌时间序列作为待去噪的海杂波信号。

2) 为充分挖掘数据的有效信息,将 WOA 的参数初始化^[19],设置 K 的取值范围是 $[2, 12]$, α 的取值范围是 $[1\ 000, 5\ 000]$ 。以包络熵极小值作为适应度函数,当模态分量中噪声较多,则包络熵值越大^[20]。包络熵 E_p 的计算公式为：

$$\begin{cases} E_p = - \sum_{i=1}^N p_i \lg p_i \\ p_i = a(i) / \sum_{i=1}^N a_i \end{cases} \quad (20)$$

式中: p_i 是 a_i 的归一化形式; a_i 是各个模态分量经过希尔伯特变换 (Hilbert transform) 后的包络信号。计算每个鲸鱼的适应度之后并更新位置,当 $p < 0.5$ 且 $|A| < 1$ 时,根据式 (7) ~ (8) 进行收缩包围;当 $p < 0.5$ 且 $|A| \geq 1$ 时,根据式 (10) ~ (11) 进行随机搜索;当 $p \geq 0.5$ 时,根

据式 (9) 进行螺旋收缩。判断是否达到最大迭代次数并且收敛因子减小至 0,若满足条件,则输出最优参数组合 $[K, \alpha]$;若不满足条件,则继续采取收缩包围机制。

3) 经过 WOA 算法确定最优参数 K 和 α 之后,将原始信号带入 VMD 中进行分解,得到 K 个 IMF 分量。

4) 计算分解得到的模态分量的方差贡献率 (VCR)^[21],当 IMF 的方差贡献率小于等于 0.01 时,可认为是噪声,将这些 IMF 去除,剩余的 IMF 分量能够以较少的信息损失量来表达原始海杂波信号的特征。

5) 计算各阶 IMF 分量的模糊熵值,根据模糊熵阈值函数筛选出噪声分量,对其进行 SG 滤波去噪。

6) 将滤波后分量和其余分量叠加重构,输出去噪后的海杂波信号。

3 实验仿真与分析

为了验证基于 WOA-VMD 与模糊熵的海杂波联合去噪方法的有效性,利用混沌相空间重构并采用最小二乘支持向量机 (LSSVM) 建立海杂波单步预测模型,对比去噪前后预测的均方根误差,分析去噪效果。

3.1 去噪前的 LSSVM 预测

本文采用 IPIX 雷达实测数据库,由于数据集的时间序列特性,模型的训练应该基于过去的数 据,而测试则应该基于未来的数据。选取# 54 组海杂波数据中 2 000 个样本点,训练样本集是前 1 000 个点,预测验证集是后 1 000 个点,将海杂波原信号进行相空间重构并通过 LSSVM 预测。图 2 表示仿真结果,可以看出第 500~550 点之间预测值与真实值的误差较明显,该段存在明显的误差峰值,说明 LSSVM 模型能够检测出淹没在海杂波背景中的微弱信号,预测结果 RMSE 为 0.012 3。

3.2 WOA-VMD 与模糊熵的联合去噪分析

按照第 2 章方法流程中的步骤 2),使用 WOA 算法优化变分模态的参数,以最小包络熵为适应度函数。获得了 VMD 分解参数后所需的最优参数 $K=10, \alpha=3\,000$ 。利用最优参数对信号进行 VMD 分解,将海杂波信号分为 IMF1~IMF10 这 10 个模态分量,如图 3 所示。

结合海杂波的信号分解,求出各个 IMF 分量的 VCR 如表 1 所示,IMF1~IMF5 的方差贡献率均大于 0.01,可以极大保留信号特征。IMF6~IMF10 的方差贡献率均小于 0.01,为噪声分量。所以,保留前 5 个 IMF 分量,舍弃后 5 个 IMF 分量。

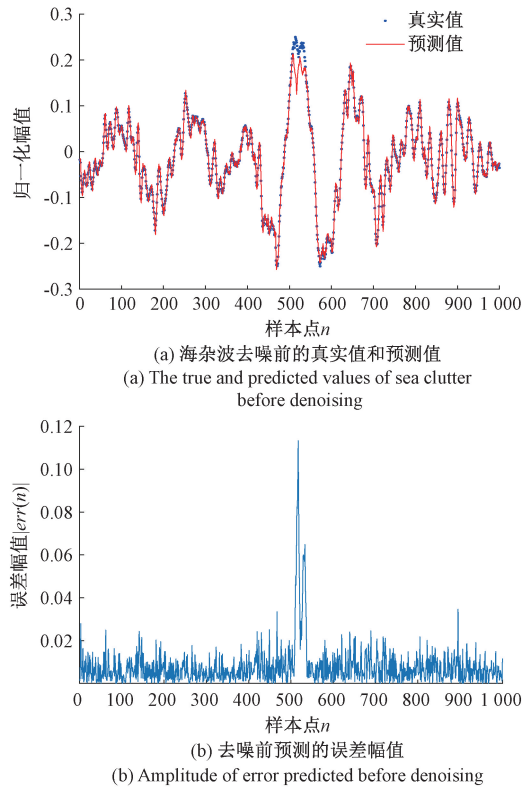


图 2 海杂波去噪前的检测结果
Fig. 2 Detection result of sea clutter before denoising

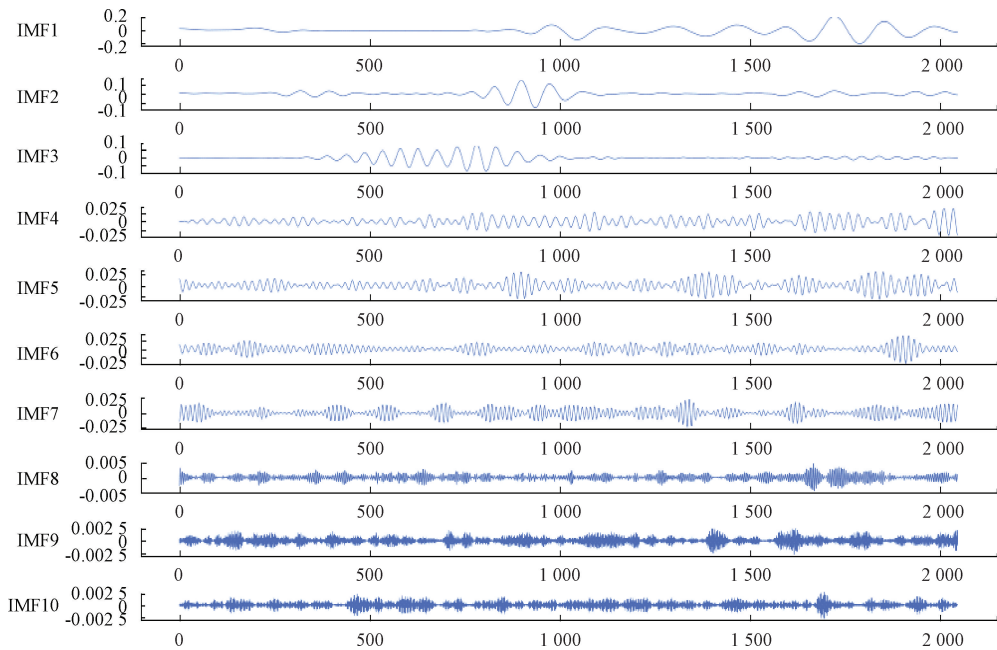


图 3 基于 WOA-VMD 的海杂波分解图
Fig. 3 Sea clutter decomposition map based on WOA-VMD

计算 IMF1~IMF5 的模糊熵值,需要确定合理的参数。为了获取信号足够完整的特征信息以及确保对信号

变化的敏感度,本文选取 $m=n=2, r=0.2\sqrt{D(x)}$,海杂波信号序列的标准差 $\sqrt{D(x)}$,如表 2 所示。由于数据

长度越长,模糊熵值越稳定,但同时运算时间越长,所以本文设定序列长度 $N = 2\ 048$ 。IMF1~IMF5 的模糊熵值如图 4 所示。根据模糊熵阈值函数式(19)判断,可知以噪声占主导的分量是 IMF3、IMF4、IMF5。

表 1 IMF 的方差贡献率

Table 1 Variance contribution rate of IMF

分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
方差贡献率	0.457 5	0.106 3	0.257 4	0.043 6	0.027 6
分量	IMF6	IMF7	IMF8	IMF9	IMF10
方差贡献率	0.009 3	0.004 8	0.000 1	6.811×10^{-5}	6.981×10^{-5}

表 2 海杂波信号序列的标准差

Table 2 Standard deviation of sea clutter signal sequence

分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
标准差	0.06	0.03	0.04	0.01	0.01

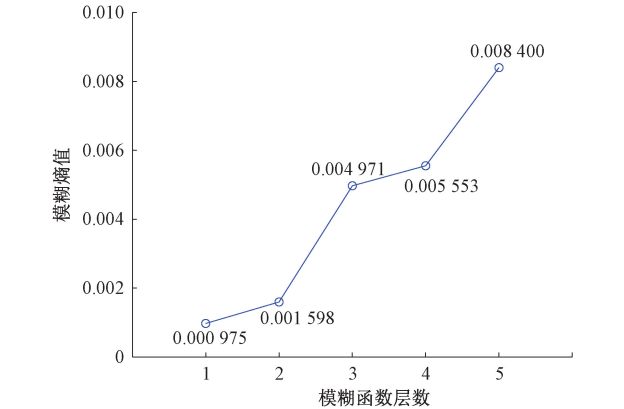


图 4 分解分量的模糊熵值

Fig. 4 The fuzzy entropy of the decomposition component

如图 5 所示,对 IMF3、IMF4、IMF5 这 3 个分量进行 SG 滤波去噪。再将去噪后的分量和 IMF1、IMF2 分量叠加重构输出去噪后的海杂波信号,去噪前后信号的对比效果如图 6 所示。

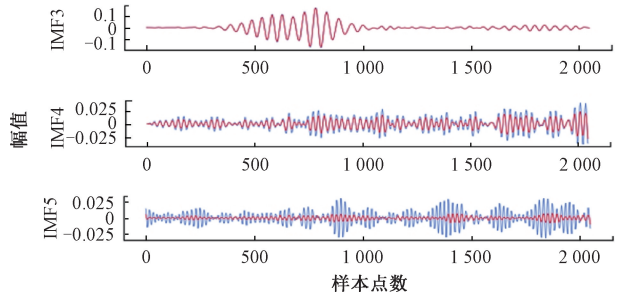


图 5 SG 滤波图

Fig. 5 SG filter graph

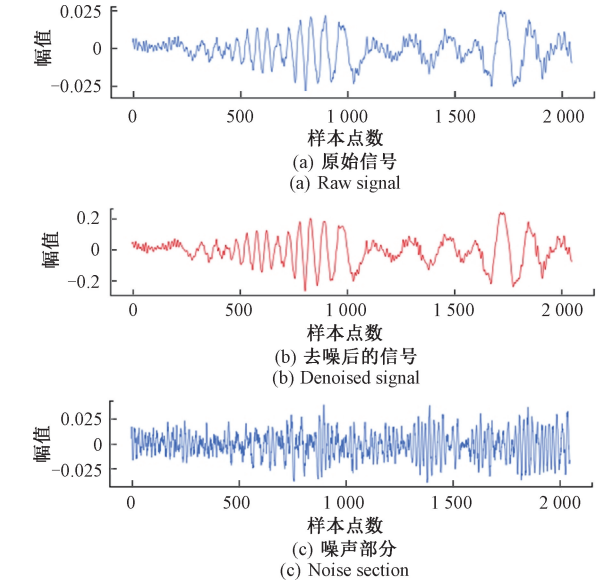


图 6 去噪前后对比

Fig. 6 Comparison before and after denoising

3.3 对比分析

为了验证 WOA-VMD 与模糊熵联合方法的去噪效果,本文按照实验一的步骤对去噪后的海杂波信号进行相空间重构和单步 LSSVM 预测。进行组内预测时,不代表每组的优化参数数值各不相同。优化算法的目标是找到一组参数,使得模型在整个数据集上表现最好。利用 WOA 算法确定 VMD 最优参数是在预测步骤之前,因此,不同的数据集上得到的优化参数可能会有一些差异,但总体趋势是趋向于相似的参数,在整个数据集上使用相同的优化参数能够更好地捕捉整体的模式。从图 7 中看出,去噪后海杂波信号在 500~550 点之间的预测差值明显缩小,同时目标信号的位置能在该段被直观找到,预测结果 RMSE 是 0.000 29,比去噪前的 RMSE 低了两个数量级。

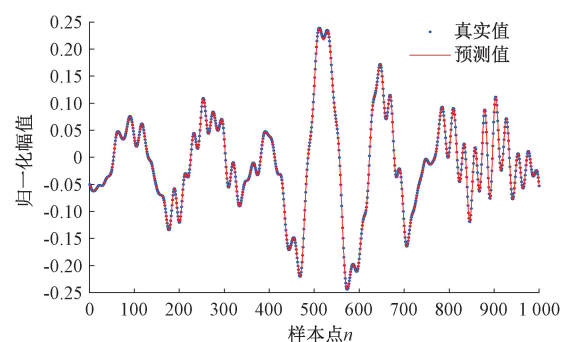
本文为进一步分析基于 WOA-VMD 与模糊熵的海杂波联合去噪方法的有效性,从 3 方面进行对比分析:

1) 将此方法与 EMD^[6]、EEMD^[7]、MEEMD^[8]、VMD^[9]方法进行对比,如表 3 所示。本文方法去噪后的 RMSE 均低于其他 4 种方法,具有更好的去噪效果。

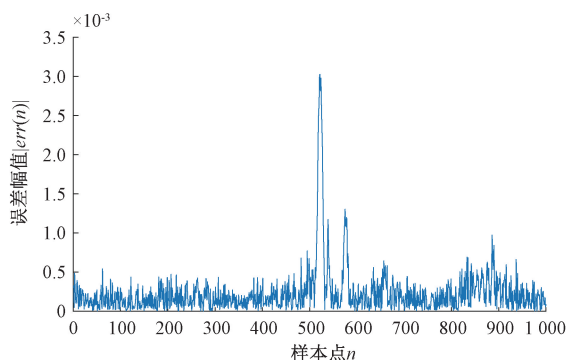
表 3 不同去噪方法的效果比较

Table 3 Comparison of the effect of different denoising methods

	EMD ^[6]	EEMD ^[7]	MEEMD ^[8]	VMD ^[9]	本文方法
去噪前 RMSE	0.012 4	0.011 9	0.012 2	0.012 5	0.012 3
去噪后 RMSE	0.003 2	0.002 8	0.000 85	0.000 55	0.000 29



(a) The true value and predicted value of sea clutter after denoising



(a) 去噪后预测的误差幅值
(b) The predicted error amplitude after denoising

图 7 海杂波去噪后的检测结果

Fig. 7 Detection result of sea clutter after denoising

2) 为了凸显 VMD 参数优化的优越性,采用传统经验设置参数的方式确定参数 $K=12$, $\alpha=2\ 000$,结合模糊熵与 SG 滤波重构信号,去噪后预测误差幅值如图 8 所示,预测结果 RMSE 是 0.000 42。对比结果分析,证明参数优化 VMD 能够自适应模态个数和惩罚因子,有效保留噪声中的有用信号。

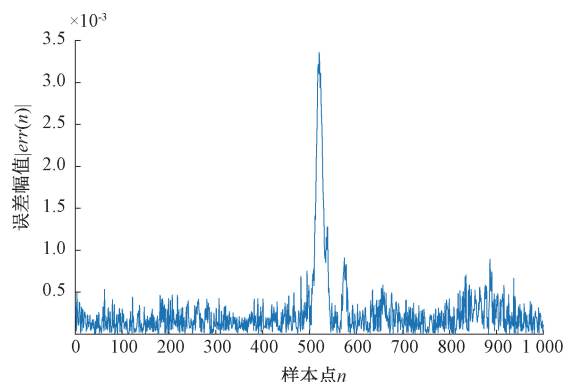
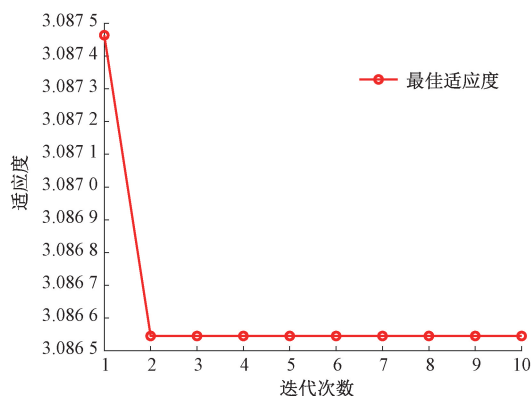


图 8 VMD-模糊熵方法

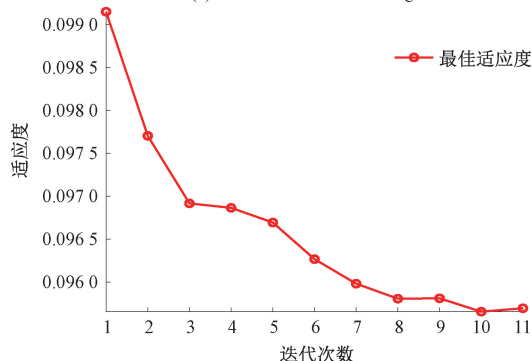
Fig. 8 VMD- Fuzzy entropy method

3) 为了验证 WOA 算法在 VMD 参数设置方面的优势,将本文采取的 WOA 算法与遗传算法 (GA)、蚁狮优

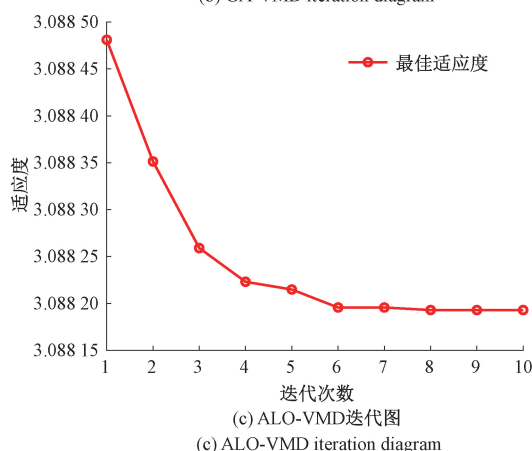
化算法 (ALO) 进行对比。按照 2 章中步骤 2), 将 WOA 算法依次替换成 GA 算法、ALO 算法,而后根据步骤 3) ~ 6), 得到不同寻优方法后的去噪效果。3 种方法的迭代收敛曲线如图 9 所示,与其他两种优化算法对比可知,WOA-VMD 达到稳定的迭代次数更小,提高了计算效率。



(a) WOA-VMD 迭代图
(a) WOA-VMD iteration diagram



(b) GA-VMD 迭代图
(b) GA-VMD iteration diagram



(c) ALO-VMD 迭代图
(c) ALO-VMD iteration diagram

图 9 迭代收敛曲线图

Fig. 9 Iterative convergence diagram

去噪后预测的误差频谱如图 10 所示,GA-VMD 和 ALO-VMD 两种方法都在 500~550 处出现小尖峰,说明 LSSVM 模型能检测出淹没在误差中的微弱信号。与图 10(b)对比,WOA-VMD 方法在该段的毛刺现象更小,整

体的信号平滑度也更高。

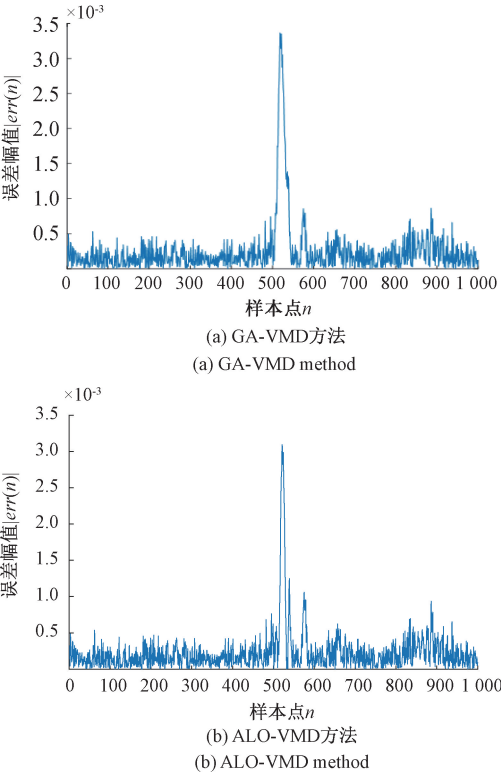


图 10 去噪后预测的误差幅值

Fig. 10 The predicted error amplitude after denoising

3 种方法的参数优化结果、获得最优 VMD 参数消耗的时间以及去噪后预测结果的 RMSE 如表 4 所示。

表 4 不同优化参数方法的去噪效果比较

Table 4 Comparison of denoising effect of different optimization parameter methods

方法	模态 K	惩罚 α	耗时/s	去噪后的 RMSE
GA	8	4 000	290	0.000 37
ALO	10	4 000	216	0.000 32
WOA	10	3 000	141	0.000 29

从表 4 中可知,对比 GA 算法、ALO 算法,WOA-VMD 能在消耗更少的时间同时,获得更优的 VMD 参数并且去噪效果更佳。

4 结 论

针对传统的 VMD 参数确定主要根据经验的问题,本文提出一种基于 WOA-VMD 与模糊熵的海杂波联合去噪方法,利用 WOA 算法对其模态个数 K 和惩罚参数 α 寻优,以参数优化后的 VMD 方法实现信号的自适应分解并去除方差贡献率较低的模态分量,结合模糊熵筛选出噪

声占主导的模态分量,将其进行 SG 滤波处理。对去噪后的分量和有用分量叠加重构,实现海杂波信号的去噪。为了验证本文提出的海杂波去噪方法,通过最小二乘支持向量机建立混沌序列的单步预测模型,并根据去噪前后的均方根误差检测去噪效果。实验结果表明,去噪后预测的 RMSE 是 0.000 29,比去噪前预测的 RMSE (0.012 3)降低了两个数量级。与其他方法对比,本文利用 WOA 算法避免了设置 VMD 参数的主观性,有效抑制模态混叠,具有更好的去噪效果。结合模糊熵的优势,消除了较多噪声信号的同时也保留了更多有用信号,适用于海杂波信号的去噪。在今后的研究中,将本文的去噪方法推广应用于更多海情、更多不同型号雷达采集的数据,分析去噪后效果,进一步提高算法处理效率。

参考文献

[1] 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: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.

[2] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1 (1): 1-41.

[3] YE H J R, SHIEH J S, HUANG N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition : A novel noise enhanced data analysis method [J]. Advanced in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 135-156.

[4] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(3): 531-544.

[5] 吕峥,庄炜,吴越,等. 基于改进 EMD 方法的 FBG 传感网络光谱基线校正研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1): 190-197.

LYU ZH, ZHUANG W, WU Y, et al. Research on spectral baseline correction of FBG sensor network based on improved EMD method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(1): 190-197.

[6] 王福友,刘刚,袁赣南. 基于 EMD 算法的海杂波信号去噪[J]. 雷达科学与技术, 2010(2): 177-182.

WANG F Y, LIU G, YUAN G N. Sea clutter signal denoising based on EMD algorithm [J]. Radar Science and Technology, 2010(2): 177-182.

[7] 行鸿彦,朱清清. 基于集成经验模态分解的海杂波去噪[J]. 电子学报, 2016, 44(1): 1-7.

XING H Y, ZHU Q Q. Sea clutter denoising based on integrated empirical mode decomposition [J]. Acta

- Electronica Sinica, 2016, 44(1):1-7.
- [8] 陈伟,吕文华,行鸿彦,等. 基于改进的集成经验模态分解的海杂波去噪[J]. 现代雷达,2018,40(6):27-31,36.
- CHEN W, LYU W H, XING H Y, et al. Sea clutter denoising based on improved integrated empirical mode decomposition [J]. Modern Radar, 2018, 40(6):27-31,36.
- [9] SUN J, XING H Y, WU J J. Sea clutter hybrid denoising algorithm based on VMD[C]. Proceedings of 2019 14th IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI), 2019: 551-558.
- [10] LIU C, NIU P F, LI G Q, et al. A hybrid heat rate forecasting model using optimized LSSVM based on improved GSA [J]. Neural Processing Letters, 2017, 45(1):299-318.
- [11] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016(95):51-67.
- [12] WANG Y G, ZHU G P, KWONG S, et al. A study on the security levels of spread-spectrum embedding schemes in the WOA framework [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, DOI:10.1109/TCYB.2017.2735989.
- [13] 刘宝生,邓三鹏,雷敬. 基于参数优化 VMD 和模糊熵的自动机故障诊断方法[J]. 机械设计与研究, 2022, 38(2):93-96,113.
- LIU B SH, DENG S P, LEI J. Fault diagnosis method of automatic machine based on parameter optimization VMD and fuzzy entropy[J]. Mechanical Design and Research, 2022, 38(2):93-96,113.
- [14] CAO Y, CAI L, WANG J, et al. Characterization of complexity in the electroencephalograph activity of Alzheimer's disease based on fuzzy entropy [J]. Chaos An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, 2015, 25(8):1690.
- [15] 于本成,丁世飞. 基于改进 EMD 算法的熵性能研究[J]. 郑州大学学报(理学版), 2018, 50(4):39-44.
- YU B CH, DING SH F. Entropy based on improved EMD algorithm Energy Research [J]. Journal of Zhengzhou University (Science Edition), 2018, 50(4):39-44.
- [16] 罗彬坤,刘利民,刘璟麒,等. 噪声调制类有源干扰信号识别技术研究[J]. 雷达科学与技术, 2019, 17(6):597-602.
- LUO B SH, LIU L M, LIU J Q, et al. Research on active jamming signal recognition based on noise modulation [J]. Radar Science and Technology, 2019, 17(6):597-602.
- [17] 翟永杰,杨旭. 基于 ICEEMDAN-ICA 的焊缝信号去噪算法[J]. 热加工工艺, 2022, 51(1):96-102,106.
- ZHAI Y J, YANG X. De-noising algorithm of weld signal based on ICEEMDAN-ICA [J]. Hot Working Technology, 2022, 51(1):96-102,106.
- [18] ZHAO D, XING H Y, WANG H F, et al. Sea-surface small target detection based on four features extracted by FAST algorithm [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11.
- [19] OUYANG M S, SHEN P C. Prediction of remaining useful life of lithium batteries based on WOA-VMD and LSTM[J]. Energies, 2022, 15(23):8918.
- [20] 唐贵基,王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5):73-81.
- TANG G J, WANG X L. Application of parameter optimization variational mode decomposition method in early fault diagnosis of rolling bearings [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5):73-81.
- [21] PENG K, GUO H, SHANG X. EEMD and multiscale PCA-based signal denoising method and its application to seismic P-phase arrival picking [J]. Sensors, 2021, 21(16):5271.

作者简介



周星, 2022 年于南京信息工程大学获得学士学位, 现为南京信息工程大学研究生, 主要研究方向为微弱信号检测。

E-mail: 2289618964@qq.com

Zhou Xing received her B. Sc. degree from Nanjing University of Information Science & Technology in 2022. Now she is a M. Sc. candidate at Nanjing University of Information Science & Technology. Her main research interest includes weak signal detection.



行鸿彦(通信作者), 1983 年于太原理工大学获得学士学位, 1990 年于吉林大学获得硕士学位, 2003 年于西安交通大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为气象仪器设计与计量、信号检测与处理等。

E-mail: xinghy@nuist.edu.cn

Xing Hongyan (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 1983, M. Sc. degree from Jilin University in 1990 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2003. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interests include design and metering of meteorological instruments, and signal detection and processing etc.



叶如, 2022 年于南京信息工程大学获得学士学位, 现为南京信息工程大学研究生, 主要研究方向为微弱信号检测。

Ye Ru received her B. Sc. degree from Nanjing University of Information Science & Technology in 2022. Now she is a M. Sc.

candidate at Nanjing University of Information Science & Technology. Her main research interest includes weak signal detection.



赵迪, 2021 年于南京信息工程大学获得学士学位, 现为南京信息工程大学研究生, 主要研究方向为微弱信号检测。

Zhao Di received his B. Sc. degree from Nanjing University of Information Science & Technology in 2021. Now he is a M. Sc.

candidate at Nanjing University of Information Science & Technology. His main research interest includes weak signal detection.